



ΕΘΝΙΚΟ ΚΑΙ ΚΑΠΟΔΙΣΤΡΙΑΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ

ΣΧΟΛΗ ΘΕΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ

ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ

ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

**Μοντελοποίηση και Αρχιτεκτονική Συστημάτων Κινητού
Υπολογισμού**

ΧΡΗΣΤΟΣ Β. ΑΝΑΓΝΩΣΤΟΠΟΥΛΟΣ

ΑΘΗΝΑ

ΙΟΥΛΙΟΣ 2008

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

Μοντελοποίηση και Αρχιτεκτονική Συστημάτων Κινητού Υπολογισμού

Χρήστος Β. Αναγνωστόπουλος

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ:

Ευστάθιος Χατζηευθυμιάδης, Επίκουρος Καθηγητής ΕΚΠΑ

ΤΡΙΜΕΛΗΣ ΣΥΜΒΟΥΛΕΥΤΙΚΗ ΕΠΙΤΡΟΠΗ:

Ευστάθιος Χατζηευθυμιάδης, Επίκουρος Καθηγητής ΕΚΠΑ

Λάζαρος Μεράκος, Καθηγητής ΕΚΠΑ

Αφροδίτη Τσαλγατίδου, Επίκουρη Καθηγήτρια ΕΚΠΑ

ΕΠΤΑΜΕΛΗΣ ΕΞΕΤΑΣΤΙΚΗ ΕΠΙΤΡΟΠΗ:

Λάζαρος Μεράκος
Καθηγητής ΕΚΠΑ

Ιωάννης Ιωαννίδης
Καθηγητής ΕΚΠΑ

Ιωάννης Σταυρακάκης
Καθηγητής ΕΚΠΑ

Γεώργιος Ξυλωμένος
Επίκουρος Καθηγητής ΟΠΑ

Αφροδίτη Τσαλγατίδου
Επίκουρη Καθηγήτρια ΕΚΠΑ

Εμμανουήλ Κουμπάρκης
Αναπληρωτής Καθηγητής ΕΚΠΑ

Ευστάθιος Χατζηευθυμιάδης
Επίκουρος Καθηγητής ΕΚΠΑ

Ημερομηνία Εξέτασης 02/07/2008

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Τα συστήματα Διάχυτου Υπολογισμού καλούνται να διαχειριστούν την πληροφορία πλαισίου (context) που χαρακτηρίζει την περιρρέουσα κατάσταση των επενεργουσών οντοτήτων (π.χ., χρήστες, φορητοί υπολογιστές). Οι επιστημονικοί τομείς που εμπλέκονται ποικίλουν ανάλογα με τη σκοπιά από την οποία μελετώνται τα ζητήματα που ανακύπτουν. Στην παρούσα Διατριβή εξετάζονται θέματα που αφορούν τον τρόπο προσαρμογής των συστημάτων Διάχυτου Υπολογισμού στη συμπεριφορά των οντοτήτων αυτών βάσει της κατάστασής τους, καθώς και την ικανότητά τους να λαμβάνουν αυτόνομα αποφάσεις ελαχιστοποιώντας τη συμβολή, διαμεσολάβηση και παρέμβαση των οντοτήτων. Συγκεκριμένα, έμφαση δίνεται σε μοντέλα αναπαράστασης και διαχείρισης πλαισίου καθώς και σε αλγοριθμικά θέματα διάχυσης πλαισίου που συνεπικουρούν την έννοια της Επίγνωσης Πλαισίου. Τα προβλήματα που μελετήθηκαν αποτελούν η αναπαράσταση, η ανακάλυψη, η ερμηνεία και ο συμπερασμός πλαισίου καθώς και η ικανότητα ενός συστήματος επίγνωσης πλαισίου να συλλογίζεται και να προσαρμόζεται βάσει της περιρρέουσας κατάστασης προκειμένου να προβαίνει σε (προ)καθορισμένες ενέργειες. Με τη βοήθεια σχημάτων προσεγγιστικού συμπερασμού γνώσης (Θεωρία Ασαφών Συνόλων), βιο-μιμητικών αλγορίθμων διάχυσης πληροφορίας (Επιδημικοί Αλγόριθμοι) και κατάλληλων αλγορίθμων που προτάθηκαν κατέστη δυνατό να μοντελοποιηθούν τα εξεταζόμενα προβλήματα. Συνεπώς, αναδείχθηκαν ξεκάθαρα τα ζητήματα σημασιολογικής επαύξησης του πλαισίου, σύντηξης και ανάκτησης ελλιπούς πλαισίου, προσαρμοστικότητας καταστάσεων, βιο-μιμητικής συνεργατικής συμπεριφοράς οντοτήτων και ανακάλυψης πλαισίου σε κατανεμημένα περιβάλλοντα.

ΘΕΜΑΤΙΚΗ ΠΕΡΙΟΧΗ: Διάχυτος Υπολογισμός

ΛΕΞΕΙΣ ΚΛΕΙΔΙΑ: Κινητός Υπολογισμός, Επίγνωση Πληροφορίας Πλαισίου, Προσεγγιστικός Συμπερασμός, Επιδημικοί Αλγόριθμοι

ABSTRACT

A Pervasive Computing system has to deal with the contextual information (context), which characterizes the current situation of the involved entities (e.g., users, mobile devices). There are different scientific fields studying the various problems that may arise, depending on the aspect from which they are observed. This thesis studies issues related to the capability of a pervasive system on adapting its behavior to the involved entities' context / situation. Specifically, the interaction between the user and such system has to be less intruding as long as the latter recognizes the current user situation and adapts its functions accordingly. Hence, the human intervention is kept to a minimum since such system is designed to bother the user as little as possible. The thesis focuses on context knowledge representation and management as well as on algorithmic issues related to contextual information dissemination. Such issues comprise the concept of Context Awareness. Problems that have been studied include context representation, interpretation, sensing, discovery and inference along with the capacity of a system to reason about context and perform certain (pre)defined tasks in advance. Through approximate reasoning (Fuzzy Sets Theory), bio-mimetic dissemination algorithms (Epidemical Spreading) and the appropriate derived algorithms the aforementioned problems have been modeled and studied. Consequently, in this thesis, the semantic enhancement of context, context fusion / inference, context adaptation, collaborative context awareness and context discovery issues have been clearly shown.

SUBJECT AREA: Pervasive Computing

KEYWORDS: Mobile Computing, Context-Awareness, Approximate Reasoning, Epidemical Algorithms

στη Στέλλα

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

ΠΡΟΛΟΓΟΣ	9
1 ΒΑΣΙΚΕΣ ΕΝΝΟΙΕΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΠΛΑΙΣΙΟΥ	11
1.1. Πληροφορία Πλαισίου	11
1.2. Επίγνωση Πληροφορίας Πλαισίου.....	13
1.3. Θέματα Επίγνωσης Πληροφορίας Πλαισίου.....	16
1.4. Θέματα Μοντελοποίησης Πληροφορίας Πλαισίου.....	20
1.4.1 Θεωρητική Μοντελοποίηση Πλαισίου.....	22
1.4.2 Εννοιολογική Μοντελοποίηση Πλαισίου.....	24
1.5. Έρευνα στην Επίγνωση Πληροφορίας Πλαισίου.....	25
1.5.1 Ερευνητικά Πεδία Επίγνωσης Πληροφορίας Πλαισίου.....	27
1.6. Συνεισφορά Διδακτορικής Διατριβής	30
2 ΠΡΟΗΓΜΕΝΗ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΠΛΑΙΣΙΟΥ ΒΑΣΕΙ ΣΗΜΑΣΙΟΛΟΓΙΑΣ .34	34
2.1. Εισαγωγή.....	34
2.1.1 Εμπλουτισμός Συμπερασμού Πλαισίου	36
2.2. Αναπαράσταση Πλαισίου.....	37
2.2.1 Ασαφής Μοντελοποίηση Πληροφορίας Πλαισίου.....	37
2.2.2 Ιεραρχική Μοντελοποίηση Πληροφορίας Πλαισίου.....	39
2.3. Ταξινόμηση Πληροφορίας Πλαισίου	40
2.3.1 Ασαφές Σύστημα Προσδιορισμού	42
2.3.2 Νευρο-Ασαφές Σύστημα Ταξινόμησης.....	43
2.4. Μεθοδολογία.....	44
2.4.1 Βαθμός Εμβύθισης	45
2.4.2 Βαθμός Μη-εμβύθισης.....	51
2.4.2.1 Ενσωματώνοντας την Ανακρίβεια.....	53
2.5. Προηγμένος Συμπερασμός Πλαισίου.....	55
2.5.1 Αναλογία Πλαισίου	56
2.5.2 Μερεολογικός Συμπερασμός Πλαισίου	58
2.5.3 Συμπερασμός Αμοιβαίου Αποκλειόμενου Πλαισίου	59
2.5.4 Αποτέλεσμα Προηγμένου Συμπερασμού Πλαισίου.....	63
2.6. Πειραματικά Αποτελέσματα	63
2.6.1 Αρχικοποίηση Πειράματος.....	63
2.6.2 Ποιοτική Εκτίμηση Απόδοσης Μεθοδολογίας	65
2.6.2.1 Συμπερασμός Γενίκευσης	69
2.6.2.2 Μερεολογικός Συμπερασμός	71
2.6.2.3 Συμπερασμός Αμοιβαίου Αποκλεισμού	72
2.6.3 Ποσοτική Εκτίμηση Απόδοσης Μεθοδολογίας	74
2.7. Συμπεράσματα.....	81
3 ΣΥΝΤΗΞΗ ΚΑΙ ΑΝΑΚΤΗΣΗ ΕΛΛΙΠΟΥΣ ΠΛΑΙΣΙΟΥ ΒΑΣΕΙ	83
ΑΞΙΟΠΙΣΤΙΑΣ ΠΗΓΗΣ.....	83
3.1. Αξιοπιστία και Εμπιστοσύνη Πηγών Πληροφορίας Πλαισίου	83
3.2. Πιθανο-θεωρητική Σύντηξη Πλαισίου Βασισμένη στην Αξιοπιστία Πηγών	84
3.3. Επίδοση Πιθανο-θεωρητικής Σύντηξης βάσει Αξιοπιστίας Πηγών.....	89
3.4. Υπολογισμός Ελλιπούς Πληροφορίας Πλαισίου	92
3.4.1 Μηχανισμός Ανάκτησης Ελλιπούς Πληροφορίας Πλαισίου	95
3.4.2 Πείραμα Ανάκτησης Ελλιπούς Πληροφορίας Πλαισίου	99
3.5. Συμπεράσματα.....	101
4 ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ ΣΗΜΑΣΙΟΛΟΓΙΚΗΣ ΟΜΟΙΟΤΗΤΑΣ ΠΛΑΙΣΙΟΥ	103
4.1. Υπολογισμός Ισχυριζόμενης Ομοιότητας.....	103
4.1.1 Υπολογισμός Ισχυριζόμενης Ταξινομικής Ομοιότητας.....	105

4.1.2	Υπολογισμός Ισχυριζόμενης Ταξινομικής Ομοιότητας Βάσει Disjoint Αξιώματος	110
4.2.	Υπολογισμός Ισχυριζόμενης Σχεσιακής Ομοιότητας	112
4.3.	Υπολογισμός Αναλογίας Βάσει Περιορισμών	114
4.4.	Υπολογισμός Συνάφειας	116
4.5.	Ενδο-Ταξινομικός Συλλογισμός	117
4.6.	Εκτίμηση Απόδοσης Μετρικής Ομοιότητας	120
4.7.	Συμπεράσματα	123
5	ΣΥΣΤΗΜΑ ΕΠΙΓΝΩΣΗΣ ΠΛΑΙΣΙΟΥ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗΣ	124
5.1.	Εισαγωγή	124
5.2.	Πρόβλημα Ταξινόμησης Κατάστασης	124
5.3.	Κανόνες Ταξινόμησης Κατάστασης	126
5.4.	Αρχιτεκτονική Ταξινόμησης Κατάστασης	129
5.5.	Αναπαράσταση Κατάστασης Πληροφορίας Πλαισίου	130
5.5.1	Συνιστώσες Οντολογίας Καταστάσεων	133
5.5.2	Σχέσης Συμβατότητας Καταστάσεων	134
5.6.	Ομοιότητα καταστάσεων πληροφορίας πλαισίου	135
5.7.	Συλλογισμός βάσει Καταστάσεων	137
5.7.1	Υπολογισμός Όμοιων Καταστάσεων	139
5.7.2	Υπολογισμός Συμβατών Καταστάσεων	140
5.8.	Βαθμοί Αβεβαιότητας στην Επίγνωση Καταστάσεων	142
5.8.1	Βαθμός Εμβύθισης Κατάστασης του Χρήστη	142
5.8.2	Βαθμός Διεισδυτικότητας του Συστήματος	142
5.9.	Λήψη Αποφάσεων στην Επίγνωση Καταστάσεων	147
5.9.1	Λήψη Αποφάσεων με βάση τη Δυναδική Λογική	147
5.9.2	Λήψη Αποφάσεων με βάση την Ασαφή Λογική	149
5.9.2.1	Ασαφής Βάση Γνώσης	151
5.9.2.2	Εκμάθηση Κατωφλίων Απόφασης	153
5.10.	Εκτίμηση Απόδοσης Συστήματος Επίγνωσης Καταστάσεων	155
5.10.1	Αξιολόγηση Επίδοσης	156
5.10.1.1	Υπολογισμός Μετρικής Ομοιότητας	156
5.10.1.2	Υπολογιστική Επίδοση Χρόνου	159
5.10.2	Επίδοση Συστήματος στην Διεισδυτική Συμπεριφορά	161
5.10.2.1	Επίδοση συστήματος στην λήψη αποφάσεων	162
5.10.2.2	Επίδοση συστήματος στην διεισδυτική συμπεριφορά	166
5.11.	Συμπεράσματα	171
6	ΒΙΟ-ΜΙΜΗΤΙΚΗ ΣΥΝΕΡΓΑΤΙΚΗ ΕΠΙΓΝΩΣΗ ΠΛΑΙΣΙΟΥ	173
6.1.	Εισαγωγή	173
6.2.	Σημασιολογική και Πολύ-επιδημική Διάδοση Πληροφορίας Πλαισίου	178
6.2.1	Πολύ-επιδημικό Μοντέλο	179
6.3.	Αναπαράσταση και Συλλογισμός Πληροφορίας Πλαισίου στο SaIS Μοντέλο	181
6.3.1	Αναπαράσταση Πληροφορίας Πλαισίου στο SaIS Μοντέλο	182
6.3.2	Συλλογισμός Πληροφορίας Πλαισίου στο SaIS Μοντέλο	184
6.4.	Ανάλυση	186
6.4.1	Σημασιολογία	186
6.4.2	Το Χώρο-Χρονικό SaIS Μοντέλο	188
6.5.	Συμπεριφορά Ανάλυσης Μοντέλου και Προσομοίωσης	197
6.5.1	Πολύ-Επιδημική Εξάπλωση	200
6.5.2	Πολύ-Επιδημική Εξασθένηση	202
6.6.	Συμπεράσματα	206
7	ΚΙΝΗΤΙΚΟΤΗΤΑ ΣΤΗΝ ΣΥΝΕΡΓΑΤΙΚΗ ΕΠΙΓΝΩΣΗ ΠΛΑΙΣΙΟΥ	208
7.1.	Εισαγωγή	208

7.2.	Συνεργατική Επίγνωση Πλαισίου βάσει Κινητικότητας των Κόμβων	210
7.3.	Πολύ-επιδημικές Πιθανότητες	212
7.3.1	Η Στατική (Μη-Κίνηση) Περίπτωση	213
7.3.2	Η Περίπτωση της Κίνησης	218
7.4.	Αποτελέσματα Ανάλυσης και Προσομοίωσης	220
7.5.	Συμπεράσματα.....	225
8	ΑΝΑΚΑΛΥΨΗ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΠΛΑΙΣΙΟΥ	227
8.1.	Εισαγωγή.....	227
8.2.	Μηχανισμός Ανακάλυψης Πλαισίου	230
8.2.1	Το Πρόβλημα Ανακάλυψης Πλαισίου	230
8.3.	Πρότυπη Συμπεριφορά στην Ανακάλυψη Πλαισίου	232
8.3.1	Περίπτωση Απαρχαιωμένου Πλαισίου	236
8.3.2	Περίπτωση Φρέσκου Πλαισίου.....	239
8.3.3	Συνεργατική Ανακάλυψης Πλαισίου	240
8.4.	Μελέτη Επιδόσεων στην Ανακάλυψη Πλαισίου	242
8.5.	Συμπεράσματα.....	253
9	ΣΧΕΤΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ	254
9.1.	Εισαγωγή.....	254
9.2.	Σχετική Έρευνα στις Εφαρμογές Πληροφορίας Πλαισίου	254
9.3.	Σχετική Έρευνα στη Σύντηξη Πληροφορίας Πλαισίου	255
9.4.	Σχετική Έρευνα στη Σημασιολογική Ομοιότητα Πλαισίου.....	255
9.5.	Σχετική Έρευνα στην Ταξινόμηση Πλαισίου	256
9.6.	Σχετική Έρευνα στα Συστήματα Επίγνωσης Καταστάσεων.....	259
9.7.	Σχετική Έρευνα στην Συνεργατική Επίγνωση Πλαισίου.....	260
10	ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΚΑΤΕΥΘΥΝΣΕΙΣ	263
10.1.	Συμπεράσματα.....	263
10.1.1	Συμπεράσματα από την Αναπαράσταση Πλαισίου.....	264
10.1.2	Συμπεράσματα από την Επίγνωση Πλαισίου.....	265
10.1.3	Συμπεράσματα από την Συνεργατική Επίγνωση και Ανακάλυψη Πλαισίου.....	266
10.2.	Μελλοντικές Κατευθύνσεις.....	268
11	ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ	271
11.1.	Ασαφής Λογική.....	271
11.2.	Οντολογική Αναπαράσταση Γνώσης.....	275
11.2.1	Περιγραφική Λογική.....	276
11.2.2	Μερεολογικός Συλλογισμός βάσει Περιγραφικής Λογικής.....	278
ΑΝΑΦΟΡΕΣ	281

ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Η παρούσα διδακτορική Διατριβή εκπονήθηκε στο Τμήμα Πληροφορικής και Τηλεπικοινωνιών του Εθνικού και Καποδιστριακού Πανεπιστημίου Αθηνών και μελετά την Επίγνωση Πλαισίου σε συστήματα Κινητού και Διάχυτου Υπολογισμού.

Στα πλαίσια της παρούσας Διατριβής μελετώνται διάφορα προβλήματα αναπαράστασης και διαχείρισης πληροφορίας πλαισίου. Συγκεκριμένα, εξετάζονται θέματα που αφορούν τον τρόπο προσαρμογής των συστημάτων Διάχυτου Υπολογισμού στη συμπεριφορά οντοτήτων βάσει της κατάστασής τους, καθώς και την ικανότητά τους να λαμβάνουν αυτόνομα αποφάσεις ελαχιστοποιώντας τη συμβολή, διαμεσολάβηση και παρέμβαση των οντοτήτων. Τα προβλήματα που μελετήθηκαν αποτελούν η αναπαράσταση, η ανακάλυψη, η ερμηνεία και ο συμπερασμός πλαισίου καθώς και η ικανότητα ενός συστήματος επίγνωσης πλαισίου να συλλογίζεται και να προσαρμόζεται βάσει της περιρρέουσας κατάστασης προκειμένου να προβαίνει σε (προ)καθορισμένες ενέργειες. Με τη βοήθεια σχημάτων προσεγγιστικού συμπερασμού γνώσης (Θεωρία Ασαφών Συνόλων), βιο-μιμητικών αλγορίθμων διάχυσης πληροφορίας (Επιδημικοί Αλγόριθμοι) και κατάλληλων αλγορίθμων που προτάθηκαν κατέστη δυνατό να μοντελοποιηθούν τα εξεταζόμενα προβλήματα.

Ολοκληρώνοντας την εκπόνησή της διδακτορικής μου διατριβής, νιώθω την ανάγκη να ευχαριστήσω εκείνους τους ανθρώπους, οι οποίοι συνέβαλαν στην ολοκλήρωσή της. Πρωτίστως, ευχαριστώ θερμά τους καθηγητές της τριμελούς επιτροπής μου, Επίκουρο Καθηγητή Ευστάθιο Χατζηευθυμιάδη, Καθηγητή Λάζαρο Μεράκο και την Επίκουρη Καθηγήτρια Αφροδίτη Τσαλαγατίδου για την υποστήριξη και τις συμβουλές που μου παρείχαν.

Ιδιαίτερα, ευχαριστώ θερμά τον Επίκουρο Καθηγητή Ευστάθιο Χατζηευθυμιάδη, ο οποίος με την κριτική σκέψη και το ήθος του υπήρξε για μένα πηγή παραδειγματισμού καθώς μου παρείχε συνεχή στήριξη σε όλα τα επίπεδα καθ' όλη τη διάρκεια της εργασίας. Η αυστηρότητα, η επιμονή και ο ζήλος που τον διακρίνουν συνέβαλλαν τα μέγιστα στη διαρκή αναζήτηση νέων ιδεών για τα θέματα που διεξοδικά εξετάστηκαν και για ακόμη περισσότερα νέα θέματα που μελετάω. Οι συχνές δε συζητήσεις μαζί του υπήρξαν πηγή έμπνευσης κι αφετηρίας για καινοτόμες ιδέες.

Κατά την διάρκεια της εκπόνησης της διδακτορικής μου διατριβής, ήμουν μέλος της ερευνητικής ομάδας του Διάχυτου Υπολογισμού. Ως μέλος της ομάδας αυτής, είχα την

ευκαιρία να συζητήσω επιστημονικά ή μη θέματα με ανθρώπους, οι οποίοι ήταν πάντα πρόθυμοι να με συμβουλέψουν και να με βοηθήσουν. Η συνεργασία μαζί τους υπήρξε άριστη και επικοινωνιακή και ευχαριστώ όλους για αυτό. Ιδιαίτερα ένα μεγάλο ευχαριστώ στους: Ευάγγελο Ζέρβα (Καθηγητή ΤΕΙ Αθηνών), Θοδωρή Αναγνωστόπουλο (αδερφός μου), Γιώργο Νταρλαδήμα, Βασίλη Τσέτσο, Γιώργο Αλυφαντή, Οδυσσέα Σέκκα, Λεωνίδα Καζατζόπουλο, και Αντώνη Παπαδημητρίου.

Τέλος, ευχαριστώ τους γονείς μου, των οποίων η συμβολή σε όλα τα επίπεδα, αυτά τα χρόνια, ήταν αμέριστη και καθοριστική για μένα.

1 ΒΑΣΙΚΕΣ ΕΝΝΟΙΕΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΠΛΑΙΣΙΟΥ

1.1. Πληροφορία Πλαισίου

Η ετοιμολογία της λέξης «πλαίσιο», στην Αγγλική γλώσσα με τη λέξη «context», αναφέρεται σε μια «κατάσταση όπου διάφορα συμβάντα λαμβάνουν χώρα». Η έννοια αυτή σχετίζεται με την τρέχουσα / περιρρέουσα κατάσταση που γίνεται αντιληπτή από τον άνθρωπο λόγω των παρατηρούμενων συμβάντων. Επίσης, η λέξη context προέρχεται από τη Λατινική λέξη «contextus» που σημαίνει σύνθεση–ενοποίηση συμβάντων. Συνεπώς, η σύνθεση παρατηρούμενων συμβάντων αποτελεί την έννοια του πλαισίου κατάστασης.

Στην επιστήμη της Πληροφορικής διεξάγεται τεράστια έρευνα γύρω από την έννοια της «πληροφορίας πλαισίου» (contextual information) και το κατά πόσο μπορεί να αξιοποιηθεί στην ανάπτυξη «εφαρμογών κινητού υπολογισμού» (mobile application) και στα δίκτυα του άμεσου μέλλοντος γενικότερα. Συγκεκριμένα, στην Πληροφορική, η έννοια πληροφορία πλαισίου είναι ισοδύναμη με την έννοια πλαίσιο, εφόσον παρουσιάζει ενδιαφέρον η πληροφορία που περιγράφει την περιρρέουσα κατάσταση. Παράλληλα εμφανίζεται και η ανάγκη για τον κατάλληλο προσδιορισμό του πλαισίου σε συσχέτιση με τις ανάγκες κάθε εφαρμογής.

Ως πληροφορία πλαισίου ορίζεται «οποιαδήποτε πληροφορία μπορεί να περιγράψει την κατάσταση μιας οντότητας. Οντότητα μπορεί να αποτελεί μια συσκευή, μια εφαρμογή, ή και ένας άνθρωπος» [1].

Το πλαίσιο είναι ουσιαστικά ό,τι μας περιβάλλει και ο όρος αυτός χρησιμοποιείται κυρίως σε σχέση με το φυσικό κόσμο που περιβάλλει μια κινητή συσκευή, μια εφαρμογή ή ένα ολόκληρο σύστημα. Η έννοια του πλαισίου αρχικά βασιζόταν σε τρία θέματα: που βρίσκεται ο χρήστης, ποιοι είναι οι γύρω του χρήστες και ποιές είναι οι γειτονικές πηγές πληροφορίας του και αντικείμενα. Αν και η πληροφορία θέσης είναι βασικό συστατικό για την περιγραφή της περιρρέουσας κατάστασης του χρήστη, δεν μπορεί όμως να εντοπίσει τυχόν αλλαγές του περιβάλλοντος του χρήστη ή δυναμικές ανακατατάξεις των γειτονικών αντικειμένων του χρήστη. Έτσι η έννοια του πλαισίου επεκτείνεται σε μια πιο γενική θεώρηση της πληροφορίας που μπορεί να περιγράψει την κατάσταση του χρήστη συμπεριλαμβανομένου εκτός της πληροφορίας θέσης και πληροφορία όπως, για παράδειγμα, επίπεδο φωτεινότητας, επίπεδο θορύβου, διαθεσιμότητα πρόσβασης σε δίκτυο και κοινωνικά γεγονότα.

Παρόλα αυτά, διάφορα είδη πλαισίου όπως, για παράδειγμα, οι «δραστηριότητες του χρήστη» (activity context), το «πλαίσιο ενός συστήματος» με τα οποίο αλληλεπιδρά ο χρήστης (system context), το «τηλεπικοινωνιακό πλαίσιο» (network context), μπορούν να προσδιορισθούν. Ένα ποσοστό αοριστίας υπεισέρχεται όταν ο όρος πλαίσιο χρησιμοποιείται σε διαφορετικά επίπεδα αφαίρεσης και ειδών πλαισίου. Για παράδειγμα το πλαίσιο μπορεί να αναφέρεται:

- στην πραγματική κατάσταση του γύρω κόσμου που περιβάλλει μια συσκευή / σύστημα, ή,
- σε μια οπτική γωνία από την οποία αντιλαμβανόμαστε - ή προσδιορίζουμε - μια κατάσταση, ή,
- σε ένα συγκεκριμένο στιγμιότυπο κάποιας παραμέτρου, όπως μια τοποθεσία.

Η ανάγκη για εκμετάλλευση της πληροφορίας πλαισίου στις κινητές συσκευές αποκτά ολοένα και αυξανόμενο ενδιαφέρον από διάφορα ερευνητικά πεδία, όπως Κινητού Υπολογισμού (Mobile Computing), Φορητής Υπολογιστικής Ικανότητας (Wearable Computing), Επαυξημένης Πραγματικότητας (Augmented Reality), Πανταχού-παρόντα Υπολογισμού (Ubiquitous Computing) ή Διάχυτου Υπολογισμού (Pervasive Computing) και Επικοινωνίας Ανθρώπου-Μηχανής (Human-Computer Interaction).

Συγκεκριμένα, η έννοια του Διάχυτου Υπολογισμού [2] αναφέρεται σε μια πιο γενική κλάση συστημάτων Κινητού Υπολογισμού που είναι ικανά να εντοπίσουν και να προσδιορίσουν το πλαίσιο των οντοτήτων που επενεργούν στο σύστημα προκειμένου να προσαρμοστούν στην συμπεριφορά αυτών των οντοτήτων κατάλληλα. Η έννοια του Διάχυτου Υπολογισμού πήγασε από την ερευνητική ομάδα της Xerox PARC [3] στις αρχές του '90. Η έννοια αυτή πρώτο ορίστηκε από τους Schilit και Theimer στη δημοσίευσή τους [4] το 1994. Στην δημοσίευση αυτή περιγράφουν την νέα κλάση Κινητού Υπολογισμού κατά την οποία:

«χρήστες αλληλεπιδρούν με πολλά διαφορετικά κινητά (ή σταθερά) τερματικά τα οποία είναι ικανά να προσαρμόζονται βάσει της τρέχουσας κατάστασής των χρηστών, βάσει της πληροφορίας που συλλέγουν από γειτονικούς χρήστες και γειτονικά αντικείμενα και βάσει των αλλαγών που εμφανίζονται σε αυτά τα αντικείμενα σε συγκεκριμένη χρονική διάρκεια».

Το πλαίσιο είναι χρήσιμο σε διαφορετικά επίπεδα επεξεργασίας και αξιοποίησης μέσα σε ένα σύστημα. Σε μεγάλα κατανεμημένα συστήματα μπορεί να αξιοποιηθεί στη διαχείριση ενέργειας και πόρων. Σε μια κινητή εφαρμογή μπορεί να αξιοποιηθεί για προσαρμοστικότητα και αυτονομία αποφάσεων σε διάφορες συνθήκες και απαιτήσεις

του χρήστη. Στο επίπεδο δε της αλληλεπίδρασης του συστήματος με τον άνθρωπο μπορεί να διευκολύνει την εξέλιξη προς περισσότερο διαφανείς και όσο το δυνατόν φυσικές διαδικασίες.

1.2. Επίγνωση Πληροφορίας Πλαισίου

Η ευκολίες που μπορούν να παρασχεθούν σε ένα σύστημα όταν αυτό έχει πλήρη «επίγνωση» του τι συμβαίνει γύρω του είναι τεράστιες. Η πληροφορία που το επηρεάζει είναι αχανής και εκτείνεται από χωρικές και χρονικές παραμέτρους ως και παράγοντες που δεν είναι πάντα τόσο προφανείς αλλά μπορεί να αποδειχθούν κρίσιμοι. Αν ένα σύστημα μπορέσει να φτάσει στο σημείο να «προσαρμόζεται» κάθε φορά στο περιβάλλον του κι ακόμη στους ίδιους του τους χρήστες με αξιοπιστία και προνοητικότητα, τότε θα μπορούμε να μιλάμε για ένα πραγματικά εύχρηστο, χρήσιμο, κατά το δυνατόν διαθέσιμο και ανθρωποκεντρικό προϊόν τεχνολογίας.

Μέγιστη σημασία, λοιπόν, δίνεται στην έννοια της «επίγνωσης του πλαισίου» (context awareness). Η επίγνωση πλαισίου μπορεί να οριστεί ως:

«η ικανότητα ενός συστήματος να ανακαλύπτει, να διερμηνεύει, να συμπεραίνει, να αξιοποιεί και να συλλογίζεται βάσει της περιρρέουσας πληροφορίας ώστε να λαμβάνει αποφάσεις, να προβαίνει σε προκαθορισμένες ενέργειες και να προσαρμόζεται σε διάφορες καταστάσεις» [5].

Με μια προσεκτική και δομημένη εισαγωγή της «επίγνωσης πλαισίου» στην υπολογιστική ικανότητα που διέπει την καθημερινότητά μας, πολλές δραστηριότητες μπορούν να γίνουν πολύ πιο απλές και αποδοτικές με ελάχιστη συμβολή και διαμεσολάβηση του χρήστη. Η δυνατότητα για επικοινωνία μπορεί όχι μόνο να διευκολυνθεί αλλά και να ενσωματωθεί με φυσικό τρόπο στη ζωή μας. Αυτά τα δύο δένονται με συνεχή και διάφανο τρόπο έχοντας ως συνδετικό κρίκο το πλαίσιο, την αναπαράστασή του, την επίγνωσή του, τον συμπερασμό του, την προσαρμογή του στις καταστάσεις του χρήστη / δικτύου καθώς και την έγκαιρη πρόβλεψη του.

Ο όρος «υπολογιστική ικανότητα με επίγνωση του πλαισίου» (context-aware computing) είναι περισσότερο οικείος στο επιστημονικό πεδίο των «διδασκτικά / προνοητικά» δικτύων και συστημάτων, όπου το πλαίσιο θεωρείται κρίσιμο για τη προσπάθεια παροχής αξιόπιστων υπηρεσιών που θα είναι συνυφασμένες με την ανθρώπινη δραστηριότητα. Ένας πρωταρχικός στόχος είναι η πρόσληψη και εκμετάλλευση της πληροφορίας που σχετίζεται με το πλαίσιο μιας συσκευής έτσι ώστε να παρέχονται υπηρεσίες κατάλληλες σε συγκεκριμένους χρήστες, καταστάσεις και γεγονότα. Η πληροφορία αυτή είναι αξιοποιήσιμη μόνο όταν μπορεί να ερμηνευθεί με

χρήσιμο τρόπο. Επομένως, η πληθώρα πληροφορίας δεν είναι εκ των προτέρων πάντα επιθυμητή, μάλλον το αντίθετο.

Η επίγνωση πλαισίου ακούγεται άψογη στη θεωρία και είναι αντικείμενο επιστημονικής έρευνας το πώς θα μπορέσει να ενσωματωθεί πραγματικά σε μια «Εφαρμογή Επίγνωσης Πλαισίου» -ΕΕΠ- (context-aware application). Σημαντικά είναι, για παράδειγμα, τα προβλήματα που σχετίζονται με την αλληλεπίδραση ανθρώπου και υπολογιστή. Μέσω του πλαισίου, η σχέση άνθρωπος-υπολογιστής ορίζεται σχεδόν εκ νέου. Πώς θα μπορούσε ο χρήστης να αισθάνεται ασφαλής και ικανοποιημένος απέναντι στο τρέχον σύστημά του ενώ ταυτόχρονα το τελευταίο να παίρνει όσο το δυνατόν περισσότερες και όσο το δυνατόν πιο πρώιμες αποφάσεις;

Ας δούμε ένα απλό παράδειγμα όπου μια ποικιλία τεχνολογιών αναζήτησης και επεξεργασίας πληροφορίας θα μπορούσαν να αξιοποιηθούν για να υποβοηθήσουν τη δραστηριότητα χρηστών που έχουν ανάγκη από «υπηρεσίες βασισμένες στην θέση» και την κίνησή τους (location-based services). Ας φανταστούμε μία κινητή συσκευή που επιτρέπει στον χρήστη της να κινείται σε ένα συνεδριακό χώρο από αίθουσα σε αίθουσα, να έχει πρόσβαση στις πληροφορίες που σχετίζονται άμεσα με το σημείο στο οποίο βρίσκεται (π.χ., θέμα συζήτησης, ροή παρουσιάσεων), να κρατά ιστορικό της διαδρομής και των σημείων όπου ο χρήστης έδειξε το μεγαλύτερο ενδιαφέρον (επειδή ίσως στάθηκε εκεί για περισσότερο χρόνο) και να τον ενημερώνει για τη δραστηριότητα των συναδέλφων του (τοποθεσία τους, τι θεώρησαν εκείνοι ενδιαφέρον και στάθηκαν να παρατηρήσουν). Γίνεται εύκολα αντιληπτό, λοιπόν, ότι η επίγνωση πλαισίου είναι ένα ιδιαίτερα ευρύ θέμα και γι' αυτό έχει και ευρύ φάσμα θεωρήσεων.

Έρευνα επικεντρώνεται στην αρχιτεκτονική των συστημάτων που βασίζονται στο πλαίσιο εστιάζοντας στην απαραίτητη υποδομή σε υλικό και τις αντίστοιχες ενδιάμεσες υπηρεσίες που είναι υπεύθυνες για τη συλλογή, επεξεργασία και προώθηση της πληροφορίας, σε συνδυασμό όχι μόνο με την αλληλεπίδραση με το χρήστη αλλά και με το υπόλοιπο καταμεμημένο σύστημα.

Όμως αντικείμενο έρευνας είναι και το ζήτημα της «αναπαράστασης» (representation) και «ερμηνείας» (interpretation) της πληροφορίας πλαισίου. Η πληροφορία που συλλέγεται από πολλές (διαφορετικές) πηγές ερμηνεύεται διαφορετικά από κάθε ΕΕΠ. Επομένως, αναπτύσσονται μηχανισμοί μέσω των οποίων το πλαίσιο ελέγχεται και ερμηνεύεται κατάλληλα βάσει της μελλοντικής του χρήστης και αξιοποίησης.

Επίσης, οι σημερινές φορητές συσκευές που έχουν ικανότητα επεξεργασίας γίνονται ολοένα και πιο δυνατές τεχνολογικά, διαθέτοντας ενσωματωμένη δυνατότητα

αποθήκευσης, αυξανόμενη υπολογιστική ισχύ, δυνατότητα τηλεπικοινωνίας και υποστήριξη πολλών και διαφορετικών εφαρμογών. Η επίγνωση πλαισίου για τέτοιου είδους συσκευές και για τα συστήματα στα οποία περικλείονται κρίνεται σημείο κλειδί για τη μελλοντική τους εξέλιξη. Τα συστήματα που μπορούν να εκμεταλλευτούν τέτοιου είδους πληροφορία είναι είτε καθεαυτό κινητά, όπως φορητοί υπολογιστές (laptops), υπολογιστές χειρός (palmtops), κινητά τηλέφωνα, είτε σταθερά, όπως καλωδιακές τηλεοράσεις, συστήματα οικιακής ψυχαγωγίας, ακόμη και ολόκληρα δωμάτια ή κτήρια εξοπλισμένα με δια-δραστικές συσκευές και ειδικούς ανιχνευτές.

Η τεχνολογία των κινητών συσκευών με υπολογιστική ικανότητα έχει δώσει ιδιαίτερη ώθηση στη χρήση των υπολογιστών σε ποικίλα και συνεχώς μεταβαλλόμενα περιβάλλοντα. Οι κινητές συσκευές μπορούν να αυξήσουν τις ικανότητές τους αν τους δοθεί η δυνατότητα να λαμβάνουν υπόψη τους το πλαίσιο στο οποίο βρίσκονται και αλληλεπιδρούν. Για να μπορέσουν να προσλάβουν πληροφορία από το πλαίσιο στο οποίο βρίσκονται (περιβάλλον, περιρρέουσα κατάσταση) έχουν την ανάγκη να εξοπλιστούν με ειδικούς αισθητήρες και πηγές πληροφόρησης που τους επιτρέπουν να έχουν πρόσβαση στην πληροφορία αυτή. Οι αισθητήρες είναι εξειδικευμένα εξαρτήματα, τα οποία δεν έχουν σαν πρώτιστο στόχο την υπολογιστική ικανότητα αλλά την πρόσληψη των παραμέτρων του περιβάλλοντος στο μοντέλο του υπολογισμού.

Οι κινητές συσκευές που έχουν ενσωματωμένες δυνατότητες άμεσης επίγνωσης πλαισίου διαθέτουν πολλαπλούς αισθητήρες και αλγόριθμους για την επεξεργασία των δεδομένων που λαμβάνουν από το περιβάλλον σε δεδομένα χρήσιμα (αξιοποιήσιμα) για τις λειτουργίες τους. Μεγάλο κομμάτι της έρευνας έχει ασχοληθεί με τη χρήση μεμονωμένων αλλά ισχυρότατων αισθητήρων, όπως ανιχνευτές θέσης χρήστη (εσωτερικών ή εξωτερικών χώρων), τοποθεσίας της κινητής συσκευής, φυσικών ή περιβαλλοντολογικών παραμέτρων (π.χ., θερμοκρασία, ταχύτητα κίνησης, πίεση, φωτεινότητα, κατεύθυνση, ήχος, υγρασία, ταχύτητα ανέμου) και κάμερες .

Οι αισθητήρες θέσης παρέχουν πληροφορία που σχετίζεται με την τοποθεσία σαν ανεξάρτητο αλλά και ιδιαίτερα χρήσιμο δεδομένο. Συχνά, βέβαια, δεν είναι η τοποθεσία που συνιστά μόνη της άμεσα αξιοποιήσιμο δεδομένο αλλά σε συνδυασμό με επιπρόσθετη πληροφορία που μπορεί να παραχθεί (π.χ. οι πόροι που είναι διαθέσιμοι σε κάποιο σημείο). Επίσης, οι διαφορές μετρήσεις από αισθητήρες μπορούν να ορίσουν μια πιο σύνθετη αναπαράσταση και επίγνωση του πλαισίου (π.χ., η κατάσταση πυρκαγιάς επάγεται από μετρήσεις αισθητήρων καπνού, θερμοκρασίας και υγρασίας). Ακόμη, οι κάμερες παρέχουν δυνητικά πολύ πλούσιο υλικό, από το οποίο είναι δυνατόν

να εξορυχτεί η απαραίτητη πληροφορία. Παρόλο που το χωρικό, το φυσικό και το οπτικό πλαίσιο μπορούν να αποδειχθούν πολύ ισχυρά στη διευκόλυνση των συσκευών όσον αφορά την επίγνωση του πλαισίου δεν πρέπει να είναι μόνο μια στατική περιγραφή ενός χώρου και χρόνου η οποία δεν αντανάκλα τη δυναμική σκοπιά του πλαισίου. Αντιθέτως, περαιτέρω γνώση για το χώρο μπορεί να αποτελέσει επέκταση του χωρικού πλαισίου (π.χ., εφόσον μια αίθουσα διδασκαλίας είναι μέρος ενός πανεπιστημιακού κτηρίου τότε ένας φοιτητής που βρίσκεται στην αίθουσα αυτή, βρίσκεται επίσης και μέσα στο αντίστοιχο κτήριο).

1.3. Θέματα Επίγνωσης Πληροφορίας Πλαισίου

Η επίγνωση πλαισίου επιτρέπει σε συστήματα να προσαρμόζονται στο περιβάλλον στο οποίο βρίσκονται κάτι το οποίο δίνει χώρο για να οραματιστούμε μια πληθώρα από πλεονεκτήματα και δυνατότητες για νέες εφαρμογές. Μερικά από τα πλεονεκτήματα αυτά είναι:

- Διεισδυτικότητα (pervasiveness). Ένα προσαρμοζόμενο σύστημα μπορεί να συνεργάζεται πολύ πιο αποτελεσματικά με τους χρήστες του και να δρα αυτόνομα στις απαιτούμενες ενέργειες,
- Προ-δραστικότητα (proactiveness). Το σύστημα μπορεί να προλάβει τις ανάγκες που θα παρουσιαστούν στο κοντινό μέλλον και κατ' επέκταση να προσαρμοστεί κατάλληλα προκειμένου να τις αντιμετωπίσει,
- Ικανότητα Συμπερασμού Πλαισίου (inference). Ένα σύστημα που μπορεί να επάγει συμπεράσματα από το πλαίσιο του (περαιτέρω πληροφορία και επαύξηση γνώσης), μπορεί όχι μόνον να συλλογιστεί για την περιρρέουσα κατάσταση αλλά και να παρέχει πολύ πιο εξειδικευμένες υπηρεσίες στους χρήστες του.

Από την άλλη πλευρά, διάφορα ζητήματα αναδύονται όταν η θεωρία της επίγνωσης πλαισίου υλοποιείται. Ενδεικτικά:

- Η πληροφορία πλαισίου πρέπει να αναπαρασταθεί κατάλληλα (context representation) με καθορισμένα «μοντέλα αναπαράστασης πλαισίου» (context model) ώστε το εκάστοτε μοντέλο γνώσης του πλαισίου να αντικατοπτρίζει το τρέχον πλαίσιο και να επιτυγχάνεται ο κατάλληλος συμπερασμός (context inference) και συλλογισμός του (context reasoning).
- Οι συσκευές / συστήματα πρέπει να διαθέτουν κατάλληλους ανιχνευτές για την πρόσληψη της αναγκαίας πληροφορίας τόσο από το περιβάλλον όσο και από τους

χρήστες με έξυπνο και διάχυτο τρόπο (δηλαδή με όσο τον δυνατό λιγότερη επέμβαση του χρήστη).

- Η πληροφορία που συλλέγεται από το σύστημα και τους ανιχνευτές του είναι σε μεγάλο βαθμό ετερογενής και έτσι πολλές μέθοδοι και αλγόριθμοι «σύντηξης» (context fusion) και «συνάθροισης πλαισίου» (context aggregation) μπορούν να αναπτυχθούν.
- Η «ταξινόμηση» (classification) και «πρόβλεψη» (prediction) του πλαισίου είναι κυρίως αναγκαία σε συστήματα με υπολογιστικές ικανότητες, πράγμα το οποίο εισάγει ένα σύνολο αλγορίθμων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν (π.χ., αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης).
- Η «εκμάθηση» (training) και η «προσαρμογή» (adaptation) από την πλευρά του συστήματος πρέπει να γίνεται σε πραγματικό χρόνο και όχι να έπεται της κατάστασης την οποία καλείται να διευκολύνει.
- Η «αλληλεπίδραση» (user interaction / user intervention) με το χρήστη πρέπει να μείνει σε χαμηλό επίπεδο και οπωσδήποτε να διεκπεραιώνεται όσο το δυνατόν πιο διακριτικά.

Συνεπώς, η επίγνωση πλαισίου είναι πλέον ένα αναπτυσσόμενο ερευνητικό πεδίο. Ένα μεγάλο ζητούμενο είναι η εξισορρόπηση ανάμεσα στην παρεμβολή από πλευράς χρήστη και την αυτονομία και προνοητικότητα που οφείλει να δείχνει το σύστημα. Καινοτόμα συστήματα που βασίζονται στο πλαίσιο δε μπορούν να κατασκευαστούν αν δεν εισάγουν στην αρχιτεκτονική τους μηχανισμούς προσαρμογής και πρόβλεψης του πλαισίου για την κατάλληλη εκμετάλλευση της παραγόμενης και επαγόμενης πληροφορίας. Επίσης, ως γνωστόν, ο άνθρωπος βασίζεται στη συνήθεια και δρα, τις περισσότερες φορές, βάσει συγκεκριμένων προτύπων συμπεριφοράς. Διάφοροι μέθοδοι αναγνώρισης και προσδιορισμού καταστάσεων υιοθετούνται στην επίγνωση πλαισίου. Ένα σύστημα που εκμεταλλεύεται τέτοια πρότυπα πρέπει να μαθαίνει αυτόματα τις συνήθειες των χρηστών του και να προσαρμόζεται δυναμικά στις αλλαγές τους. Πρέπει, επομένως, να στηρίζεται στη γνώση της «συμπεριφοράς του παρελθόντος» (historical context) για να προβλέψει και να προσαρμοστεί σε συμπεριφορές του μέλλοντος. Αν πάλι η προσπάθεια πρόβλεψης αποτυγχάνει, η αποτυχία αυτή πρέπει να αναγνωρίζεται και να λαμβάνεται υπόψη για τις επόμενες απόπειρες πρόγνωσης και προσαρμογής (context adaptation).

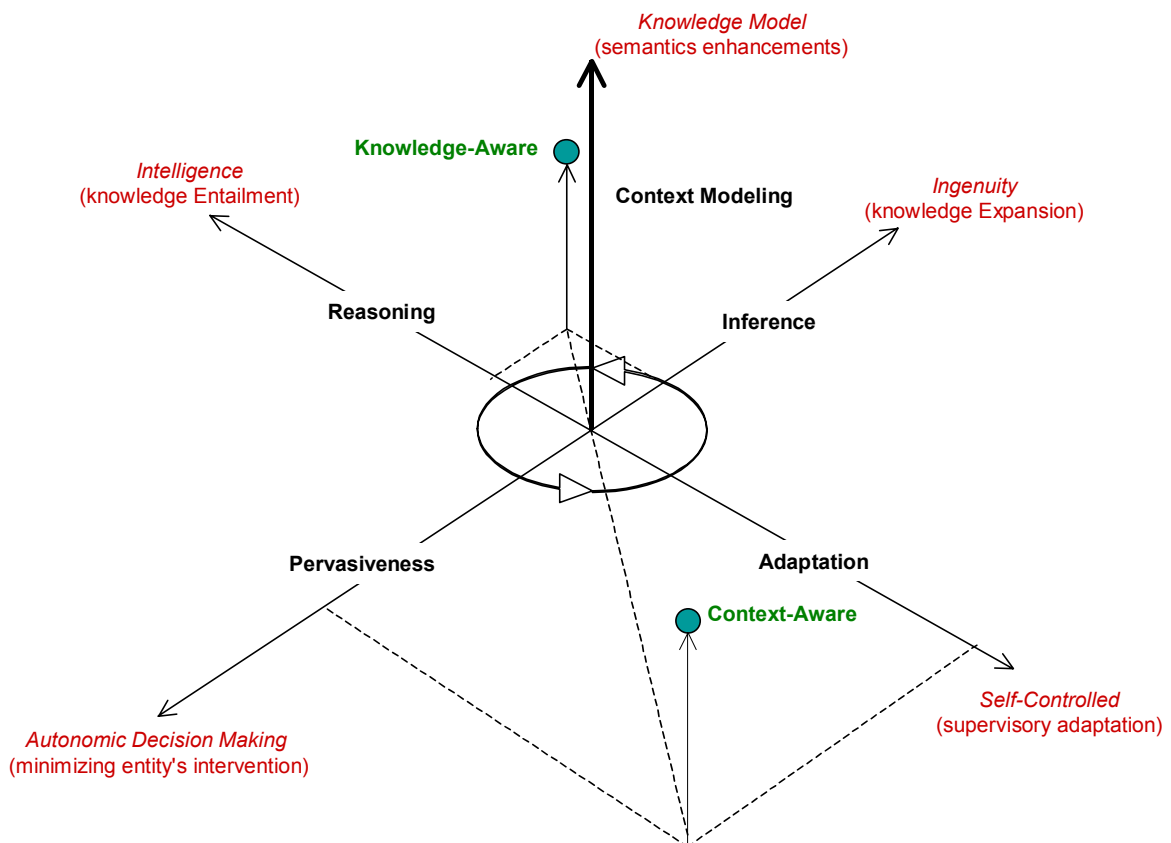
Μπορούμε να φανταστούμε έναν λογικό χώρο όπου μπορούν να ορισθούν οι συνιστώσες ενός Συστήματος Επίγνωσης Πλαισίου (ΣΕΠ) (Context-Aware System). Ο

λογικός αυτός χώρος, όπως απεικονίζεται στο Σχήμα 1.1 αποτελείται από τον λογικό άξονα Μοντελοποίηση Πλαισίου (Context Modeling) που έχει σχέση με την αναπαράσταση και συμπερασμό, συλλογισμό, διεισδυτικότητα (pervasiveness) και προσαρμοστική συμπεριφορά (adaptation). Η Μοντελοποίηση Πλαισίου είναι βασικά μια μεθοδολογία βασισμένη στην αναπαράσταση πληροφορίας που σχετίζεται με ένα πεπερασμένο σύνολο αφηρημένων λογικών οντοτήτων. Οι οντότητες αυτές περιγράφουν ένα φυσικό αντικείμενο ή μια έννοια. Ο προσδιορισμός του μοντέλου του πλαισίου που πρόκειται να υιοθετηθεί από κάποια εφαρμογή ποικίλει από αδόμητα μοντέλα δεδομένων, π.χ., θέση, περιβαλλοντολογικές μετρήσεις, σε μοντέλα γνώσης βασισμένα στην λογική, π.χ., χώρο-χρονικά, αντικειμενοστραφή, σχεσιακά μοντέλα, προτασιακή λογική, ασαφής λογική, λογική δεύτερης τάξης, λογισμός καταστάσεων. Τα λογικά αυτά μοντέλα συνήθως σχετίζονται με δραστηριότητες συγκεκριμένων οντοτήτων, όπως για παράδειγμα ανθρώπινες δραστηριότητες, π.χ., συνάντηση, εργασία, κίνηση, συνομιλία.

Επιπρόσθετα, συστήματα που βασίζονται σε δίκτυα αισθητήρων υιοθετούν απλά μοντέλα δεδομένων, άρα και μοντέλα πλαισίου για να αναπαραστήσουν την ανακτηθείσα πληροφορία. Συνεπώς, αφηρημένη και επαγόμενη γνώση δεν μπορούν να παραχθούν από αισθητήρες. Όσο περισσότερο ένα σύστημα μπορεί να επάγει γνώση και να συμπεραίνει επιπρόσθετη γνώση τόσο πιο πολύ διεισδυτικό μπορεί να είναι στις ενέργειες και στις αυτόνομες αποφάσεις του. Η έννοια της διείσδυσης ενός ΣΕΠ αναφέρεται στην ικανότητα του συστήματος να

- (1) εκπαιδεύεται (βάσει «επιβλεπόμενης μάθησης» (supervised learning) ή «μη επιβλεπόμενης μάθησης» (unsupervised learning)) για τις συνθήκες που πρέπει να ισχύουν όταν αναγνωρίζεται η κατάσταση μιας οντότητας και παράλληλα να αναγνωρίζει την κατάσταση αυτή και να λαμβάνει αποφάσεις (συλλογίζεται), και,
- (2) αναγνωρίζει καταστάσεις που ήταν άγνωστες ή δεν είχε την ευκαιρία να της μάθει και ταυτόχρονα να μαθαίνει τις αποφάσεις που πρέπει να λαμβάνει για τις άγνωστες αυτές καταστάσεις. Οι αποφάσεις που λαμβάνονται από το σύστημα σε κάθε μια από τις δύο περιπτώσεις αποσκοπούν σε ενέργειες που έχουν αντίκτυπο την εκπλήρωση των απαιτήσεων – αναγκών του χρήστη. Οι ενέργειες αυτές πρέπει να είναι όσο το δυνατόν οι καταλληλότερες για την συγκεκριμένη κατάσταση και τον καθορισμένο χρήστη (personalization) ώστε να οριοθετούνται από ελάχιστο, εάν όχι μηδενικό, βαθμό παρέμβασης του χρήστη.

Εφόσον το σύστημα υιοθετεί μια διεισδυτική συμπεριφορά, που υπονοεί και την ικανότητά του να αναπαριστάνει γνώση που σχετίζεται με την ανακτηθείσα πληροφορία πλαισίου, τότε καθίσταται ικανό στο να προσαρμόζεται και κατ' επέκταση να αντιδρά στις αναμενόμενες ή όχι δυναμικές αλλαγές των καταστάσεων των οντοτήτων γύρω του ή ενοχλήσεις / παρεμβολές, εφόσον πρόκειται για άνθρωπο (π.χ., από το γεγονός ότι ένας αισθητήρας είναι απενεργοποιημένος μέχρι το γεγονός ότι υπάρχουν ασυνέπειες σε μια βάση γνώσης κατά την εκμάθηση ενός συστήματος λήψης αποφάσεων για μια ενέργεια που έχει καθοριστεί από τον χρήστη). Δηλαδή, εκτός από την διεισδυτική συμπεριφορά, το σύστημα πρέπει να προσαρμόζει τις αποφάσεις του για το ποιες ενέργειες και με ποιον τρόπο πρέπει να τις εκτελέσει.



Σχήμα 1.1: Εννοιολογικός Χώρος Επίγνωσης Πλαισίου.

Έτσι ένα ΣΕΠ πρέπει ταυτόχρονα

- να υιοθετεί το κατάλληλο μοντέλο αναπαράστασης πλαισίου και συμπερασμού γνώσης ώστε να είναι κανό να συλλογίζεται με βάσει την πληροφορία πλαισίου που έχει ανακτήσει,

- να εμφανίζει μια διεισδυτική συμπεριφορά στην αυτόνομη λήψη αποφάσεων και κατ' επέκταση ενεργειών που πρέπει να διεκπεραιώνει, και,
- να αναθεωρεί εσφαλμένες και μη επιτυχημένες ενέργειες μέσω ενός μηχανισμού προσαρμογής στον τρόπο λήψης αποφάσεων και διεκπεραίωσης ενεργειών προκειμένου να τείνει στο να γίνει περισσότερο διεισδυτικό και προσιτό στον τελικό χρήστη.

Ένα ΣΕΠ πρέπει να βρίσκεται στον λογικό χώρο όπως φαίνεται στο Σχήμα 1.1 το οποίο να δημιουργείται επαναλαμβανόμενα κατά την κατεύθυνση: Συμπερασμός «Inference», Συλλογισμός «Reasoning», Δεισδυτικότητα «Pervasiveness» και Προσαρμογή «Adaptation».

1.4. Θέματα Μοντελοποίησης Πληροφορίας Πλαισίου

Η Μοντελοποίηση Πλαισίου είναι μια περιοχή έρευνας της Επίγνωσης Πλαισίου που εστιάζει στην μελέτη των εξής προβλημάτων:

- ποια είναι η καταλληλότερη πληροφορία πλαισίου (π.χ., μεταβλητές, παράμετροι, γνωρίσματα) που μπορεί να αναπαραστήσει όσο το δυνατό καλύτερα την πληροφορία (π.χ., χρόνος, θέση, περιβαλλοντικά μεγέθη, έννοιες, δραστηριότητες) για ένα συγκεκριμένο επιστημολογικό πεδίο (π.χ., Location-based Services). Οι μεταβλητές αυτές καλούνται «συνιστώσες» (contextual ingredients) της πληροφορίας πλαισίου εφόσον φανταστούμε το πλαίσιο ως ένα πολυδιάστατο διάνυσμα (multivariate context vector ή context vector) σε ένα διανυσματικό χώρο καθοριζόμενο από μεταβλητές που αναπαριστούν την πληροφορία του εκάστοτε επιστημολογικού πεδίου. Αξίζει να σημειωθεί ότι στον χώρο των διανυσμάτων αυτών οι μεταξύ τους συνιστώσες δεν είναι ανεξάρτητες πάντα.
- ποιες είναι οι ενάγουσες και υπάρχουσες εξαρτήσεις – συσχετίσεις μεταξύ των συνιστωσών αυτών (π.χ., χρονικές εξαρτήσεις, σχέσεις εκλέπτυνσης / εξειδίκευσης και γενίκευσης, εξαρτήσεις μέρους-όλο / μερεολογικές, εξαρτήσεις συμβατότητας, εξαρτήσεις περιορισμών, έτερο-συσχετίσεις), και,
- ποιες είναι οι μέθοδοι εκμάθησης, ταξινόμησης και προσαρμογής του διανύσματος του πλαισίου εφόσον αυτό κρίνεται αναγκαίο.

Στο πρώτο θέμα, μπορούμε να φανταστούμε ένα σύστημα που έχει την ικανότητα να ενάγει ποιες από όλες τις διαθέσιμες συνιστώσες του πλαισίου ερμηνεύουν καλύτερα το Πλαίσιο Ενδιαφέροντος. Με τον όρο Πλαίσιο Ενδιαφέροντος αναφερόμαστε στην

προβολή του διανύσματος πλαισίου στο υπερ-επίπεδο από συνιστώσες που σχετίζονται με το εκάστοτε επιστημολογικό πεδίο. Παράδειγμα της μεθόδου αυτής μπορεί να είναι η ανάλυση σε βασικές συνιστώσες (PCA Analysis) ή η ομαδοποίηση των τιμών των συνιστωσών και οι εξαγωγή κανόνων που καθορίζουν το κατάλληλο διάνυσμα πλαισίου. Στην τελευταία τεχνική το σώμα των κανόνων αποτελεί την προβολή των καταλληλότερων συνιστωσών για την αναπαράσταση του πλαισίου. Προφανώς, είναι εύκολη η μοντελοποίηση πλαισίου εάν γνωρίζουμε ποιες είναι οι κατάλληλες συνιστώσες για την αναπαράστασή του. Στην περίπτωση όμως που θέλουμε να ανακτήσουμε εκείνες τις συνιστώσες που ορίζουν την περιρρέουσα κατάσταση μιας οντότητας χωρίς να χρειάζεται η παρέμβαση της οντότητας, τότε πρέπει να αναπτυχθούν τεχνικές συμπερασμού των κατάλληλων συνιστωσών. Στο Κεφάλαιο 2 θα ασχοληθούμε εκτενώς με τον τρόπο που ενάγεται η προβολή αυτή. Το δεύτερο και τρίτο θέμα έπονται του πρώτου υπό την έννοια ότι οι κατάλληλες συνιστώσες μπορεί είτε να έχουν μεταξύ του συσχετίσεις είτε να εμφανίζουν σχέσεις μεταξύ των τιμών τους λόγω της αναπαράστασης τους. Πολλά θέματα μπορούν να εξαχθούν ακόμη για την μοντελοποίηση του πλαισίου ώστε να υποστηρίζονται οι περισσότερες εξαρτήσεις μεταξύ των συνιστωσών. Για το λόγο αυτό όσο πιο εκφραστικό είναι το μοντέλο του πλαισίου υπό την έννοια του τρόπου ερμηνείας, αναπαράστασης και συμπερασμού του τόσο πιο εύκολα μπορούμε να αναπτύξουμε ένα σύστημα επίγνωσης πλαισίου.

Ταξινομούμε τον τρόπο μοντελοποίησης του πλαισίου σε δύο διακριτές μεταξύ τους προσεγγίσεις: «Θεωρητική Μοντελοποίηση» (Theoretic Context Modeling) και «Εννοιολογική Μοντελοποίηση» (Conceptual Context Modeling). Η Θεωρητική Μοντελοποίηση βασίζεται σε καταστάσεις και ενέργειες που είναι παρατηρούμενες στις καταστάσεις αυτές. Οι ενέργειες αυτές είναι υπεύθυνες και για την μετάβαση καταστάσεων. Η Εννοιολογική Μοντελοποίηση βασίζεται στην αντιστοίχιση του πλαισίου με έννοιες – αντικείμενα (π.χ., κατηγορήματα Λογικής Πρώτης Τάξης, Ασαφή Σύνολα) και με συσχετίσεις μεταξύ εννοιών (π.χ., ν-αδικές σχέσεις).

Επιπρόσθετα, το πλαίσιο δεν αναπαρίσταται μόνον από απλά key-value ζευγάρια, πολύπλοκες έννοιες ή επαγόμενες σύνθετες καταστάσεις. Συγκεκριμένοι «τελεστές» που χαρακτηρίζουν υποκειμενικά ή αντικειμενικά τις συνιστώσες του πλαισίου ενσωματώνονται σε κάθε μοντέλο πλαισίου για να εμπλουτιστεί η σημασία που του δίνεται. Κατ' επέκταση η σημασιολογία αυτή βοηθάει στην καλύτερη ερμηνεία και συμπερασμό του πλαισίου. Συγκεκριμένα, η πληροφορία πλαισίου μπορεί να ταξινομηθεί βάσει κάποιων χαρακτηριστικών που αναπαρίστανται από συγκεκριμένους

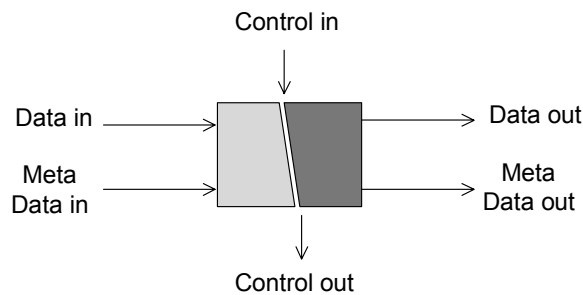
τελεστές [6]. Το πλαίσιο μπορεί να είναι είτε στατικό που σημαίνει ότι περιγράφει αμετάβλητες καταστάσεις (π.χ., η ημερομηνία γέννησης της Alice) είτε δυναμικό που σημαίνει ότι πολλαπλές παρατηρήσεις παρουσιάζονται στις τιμές των συνιστωσών του πλαισίου (π.χ., η θέση που βρίσκεται η Alice). Το πλαίσιο μπορεί ακόμα να είναι ανακριβές, ασαφές, αναξιόπιστο, ελλιπές, απαρχαιωμένο και να περιέχει ασυνέπειες κυρίως λόγω των πηγών από όπου προέρχεται. Επίσης το πλαίσιο μπορεί να αναπαραστήσει πιο αφηρημένες καταστάσεις ή πιο συγκεκριμένες δραστηριότητες μιας οντότητας. Όλοι αυτοί οι χαρακτηρισμοί ωθούν στην υιοθέτηση διαφόρων τελεστών που χαρακτηρίζουν το πλαίσιο και τις αλλαγές του. Οι πιο βασικοί τελεστές είναι:

- Τελεστής Δραστηριότητας εφόσον το μοντέλο του πλαισίου αναφέρεται σε συνιστώσες που ερμηνεύουν δραστηριότητες ή ενέργειες μιας οντότητας,
- Τελεστής Πίστης εφόσον το μοντέλο του πλαισίου αναφέρεται στην «δυνατότητα» (possibility) παρατήρησης γεγονότων (π.χ., Θεωρία Δυνατοτήτων (Possibility Theory), Θεωρία Ενδείξεων (Evidential Reasoning)),
- Τελεστής Πιθανότητας όταν αναφερόμαστε σε πιθανο-θεωρητικά μοντέλα αναπαράστασης (π.χ., Θεωρίας Πιθανότητων),
- Χρονικός Τελεστής εφόσον αναφερόμαστε σε συμπερασμό πλαισίου βάσει χρονικών εξαρτήσεων,
- Ασαφής Τελεστής εφόσον αναφερόμαστε σε προσεγγιστική συλλογιστική για τον συμπερασμό του πλαισίου (π.χ., Θεωρία Ασαφών Συνόλων (Fuzzy Sets Theory)),
- Τελεστής Εκλέπτυνσης εφόσον αναφερόμαστε σε πλαίσιο όπου οι συνιστώσες του αναπαριστάνουν εξειδίκευση του πλαισίου ενδιαφέροντος, π.χ., από το πιο αφηρημένο (λιγότερο εξειδικευμένο) πλαίσιο στο πιο συγκεκριμένο (περισσότερο εξειδικευμένο) πλαίσιο βάσει ταξινόμιας (π.χ., οντολογική αναπαράσταση, σημασιολογικοί γράφοι).

1.4.1 Θεωρητική Μοντελοποίηση Πλαισίου

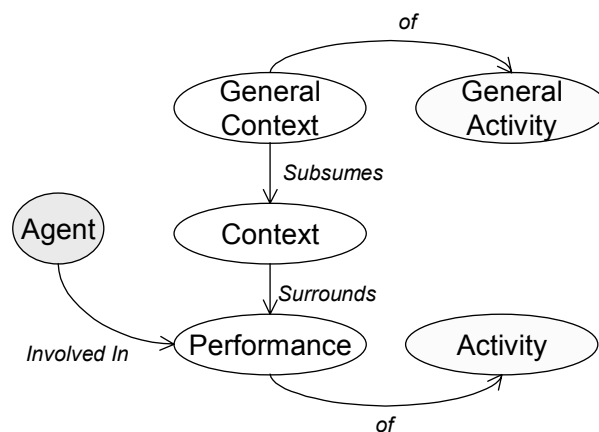
Στη Θεωρητική Μοντελοποίηση Πλαισίου σημαντικό ρόλο παίζουν ο χρονικός τελεστής και ο τελεστής δραστηριότητας μεταξύ των συνιστωσών του πλαισίου. Συγκεκριμένα, το πλαίσιο κατασκευάζεται από παρατηρούμενα γεγονότα / δραστηριότητες των οντοτήτων ενδιαφέροντος. Καθοριστικό παράδειγμα του μοντέλου του τύπου αυτού είναι η «Θεωρία των Contextors». Η έννοια του «contextor» [7] αναφέρεται στην αφηρημένη συσχέτιση μεταξύ των παρατηρούμενων τιμών των συνιστωσών του πλαισίου. Ένας contextor υποστηρίζει κανάλια ελέγχου και μετα-δεδομένων ώστε να παρέχει το κατάλληλο πλαίσιο σε μια εφαρμογή, όπως απεικονίζεται στο Σχήμα 1.2. Έχει την

ικανότητα να συνθέτεται και να ενθυλακώνεται με άλλους contextors μέσω των καναλιών ελέγχου και μετα-δεδομένων ώστε να σχηματίζονται πιο σύνθετοι contextors σε σχήμα γράφου. Οι σύνθετοι αυτοί contextors ορίζουν την έννοια της κατάστασης (situation). Εφόσον οι παρατηρούμενες τιμές (snapshots) των συνιστωσών του πλαισίου αναπαρίστανται από contextors, η σύνδεσή τους σε πιο πολύπλοκες δομές καταλήγουν στην αναπαράσταση του πλαισίου ως καταστάσεις σε συγκεκριμένα χρονικά διαστήματα.



Σχήμα 1.2: Σχηματική Αναπαράσταση ενός Contextor.

Επίσης, χαρακτηριστικό παράδειγμα της Θεωρητικής Μοντελοποίησης είναι η αντιστοίχιση του πλαισίου ως ένα σύνολο εξαρτώμενων χρονικά δραστηριοτήτων που αναπαρίστανται με εξαρτήσεις γενίκευσης / εξειδίκευσης [8]. Με τον τρόπο αυτό ορίζεται η έννοια του γενικευμένου πλαισίου και του συγκεκριμένου πλαισίου. Επίσης, οι δραστηριότητες μπορούν να ταξινομηθούν σε μια ιεραρχία από την πιο αφηρημένη δραστηριότητα στην πιο συγκεκριμένη, Για παράδειγμα, η δραστηριότητα ενός χρήστη που παρατηρείται να κινείται είναι μια πιο γενικευμένη δραστηριότητα από τις δραστηριότητες «περπάτημα» ή «τρέξιμο». Οι δύο τελευταίες δραστηριότητες υπάγονται στην έννοια της κίνησης. Η εκτέλεση μιας πιο γενικής δραστηριότητας παράγει ένα πιο γενικό πλαίσιο σε αντίθεση με την εκτέλεση μιας πιο ειδικής ενέργειας που υπονοεί ένα πιο ειδικό πλαίσιο. Το μοντέλο αυτό εστιάζει στην ταξινόμηση των δραστηριοτήτων μιας οντότητας και όχι στις συνιστώσες που συμπεραίνουν / προσδιορίζουν και αναγνωρίζουν μια δραστηριότητα.

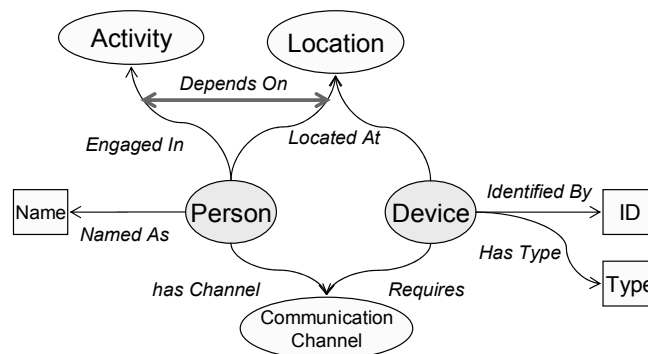


Σχήμα 1.3: Γενικευμένο και Συγκεκριμένο Πλαίσιο.

1.4.2 Εννοιολογική Μοντελοποίηση Πλαισίου

Η Εννοιολογική Μοντελοποίηση Πλαισίου είναι η πιο διαδεδομένη αφού οι πιο πολλές θεωρίες και τεχνικές αναπαράστασης γνώσης σχετίζονται με έννοιες και σχέσεις μεταξύ εννοιών. Η Εννοιολογική Μοντελοποίηση υιοθετεί όλους τους τελεστές που αναφέρθηκαν εμπλουτίζοντας έτσι τον τρόπο αναπαράστασης και συμπερασμού πλαισίου. Χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι η αναπαράσταση γνώσης πλαισίου με σημασιολογικούς γράφους και η οντολογική αναπαράσταση. Επίσης, η αναπαράσταση με χρήση Λογική Πρώτης Τάξης βασίζεται σε κατηγορούμενα (π.χ., `entity(Alice)`) και σχέσεις μεταξύ τους (π.χ., `hasLocation(Alice, Office)`). Επιπρόσθετα προκειμένου να αντιμετωπιστεί η αναπαράσταση του πλαισίου βάσει ανακριβούς, ελλιπούς ή μη-καλά καθορισμένης πληροφορίας, η Θεωρία Ασαφών Συνόλων παρέχει τρόπους αναπαράστασης των συνιστωσών αυτών καθώς και μια λογική συμπερασμού πάνω στα σύνολα αυτά, γνωστή ως Ασαφής Λογική. Αναφέρουμε ένα παράδειγμα εννοιολογικής μοντελοποίησης [6] κατά το οποίο οι βασικές έννοιες είναι «Person», «Device» και «Communication Channels». Στο μοντέλο αυτό τα χαρακτηριστικά των εννοιών αναπαρίστανται ως ιδιότητες καθώς επίσης στις ιδιότητες αυτές ενσωματώνονται διάφοροι τελεστές για να χαρακτηρίσουν την συνιστώσα του πλαισίου που αναπαριστούν (π.χ., στατική, δυναμική συνιστώσα, βαθμός εμπιστοσύνης / αξιοπιστίας). Επίσης ορίζονται και εξαρτήσεις μεταξύ των σχέσεων που καθορίζουν το κατά πόσο δύο σχέσεις μπορούν να συνυπάρχουν ή να είναι συμβατές κάθε χρονική στιγμή. Στο Σχήμα 1.4 απεικονίζεται ένας σημασιολογικός γράφος εννοιών, σχέσεων και εξαρτήσεων μεταξύ σχέσεων. Η εξάρτηση «dependsOn» είναι περιορισμός στις σχέσεις «engagedIn» and «locatedAt» υποδηλώνοντας ότι για να εκτελεί η Alice μια δραστηριότητα σε ένα μέρος πρέπει η Alice να βρίσκεται στο μέρος αυτό. Προφανώς

πιο ισχυρές εξαρτήσεις και περιορισμοί που καταλήγουν σε συνέπεια και συμπερασμό πλαισίου υιοθετούνται στην διδακτορική διατριβή ώστε να εμπλουτίζεται με σημασιολογία το εκάστοτε υιοθετημένο μοντέλο του πλαισίου.



Σχήμα 1.4: Σημασιολογικός Γράφων Πλαισίου.

1.5. Έρευνα στην Επίγνωση Πληροφορίας Πλαισίου

Στην παρούσα διατριβή η μοντελοποίηση του πλαισίου δεν είναι μοναδική. Ανάλογα με την φύση του πλαισίου, όπως ορίζεται από τους τελεστές, καθώς και την φύση του προβλήματος και την ανάγκη της εφαρμογής επιλέγεται ο κατάλληλος συνδυασμός Θεωρητικής και Εννοιολογικής Μοντελοποίησης. Σε κάθε πρόβλημα που καλείται να αντιμετωπιστεί αναφέρεται και ορίζεται το αντίστοιχο μοντέλο πλαισίου για το συγκεκριμένο επιστημολογικό πεδίο.

Στο Σχήμα 1.5 απεικονίζεται ένας σημασιολογικός γράφος που ταξινομεί τις έννοιες που σχετίζονται με το πλαίσιο και αναλύονται διεξοδικά στην παρούσα διατριβή. Ο γράφος αυτός, ή ταξινόμια, παρέχεται για την καλύτερη διευθέτηση των όρων που συσχετίζονται με το πλαίσιο. Η ταξινόμια αυτή προσδιορίζει τις βασικές κλάσεις και συσχετίσεις μεταξύ τους (π.χ., σχέσεις γενίκευσης και ιδιότητες πλαισίου).

Συγκεκριμένα, το Πλαίσιο εξειδικεύεται στο Παρατηρούμενο Πλαίσιο (Observable context), δηλαδή μόνον εκείνο που μπορεί να ανακτηθεί / παρατηρηθεί από διάφορους αισθητήρες ή πηγές πληροφορίας.

Ανάλογα με την οντότητα ενδιαφέροντος που έχει νόημα να μελετηθεί το παρατηρούμενο πλαίσιο, ταξινομείται σε Υποκειμενικό (Subjective) και σε Αντικειμενικό (Objective) πλαίσιο.

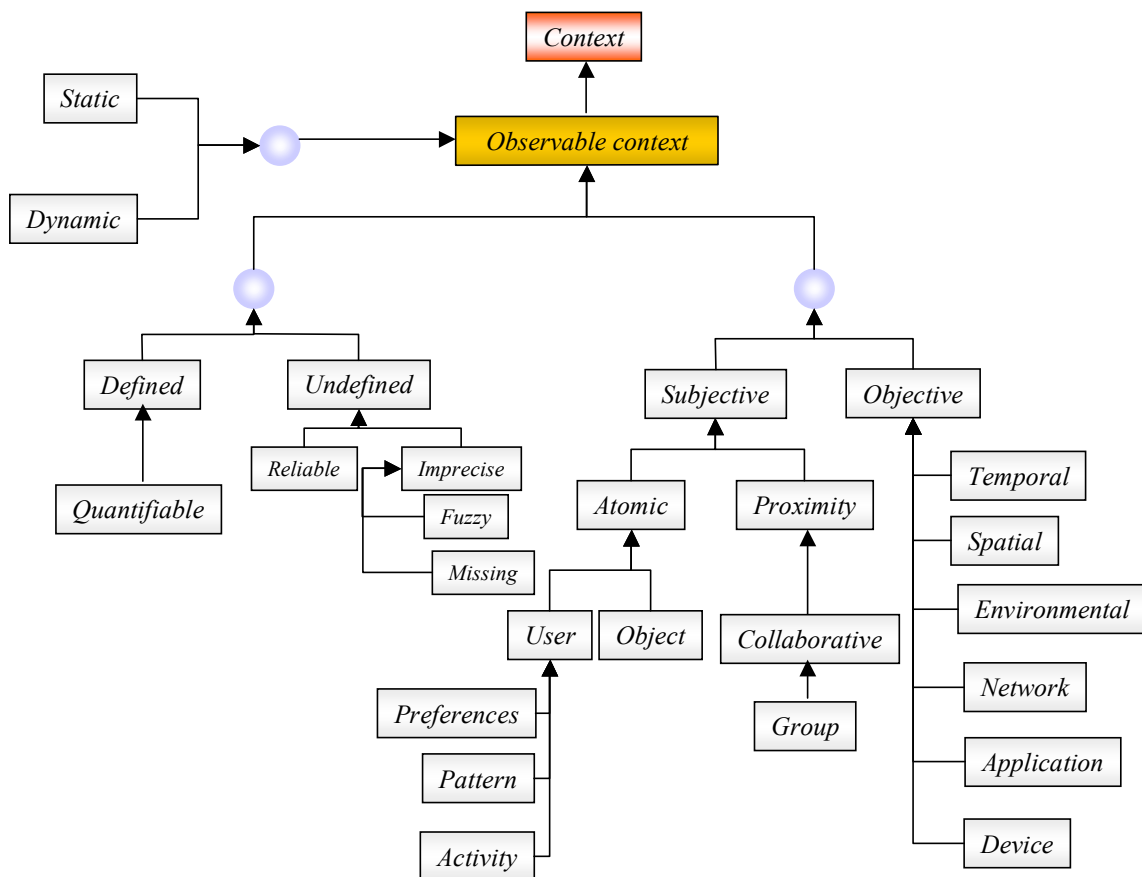
- Το Υποκειμενικό πλαίσιο αναφέρεται στην πληροφορία που ενδιαφέρει έναν χρήστη (Ατομικό Πλαίσιο) ή τις γειτονικές οντότητες ενός χρήστη (χρήστες, αντικείμενα, υπολογιστικά συστήματα, τερματικά) - (Πλαίσιο

Γεινίασης – Proximity context). Το Υποκειμενικό πλαίσιο είναι το πολύ συγκεκριμένο πλαίσιο που αναφέρεται στην περιρρέουσα κατάσταση μιας οντότητας. Το Ατομικό Πλαίσιο (Atomic context) ή γνωστό ως Πλαίσιο Χρήστη (User context) εξειδικεύεται στο Πλαίσιο Προτιμήσεων (Preferences context) (π.χ., αύξηση φωτεινότητας της οθόνης του κινητού τερματικού), στο Πλαίσιο Συνήθειας (Pattern context) (π.χ., ενημέρωση της κυκλοφοριακής κίνησης κάθε φορά που φεύγω από το γραφείο μου) και στο Πλαίσιο Δραστηριότητας (Activity context) (π.χ., παρουσιάζω μια αναφορά σε μια σημαντική συνάντηση, οδηγώ σε εθνικό δρόμο). Προφανώς τα επιμέρους πλαίσια αυτά μπορούν να εξειδικευτούν περαιτέρω ανάλογα με τις ανάγκες της εκάστοτε ΕΕΠ. Το Πλαίσιο Γεινίασης εξειδικεύεται στο Συνεργατικό Πλαίσιο (Collaborative context). Το Συνεργατικό Πλαίσιο αναφέρεται στην πληροφορία πλαισίου που ανακτάται συλλογικά από άμεση συν-λειτουργία γειτονικών οντοτήτων προκειμένου να ολοκληρωθεί μια συγκεκριμένη ενέργεια για όλους του συμμετέχοντες. Το πλαίσιο αυτό εξειδικεύεται περαιτέρω στο Πλαίσιο Ομάδας (Group context). Σύμφωνα με το πλαίσιο αυτό, όλες οι γειτονικές οντότητες συνεργάζονται για τον κατανομημένο συμπερασμό του πλαισίου προς βελτίωση της αντίληψης του περιβάλλοντα χώρου για κάθε μια οντότητα ξεχωριστά και για όλη την ομάδα συλλογικά.

➤ Το Αντικειμενικό πλαίσιο (Subjective context) αναφέρεται στις πραγματικές φυσικές παραμέτρους που ερμηνεύουν την τρέχουσα πληροφορία κατάστασης. Το πλαίσιο αυτό ταξινομείται στο Χωρικό πλαίσιο (Spatial context) (π.χ., σχετική και απόλυτη πληροφορία θέσης), Χρονικό πλαίσιο (Temporal context) (π.χ., σχετικός και απόλυτος χρόνος, παρελθούσα γνώση), Περιβαλλοντικό πλαίσιο (Environmental context) (π.χ., θερμοκρασία, φωτεινότητα, επίπεδο θορύβου, υγρασία, επιτάχυνση και κατεύθυνση κίνησης), πλαίσιο Δικτύου (Network context) (π.χ., έλεγχος συμφόρησης, ταχύτητα σύνδεσης, πρωτόκολλο επικοινωνίας), πλαίσιο Εφαρμογής (Application context) (π.χ., τύπος εκτελούμενης εφαρμογής, απαιτούμενη μνήμη, κατάσταση), και πλαίσιο Τερματικής Συσκευής (Device context) (π.χ., ικανότητα υποστήριξη πολυμεσικών εφαρμογών, υπολογιστική ικανότητα, δικτυακή συνδεσιμότητα, ταυτότητα).

Ανάλογα με την περιοδικότητα αλλαγής της πληροφορίας πλαισίου, το πλαίσιο αναλύεται σε Στατικό πλαίσιο (Static context) (π.χ., ταυτότητα συσκευής) και Δυναμικό πλαίσιο (Dynamic context) (π.χ., θέση χρήστη).

Ανάλογα με την φύση της πληροφορίας, το πλαίσιο αναλύεται στους τελεστές Καθορισμένου (Defined context) και Μη-καθορισμένου (Undefined) Πλαισίου. Το Καθορισμένο πλαίσιο αναφέρεται σε συνιστώσες όπου οι τιμές τους είναι μετρήσιμες (είτε διακριτές είτε συνεχές τιμές) – Quantifiable context. Το Μη-καθορισμένο πλαίσιο σχετίζεται με τους τελεστές: Ασάφειας (Fuzzy context), Ανακρίβειας (Imprecise context), Αβεβαιότητας, Πιστότητας (Reliable context), Ελλιπούς Γνώσης (Missing context).



Σχήμα 1.5: Ταξινόμια Πληροφορίας Πλαισίου.

1.5.1 Ερευνητικά Πεδία Επίγνωσης Πληροφορίας Πλαισίου

Ο σημασιολογικός γράφος εξαρτήσεως στο Σχήμα 1.6 απεικονίζει τα ερευνητικά πεδία που ασχολούνται με την επίγνωση πληροφορίας πλαισίου καθώς είναι και τα πεδία που ασχολείται η παρούσα διατριβή. Η έρευνα στην Επίγνωση Πλαισίου (ΕΠ) (Context Awareness) τμηματοποιείται στην Μοντελοποίηση Πλαισίου (Context Modeling) και στην Διαχείριση Πλαισίου (Context management). Στην περίπτωση που η έρευνα

ασχολείται με την κατανεμημένη ευφυΐα και συλλογική επίγνωση πλαισίου, τότε αναπτύσσεται το πεδίο έρευνας Συνεργατική Επίγνωση Πεδίου (Collaborative Context Awareness) που υπάγεται στο πεδίο Context Awareness. Μια εξέλιξη στον τρόπο προσδιορισμού και επίγνωσης του πλαισίου αναπτύσσει το πεδίο της έρευνας Επίγνωση Κατάστασης (EK) (Situation Awareness). Το πεδίο αυτό μελετάται επίσης εκτενέστατα στην παρούσα διατριβή.

Τα υπο-πεδία του Context Modeling αναφέρονται στα ερευνητικά πεδία Αναπαράσταση Πλαισίου (Context Representation), Συλλογισμός βάσει πλαισίου (Context Reasoning) και Συμπερασμός Πλαισίου (Context Inference). Η αναπαράσταση πλαισίου εμπεριέχει την Οντολογική αναπαράσταση πλαισίου (Ontological Representation) και την Ασαφή αναπαράσταση πλαισίου (Fuzzy Representation). Τα δύο αυτά υπό-πεδία αναπαράστασης γνώσης αναφέρονται στα διάφορα μοντέλα γνώσης που υιοθετούνται για την κατάλληλη αναπαράσταση πληροφορίας πλαισίου.

Η συλλογιστική βάση πλαισίου εξαρτάται από τον τρόπο που έχει αναπαρασταθεί το πλαίσιο και συνεπώς εμπεριέχει τα υπο-πεδία έρευνας Συλλογισμός Καταστάσεων (Situation Reasoning) και Προσεγγιστικός Συλλογισμός βάσει Πλαισίου (Approximate Context Reasoning). Το πρώτο πεδίο ασχολείται με τεχνικές και αλγορίθμους συλλογισμού βάσει καταστάσεων, ενώ το τελευταίο πεδίο στηρίζεται στις αποφάσεις που λαμβάνει μια οντότητα βάσει ανακριβούς, ελλιπούς και ασαφούς πληροφορίας. Επίσης, το πεδίο αυτό αναλύεται σε τεχνικές συλλογισμού βάσει ομοιότητας πλαισίου (Contextual Similarity) και, πιο συγκεκριμένα, βάσει ομοιότητας καταστάσεων (Situation Similarity).

Ο συμπερασμός πλαισίου αναφέρεται στον τρόπο επέκτασης της γνώσης που κατέχει μια οντότητα για το περιβάλλοντα χώρο. Ανάλογα με τον τρόπο αναπαράστασης πλαισίου λαμβάνουμε και την αντίστοιχη τεχνική συμπερασμού πλαισίου. Συνεπώς, ο συμπερασμός εμπεριέχει τα πεδία Προσεγγιστικός Συμπερασμός Πλαισίου βασισμένος στον Ασαφή συμπερασμό (Approximate Context Reasoning), στον Λογικό Συμπερασμό (Description Logic-based Inference) βασισμένον στον οντολογικό συμπερασμό βάσει Περιγραφικής Λογικής (υπο σύνολο Λογικής Πρώτης Τάξης) και στην Σύντηξη Πληροφορίας Πλαισίου (Context Fusion). Η σύντηξη πλαισίου αναλύεται στην Πιθανοθεωρητική Σύντηξη Πλαισίου (Probabilistic Context Fusion), στη Σύντηξη Πλαισίου βάσει Αξιοπιστίας Πηγών Πληροφορίας (Reliability-based Context Fusion) και στην Σύντηξη βάσει Θεωρίας Δυνατοτήτων (Possibilistic Context Fusion).

Το δεύτερο μεγάλο υπο-πεδίο της επίγνωσης πλαισίου είναι η διαχείριση πλαισίου που υιοθετεί αλγορίθμους, τεχνικές καθώς και ολόκληρα συστήματα διαχείρισης γνώσης προκειμένου να επιτευχθούν οι στόχοι ενός συστήματος επίγνωσης πλαισίου. Στην διαχείριση πλαισίου υπάγεται η Ταξινόμηση Πλαισίου (Context Classification) και η Διάχυση Πλαισίου (Context Dissemination).

Το πεδίο ταξινόμησης πλαισίου αναφέρεται στην αναγνώριση και κατηγοριοποίηση της πληροφορίας πλαισίου μιας οντότητα από το σύστημα. Η ταξινόμηση αποτελεί αναπόσπαστο μέρος της επίγνωσης πλαισίου αφού εμπεριέχει την διαδικασία αναγνώρισης και εξακρίβωσης της τρέχουσας κατάστασης μιας οντότητας. Συνεπώς, μια επιτυχής ταξινόμηση πλαισίου συντελεί στην αποτελεσματικότερη επίγνωση καταστάσεων μιας οντότητας, όπως αναλύεται και μελετάται στο υπό-πεδίο Ταξινόμηση Καταστάσεων (Situation Classification). Η ταξινόμηση πλαισίου εμπεριέχει επίσης τον μηχανισμό Πρόβλεψης Πλαισίου (Context Prediction) και τον μηχανισμό Εκμάθησης Πλαισίου (Context Learning). Ο πρώτος μηχανισμός αναφέρεται στον τρόπο κατά τον οποίο ένα σύστημα μπορεί να εκτιμήσει μελλοντικές συμπεριφορές και καταστάσεις μιας οντότητας βάσει της τρέχουσας κατάστασης καθώς και των παρελθουσών καταστάσεων και προτύπων πληροφορίας πλαισίου. Στο πεδίο αυτό υπάγεται επίσης και η μηχανισμός Ομαδοποίησης Πλαισίου (Context Clustering) κατά τον οποίο σχηματίζονται ομάδες / πρότυπα πληροφορίας πλαισίου βάσει τεχνικών μη-επιβλεπομένης εκμάθησης.

Επίσης, αναπτύσσεται και ο μηχανισμός Ανάκτησης Πλαισίου (Context Regression) κατά τον οποίο ελλιπή πληροφορία πλαισίου αντικαθίσταται με εκτιμώμενη πληροφορία πλαισίου (Missing Context Mechanism) επιτυγχάνοντας συνεχή παροχή πληροφορίας σε ένα σύστημα επίγνωσης πλαισίου (Context Persistence).

Ο μηχανισμός Εκμάθησης βάσει Πλαισίου εμπεριέχει επίσης τον μηχανισμό Προσαρμοστικότητας Πλαισίου (Context Adaptation). Σύμφωνα με τον μηχανισμό αυτό, διάφορες αποφάσεις - όπως και παράμετροι απόφασης - του συστήματος μεταβάλλονται ώστε να προσαρμοστεί η συμπεριφορά του συστήματος επίγνωσης κατάστασης στην τρέχουσα κατάσταση της οντότητας. Βάσει της προσαρμοστικότητας του συστήματος, και με έμφαση στη Προσαρμοστικότητα βάσει Ασαφούς Ελέγχου (Adaptive Fuzzy Control) το σύστημα μαθαίνει να συμπεριφέρεται και να δρα όσο το δυνατό πιο διεισδυτικά προκειμένου να επιτευχθεί η έννοια του διάχυτου υπολογισμού.

Η διάχυση πληροφορίας πλαισίου ορίζει ένα νέο πεδίο έρευνας στην επίγνωση πλαισίου που αναφέρεται στον κατανεμημένο προσδιορισμό, συμπερασμό και

συλλογισμό βάσει πλαισίου. Το πεδίο αυτό εισάγει την έννοια της συνεργατικής επίγνωσης πλαισίου που υιοθετεί όλους τους μηχανισμούς που προαναφέρθηκαν για μοντελοποίηση και διαχείριση του πλαισίου. Στόχος του πεδίου είναι η εφαρμογή ενός πνεύματος συνεργασίας μεταξύ μιας ομάδας οντοτήτων ώστε να επιτευχθεί η συνεργατική επίγνωση πλαισίου.

Συγκεκριμένα, με βάση το πεδίο αυτό, εισάγονται τα υπό-πεδία Ανακάλυψης Πλαισίου (Context Discovery) και Επιδημικής Διάδοσης Πλαισίου (Epidemical Context Dissemination). Το πρώτο πεδίο ασχολείται με τον κατανεμημένο μηχανισμό ανακάλυψης πληροφορίας πλαισίου μεταξύ οντοτήτων σε ένα ad-hoc δίκτυο. Έτσι οι κόμβοι μπορούν να συνεργάζονται στο τρόπο αναζήτησης πληροφορίας πλαισίου. Το δεύτερο υπό-πεδίο εστιάζει στον κατανεμημένο προσδιορισμό και συλλογισμό πλαισίου. Σύμφωνα με τον μηχανισμό αυτό, η γνώση για τον περιβάλλοντα χώρο (που συμπεραίνεται από ένα υποσύνολο οντοτήτων) γίνεται γνωστή σε όλες τις οντότητες της ομάδας με ένα συνεργατικό και συλλογικό τρόπο. Τέλος, η δυνατή επέκταση της γνώσης βάσει συνεργατικής συμπεριφοράς των οντοτήτων μιας ομάδας καλύπτεται από το νέο προτεινόμενο πεδίο της Πολύ-επιδημικής Διάδοσης Πληροφορίας Πλαισίου (Multi-epidemical Context Dissemination).

Τα θέματα για την μοντελοποίηση πληροφορίας πλαισίου έχουν δημοσιευθεί στις αναφορές: [107], [108], [109], [110], [111].

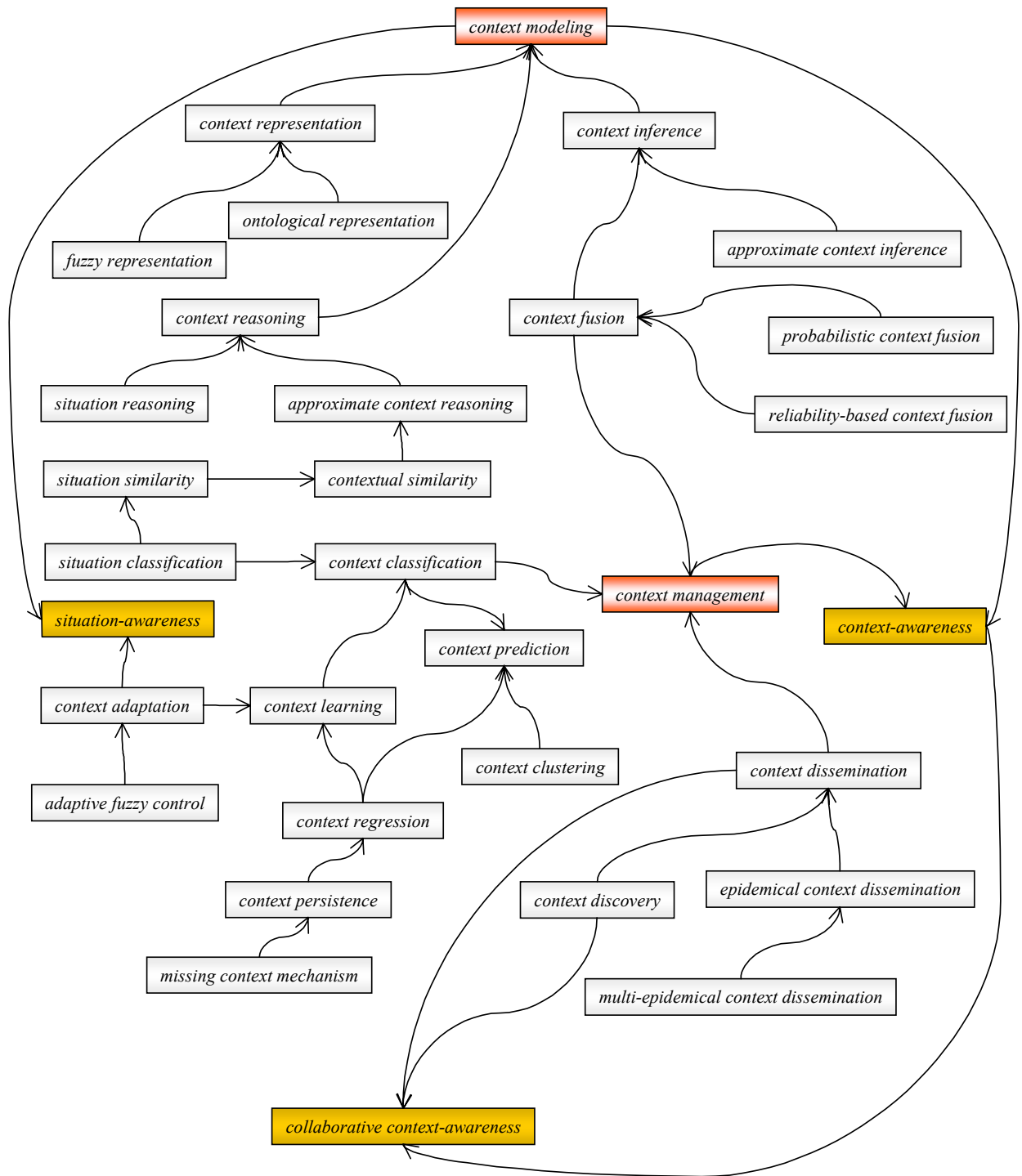
1.6. Συνεισφορά Διδακτορικής Διατριβής

Η παρούσα διδακτορική διατριβή συνείσφερε στα ακόλουθα επιστημονικά πεδία:

- Σχεδιασμός συστήματος Προηγμένου Συμπερασμού Επίγνωσης Καταστάσεων. Το σύστημα αυτό εκμεταλλεύεται τις σημασιολογικές συνιστώσες του πλαισίου (π.χ., σχέσεις γενίκευσης, συμβατότητας καταστάσεων) προκειμένου να βελτιώσει την ταξινόμηση του πλαισίου. Συγκεκριμένα, η συνεισφορά στο πεδίο ταξινόμησης πληροφορίας πλαισίου είναι:
 - Αναπαράσταση ελλιπούς και ανακριβούς πληροφορίας πλαισίου βάσει Θεωρίας Ασαφών Συνόλων,
 - Εκμετάλλευση σημασιολογικών συνιστωσών βάσει ιεραρχικής δομής πλαισίου,
 - Σημασιολογική επαύξηση πληροφορίας πλαισίου,

- Σχεδιασμός συστήματος ταξινόμησης πλαισίου που καθιστά ένα σύστημα επίγνωσης πλαισίου περισσότερο «βέβαιο» για την απόφαση ταξινόμησης πλαισίου καθώς και ικανό να εξάγει περαιτέρω γνώση.
- Εισαγωγή τεχνικών υπολογισμού Βαθμού Αξιοπιστίας Πληγών Πλαισίου βάσει στατιστικών μεγεθών. Οι τεχνικές αυτές ορίζουν μετρικές εκτίμησης αξιοπιστίας των πηγών πλαισίου όπου χρησιμοποιούνται για τον μηχανισμό σύντηξης πλαισίου. Συγκεκριμένα, η συνεισφορά στο πεδίο σύντηξης πληροφορίας είναι:
 - Μηχανισμός σύντηξης πλαισίου με χρήση Δυναμικών Δικτύων Bayes και Θεωρίας Ασαφών Συνόλων ενσωματώνοντας τον βαθμό αξιοπιστίας πηγών.
 - Μηχανισμός ανάκτησης ελλιπούς πλαισίου με χρήση Συστήματος Ασαφούς Προσδιορισμού.
- Εισαγωγή τεχνικών υπολογισμού Σημασιολογικής Ομοιότητας και Αναλογίας οντολογικών εννοιών βάσει Περιγραφικής και Ασαφούς Λογικής. Συγκεκριμένα οι τεχνικές αυτές ορίζουν:
 - Μια μετρική αναδρομικού υπολογισμού ομοιότητας σύνθετων οντολογικών εννοιών αναπαριστώντας πληροφορία πλαισίου.
 - Έναν αλγόριθμο συλλογισμού σημασιολογικής ομοιότητας και αναλογίας βάσει περιορισμών Περιγραφικής Λογικής και σχέσεων συμβατότητας και αμοιβαίου αποκλεισμού.
 - Μια μηχανή ασαφούς συμπερασμού σημασιολογικής ομοιότητας
- Σχεδιασμός συστήματος Επίγνωσης Καταστάσεων. Το σύστημα αυτό υιοθετεί οντολογική αναπαράσταση καταστάσεων ως έννοιες Περιγραφικής Λογικής, ταξινόμηση πλαισίου κατάστασης μέσω ενός υβριδικού μοντέλου για τον χειρισμό ασαφούς γνώσης βάσει σημασιολογικής ομοιότητας, επίγνωση καταστάσεων μέσω κανόνων προσδιορισμού ενέργειας και προσαρμογής στην απόφαση ενεργειών βάσει περιρρέουσας κατάστασης και αντιδράσεων του χρήστη. Συγκεκριμένα, η συνεισφορά είναι στα εξής πεδία:
 - Αναπαράσταση πλαισίου βάσει οντολογικών εννοιών.
 - Χειρισμός ασάφειας κατά την ταξινόμηση πλαισίου μέσω σημασιολογικής ομοιότητας,

- Βελτίωση της διεισδυτικής συμπεριφοράς του συστήματος με ελαχιστοποίηση της εμπλοκής –πιθανής ενόχλησης- του χρήστη.
 - Προσαρμοστική συμπεριφορά και επίγνωση της περιρρέουσας κατάστασης του χρήστη μέσω ασαφούς προσαρμοστικού ελεγκτή.
- Σχεδιασμός συστήματος Βιο-μιμητικής Προσέγγισης Επίγνωσης Πλαισίου. Το σύστημα αυτό αναφέρεται στη συνεργασία μεταξύ των μελών μιας ομάδας για την ανίχνευση και ερμηνεία πλαισίου καθιστώντας έτσι αναγκαίο το σχεδιασμό μηχανισμών διάχυσης πλαισίου. Συγκεκριμένα, η συνεισφορά είναι στα εξής πεδία:
- Γενίκευση επιδημικού μοντέλου [98] και εφαρμογή στην συνεργατική επίγνωση πλαισίου.
 - Αναλυτικό μοντέλο πολύ-επιδημικής διάχυσης (γενίκευση του [93]).
 - Κατανεμημένη ευφυΐα για τη διαχείριση πλαισίου
- Μελέτη Κινητικότητας Οντοτήτων στη Βιο-μιμητική Προσέγγιση Επίγνωσης Πλαισίου. Το σύστημα αυτό μελετά την επίδραση της πολύ-επιδημικής μόλυνσης των scale-free δικτύων με δυναμικές αλλαγές στην συνδετικότητα των κόμβων λόγω κινητικότητας. Η συνεισφορά είναι στο αναλυτικό επιδημικό μοντέλο που αφορά σε δυναμικές καταστάσεις λόγω κινητικότητας των κόμβων.
- Σχεδιασμός συστήματος Ανακάλυψης Πλαισίου. Το σύστημα αυτό ασχολείται με την ανάλογη φύση του επιδημικού μοντέλου όπου οι κόμβοι ανακαλύπτουν πληροφορία πλαισίου που τους αρμόζει βάσει συναρτήσεων εγκυρότητας. Η συνεισφορά είναι στα πεδία:
- Επέκταση του αλγορίθμου «νοημοσύνη του σμήνους» βάσει συναρτήσεων εγκυρότητας (χώρο-χρονική εγκυρότητα).
 - Εφαρμογή στην ανακάλυψη πλαισίου,
 - Εισαγωγή πολιτικών ανακάλυψης πλαισίου βάσει καταστάσεων.
 - Μελέτη συμπεριφοράς πολιτικών ανακάλυψης πλαισίου.



Σχήμα 1.6: Πεδία Έρευνας Πληροφορίας Πλαισίου που εξετάστηκαν στη διατριβή.

2 ΠΡΟΗΓΜΕΝΗ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΠΛΑΙΣΙΟΥ ΒΑΣΕΙ ΣΗΜΑΣΙΟΛΟΓΙΑΣ

2.1. Εισαγωγή

Ο συνδυασμός δεδομένων αισθητήρων (π.χ., επίπεδο θορύβου, φωτεινότητα, θερμοκρασία) με χωρική γνώση (π.χ., θέση, γειννίαση ανθρώπων, χωρικά κοντινές κινητές συσκευές) και χρονική γνώση (π.χ., ιστορικό γεγονότων, τρέχουσα ώρα, προγραμματισμένες ενέργειες) συντελεί σε μια πιο αναλυτική αντίληψη / επίγνωση του περιβάλλοντα χώρου αναφερόμενη ως «επαγόμενο πλαίσιο» (inferred context) ή «επαγόμενη κατάσταση» (situation). Η Επίγνωση Κατάστασης – ΕΚ (Situation Awareness) επεκτείνει την Επίγνωση Πλαισίου – ΕΠ (Context Awareness) υπό την έννοια ότι η κατάσταση μιας οντότητας (π.χ., άνθρωπος, κινητό τερματικό) υποδηλώνει επιπρόσθετη γνώση που σχετίζεται άμεσα ή συμπεραίνεται έμμεσα από την τρέχουσα πληροφορία πλαισίου της οντότητας αυτής. Η ΕΚ βασίζεται στις δραστηριότητες μιας οντότητας που παρατηρούνται σε συγκεκριμένους χώρους διαρκώντας καθορισμένα χρονικά διαστήματα. Συνεπώς, η κατάσταση μιας οντότητας αναφέρεται στην δραστηριότητα (ή δραστηριότητες) που εντοπίζονται σε συγκεκριμένο χώρο και διαρκεί καθορισμένη χρονική περίοδο. Η ικανότητα ενός Συστήματος Επίγνωσης Κατάστασης – ΣΕΚ (Situation Aware System) υποδηλώνει την ικανότητά του να συμπεραίνει, να συλλογίζεται, να προσαρμόζεται και να αντενεργεί σε καταστάσεις που παρατηρούνται. Η ικανότητα αυτή μπορεί να επιτευχθεί μέσα από κατάλληλα σχήματα αναπαράστασης γνώσης που συνδυάζουν την Θεωρητική και την Εννοιολογική μοντελοποίηση πλαισίου (βλέπε Κεφάλαιο 1.4), π.χ., ιεραρχία εννοιών και μοντέλα βασισμένα στη Θεωρία Ασαφών Συνόλων (ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 11.1). Με βάση τα σχήματα αυτά, ένα ΣΕΚ είναι ικανό να εξάγει, αναγνωρίζει και να επάγει σχέσεις μεταξύ των καταστάσεων, χωρίς αυτές να είναι γνωστές πρωτύτερα.

Οι όροι «επαγόμενο πλαίσιο» και «επαγόμενη κατάσταση» θα χρησιμοποιούνται εναλλάξ ανάλογα με την ερμηνεία του κειμένου. Όταν μια συγκεκριμένη κατάσταση, έστω φ , παρατηρείται για δεδομένη χρονική στιγμή τότε, αναφερόμαστε στο ότι η κατάσταση φ εμφανίζεται την χρονική αυτή στιγμή. Χρησιμοποιούμε το κατηγορημα $\text{context}(\varphi)$ ή το κατηγορημα $\text{activity}(\varphi)$ ως μια λεκτική περιγραφή του πλαισίου κατάστασης ή της δραστηριότητας φ μιας οντότητας, αντίστοιχα. Το κατηγορημα $\text{ingredient}(p)$ αναφέρεται ως μια λεκτική περιγραφή της συνιστώσας p του πλαισίου φ .

Η ικανότητα ενός ΣΕΚ να ταξινομήσει το πλαίσιο σε καταστάσεις και να συμπεραίνει τις καταστάσεις μπορεί να επιτευχθεί με την εκμετάλλευση της σημασιολογίας που παρέχεται από μοντέλα αναπαράστασης γνώσης. Η σημασιολογία αναφέρεται στις

συσχετίσεις μεταξύ καταστάσεων, όπως, σχέσεις γενίκευσης, μερεολογικές εξαρτήσεις, σχέσης αμοιβαίου αποκλεισμού και συμβατότητας.

Ένα εμπλουτισμένο, σε σημασιολογία, μοντέλο πλαισίου βασίζεται στην ιεραρχική δομή του πλαισίου, δηλαδή στις σχέσεις γενίκευσης. Για παράδειγμα, η κατάσταση $\varphi = \text{context}$ (Η Στέλλα παρευρίσκεται σε μια συνάντηση) συμπεραίνει τη κατάσταση $\psi = \text{context}$ (Η Στέλλα βρίσκεται στην αίθουσα συναντήσεων). Με τον τρόπο αυτό δημιουργείται μια γενίκευση μεταξύ φ και ψ καταστάσεων, έτσι, ώστε:

«από το φ πλαίσιο συμπεραίνεται το ψ πλαίσιο ή το ψ πλαίσιο είναι ένδειξη αλήθειας για την εμφάνιση του πλαισίου φ ».

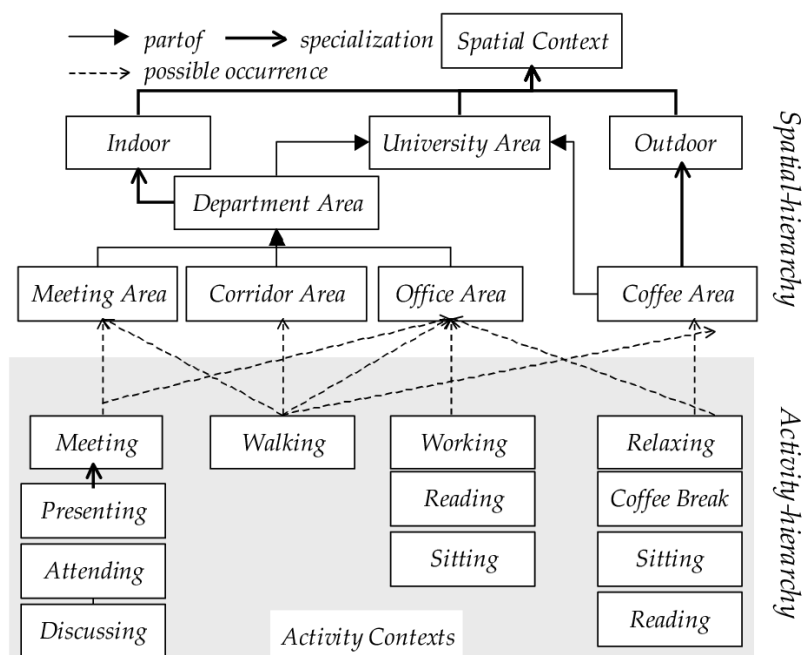
Η εξάρτηση αυτή σχηματίζει μια ιεραρχία μεταξύ καταστάσεων. Ο όρος ιεραρχία (ή ιεραρχική δομή) αναφέρεται σε έναν σημασιολογικό γράφο αναπαράστασης που επεκτείνεται από τη πιο αφηρημένη κατάσταση (εδώ το ψ) στη πιο εξειδικευμένη κατάσταση (εδώ το φ).

Η προσέγγιση ιεραρχικής δομής του πλαισίου είναι μια αποδεκτή προσέγγιση αναπαράστασης γνώσης για συγκεκριμένο επιστημολογικό πεδίο [9]. Για παράδειγμα το πλαίσιο context (περπάτημα) και το πλαίσιο context (τρέξιμο) είναι δυνατές δραστηριότητες που μπορούν και οι δύο να υπάγονται στην δραστηριότητα context (κίνηση) (μια πιο αφηρημένη δραστηριότητα). Εξάλλου η παρατήρηση της δραστηριότητας «περπάτημα» επάγει επίσης και την δραστηριότητα «κίνηση». Έτσι, η δραστηριότητα «περπάτημα» αναφέρεται σε μια πιο συγκεκριμένη δραστηριότητα από αυτή της «κίνησης».

Εκτός από την ρητή εξαγωγή σχέσεων γενίκευσης μεταξύ πλαισίων, μπορούμε να εκμεταλλευτούμε την ιεραρχική δομή ώστε να επιτευχθεί ο έμμεσος συμπερασμός πλαισίου μέσω μεταβατικών κλειστών σχέσεων. Το χωρικό πλαίσιο αναπαρίσταται από μια «ιεραρχία χωρικών εννοιών» (mereonomy). Δηλαδή, από συμβολικές θέσεις-χώρους, όπως αίθουσες, κτήρια, που σχετίζονται μέσω μερεολογικών εξαρτήσεων (π.χ., part-of σχέσεις). Αυτού του είδους ιεραρχία δομείται σε διαφορετικά επίπεδα αφάιρεσης όπως απεικονίζεται στο Σχήμα 2.1. Για παράδειγμα, η κατάσταση «walking in a corridor» συμπεραίνει την κατάσταση «moving in a building» εφόσον η δραστηριότητα «moving» είναι γενίκευση της δραστηριότητας «walking» και η χωρική συνιστώσα «corridor» είναι χωρικό μέρος της συνιστώσας «building».

Επίσης, η σημασιολογία βοηθάει στον συμπερασμό σχέσεων συμβατότητας και αμοιβαίου αποκλεισμού. Συμβατές είναι οι καταστάσεις που μπορούν να εμφανιστούν

ταυτόχρονα, όπως «talking» και «walking». Η σχέση αμοιβαίου αποκλεισμού αναφέρεται στη μη δυνατότητα ταυτόχρονης εμφάνισης ασύμβατων καταστάσεων, όπως θα διευκρινιστεί και παρακάτω.



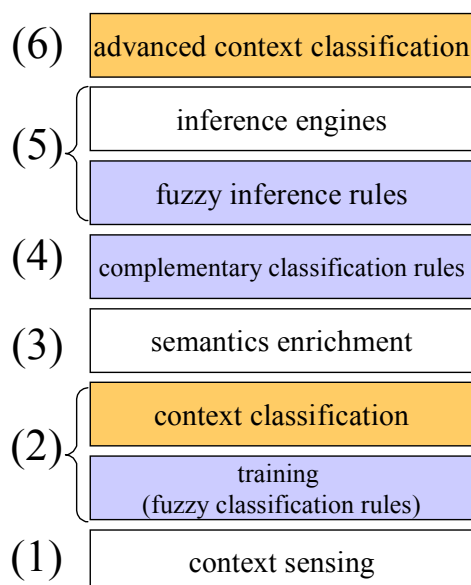
Σχήμα 2.1: Ιεραρχία καταστάσεων ερμηνεύοντας τη σχέση γενίκευσης και τη μερεολογική εξάρτηση.

2.1.1 Εμπλουτισμός Συμπερασμού Πλαισίου

Στόχος της ΕΚ είναι ο ορισμός ενός κατάλληλου μοντέλου πλαισίου κατάστασης και, βάσει αυτού, ένα σύνολο «μηχανών συμπερασμού» (inference engines) οι οποίες εκμεταλλεύονται την ιεραρχική δομή του πλαισίου κατάστασης καθώς και την επικείμενη σημασιολογία. Οι μηχανές αυτές χτίζονται πάνω από μια ασαφούς βάση γνώσης, δηλαδή, του συνόλου των «κανόνων ασαφούς ταξινόμησης» (fuzzy classification rules), που παρέχεται από «ασαφείς ταξινομητές» (fuzzy classifiers) (π.χ., ασαφές σύστημα προσδιορισμού, νευρο-ασαφές σύστημα ταξινόμησης). Οι κανόνες αυτοί αναφέρονται σε ταξινομημένα πρότυπα (labeled patterns) υπό κλάσεις καταστάσεων (situation labels). Το προτεινόμενο μοντέλο και οι μηχανές συμπερασμού εμπλουτίζουν τους κανόνες ασαφούς ταξινόμησης εισάγοντας συμπληρωματικούς ασαφείς κανόνες και συγκεκριμένους «κανόνες ασαφούς συμπερασμού» (fuzzy inference rules) που διαχειρίζονται την σημασιολογία ιεραρχίας. Στόχος είναι η βελτίωση της ποιότητας ταξινόμησης του πλαισίου (π.χ., μείωση σφάλματος ταξινόμησης).

Η λογική ροή του εντοπισμού, ταξινόμησης και συμπερασμού πλαισίου κατάστασης ορίζεται από ένα σύνολο διαδικασιών, όπως απεικονίζονται στο Σχήμα 2.2. Συγκεκριμένα, οι μετρήσεις από αισθητήρες και δεδομένα πληροφορίας πλαισίου

συσσωρεύονται, ομαδοποιούνται και σχηματοποιούνται έτσι ώστε να επάγονται οι κανόνες ασαφούς ταξινόμησης για έναν ασαφή ταξινομητή. Σε επόμενο στάδιο, σημασιολογικές σχέσεις βάσει της ιεραρχικής δομής του πλαισίου εμπλουτίζουν τους κανόνες αυτούς. Δημιουργούνται, έτσι, συμπληρωματικοί κανόνες ασαφούς ταξινόμησης. Με βάση την επεκταμένη ασαφούς βάση γνώσης, αναπτύσσονται συγκεκριμένες μηχανές συμπερασμού.



Σχήμα 2.2: Τα στάδια ενός ΣΕΚ: (1) συλλογή πληροφορίας πλαισίου (context sensing), (2) εκμάθηση κανόνων ασαφούς ταξινόμησης, (3) επαύξηση ασαφούς βάσης γνώσης με σημασιολογία, (4) συμπληρωματικοί κανόνες ασαφούς ταξινόμησης, (5) κανόνες ασαφούς συμπερασμού, (6) προηγμένη ταξινόμηση πλαισίου.

2.2. Αναπαράσταση Πλαισίου

2.2.1 Ασαφής Μοντελοποίηση Πληροφορίας Πλαισίου

Προκειμένου να αντιμετωπιστεί το ελλιπές και ανακριβές πλαίσιο, το προτεινόμενο μοντέλο πρέπει να υποστηρίζει τέτοιου είδους αβεβαιότητα [10]. Η Θεωρία Πιθανοτήτων είναι καλά ορισμένη για την αντιμετώπιση αβεβαιότητα που επέρχεται από την τυχαιότητα των καταστάσεων. Από την άλλη πλευρά, η αβεβαιότητα που εισέρχεται από ελλιπή ή ανακριβή πληροφορία πλαισίου αντιμετωπίζεται με την Θεωρία Ασαφών Συνόλων – ΘΑΣ (Fuzzy Sets Theory) [11] και με την Θεωρία Δυνατότητας (Possibility Theory) [12]. Η ΘΑΣ αντιμετωπίζει ασαφείς έννοιες που αναπαρίστανται μέσω ασαφών συνόλων. Ένα «ασαφές σύνολο» (fuzzy set) χρησιμοποιείται για την αναπαράσταση ασαφούς πλαισίου σε μια εύληπτη από τον άνθρωπο μορφή. Η τιμή μιας συνιστώσας πλαισίου ενδέχεται να μην μπορεί να ερμηνευτεί ακριβώς μέσω μιας ποσοτικοποιημένης αναπαράστασης. Αντιθέτως, η τιμή μπορεί να αναπαρασταθεί μέσω μιας ποιοτικής αναπαράστασης εσωκλείοντας την επερχόμενη ασάφεια. Το πλαίσιο

μπορεί να είναι εν μέρει ποσοτικοποιημένο λόγω της φύσης του αλλά όμως μπορεί να προσπελαστεί με χρήση «λεκτικών όρων» (linguistic terms). Για παράδειγμα, χαμηλή θερμοκρασία, υψηλή πυκνότητα θορύβου, φυσικό φως. Επιπρόσθετα, το ποσοτικοποιημένο πλαίσιο μπορεί να μην είναι πάντα διαθέσιμο οπότε ένας προσεγγιστικός τρόπος περιγραφής του πρέπει να ορισθεί, π.χ., όταν εκτιμάμε την ανθρώπινη ταχύτητα κίνησης, λεκτικοί όροι όπως «walking fast» μπορούν να χρησιμοποιούνται αντί αριθμητικών τιμών.

Υιοθετούμε την «Ασαφή Λεκτική Αναπαράσταση Γνώσης» (Linguistic Variable Approximate Reasoning) [13] για την μοντελοποίηση πλαισίου. Ασαφείς μεταβλητές (fuzzy variables) και ασαφείς τιμές (fuzzy values) αντιστοιχούν σε λεκτικές μεταβλητές (linguistic variables) και λεκτικούς όρους (linguistic terms), αντίστοιχα. Ένας λεκτικός όρος αναπαριστά την αφαίρεση από ένα ποσοτικοποιημένο δεδομένο σε ένα ασαφές σύνολο. Η Ασαφής Λογική – ΑΛ (Fuzzy Logic) βασισμένη στην ΘΑΣ παρέχει ένα τρόπο συλλογισμού πάνω από ελλιπή και ανακριβή πληροφορία πλαισίου. Χρησιμοποιούμε την ΑΛ για την εκμάθηση (train) ενός συστήματος ασαφούς ταξινόμησης ικανού να ταξινομήσει ανθρώπινες δραστηριότητες και καταστάσεις βάσει σημασιολογικών σχέσεων μεταξύ συνιστωσών πλαισίου και καταστάσεων.

Έστω $n > 0$ συνιστώσες πληροφορίας πλαισίου κατάστασης, $p_i \in P_i$, $i = 1, \dots, n$ και $m > 0$ καταστάσεις με επίσημα κλάσης (labels) $y_i \in Y_i$, $i = 1, \dots, m$.

Η διαδικασία της «ενσωμάτωσης ασάφειας» (fuzzification) μετατρέπει «διακριτές» (crisp) τιμές εισόδου, π.χ., τιμές των συνιστωσών πλαισίου, σε ασαφή σύνολα. Η διαδικασία συμπερασμού χρησιμοποιεί ασαφείς κανόνες για να παράγει ασαφή συμπεράσματα. Τα συμπεράσματα αυτά μετατρέπονται σε διακριτές τιμές, δηλαδή σε επίσημα κλάσης μέσω της «διαδικασίας αποσαφήνισης» (defuzzification).

Οι κανόνες ασαφούς συμπερασμού αποτελούνται από λογικές συνδέσεις λεκτικών μεταβλητών p_i^λ για κάθε μια συνιστώσα πλαισίου p_i . Για παράδειγμα, μια είσοδος στον ασαφή ταξινομητή μπορεί να είναι $p_1^\lambda = \text{high environmental illumination}$ και μια έξοδος μπορεί να περιγραφεί από την κατάσταση $y^\lambda = \text{context(Stella is attending a meeting)}$.

Έστω A_{ij}^λ ο j -στός λεκτικός όρος για την λεκτική μεταβλητή p_i^λ . Τότε η μεταβλητή αυτή λαμβάνει τιμές στο σύνολο $A_i^\lambda = \{ A_{ij}^\lambda : j = 1, \dots, N_i \}$. Κάθε στοιχείο του A_i^λ είναι ένα ασαφές σύνολο ορισμένο ως: $A_{ij}^\lambda = \{ (p_i, \mu_{ij}(p_i)) : p_i \in P_i \}$, όπου $\mu_{ij}(p_i) \in [0, 1]$ είναι η μονάδα συγγένειας της τιμής της συνιστώσας p_i στο σύνολο A_{ij}^λ που εκφράζει την ασαφή τιμή της.

2.2.2 Ιεραρχική Μοντελοποίηση Πληροφορίας Πλαισίου

Το πλαίσιο επάγεται από πληροφορία που αποκτάται από αισθητήρες και από την σύνθεση συνιστωσών ανωτέρου επιπέδου. Οι συνιστώσες ιεραρχούνται σε διάφορα επίπεδα έτσι ώστε μια συνιστώσα του επιπέδου l που ανήκει στο σύνολο των συνιστωσών επιπέδου $P(l)$ αναπαριστάνει ένα πιο εξειδικευμένο πλαίσιο από αυτό που αναπαρίσταται από συνιστώσες επιπέδου m , $m < l$. Αυτό σημαίνει ότι το πλαίσιο επιπέδου l υπονοεί / επάγει επίσης και το πλαίσιο επιπέδου m . Καλούμε το πλαίσιο επιπέδου l ως κατάσταση της οποίας οι συνιστώσες είναι χαμηλότερου επιπέδου. Συνεπώς, μια κατάσταση επιπέδου l επάγει τη κατάσταση επιπέδου m και αντίθετα μια κατάσταση επιπέδου m ενδέχεται να συμπεράνει την κατάσταση επιπέδου l εφόσον συνδυαστεί με άλλες συνιστώσες του ίδιου ή χαμηλότερου επιπέδου. Συμβολίζουμε με την σχέση $\omega > \psi$ ότι η κατάσταση ω είναι πιο αφηρημένη από την κατάσταση ψ .

Προκειμένου να σχηματιστεί μια ιεραρχική δομή καταστάσεων, εισάγουμε δύο τύπους σύνθεσης συνιστωσών. Ο πρώτος τύπος αναφέρεται στην «Στιγμιαία Σύνθεση» – ΣΣ (Instantaneous Synthesis) όπου λαμβάνει υπ' όψιν τις τιμές των συνιστωσών την καθορισμένη χρονική στιγμή t . Ο δεύτερος τύπος σύνθεσης που καλείται «Χρονική Σύνθεση» – ΧΣ (Temporal Synthesis) ασχολείται με χρονικά ταξινομημένες συνιστώσες στον χρονικό διάστημα $[t - T, t]$, $T > 0$. Για παράδειγμα, $y = \text{context}(\text{Alice browses the bus timetable})$ και $\phi = \text{context}(\text{Alice is walking inside})$ προηγείται του πλαισίου $\psi = \text{context}(\text{Alice is walking outside})$ τότε μπορεί να επαχθεί το πλαίσιο $\omega = \text{context}(\text{Alice is heading for the bus-stop})$. Η ΣΣ σύνθεση προσδιορίζει το πλαίσιο – κατάσταση $y(t)$ ενός συγκεκριμένου επιπέδου την χρονική στιγμή t εφόσον όλες οι συνιστώσες του την ίδια χρονική στιγμή (δηλαδή οι συνιστώσες στον ασαφή κανόνα $R(y(t))$) έχουν λάβει τιμή (instantiated) τη στιγμή t . Η ΧΣ σύνθεση ενσωματώνει χρονικές σχέσεις (π.χ., πριν (before), μετά (after)) μεταξύ των συνιστωσών όπου παρατηρούνται σε μια χρονική διάρκεια. Στην περίπτωση αυτή, το πλαίσιο $y(t)$ την χρονική στιγμή t επάγεται από την σύζευξη .

Η χρονική διάρκεια $T_i > 0$ καθορίζει την ισχύ των χρονικών εξαρτήσεων μεταξύ των διαδοχικών παρατηρήσεων των συνιστωσών p_i και p_{i+1} και u_i είναι η τιμή της συνιστώσας p_i . Οι συνθέσεις ΣΣ και ΧΣ χρησιμοποιούνται με έναν ιεραρχικό τρόπο. Οι συνιστώσες που επάγονται από την ΣΣ σύνθεση που ανήκουν στο σύνολο $P(0)$, π.χ., $y = \text{context}(\text{Alice is walking}) \in P(0)$, συμπεραίνει εκείνο το τμήμα του πλαισίου που ανήκει σε υψηλότερου επιπέδου πλαίσιο, π.χ., $\phi = \text{context}(\text{Alice is walking inside}) \in P(1)$.

Συνεπώς, η ΧΣ σύνθεση συμπεραίνει υψηλότερο επιπέδου πλαίσιο, π.χ., $\omega = \text{context}(\text{Alice is heading for the bus-stop}) \in P(2)$.

Παράδειγμα 2.1: Έστω ότι θέλουμε να αναπαραστήσουμε την δραστηριότητα ενός χρήστη, το χωρικό πλαίσιο, το περιβαλλοντικό πλαίσιο, το πλαίσιο της εφαρμογής και το κοινωνικό πλαίσιο του χρήστη μέσω ασαφών μεταβλητών που δέχονται ασαφή σύνολα ως τιμές. Τότε, οι διάφορες συνιστώσες που θα μπορούσαν να αναπαραστήσουν τα πλαίσια αυτά είναι: $\text{ingredient}(\text{movement}) \in \{\text{standing still, walking, running}\}$, $\text{ingredient}(\text{location}) \in \{\text{indoors, outdoors}\}$, $\text{ingredient}(\text{illumination}) \in \{\text{dark, bright}\}$, $\text{ingredient}(\text{sensing touch}) \in \{\text{device at hand, device not at hand}\}$, $\text{ingredient}(\text{people proximity}) \in \{\text{alone, with company}\}$, $\text{ingredient}(\text{video projector state}) \in \{\text{active, inactive}\}$. Μια ΣΣ σύνθεση για την Alice θα μπορούσε να είναι:

If movement **is** standing still **and** location **is** indoors (meeting room) **and** people proximity **is** with company **and** illumination **is** dark **and** video projector state **is** active
Then $\text{context}(\text{Alice is presenting a report during a meeting})$.

2.3. Ταξινόμηση Πληροφορίας Πλαισίου

Η ταξινόμηση του πλαισίου του χρήστη σε μια κατάσταση αναφέρεται ως η διαδικασία σήμανσης του διάνυσματος / προτύπου εισόδου $\mathbf{p} = [p_1, \dots, p_n]^T$ με n συνιστώσες πλαισίου στη k -οστή κλάση (έξοδος) y_k , $k=1, \dots, m$. Η k -στη κλάση y_k αναπαρίσταται από το διάνυσμα $\mathbf{y}_k = [0, \dots, 1, \dots, 0]$ όπου η k -οστή διάσταση έχει τιμή 1 ενώ όλες οι άλλες διαστάσεις έχουν τιμή 0. Ένα πρότυπο \mathbf{p} ταξινομείται στην κλάση y_k εφόσον η τιμή της διάστασης k στο διάνυσμα \mathbf{y}_k είναι η μεγαλύτερη από τις άλλες διαστάσεις.

Η διαδικασία ταξινόμησης υποθέτει ένα ασαφές σύστημα εκμάθησης που παρέχει μια συνάρτηση η οποία αντιστοιχίζει κατάλληλα τα ζευγάρια εισόδου-εξόδου $(\mathbf{p}, \mathbf{y}_k)$. Το ασαφές αυτό σύστημα παράγει μια «ασαφή βάση γνώσης» (fuzzy Knowledge Base - fKB) που περιέχει γνώση για τα ζευγάρια εκμάθησης $(\mathbf{p}, \mathbf{y}_k)$. Συγκεκριμένα, η fKB αποτελείται από ένα σύνολο κανόνων ασαφούς συμπερασμού. Έτσι, ένα νέο διάνυσμα εισόδου \mathbf{p} ταξινομείται στην ίδια κατάσταση με ένα υπάρχον πρότυπο μέσα στην fKB. Οι κανόνες αυτοί είναι της μορφής IF-THEN. Το προγενέστερο μέρος του κανόνα είναι ένα σύνολο από συζευκτικές ασαφείς εκφράσεις (λεκτικοί όροι) που αναφέρονται στις συνιστώσες του πλαισίου. Το επακόλουθο μέρος του κανόνα είναι απλά η σήμανση της κλάσης. Επιπρόσθετες συζευκτικές ασαφείς εκφράσεις στο antecedent μέρος του κανόνα συντελούν στην αναπαράσταση μιας περισσότερο συγκεκριμένης κατάστασης.

Υπάρχουν πολλές μέθοδοι για την εκμάθηση ενός ασαφούς συστήματος ώστε να δημιουργήσει μια fKB με ασαφείς κανόνες ταξινόμησης και αναγνώρισης προτύπων (π.χ., ελαχίστων τετραγώνων (recursive least squares), γενετικού προγραμματισμού (genetic programming), ασαφούς ομαδοποίησης (fuzzy clustering), μεθόδων gradient). Χρησιμοποιούμε τις fKB που παράγονται από δύο βασικές μεθόδους εκμάθησης ασαφούς συστήματος: Ασαφές Σύστημα Προσδιορισμού (F) και Νευρο-Ασαφές Σύστημα Ταξινόμησης (C). Το πρώτο σύστημα δημιουργεί τη fKB από αριθμητικές εισόδους. Το σύστημα αυτό αποτελεί έναν «παραμετρικό εκτιμητή» (parameter estimator) όπου στην περίπτωση μας, εκτιμά την τιμή για την k-οστή συνιστώσα του διανύσματος y_k που αντιστοιχεί στην κλάση κατάστασης y_k . Προφανώς, το σύστημα αυτό μπορεί να μοντελοποιήσει λεκτικές εκφράσεις για την σήμανση κλάση καταστάσεων, όπως αναφέρεται στο [14]. Το σύστημα C χρησιμοποιεί την μέθοδο επαγωγής κανόνων για να εξάγει λεκτικούς ασαφείς κανόνες από δεδομένα εισόδου. Συγκρινόμενο με την προηγούμενη μέθοδο, η επαγωγή κανόνων δεν χρησιμοποιεί κάποια μέθοδο βελτιστοποίησης στους παραμέτρους του συστήματος. Αντιθέτως, προσπαθεί να προσαρμόσει τους λεκτικούς κανόνες στα δεδομένα ώστε να τα αντικατροπτίζει όσο το δυνατόν καλύτερα εκμεταλλεύοντας αλγορίθμους εκμάθησης από το πεδίο των Νευρωνικών Δικτύων. Παρόλα αυτά, υβριδικές μέθοδοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην εκμάθηση ασαφών συστημάτων (π.χ., Takagi-Sugeno ασαφή συστήματα) και στην δημιουργία κανόνων ασαφούς ταξινόμησης (π.χ., μέθοδος Gauss-Newton, ομαδοποίηση με βελτιστοποίηση των εξόδων αποσαφήνισης).

Στόχος μας είναι να εμπλουτίσουμε τους ταξινομητές F και C με συμπληρωματικούς κανόνες ασαφούς ταξινόμησης και συγκεκριμένους κανόνες ασαφούς συμπερασμού ώστε να επιτύχουμε καλύτερη ποιότητα ταξινόμησης.

Ένας κανόνας ασαφούς ταξινόμησης που επάγει την κατάσταση y_k έχει την ακόλουθη μορφή σε IF-THEN φόρμα:

$$R(y_k): \text{If } p^{\lambda}_1 \text{ is } A^{\lambda}_{1j} \text{ and } \dots \text{ and } p^{\lambda}_n \text{ is } A^{\lambda}_{nl} \text{ Then } y^{\lambda} \text{ is } y_k \quad (2.1)$$

A^{λ}_{1j} είναι η j-οστή ασαφής τιμή της ασαφούς μεταβλητής p^{λ}_1 που επάγει την κατάσταση y_k . Η ίδια εξήγηση ισχύει και για τις άλλες συζευκτικές εκφράσεις του $R(y_k)$ κανόνα. Ο συμβολισμός $I(R(y_k))$ δηλώνει το πλήθος των συνιστωσών του πλαισίου που επάγουν την κλάση y_k . Η fKB των συστημάτων F και C είναι του τύπου (2.1).

2.3.1 Ασαφές Σύστημα Προσδιορισμού

Το σύστημα F είναι μια μη γραμμική απεικόνιση μεταξύ n εισόδων (συνιστωσών) $p_i \in P_i$, $i = 1, \dots, n$, και m εξόδων (καταστάσεων) $y_i \in Y$, $i = 1, \dots, m$, που αναπαρίστανται από τα διανύσματα \mathbf{y} . Για μια είσοδο \mathbf{p} το σύστημα προσπαθεί να βρει το κατάλληλο \mathbf{y}_k^T . Αναζητούμε μια συνάρτηση f_k που να προσεγγίζει την πραγματική συνάρτηση g_k που να σχετίζει τα ζευγάρια εισόδου-εξόδου. Για να εκπαιδεύσουμε το σύστημα F για όλες τις καταστάσεις y_k , απλά επαναλαμβάνουμε την επόμενη μέθοδο για κάθε μια κλάση κατάστασης $k=1, \dots, m$.

Δοσμένης μιας πραγματικής συνάρτησης $g_k : P' \rightarrow Y'_k$ όπου $P' \subseteq P_1 \times \dots \times P_n$, κατασκευάζουμε μια συνάρτηση εκτίμησης $f_k : P \rightarrow Y_k$ όπου $P \subseteq P'$ και $Y_k \subseteq Y'_k$. $Y_k = [0, 1]$ με τιμή 1 εάν το πρότυπο εισόδου εκπαίδευσης \mathbf{p} ανήκει στην κατάσταση y_k , αλλιώς 0. Η συνάρτηση f_k κατασκευάζει ένα διάνυσμα παραμέτρων θ_k που περιέχει τα κέντρα και τα πλάτη των μονάδων συγγενειών των μεταβλητών εξόδου έτσι ώστε να ισχύει ότι $g_k(\mathbf{p}) = f_k(\mathbf{p} | \theta_k) + e_k(\mathbf{p})$, για όλα τα $\mathbf{p} = [p_1, \dots, p_n]^T \in P$ και το σφάλμα $e_k(\mathbf{p})$ να είναι όσο μικρό γίνεται. Το σύνολο των M ζευγαριών εκπαίδευσης (\mathbf{p}^i, y^i) συμβολίζεται με $G = \{(\mathbf{p}^1, y^1), \dots, (\mathbf{p}^M, y^M)\} \subseteq P \times Y$. Αξίζει να σημειωθεί ότι ο αριθμός L των κανόνων που παράγονται από το σύστημα F είναι μικρότερος ή ίσος με το πλήθος των ζευγαριών εκπαίδευσης M από το σύνολο G . Η συνάρτηση f_k που ταξινομεί μια είσοδο \mathbf{p} στην κατάσταση y_k είναι η εξής:

$$f_k(\mathbf{p}) = \frac{\sum_{i=1}^L b_i \mu_i(\mathbf{p})}{\sum_{i=1}^L \mu_i(\mathbf{p})}$$

όπου $\mu_i(\mathbf{p})$ είναι ο βαθμός ικανοποίησης του κανόνα i για την είσοδο στο σύστημα ενός συνόλου τιμών v_1, \dots, v_n των συνιστωσών p_1, \dots, p_n . Ο βαθμός αυτός υπολογίζεται με βάση το γινόμενο:

$$\mu_i(\mathbf{p}) = \prod_{j=1}^n \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{v_j - c_{ji}}{\sigma_{ji}}\right)^2\right)$$

Οι συναρτήσεις βαθμών συγγένειας $\mu_{ij}(p_i)$ είναι τύπου Gauss με κέντρα c_{ji} και πλάτη σ_{ji} . Οι παράμετροι b_i , $i = 1, \dots, L_k$ είναι τα εκπαιδευόμενα κέντρα των m_k εξόδων που απεικονίζουν τα κέντρα των ασαφών συνόλων για την κατάσταση y_k .

Υιοθετείται η μέθοδος των Ελαχίστων Τετραγώνων για την εκμάθηση του συστήματος F κατά τον προσδιορισμό των κέντρων b_i , $i = 1, \dots, L_k$, δηλαδή του διανύσματος $\theta_k = [b_1, \dots, b_{L_k}]$. Εάν ορίσουμε

$$\xi_i(\mathbf{p}) = \frac{\mu_i(\mathbf{p})}{\sum_{i=1}^{L_k} \mu_i(\mathbf{p})}$$

τότε η συνάρτηση f_k γράφεται $f_k(\mathbf{p} | \theta_k) = b_1 \xi_1 + \dots + b_{L_k} \xi_{L_k}$. Έτσι, εάν $\xi(\mathbf{p}) = [\xi_1, \dots, \xi_{L_k}]^T$ τότε $y = f_k(\mathbf{p} | \theta_k) = \theta_k^T \xi(\mathbf{p})$. Συνεπώς, το $\xi(\mathbf{p})$ είναι το γνωστό διάνυσμα παρεμβολής (regression vector) και η λύση του διανύσματος θ_k δίνεται από την εκτίμηση

$\theta_k = (\Xi^T \Xi)^{-1} \Xi^T Y$ με $\Xi = \Xi(L_k) = [(\xi(\mathbf{p}^1))^T, \dots, (\xi(\mathbf{p}^{L_k}))^T]^T$. Έτσι, τα ασαφή σύνολα παραμετροποιούνται ως γραμμικά ως προς τις παραμέτρους μέσω του μετασχηματισμού \mathbf{p}^i στο $\xi(\mathbf{p}^i)$ και το σύστημα F εκτιμά την κατάσταση y_k μέσω της συνάρτησης f_k ελαχιστοποιώντας το σφάλμα $E_k = Y - \Xi \theta_k$.

Έστω \mathbf{y}'_k η εκτίμηση του \mathbf{y}_k . Τότε το σύστημα F αναφέρεται στο σύνολο των συναρτήσεων $f_k(\mathbf{p} | \theta_k)$ για κάθε μια κλάση κατάστασης. Κάθε χρονική στιγμή που ένα νέο πρότυπο εισόδου εμφανίζεται, ο εκτιμητής f_k προσπαθεί να υπολογίσει την εκτίμηση της κλάσης του προτύπου σε y_k . Το σύστημα ταξινομεί το πρότυπο εισόδου σε εκείνη την κλάση y_k όπου $k = \text{argmax}\{f_l(\mathbf{p} | \theta_l), l = 1, \dots, m\}$.

Η επιλογή των τιμών των πλατών σ_{ji} που αντικατοπτρίζει το ποσοστό ασάφειας σε κάθε κανόνα επηρεάζει την απόδοση του συστήματος F όπως θα δούμε παρακάτω. Τα κέντρα c_{ji} είναι η πραγματική τιμή των τιμών των συνιστωσών $p_j^i \in \mathbf{p}^i$. Παρόλα αυτά, υπάρχουν εναλλακτικές μέθοδοι για τον υπολογισμό των κέντρων έτσι ώστε τα κέντρα να οριοθετούνται από την μέση τιμή των τιμών του p_j για καθορισμένη διασπορά.

2.3.2 Νευρο-Ασαφές Σύστημα Ταξινόμησης

Ένα νευρωνικό δίκτυο αναπαριστά γνώση μέσω ενός πολλαπλού επιπέδου δικτύου. Τα διάφορα επίπεδα σχετίζονται μεταξύ του μέσω συνδέσμων. Τα βάρη πάνω στους συνδέσμους αυτούς αποφασίζουν για την δραστηριοποίηση κάποιων εξόδων του δικτύου, στη δική μας περίπτωση ταξινόμηση σε κάποια κλάση κατάστασης, βάσει κάποιας εισόδου (δεδομένα από συνιστώσες πλαισίου). Η εκμάθηση ενός τέτοιου δικτύου γίνεται με την κατάλληλη προσαρμογή των βαρών των συνδέσμων. Ένα νευρο-ασαφές δίκτυο C είναι ένα ασαφές σύστημα που απορρέει από ένα νευρωνικό δίκτυο και παράγει ένα σύνολο κανόνων ασαφούς ταξινόμησης. Το σύστημα αυτό μαθαίνει τον

κατάλληλο αριθμό συνιστωσών για κάθε κατάσταση καθώς και την κατάλληλη μορφή των συναρτήσεων μονάδων συγγένειας για κάθε έναν λεκτικό όρο των κανόνων που παράγονται. Συγκεκριμένα τα ασαφή σύνολα αναπαρίστανται με βάρη μεταξύ των συνδέσεων του νευρωνικού δικτύου. Το σύστημα C μπορεί να θεωρηθεί ως ένας ταξινομητής. Συγκεκριμένα, το σύστημα C ταξινομεί μια είσοδο σε μια κατάσταση εφόσον ο κανόνας που έχει σχηματιστεί για τη κατάσταση αυτή έχει τον μεγαλύτερο βαθμό ικανοποίησης από όλους τους άλλους κανόνες. Ο βαθμός ικανοποίησης ενός κανόνα μπορεί να υπολογίζεται με την ίδια μορφή όπως και στο σύστημα F. Βασικές υλοποιήσεις του συστήματος C είναι τα συστήματα NEFCLASS [15] και NEFCON [16]. Ο ταξινομητής NEFCLASS χρησιμοποιεί τα ασαφή σύνολα A_{ij}^{\wedge} των κανόνων του τύπου στην (2.1). Το ασαφές σύστημα NEFCLASS είναι ένα νευρωνικό δίκτυο τριών επιπέδων (three-layer feed-forward neural net) όπου οι κόμβοι του δευτέρου επιπέδου αναπαρίστανται από τους ασαφείς κανόνες τύπου (2.1).

2.4. Μεθοδολογία

Εισάγουμε μια μεθοδολογία για να ενσωματώσουμε τη σημασιολογία ιεραρχίας του πλαισίου στην βάση γνώσης fKB των συστημάτων F και C. Η προτεινόμενη μεθοδολογία εισάγει ένα μοντέλο με συγκεκριμένους κανόνες ασαφούς συμπερασμού και μηχανών συμπερασμού που χτίζονται πάνω από την fKB ενός ασαφούς ταξινομητή. Το μοντέλο δεν επαναπροσδιορίζει τους κανόνες ασαφούς ταξινόμησης. Αντιθέτως, εκμεταλλεύεται την υπάρχουσα fKB ώστε να την εμπλουτίσει με σημασιολογία. Η μεθοδολογία πρέπει να οριστεί όσο πιο γενική γίνεται για να μπορεί εύκολα να εφαρμοστεί στην fKB ενός ταξινομητή.

Συγκεκριμένα, καθορίζονται ειδικά βάρη στις συνιστώσες πλαισίου που επάγουν μια κατάσταση ώστε να επιτυγχάνεται καλύτερη απόδοση ταξινόμησης (π.χ., μικρότερο λάθος ταξινόμησης). Επίσης, με την χρήση των βαρών αυτών, επιτυγχάνεται ο συμπερασμός μερεολογικών εξαρτήσεων και σχέσεων συμβατότητας και αμοιβαίου αποκλεισμού. Τα βάρη αυτά παράγονται αυτόματα από την ιεραρχία του πλαισίου. Διαισθητικά, η σημαντικότητα των συνιστωσών (χαρακτηριζόμενη μέσω των ειδικών βαρών) που επάγουν πιο συγκεκριμένες καταστάσεις είναι μεγαλύτερη από τη σημαντικότητα των συνιστωσών που επάγουν λιγότερο σημαντικές καταστάσεις. Αυτό διότι μια πιο συγκεκριμένη κατάσταση καθορίζεται από συνιστώσες που καλύτερα διαχωρίζουν τον χώρο ταξινόμησης σε πιο ειδικευμένους υπο-χώρους σε σχέση με συνιστώσες που, για παράδειγμα, απλά χωρίζουν τον χώρο ταξινόμησης σε δυο υπο-χώρους.

Επίσης, το προτεινόμενο μοντέλο εισάγει κατάλληλους συμπληρωματικούς κανόνες ασαφούς ταξινόμησης με τους υπάρχοντες κανόνες στην fKB. Οι συμπληρωματικοί αυτοί κανόνες συντελούν στην απόδοση ακρίβειας ταξινόμησης του πλαισίου (η απόφαση για την ταξινόμηση ενός προτύπου πλαισίου σε μια κατάσταση είναι περισσότερο βέβαιη). Συγκεκριμένα, οι κανόνες αυτοί ενισχύουν την απόφαση για την ταξινόμηση ενός προτύπου εισόδου p σε μια κλάση κατάστασης y_k εκμεταλλεύοντας επίσης και το ποσοστό απόφασης άρνησης ταξινόμησης του προτύπου p στην y_k . Για παράδειγμα, υποθέστε ότι το πρότυπο p ταξινομείται στην κατάσταση y_k με βαθμό πίστης (π.χ., πιθανότητα) 0.86 και στην κατάσταση y_l με βαθμό πίστης 0.85. Υιοθετώντας την πολιτική «winner takes all» ο ταξινομητής αποφασίζει για την κατάσταση y_k εφόσον κομίζει μεγαλύτερη πιθανότητα. Αυτό όμως σημαίνει ότι ο ταξινομητής δεν λαμβάνει καθόλου υπ' όψιν του το γεγονός ότι οι κλάσεις y_k και y_l μπορεί να αναφέρονται σε αντικρουόμενες / μη συμβατές καταστάσεις, συμπληρωματικές καταστάσεις ή ακόμη και σε καταστάσεις που σχετίζονται μέσω σχέσεων γενίκευσης. Στην τελευταία περίπτωση, ο ταξινομητής πρέπει να εκμεταλλευτεί την σημασιολογία ιεραρχίας πλαισίου ώστε να αποφασίσει την κλάση ή τις κλάσεις καταστάσεων όπου το πρότυπο εισόδου p ταξινομείται. Το φαινόμενο αυτό κινητοποίησε την έρευνά μας στην δημιουργία μιας μεθοδολογίας μέσω της οποίας επιτυγχάνεται η επαύξηση της ικανότητας συμπερασμού ενός ασαφούς ταξινομητή ικανού να εκμεταλλεύεται σημασιολογία πλαισίου προκειμένου να επιτευχθεί καλύτερη ποιοτική και ποσοτική απόδοση ταξινόμησης.

2.4.1 Βαθμός Εμβύθισης

Η προτεινόμενη σημασιολογία εκμεταλλεύεται ασαφείς κανόνες που είναι σε IF-THEN μορφή. Η κλάση κατάστασης που αντιστοιχεί στο αποτέλεσμα του κανόνα IF-THEN αποφασίζεται μόνον από το IF μέρος του κανόνα. Ένας IF-THEN κανόνας δεν υπονοεί καμία γνώση για την επαγωγή μιας άλλης κλάσης κατάστασης εφόσον δεν εμφανίζεται στο αποτέλεσμα THEN του κανόνα. Δηλαδή, οι κανόνες αυτής της μορφής αναπαριστούν γνώση μόνον για μια κατάσταση.

Ορίζουμε βαθμό εμβύθισης ενός χρήστη σε μια κατάσταση y_k , $d(y \text{ is } y_k) = d(y_k) \in [0, 1]$ τον βαθμό ικανοποίησης του ασαφούς κανόνα $R(y_k)$ που επάγει την κατάσταση y_k για ένα πρότυπο εισόδου πλαισίου p .

Όσο υψηλότερη είναι η τιμή $d(y_k)$ σε σχέση με τους άλλους βαθμούς $d(y_l)$ των καταστάσεων y_l , $l=1, \dots, m$, $l \neq k$, τόσο μεγαλύτερος είναι ο βαθμός βεβαιότητας ότι το πλαίσιο \mathbf{p} ταξινομείται στην κατάσταση y_k . Επιπρόσθετα, η τιμή $d(y_k)$ πρέπει να είναι όσο πιο κοντά στην μονάδα (δηλαδή με ελάχιστο $(d(y_k) - 1)^2$) προκειμένου ο ταξινομητής να είναι επαρκώς βέβαιος για την απόφαση ταξινόμησης του \mathbf{p} στην κατάσταση y_k . Αυτό δηλώνει ότι η ταξινόμηση του \mathbf{p} στην κατάσταση y_k δεν υπονοεί ότι ο βαθμός $d(y_k)$ είναι ο μεγαλύτερος από όλους τους άλλους βαθμούς $d(y_l)$ αλλά επίσης ότι $d(y_k) \rightarrow 1$ ή αναλυτικά $\mathbf{y}_k \cdot \mathbf{y}_l^T \approx 0$, $l = 1, \dots, m$, $l \neq k$.

Ο βαθμός εμπύθισης $d(y_k)$ σχετίζεται με ένα σύνολο λεκτικών όρων $Q = \{\text{low, medium, high}\}$. Οι όροι αυτοί, ασαφή σύνολα, χαρακτηρίζουν την βεβαιότητα ταξινόμησης ενός προτύπου πλαισίου \mathbf{p} στην κατάσταση y_k .

- Η τιμή $\mu_{\text{high}}(d(y_k)) = 1$ υποδηλώνει ότι ο ταξινομητής είναι βέβαιος ότι το τρέχον πλαίσιο του χρήστη είναι η κατάσταση y_k (δηλαδή, ότι ο χρήστης απόλυτα εμπυθίζεται στην κατάσταση y_k).
- Η τιμή $\mu_{\text{low}}(d(y_k)) = 1$ υποδηλώνει ότι ο χρήστης απολύτως δεν εμπυθίζεται στην κατάσταση y_k αλλά όμως δεν φέρει καμιά πληροφορία σε ποια άλλη κατάσταση εμπυθίζεται ο χρήστης. Αυτό σημαίνει ότι ο ταξινομητής είναι σίγουρος ότι δεν ισχύει η ταξινόμηση του προτύπου \mathbf{p} στην κατάσταση y_k .
- Τέλος, η τιμή $\mu_{\text{medium}}(d(y_k)) = 1$ δείχνει ότι ο ταξινομητής έχει μερική γνώση για την κατάσταση του χρήστη. Στη περίπτωση αυτή, συμπληρωματική γνώση για την τρέχουσα κατάσταση του χρήστη ή για τις άλλες δυνατές καταστάσεις του μπορεί να βοηθήσει τον ταξινομητή να διαλευκάνει την απόφαση ταξινόμησης, όπως μελετάται στο κεφάλαιο αυτό.

Υπολογίζουμε τον βαθμό εμπύθισης υπολογίζοντας την ιεραρχική δομή του πλαισίου. Υπενθυμίζουμε ότι η ιεραρχική δομή του πλαισίου απορρέει από τις μερεολογικές σχέσεις και σχέσεις γενίκευσης μεταξύ συνιστωσών πλαισίου και καταστάσεων σε κάθε επίπεδο αφαίρεσης. Η σημασιολογία αυτή ενσωματώνεται στον υπολογισμό των βαρών των συνιστωσών του πλαισίου. Είναι δυνατόν, να μην περιέχουν όλοι οι κανόνες ασαφούς ταξινόμησης των ίδιο αριθμό και τύπο συνιστωσών (όπως συνήθως εμφανίζεται σε μεθόδους επαγωγής κανόνων). Επιπρόσθετα, μερικά ήδη συνιστωσών πλαισίου εμφανίζονται περισσότερο «σημαντικά» από κάποια άλλα στον συμπερασμό κατάστασης. Εκμεταλλευόμαστε την επικείμενη σημασιολογία με την εισαγωγή της έννοιας «σχετικής σημαντικότητας» μιας συνιστώσας που βρίσκεται σε συγκεκριμένο

επίπεδο αφαίρεσης l στην ιεραρχία. Συγκεκριμένα, για κάθε μία συνιστώσα p_j του κανόνα $R(y_k)$ υπολογίζεται το βάρος σημαντικότητας $w(p_j, y_k)$ κατά τον συμπερασμό της κατάστασης y_k έχοντας

$$\sum_{j=1}^{l(R(y_k))} w(p_j, y_k) = 1$$

Η ποσότητα $w(p_j, y_k)$ εξαρτάται από την θέση της συνιστώσας p_j στην ιεραρχία και δηλώνει το βαθμό υποστήριξης στον συμπερασμό της κατάστασης y_k . Η τιμή $w(p_j, y_k) = 0$ δηλώνει την ελάχιστη σημαντικότητα της συνιστώσας p_j βάσει των βαθμών σημαντικότητας των άλλων συνιστωσών που συμπεραίνουν την ίδια κατάσταση στον ίδιο κανόνα ασαφούς ταξινόμησης. Η τιμή $w(p_j, y_k) = 1$ υποδηλώνει μέγιστη σημαντικότητα.

Επίσης, η σημαντικότητα της p_j συνιστώσας στον κανόνα $R(y_k)$ αυξάνει όσο περισσότερο η συνιστώσα αυτή εμφανίζεται σε κανόνες που επάγουν καταστάσεις περισσότερο συγκεκριμένες από την y_k . Στην περίπτωση αυτή, η p_j αναφέρεται ως μια «βασική συνιστώσα» (principal component) για τον διαχωρισμό της κατάστασης y_k από τις υπόλοιπες καταστάσεις του ίδιου ή μικρότερου επιπέδου αφαίρεσης.

Υποθέστε, για παράδειγμα, τις καταστάσεις $y = \text{context}(\text{user is moving})$, $y \in P(l)$, $\psi = \text{context}(\text{user is moving in a building})$ και $\varphi = \text{context}(\text{user is moving in a corridor})$ με $\varphi, \psi \in P(l+1)$. Οι καταστάσεις αυτές οριοθετούν μια ιεραρχία, δηλαδή, $\psi \succ y$ και $\varphi \succ y$. Συνεπώς, η συνιστώσα του πλαισίου «location» είναι το βασικό συστατικό για τον διαχωρισμό των καταστάσεων φ και ψ από την κατάσταση y εφόσον η δραστηριότητα «moving» είναι κοινή και για τις τρεις καταστάσεις. Επιπρόσθετα, υποθέστε ότι η δραστηριότητα «walking» εμφανίζεται ως συνιστώσα της κατάστασης ω , έτσι ώστε, $\omega = \text{context}(\text{user is walking in a corridor})$, έτσι, $\omega \succ \psi \succ y$. Τότε η συνιστώσα αυτή εμφανίζεται επιπλέον σημαντική για τον διαχωρισμό της φ από την ψ κατάσταση εφόσον η δραστηριότητα «walking» είναι επίσης και δραστηριότητα «moving». Από την άλλη πλευρά, η μερεολογική εξάρτηση μπορεί να καθορίσει κατά έναν βαθμό την σημαντικότητα μιας χωρικής συνιστώσας κατά τον συμπερασμό μιας κατάστασης. Συγκεκριμένα, εάν υποθέσουμε την μερεολογική εξάρτηση «corridor is a part of building» τότε η συνιστώσα «location» μπορεί να χρησιμοποιηθεί περισσότερο κατά τον διαχωρισμό της ψ από την φ κατάσταση. Στην περίπτωση όπου δεν έχει ορισθεί καμία σημασιολογία ιεραρχίας τότε όλες οι συνιστώσες p_j είναι εξίσου σημαντικές κατά τον συμπερασμό της κατάστασης y_k ή απλά ο χρήστης πρέπει αυθαίρετα να ορίσει βαθμούς σημαντικότητας.

Ο προτεινόμενος επαναληπτικός αλγόριθμος για τον υπολογισμό της σημαντικότητας $w(p_j, y_k)$ βάσει της σημασιολογίας ιεραρχίας απεικονίζεται στο Σχήμα 2.3. Συγκεκριμένα, εάν η συνιστώσα p_j υποστηρίζει τον συμπερασμό της πιο αφηρημένης κατάστασης y_k τότε το βάρος υπολογίζεται απλά ως $1/|R(y_k)|$. Αλλιώς για ένα συγκεκριμένο επίπεδο αφαίρεσης l , η σημαντικότητα της p_j εξαρτάται από το πόσες φορές εμφανίζεται στον συμπερασμό εκείνων των καταστάσεων e επιπέδου αφαίρεσης $m > l$ που εκλεπτύνουν την κατάσταση y_k και παράλληλα έχουν τον μεγαλύτερο αριθμό συνιστωσών στο επίπεδο m . Αυτό υποδηλώνει ότι σε κάθε μια επανάληψη, η σημαντικότητα της p_j ενημερώνεται με την σημαντικότητά της στην πιο συγκεκριμένη κατάσταση e του επιπέδου m . Η επανάληψη τερματίζει όταν δεν υπάρχουν πλέον πιο συγκεκριμένες καταστάσεις από την y_k .

Η συνιστώσα p_j συμμετέχει και σε άλλους κανόνες συμπερασμού κατάστασης. Έτσι πρέπει να εισαχθεί η συμμετοχή της συνιστώσας p_j , έστω $w^*(p_j, y_k)$, στον συμπερασμό της y_k βάσει του συνόλου των κανόνων $p_j \in R(y_i)$ όπου είναι μέλος, $i = 1, \dots, m$. Η συμμετοχή της p_j στον συμπερασμό της y_k αναφέρεται στις καταστάσεις y_i , $i=1, \dots, m$ Έτσι,

$$w^*(p_j, y_k) = \frac{w(p_j, y_k)}{\max_{y_i} (w(p_j, y_i))}$$

Η τιμή $w^*(p_j, y_k)$ αντικατοπτρίζει την σημαντικότητα της p_j ικανοποιώντας τον περιορισμό στην κατάσταση y_k . Επιθυμούμε για όλες τις συνιστώσες p_j να ισχύει ότι $\max(w^*(p_j, y_k)) = 1$.

Input: $p_j, y_k \in P(\ell)$ % ingredient p_j , situation y_k
Output: $w(p_j, y_k)$ %importance of p_j in inferring y_k
Begin
If (y_k is abstract) **Then**
 % p_j contributes directly to the inference of y_k
 $w(p_j, y_k) = \frac{1}{l(R(y_k))}$
Else
 %the importance of p_j in inferring y_k depends
 %on how many times p_j appears in the conclusions of
 %situations e with $e \succ y_k$
 $w(p_j, y_k) = \frac{1}{l(R(y_k))}$
 $m = \ell + 1$
 $G(m) = \{e \mid e \in P(m) \wedge e \succ y_k\}$
While $G(m) \neq \emptyset$
 $e = \operatorname{argmax}_{a \in G(m)} (l(R(a)))$
 $w(p_j, y_k) = w(p_j, y_k) \cdot (1 + \frac{l(R(e)) - l(R(y_k))}{l(R(e))})$
 $m = m + 1$
End
End If
Return $w(p_j, y_k)$
End.

Σχήμα 2.3: Αλγόριθμος υπολογισμού βάρους σημαντικότητας συνιστώσας πλαισίου βάσει ιεραρχικής δομής πλαισίου.

Προκειμένου να εμπλουτίσουμε του κανόνες ασαφούς ταξινόμησης με σημασιολογία, ενσωματώνουμε τα βάρη σημαντικότητας σε αυτούς. Ο βαθμός εμπύθισης για την κατάσταση y_k υπολογίζεται με συνδυασμό ασαφών τελεστών από τη ΘΑΣ. Συγκεκριμένα, υιοθετούμε το μοντέλο ασαφούς συμπερασμού [17] σύμφωνα με το οποίο για κάθε συνιστώσα p_j εισάγεται ένας βαθμός συμμετοχής / σημαντικότητας στο αποτέλεσμα του κανόνα. Συγκεκριμένα, για την συνιστώσα p_j ισχύει ότι:

«Εάν p_j είναι σημαντική, δηλαδή συμμετέχει στον συμπερασμό της κατάστασης y_k με βαθμό $w^*(p_j, y_k)$ τότε η τιμή της u_j πρέπει να ικανοποιεί τον περιορισμό (p_j is u_j)».

Εκφράζουμε τον κανόνα $R(y_k)$ σε διαζευκτική μορφή λαμβάνοντας υπό όψιν το τελεστή συνεπαγωγής και τα βάρη συμμετοχής των συνιστωσών, δηλαδή:

$$\begin{aligned}
 (W_1 \rightarrow P_1) \wedge \dots \wedge (W_n \rightarrow P_n) \rightarrow Y &\Leftrightarrow \\
 \neg[(W_1 \rightarrow P_1) \wedge \dots \wedge (W_n \rightarrow P_n)] \vee Y &\Leftrightarrow \\
 \neg(\neg W_1 \vee P_1) \vee \dots \vee \neg(\neg W_n \vee P_n) \vee Y &\Leftrightarrow \\
 (W_1 \wedge \neg P_1) \vee \dots \vee (W_n \wedge \neg P_n) \vee Y &
 \end{aligned}$$

όπου P_j αναπαριστά τον περιορισμό (p_j is u_j), Y αναπαριστά τον περιορισμό (y is y_k), W_j αναπαριστά την σημαντικότητα του p_j και $\neg P_j$ υποδηλώνει τον περιορισμό (p_j is $\neg u_j$), $j = 1, \dots, n$. Κάθε antecedent του κανόνα έχει την μορφή $w^*(p_j, y_k) \wedge (p_j \text{ is } \neg u_j)$, όπου το $\neg u_j$ είναι το «ασαφές συμπλήρωμα» (fuzzy complement) για την ασαφή τιμή u_j .

Έστω u_j^* η ασαφής τιμή παρατήρησης (μέσω ασαφούς συνόλου) για τον όρο u_j της p_j . Τότε, ο βαθμός ικανοποίησης της παράστασης $w^*(p_j, y_k) \wedge (p_j \text{ is } \neg u_j)$ για όλες τις συνιστώσες $j=1, \dots, n$ είναι:

$$\text{Pos}(p_j \text{ is } \neg u_j \mid u_j^*) \wedge w^*(p_j, y_k).$$

Το $\text{Pos}(p_j \text{ is } \neg u_j \mid u_j^*)$ είναι η «δυνατότητα» (possibility) η συνιστώσα να λάβει την τιμή $\neg u_j$ δεδομένου της παρατήρησης u_j^* , έτσι ώστε

$$\text{Pos}(p_j \text{ is } \neg u_j \mid v_j^*) = \max_{x \in \text{Dom}(p_j)} \min(\neg v_j(x), v_j^*(x))$$

Η άρνηση $\neg u(x)$ μπορεί να είναι $1 - u(x)$, $x \in \text{Dom}(p_j)$ (το πεδίο τιμών της συνιστώσας p_j), ή οποιαδήποτε άλλη άρνηση, όπως αναλύεται παρακάτω. Το τελικό αποτέλεσμα του υπολογισμού της ικανοποίησης του κανόνα $R(y)$, δηλαδή του βαθμού εμπύθισης $d(y \text{ is } y_k)$ είναι:

$$d(y \text{ is } y_k) = \frac{\max_{p_j \in R(y_k)} \{\min(\text{Pos}(p_j \text{ is } \neg v_j \mid v_j^*), w^*(p_j, y_k))\}}{\max_{p_j \in R(y_k)} \{\text{Pos}(p_j \text{ is } \neg v_j \mid v_j^*)\}} \quad 2.2$$

Οι \min και \max τελεστές στην (2.2) αναφέρονται στην t-norm και στην t-conorm, αντίστοιχα. Παρόλα αυτά, περισσότεροι τύποι για την t-norm μπορούν να χρησιμοποιηθούν, όπως «algebraic» και «bounded difference» [18].

Μέχρι τώρα εισάγαμε μια γενική μέθοδο για τον υπολογισμό του βαθμού ικανοποίησης κανόνων ασαφούς ταξινόμησης της μορφής IF-THEN βάσει των βαρών σημαντικότητας των συνιστωσών υπολογισμένοι από την σημασιολογία της ιεραρχίας. Επιπρόσθετα, επεκτείνουμε την fKB ενός ασαφούς ταξινομητή με την προσθήκη συγκεκριμένων συμπληρωματικών κανόνων που ενδυναμώνουν την ικανότητα απόφασης του ταξινομητή κατά την διαδικασία ταξινόμησης. Οι κανόνες αυτοί κατασκευάζονται αυτόματα από την επικείμενη σημασιολογία των επιμέρους συνιστωσών, όπως θα εξηγηθεί αμέσως παρακάτω.

2.4.2 Βαθμός Μη-εμβύθισης

Έστω p και q δύο λογικές φόρμουλες. Τότε η συνεπαγωγή $p \rightarrow q$ υφίσταται, δηλαδή δηλώνει γνώση για μια Βάση Γνώσης όταν και η συνεπαγωγή $\neg p \rightarrow \neg q$ υφίσταται ήδη στην βάση γνώσης αυτή [19]. Ο ισχυρισμός της πρώτης συνεπαγωγής υποδηλώνει μόνον ότι είμαστε σχετικά αβέβαιοι για να συμπεράνουμε την φόρμουλα $\neg q$ (δηλαδή την άρνηση του q). Στην περίπτωση μας, η fKB περιέχει κανόνες που αναπαριστούν μόνον γνώση σχετική για την εμφάνιση μιας κατάστασης. Εφόσον ένας κανόνας αναφέρεται σε ποιες συνιστώσες προσδιορίζουν μια κατάσταση τότε πρέπει να ορισθούν κανόνες που να δηλώνουν ποιες συνιστώσες δεν επάγουν μια κατάσταση.

Ένα συγκεκριμένο ασαφές συμπλήρωμα υιοθετείται στον λογισμό της ικανότητας μιας συνιστώσας να συμπεραίνει όχι μόνο την εμφάνιση μιας κατάστασης αλλά επίσης και την μη-εμφάνισή της. Συγκεκριμένα, ο κανόνας στην (2.1) και ο αντίστοιχος υπολογισμός του βαθμού ικανοποίησης του στην (2.2) αναφέρονται στην συμπερασμό του πλαισίου με έναν επαγωγικό τρόπο. Αυτό σημαίνει ότι, οι συνιστώσες αναπαριστούν άμεσα την γνώση για να εξαχθεί το συμπέρασμα για την εμφάνιση μιας κατάστασης. Η γνώση για την μη-εμφάνιση μιας κατάστασης δεν προσδιορίζεται ούτε άμεσα ούτε έμμεσα επάγεται από κανόνες του τύπου (2.1). Συγκεκριμένες συνιστώσες όπου η «αρνητική» σχετική σημαντικότητα συμπεραίνει την μη-εμφάνιση μιας κατάστασης πρέπει να ορισθεί.

Μια συνιστώσα θα μπορούσε να συμμετέχει κατά πολύ στον συμπερασμό μιας κατάστασης (με μεγάλο βαθμό $d(y_k)$) από κάποια άλλη, αλλά το αντίθετο δεν ισχύει πάντα. Με άλλα λόγια, μια συνιστώσα μπορεί να συμπεραίνει την εμφάνιση μιας κατάστασης αλλά ταυτόχρονα η άρνησή της δεν μπορεί αναγκαία να υποστηρίξει την μη-εμφάνιση της ίδιας κατάστασης. Έστω $\varphi = \neg y_k$ η άρνηση για την κατάσταση y . Τότε, η μηχανή συμπερασμού προσπαθεί να επάγει ότι η φόρμουλα $\neg(y_k \wedge \neg\varphi)$ ισχύει πάντα προκειμένου να αποφευχθούν τυχόν αντικρουόμενα αποτελέσματα – ισχυρισμοί στην fKB. Αυτό σημαίνει ότι, η περίπτωση στην οποία και οι δύο καταστάσεις y_k και φ να υφίστανται δεν ισχύει ποτέ. Κατόπιν, πρέπει να διακριθούν οι κατάλληλες συνιστώσες με τις οποίες η αρνητική σχετική σημαντικότητα υποστηρίζει τον συμπερασμό της μη-εμφάνισης μιας κατάστασης. Η αρνητική σχετική σημαντικότητα μιας συνιστώσας p_j στον συμπερασμό της κατάστασης y_k υποδηλώνει ότι το συμπλήρωμα της τιμής p_j προσδιορίζει την μη-εμφάνιση της y_k .

Δύο τύποι συνιστωσών μπορούν να διακριθούν:

- οι «εγγενείς» (intrinsic) συνιστώσες, και,
- οι εξωγενείς (extrinsic) συνιστώσες.

Οι εγγενείς συνιστώσες είναι ουσιαστικές για τον συμπερασμό ενός πλαισίου y_k και η αρνητική τους σχετική σημαντικότητα υπονοεί επίσης και την μη-εμφάνιση του πλαισίου y_k . Έστω u_j η τιμή για μια εγγενή συνιστώσα p_j που συμπεραίνει την εμφάνιση της y_k . Τότε, η παράσταση (p_j is $\neg u_j$) υποστηρίζει επίσης και την μη-εμφάνιση της y_k . Μια εξωγενή συνιστώσα μπορεί να υποστηρίξει τον συμπερασμό μιας κατάστασης y_k αλλά η αρνητική της σχετική σημαντικότητα δεν υπονοεί ότι υποστηρίζει πάντα τον συμπερασμό της $\neg y_k$.

Παράδειγμα 2.3: Θεωρήστε την συνιστώσα p_1 = Location of Personal Digital Assistant (PDA) για τον κανόνα $R(y_k)$ που συμπεραίνει το πλαίσιο: y_k = context(Alice is attending a meeting). Το πεδίο τιμών του p_1 μπορεί να είναι πληροφορία θέσης που σχετίζεται με το γραφείο συνάντησης (meeting room). Όταν η τιμή του p_1 δείχνει ότι η Alice βρίσκεται στο γραφείο συνάντησης έχοντας μαζί της το PDA τότε η συνιστώσα p_1 συνεισφέρει στον συμπερασμό του y_k . Παρόλα αυτά εάν η θέση του PDA ανιχνευτεί κάπου αλλού, δηλαδή έξω από το γραφείο συνάντησης, τότε το πλαίσιο y_k μπορεί να εμφανίζεται ακόμη χωρίς να σημαίνει ότι η Alice δεν είναι σε συνάντηση. Για παράδειγμα μπορεί το PDA να το άφησε η Alice στο γραφείο της. Στην περίπτωση αυτή το πλαίσιο y_k μπορεί να εξαχθεί από άλλες συνιστώσες ή έμμεσα από άλλα πλαίσια. Η συνιστώσα p_1 είναι εξωγενής υπό τον όρο ότι συνεισφέρει μόνον στον συμπερασμό του πλαισίου y_k αλλά μια διαφορετική (συμπληρωματική) τιμή δεν υποστηρίζει την εμφάνιση του y_k . Ας υποθέσουμε τώρα ότι η Alice είναι εφοδιασμένη με ένα RFID αναγνώστη. Συνεπώς, η πληροφορία θέσης που ανακτάται από τον αισθητήρα αυτό υποδηλώνει μια εγγενή συνιστώσα p_2 . Η πληροφορία θέσης που αντιστοιχεί στην p_2 συνιστώσα είτε υποστηρίζει την εμπλοκή της Alice στην κατάσταση y είτε όχι, π.χ., η Alice βρίσκεται μέσα ή έξω από το γραφείο συνάντησης, αντίστοιχα.

Η ταξινόμηση των συνιστωσών σε εγγενής και εξωγενής είναι πολύ σημαντική στον προσδιορισμό της εμφάνισης κατάστασης y_k εφόσον μπορούμε να ισχυροποιήσουμε επίσης και το γεγονός της απόδειξης της μη-εμφάνισης της y_k . Παρόμοια με το βαθμό εμπύθισης στην κατάσταση y_k , ορίζουμε και τον βαθμό μη-εμπύθισης (degree of dis-involvement) $\bar{d}(y_k)$. Ο βαθμός αυτός υποδηλώνει τον βαθμό ικανοποίησης του κανόνα που επάγει την μη-εμφάνιση της y_k , δηλαδή την μη εμπύθιση στην κατάσταση y_k . Υψηλές τιμές του βαθμού $\bar{d}(y_k)$ υποδηλώνουν την μη-εμφάνιση της y_k .

Αξίζει να σημειωθεί ότι ο βαθμός $d(y_k)$, εκφρασμένος σε ασαφές σύνολο, δεν είναι το συμπλήρωμα του $d(y_k)$, δηλαδή, $d(y_k) \neq d(\neg y_k)$. Συνεπώς, κάθε κανόνας που επάγει την μη-εμφάνιση μιας κατάστασης y_k περιέχει μόνο εγγενή συνιστώσες και έτσι ο βαθμός $d(y_k)$ αντικατοπτρίζει τον κανόνα αυτό.

Επίσης, η δυνατότητα (possibility) είναι το δυϊκό της γνώσης (knowledge), δηλαδή, η μηχανή συμπερασμού θεωρεί το πλαίσιο y_k ως εφικτό όταν δεν γνωρίζει το $\neg y_k$. Συγκεκριμένα, η μηχανή λαμβάνει υπ' όψιν τους δύο βαθμούς $d(y_k)$ και $d(\neg y_k)$ για να αποφανθεί για την εμφάνιση ή όχι μιας κατάστασης y_k . Όσο μικρή είναι η τιμή του βαθμού $d(y_k)$ τόσο πιο ισχυρή είναι η πίστη για την εμφάνιση της κατάστασης y_k .

2.4.2.1 Ενσωματώνοντας την Ανακρίβεια

Οι τιμές των συνιστωσών αυτών είναι συνήθως ανακριβείς και είναι σημαντικό να ενσωματωθεί η ανακρίβεια αυτή στον υπολογισμό του $d(y_k)$. Πιθανοί λόγοι για την ανακρίβεια αυτή είναι η ασάφεια, η διαφορετικότητα στην ερμηνεία του πλαισίου από ετερογενείς πηγές πληροφόρησης, η μη έμπιστες πηγές πληροφόρησης και η αβεβαιότητα που εισέρχεται από τις μετρήσεις των αισθητήρων. Η γνώση για την υποκείμενη ανακρίβεια και ασάφεια των τιμών των συνιστωσών μπορεί να αποκτηθεί από διάφορους τρόπους, όπως προδιαγραφές των κατασκευαστών των αισθητήρων ή τεχνικών υπολογισμού πιστότητας των αισθητήρων [20]. Οι επικείμενες ανακριβείες επηρεάζουν την εγκυρότητα της ταξινόμησης του πλαισίου.

Ο «βαθμός εμπιστοσύνης» (degree of confidence) C στις μετρήσεις των τιμών u_j για την συνιστώσα $p_j \in P$ την χρονική στιγμή t αναφέρεται στην απεικόνιση: $C: P \rightarrow [0, 1]$. Ο βαθμός $C(p_j)$ είναι το ποσοστό πιστότητας για την τιμή u_j δηλαδή το ποσοστό εκτίμησης εγκυρότητας της πιθανής ανακριβής μέτρησης – παρατήρησης της τιμής (p_j is u_j). Η τιμή $C(p_j) = 0$ υποδηλώνει ότι η τιμή u_j δεν είναι έμπιστη, ενώ η τιμή $C(p_j) = 1$ υποδηλώνει μια έμπιστη μέτρηση της συνιστώσας p_j .

Παράδειγμα 2.2: Το χωρικό πλαίσιο αναφέρεται (1) στην τρέχουσα θέση του χρήστη τη χρονική στιγμή t , (2) σε μερεολογικές συσχετίσεις μεταξύ χωρικών εννοιών και (3) την γειννίαση με άλλες οντότητες, π.χ., άλλοι χρήστες. Η συνιστώσα «location» σχετίζεται με ένα σύνολο λεκτικών όρων $O_L = \{\text{inside, outside}\}$. Και τα δύο ασαφή σύνολα στο O_L αναπαριστούν το ποσό εμπιστοσύνης C που σχετίζεται με τη εκτίμηση της θέσης του χρήστη – συνιστώσα «location», δηλαδή το κατά πόσο ισχύει ότι (location is inside) την χρονική στιγμή t , που σημαίνει ότι $C(\text{location is inside}) \rightarrow 1$ (ο χρήστης βρίσκεται στην εκτιμώμενη θέση). Αξίζει να σημειωθεί ότι η εμπιστοσύνη για την εκτίμηση του

αποτελέσματος θέσης δεν υπονοεί τίποτε για καμία άλλη θέση, για παράδειγμα, εάν η Alice εκτιμάται από το σύστημα ότι βρίσκεται στην θέση u_1 τότε δεν υπάρχει γνώση που να υποδηλώνει ότι η Alice δεν βρίσκεται στη θέση u_2 με $u_1 \neq u_2$, ακόμη και αν αυτό είναι αυτονόητο.

Μια υψηλή τιμή εμπιστοσύνης στις μετρήσεις των αισθητήρων και το γεγονός ότι συμπεραίνεται η μη-εμφάνιση της κατάστασης y_k οδηγεί στο συμπέρασμα ότι η κατάσταση αυτή δεν είναι εφικτό να εμφανιστεί με μεγάλο βαθμό πιστότητας. Η τιμή $C(p_j)$ της εμπιστοσύνης πρέπει να ληφθεί υπ' όψιν στον υπολογισμό του βαθμού $d(y_k)$.

Υιοθετούμε την ασαφή άρνηση Sugeno [18]

$$n_\lambda(u) = \frac{1-u}{1+\lambda u}, \lambda \in (-1, \infty)$$

Για $\lambda = 0$ λαμβάνουμε του $n_0(u) = 1 - u$, που είναι η κλασσική ασαφής άρνηση. Η συμμετοχή του $C(p_j)$ στον υπολογισμό του $d(y_k)$ καθορίζεται με την προσαρμογή της παραμέτρου λ . Μια υψηλή τιμή της $C(p_j)$ υποδηλώνει ότι η παράμετρος λ λαμβάνει θετικές τιμές, ενώ αντίθετα η παράμετρος λ λαμβάνει τιμές κοντά στο -1 . Στην πρώτη περίπτωση, η πίστη για την εμφάνιση της κατάστασης y_k είναι ισχυρότερη από την πίστη για την μη-εμφάνισή της. Στην δεύτερη περίπτωση ισχύει το αντίθετο. Μια χαμηλή τιμή στον βαθμό $C(p_j)$ (που εκφράζεται από μικρές τιμές της παραμέτρου λ) σε συνδυασμό με μια μεγάλη πίστη για την μη-εμφάνιση της κατάστασης y_k υποδηλώνει ότι η μηχανή δεν μπορεί να υποστηρίξει την μη-εμφάνιση της κατάστασης y_k . Αντιθέτως, είτε υποστηρίζει την εμφάνιση της κατάστασης y είτε δεν μπορεί να αποφανθεί, όπως θα αναλυθεί παρακάτω.

Εισάγουμε μια απλή συνάρτηση προσαρμογής της παραμέτρου λ όπως

$$\lambda(C) = \frac{1}{1-C} - 2, C \in (0,1]$$

Η λ παράμετρος προσαρμόζεται ανάλογα με την τιμή C . Συγκεκριμένα, στην περίπτωση των έμπιστων μετρήσεων, δηλαδή, $C = 1$, το $\lambda \rightarrow \infty$. Αυτό δηλώνει ότι, η υποστήριξη της άρνησης για μια συνιστώσα μηδενίζεται. Στην περίπτωση των εν μέρει έμπιστων μετρήσεων, όπου $C = 0.5$ και, συνεπώς, $\lambda = 0$, η μηχανή συμπερασμού είναι εξίσου βέβαιη και αβέβαιη για τον συμπερασμό καταστάσεων. Στην περίπτωση όπου $C = 0$, δηλαδή $\lambda = -1$, τότε η άρνηση των συνιστωσών κατά των συμπερασμό καταστάσεων είναι πολύ σημαντική. Αυτό επειδή στην περίπτωση αυτή δεν υπάρχει καμία εμπιστοσύνη στις μετρήσεις των τιμών του πλαισίου. Σε επόμενη παράγραφο δείχνεται

ότι η προσαρμογή του τελεστή άρνησης μέσω του βαθμού εμπιστοσύνης επηρεάζει την εγκυρότητα της ταξινόμησης του πλαισίου.

Βάσει του υιοθετημένου τελεστή ασαφούς άρνησης, ο βαθμός μη-εμβύθισης ορίζεται στον τύπο (2.3) για όλες τις εγγενείς συνιστώσες p_j που συμπεραίνουν την μη-εμφάνιση της κατάστασης y_k .

$$\tilde{d}(y \text{ is } y_k) = \frac{\max_{p_j \in \bar{R}(y_k)} \{\min(Pos(p_j \text{ is } v_j | v_j^*), \eta_\lambda(w^*(p_j, y_k)))\}}{\max_{p_j \in \bar{R}(y_k)} \{Pos(p_j \text{ is } v_j | v_j^*)\}} \quad 2.3$$

Η ποσότητα $\eta_\lambda(w^*(p_j, y_k))$ στην (2.3) καθορίζει την «αρνητική» σημαντικότητα της συνιστώσας p_j προκειμένου να συμπεράνει την μη-εμφάνιση του πλαισίου y_k . Μια χαμηλή τιμή της ποσότητας $\eta_\lambda(w^*(p_j, y_k))$ υποδηλώνει ότι η συνιστώσα p_j δεν υποστηρίζει την μη-εμφάνιση της y_k . Τα βάρη σημαντικότητας των εγγενών συνιστωσών για τον υπολογισμό του βαθμού $\tilde{d}(y_k)$ παράγονται όπως στον αλγόριθμο στο Σχήμα 2.3 αλλά με την διαφορά ότι οι καταστάσεις $e \in G(m)$ είναι αυτές για τις οποίες ισχύει ότι $\neg y_k \succ \neg e$.

Θεωρείστε πάλι τις συνιστώσες του Παραδείγματος 2.3. Έτσι, ο ασαφής κανόνας που θα μπορούσε να συμπεράνει την μη-εμφάνιση της κατάστασης y_k θα είχε την μορφή:

If p_2 (RFID location) **is not** meeting room **Then** context(Alice is not attending the meeting).

2.5. Προηγμένος Συμπερασμός Πλαισίου

Μέχρι τώρα είδαμε το πως μπορεί να εκμεταλλευτεί η σημασιολογία ιεραρχίας για τον υπολογισμό του βαθμού ικανοποίησης των κανόνων ασαφούς ταξινόμησης ενσωματώνοντας τα βάρη σημαντικότητας των επιμέρους συνιστωσών. Επιπρόσθετα δείξαμε πως οι εγγενείς και οι εξωγενείς συνιστώσες εκμεταλλεύονται για τον καθορισμό συμπληρωματικών κανόνων ασαφούς ταξινόμησης. Στη παράγραφο αυτή, προτείνονται τρεις μηχανές συμπερασμού E1, E2 και E3 που, βάσει της σημασιολογίας αυτής, βελτιώνουν την ικανότητα ταξινόμησης ενός ασαφούς ταξινομητή.

Συγκεκριμένα, η μηχανή E1 συνδυάζει τους βαθμούς εμβύθισης και μη-εμβύθισης για τον συμπερασμό καταστάσεων μέσα από ένα σύνολο κανόνων ασαφούς συμπερασμού. Η σημασιολογία που βασίζεται στην μερεολογική εξάρτηση μεταξύ χωρικών συνιστωσών πλαισίου εκμεταλλεύεται από την E2 μηχανή. Έτσι η μηχανή

αυτή μπορεί να επάγει περαιτέρω γνώση για την κατάσταση (εις) του χρήστη. Τέλος, η μηχανή E3 μέσω κανόνων ασαφούς συμπερασμού είναι ικανή να συμπεραίνει σχέσεις αμοιβαίου αποκλεισμού μεταξύ καταστάσεων.

2.5.1 Αναλογία Πλαισίου

Η προτεινόμενη μηχανή E1 προσδιορίζει τη κατάσταση y_k μέσω των βαθμών $\check{d}(y_k)$ και $d(y_k)$. Η διαδικασία συμπερασμού πλαισίου ενισχύεται με την εισαγωγή των συμπληρωματικών κανόνων για το y_k . Η μηχανή E1 υιοθετεί το τελεστή πίστης **B** από την επιστημολογική λογική [21]. Για κάθε μια λογική φόρμουλα φ υπάρχει μια λογική φόρμουλα **B** φ που υποδηλώνει ότι η φόρμουλα φ πιστεύεται να αληθεύει με συγκεκριμένο βαθμό πίστης, αλλά δεν σημαίνει καταναγκαστικά ότι αληθεύει. Ο τελεστής **B** μπορεί να θεωρηθεί ως ένας προ-θεματικός μοναδιαίος τελεστής, όπως η άρνηση, με την έννοια ότι εάν μια συνιστώσα p_j συνεισφέρει στον συμπερασμό του πλαισίου y_k και η μη-εμφάνιση του y_k δεν πιστεύεται ότι ισχύει, τότε αληθεύει ο ισχυρισμός της εμφάνισης του πλαισίου y_k . Παρόλα αυτά, η μη-εμφάνιση του y_k δεν μπορεί έμμεσα να εξαχθεί από την άρνηση του κανόνα $\neg(R(y_k))$. Αυτό επειδή, η μη-εμφάνιση του y_k επάγεται μόνον από την άρνηση των εγγενών συνιστωσών του $R(y_k)$ και όχι από όλες τις συνιστώσες του $R(y_k)$. Έτσι, η χρήση του τελεστή **B** είναι πολύ σημαντική.

Το γεγονός ότι η μηχανή E1 πιστεύει ότι η εμφάνιση του y_k , δεν είναι το ίδιο με το γεγονός ότι το y_k είναι πραγματικά εμφανές. Αντιθέτως, η μηχανή είναι ικανή να συμπεράνει ότι η κατάσταση y_k επάγεται εάν ισχύει ότι:

$$\mathbf{and}_{j=1}^n (\tilde{p}_j \text{ is } v_j) \text{ and } \neg \mathbf{B}(\tilde{y} \text{ is } \neg y_k) \text{ then } (\tilde{y} \text{ is } y_k)$$

Θεωρούμε τον βαθμό $\check{d}(y_k)$ ως τον βαθμό ικανοποίησης του ισχυρισμού **B**(y is $\neg y_k$). Ο βαθμός $\check{d}(y_k)$ είναι πολύ σημαντικός για μια εξασφαλισμένη βεβαιότητα εμφάνισης ή όχι της κατάστασης y_k .

Εάν θέσουμε δύο ασαφείς μεταβλητές για τους βαθμούς εμπύθισης και μη-εμπύθισης, τότε μπορούν να συσχετιστούν μέσω μιας δυαδικής σχέσης J : $[0, 1] \times [0, 1]$. Η σχέση J είναι η «αναλογία» (analogy) μεταξύ της εμφάνισης ($d(y_k)$) και της μη-εμφάνισης ($\check{d}(y_k)$) της y_k . Συγκεκριμένα, η αναλογία δείχνει το κατά πόσο η τιμή του $\check{d}(y_k)$ επηρεάζει τον βαθμό $d(y_k)$. Η σχέση J αναπαριστάνει βεβαιότητα στον συμπερασμό της y_k λαμβάνοντας υπό όψιν και την άρνηση της εμφάνισης της y_k .

Έστω $d_J(y_k) = J(\check{d}(y_k), d(y_k))$ ο «βαθμός αναλογίας» (degree of analogy) που αναπαρίσταται από ένα σύνολο κανόνων που συνδυάζουν τους βαθμούς $\check{d}(y_k)$ και $d(y_k)$.

Διακρίνονται τέσσερις περιπτώσεις στις οποίες η μηχανή συνδυάζει τους δύο βαθμούς προκειμένου να συλλογιστεί για την εμφάνιση της κατάστασης y_k (βλέπε Σχήμα 2.4).

- 1) **If $d(y_k)$ is Low and $\tilde{d}(y_k)$ is High then $d_J(y_k)$ is Low**
- 2) **If $d(y_k)$ is High and $\tilde{d}(y_k)$ is Low then $d_J(y_k)$ is High**
- 3) **If $d(y_k)$ is Low and $\tilde{d}(y_k)$ is Low then $d_J(y_k)$ is very Low**
- 4) **If $d(y_k)$ is High and $\tilde{d}(y_k)$ is High then $d_J(y_k)$ is very High**
- 5) **If $d(y_k)$ is High and $\tilde{d}(y_k)$ is High then $d_J(y_k)$ is somewhat Low**

Σχήμα 2.4: Οι ασαφείς κανόνες συμπερασμού βάσει αναλογίας πλαισίου. Οι κανόνες (4) και (5) αναφέρονται στην οπτιμιστική και πεσιμιστική, αντίστοιχα, συμπεριφορά της μηχανής συμπερασμού.

Ο ασαφής κανόνας (1) στο Σχήμα 2.4 παριστάνει την κατάσταση στην οποία η μηχανή E_1 είναι περισσότερο βέβαιη για την μη-εμφάνιση μιας κατάστασης παρά για την εμφάνισή της, δηλαδή, $\tilde{d}(y_k) > d(y_k)$. Αυτό σημαίνει ότι οι συνιστώσες δεν υποστηρίζουν τον συμπερασμό της κατάστασης y_k και η άρνησή τους υποστηρίζει την μη-εμφάνιση της κατάστασης y_k . Άρα ο βαθμός $d_J(y_k)$ λαμβάνει χαμηλές τιμές. Στον ασαφή κανόνα (2) στο Σχήμα 2.4, όσο μικρότερος είναι ο βαθμός $\tilde{d}(y_k)$ σε σχέση με μια μεγάλη τιμή του βαθμού $d(y_k)$ τόσο πιο μεγάλη είναι η τιμή του βαθμού $d_J(y_k)$. Μια ανάλογη συλλογιστική καθορίζεται και από τον κανόνα (3). Οι ασαφείς κανόνες (4) και (5) είναι πολύ σημαντική στο ερευνητικό πεδίο συλλογισμού βάσει αναλογίας [9]. Διακρίνονται δύο συμπεριφορές συλλογισμού:

- ο «οπτιμιστικός» συμπερασμός (optimistic inference) και
- ο «πεσιμιστικός» συμπερασμός (pessimistic inference), αντίστοιχα για τον κανόνα (4) και (5) στο Σχήμα 2.4.

Σύμφωνα με την οπτιμιστική συμπεριφορά, όταν και οι δύο βαθμοί λαμβάνουν μεγάλη τιμή, δηλαδή πρόκειται για «αντίφαση», τότε η πίστη για την εμφάνιση της κατάστασης y_k είναι ισχυρότερη από την πίστη για την μη-εμφάνιση, έτσι το πλαίσιο ταξινομείται ως y_k . Αντιθέτως ο πεσιμιστικός συμπερασμός υποστηρίζει την μη-εμφάνιση της κατάστασης y_k . Η ταξινόμηση του πλαισίου y_k επιτυγχάνεται με την τιμή του βαθμού $d_J(y_k)$.

Η μέχρι τώρα ανάλυση εστιάζει σε πλαίσιο που αναπαρίσταται μόνο μέσω εκφράσεων ΘΑΣ. Παρόλα αυτά υψηλού επιπέδου πλαίσιο μπορεί να εκφραστεί από δυαδικές λογικές εκφράσεις που σημαίνει ότι η τιμή u_j της συνιστώσας p_j αναπαρίσταται από crisp σύνολα, δηλαδή $\mu_{p_j}(u_j) \in \{0, 1\}$. Μια μηδενική τιμή υποδηλώνει ότι η συνιστώσα p_j δεν

αληθεύει ενώ μια τιμή 1 σημαίνει ότι η συνιστώσα p_j ισχύει. Οι λογικές εκφράσεις περιγράφουν λογικές συναθροίσεις από συνιστώσες και σχέσεις μεταξύ τους σε μια δυαδική γλώσσα αναπαράστασης. Στο Κεφάλαιο 4 ορίζεται η αναπαράσταση πλαισίου σε δυαδική γλώσσα αναπαράστασης καθώς και στο Κεφάλαιο 5 καθορίζεται ο συμπερασμός και ο συλλογισμός βάσει πλαισίου που αναπαρίσταται σε δυαδική λογική. Χωρίς βλάβη της γενικότητας, το χαμηλού επιπέδου πλαίσιο εκφράζεται από ασαφείς κανόνες ενώ το υψηλού επιπέδου πλαίσιο από εκφράσεις Horn. Έτσι, ο βαθμός αναλογίας $d_J(y_k)$ για του υψηλού επιπέδου πλαίσιο y_k είναι ο ελάχιστος βαθμός αναλογίας εκείνων των συνιστωσών που επάγουν το y_k , δηλαδή, $d_J(y_k) = \min_{j=1, \dots, n} d_J(y_j)$.

2.5.2 Μερεολογικός Συμπερασμός Πλαισίου

Τα πλαίσια ϕ και y σχετίζονται μεταξύ τους με την σχέση γενίκευσης $\phi \succ y$ εφόσον το ϕ επάγει και το y . Μια πιο συγκεκριμένη σχέση \succ μεταξύ των ϕ και y ονομάζεται μερεολογική σχέση $\phi \succ_m y$ που αναφέρεται στην μερεολογική δομή των χωρικών συνιστωσών των πλαισίων ϕ και y . Οι χωρικές συνιστώσες που σχετίζονται με συμβολικές θέσεις (π.χ., αίθουσα, κτίριο) μπορούν να ομαδοποιηθούν και να ταξινομηθούν σε μια συγκεκριμένη ταξινόμια που ονομάζεται «μερεονομία» (mereonomy). Η ταξινόμια αυτή ορίζει την μερική διάταξη των χωρικών συνιστωσών μέσω μερεολογικών σχέσεων part-of [22]. Δηλαδή, μια τοποθεσία p είναι μέρος (part) μιας άλλης τοποθεσίας ω (whole) με συμβολισμό part-of(p, ω). Η σημασιολογία της σχέσης αυτής είναι η εξής:

Θεωρείστε την μεταβατική, μη-συμμετρική, και ανακλαστική σχέση «part-of» μεταξύ των τοποθεσιών p και ω που αναπαρίστανται από χωρικές συνιστώσες. Θεωρείστε επίσης ότι $p \in R(\phi)$ και $\omega \in R(y)$, όπου ϕ και y είναι καταστάσεις. Τότε η σχέση $\phi \succ_m y$ επάγεται με τον κανόνα:

$$(p \rightarrow \phi) \wedge (\omega \rightarrow y) \wedge \text{partof}(p, \omega) \rightarrow (\phi \succ_m y) \quad 2.4$$

Η σχέση \succ_m στην (2.4) έχει την ίδια ερμηνεία με την σχέση γενίκευσης, δηλαδή, η κατάσταση ϕ επάγει και την κατάσταση y . Επιπρόσθετα όμως, η σημασιολογική ερμηνεία της σχέσης \succ_m υποδηλώνει ότι όταν η κατάσταση ϕ παρατηρηθεί στην τοποθεσία p , όπου η τοποθεσία αυτή είναι μέρος της τοποθεσίας ω , τότε η κατάσταση ϕ επάγει και την εμφάνιση της πιο αφηρημένης κατάστασης y που παρατηρείται στην τοποθεσία ω (το όλο του μέρους του p). Ο λογικός αυτός συμπερασμός επιτυγχάνεται

με τον «Περιγραφική Λογική» (Description Logic), όπου ο συμπερασμός της σχέσης αυτής αναφέρεται στο ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 11.2.2. Τα αξιώματα της σχέσης part-of είναι μη-συμμετρικότητα και μεταβατικότητα, αντίστοιχα, όπως:

$$partof(p, q) \wedge partof(q, p) \rightarrow p = q$$

$$partof(p, q) \wedge partof(q, w) \rightarrow partof(p, w)$$

Περισσότερη ανάλυση για τα αξιώματα και τον συμπερασμό βάσει μερεολογικών σχέσεων αναφέρονται στην [22].

Παράδειγμα 2.4: Θεωρείστε ότι η Alice βρίσκεται στο γραφείο της και εμπλέκεται στην κατάσταση $\phi = \text{context}(\text{attendance of a meeting in her office})$. Τότε η Alice εμπλέκεται επίσης και στην κατάσταση $\psi = \text{context}(\text{attendance of a meeting in the department})$ εφόσον το γραφείο της είναι μέρος του τμήματος. Η σχέση \succ_m εξάγεται μόνον από μερεολογικές part-of σχέσεις μεταξύ χωρικών πλαισίων και όχι από σχέσεις γενίκευσης (\succ) μεταξύ τους. Η κατάσταση ϕ μπορεί να ταξινομηθεί ως την κατάσταση $\psi = \text{context}(\text{attendance of an indoors meeting})$ εφόσον το γραφείο της Alice είναι (is-a) μια τοποθεσία εσωτερικού χώρου, δηλαδή ($\text{office} \succ \text{indoors}$), έτσι $\phi \succ \psi$. Από την άλλη πλευρά ισχύει ότι $\phi \succ_m \psi$ εφόσον το γραφείο της Alice είναι μέρος (part-of) του τμήματος και δεν είναι (not is-a) τμήμα το ίδιο, δηλαδή $\neg(\text{office} \succ \text{department})$.

Οι μερεολογικές σχέσεις είναι ουσιαστικές προκειμένου να δημιουργηθούν οι ταξινομίας πλαισίων και να επιτευχθεί συλλογισμός για αντιφατικών καταστάσεων. Με τις σχέσεις αυτές η προτεινόμενη μηχανή συμπερασμού E2 ενισχύει την ικανότητα συλλογισμού στον συμπερασμό αντιφατικών καταστάσεων όπως αναλύεται παρακάτω.

2.5.3 Συμπερασμός Αμοιβαίου Αποκλειόμενου Πλαισίου

«Συμβατές» (compatible) καταστάσεις είναι καταστάσεις που εμφανίζονται ταυτόχρονα, π.χ., «talking» και «walking». Έστω ότι η κατάσταση ϕ και η ψ είναι συμβατές τότε η εμφάνιση της ϕ δεν αντιφάσκει με την εμφάνιση της ψ . Η σχέση συμβατότητας μεταξύ των ϕ και ψ καταστάσεων είναι συμμετρική και μη μεταβατική. Συνεπώς καταστάσεις που σχετίζονται μέσω σχέσης γενίκευσης είναι και συμβατές. Επίσης, εάν η λογική φόρμουλα $\phi \wedge \psi$ είναι πιο αληθοφανής από την $\phi \wedge \neg \psi$ τότε επάγεται ότι $\phi \rightarrow \psi$ [23] που σημαίνει ότι η εμφάνιση της ϕ και της ψ ισχύει ταυτόχρονα. Όταν η ταυτόχρονη εμφάνιση δύο καταστάσεων είναι αντιφατική, τότε οι δύο καταστάσεις καλούνται ως «μη συμβατές» (incompatible), για παράδειγμα οι καταστάσεις «driving» και «walking». Σε

κάθε περίπτωση η μηχανή συμπερασμού καλείται να αναγνωρίσει τον «αμοιβαίο αποκλεισμό» (mutual exclusion), με σύμβολο \clubsuit , μεταξύ των ϕ και ψ καταστάσεων, ($\phi \clubsuit \psi$). Η σχέση \clubsuit υποδηλώνει ότι η μηχανή E3 συλλογίζεται βάσει της μη-δυνατότητας ταυτόχρονης εμφάνισης ασύμβατων καταστάσεων.

Μια κατάσταση είναι μια πιθανή ερμηνεία μιας παρατήρησης αλλά εάν η παρατήρηση αυτή μπορεί να μην είναι εφικτή τότε η μη-εμφάνιση της κατάστασης αυτής δεν συνεπάγεται αναγκαστικά. Με άλλα λόγια, η μηχανή δεν θεωρεί την άρνηση ως αποτυχία απόδειξης της αλήθειας. Αντίθετα, η μηχανή E3 συλλογίζεται μέσω των βαθμών εμπύθισης και μη-εμπύθισης ανεξαρτήτως των σχέσεων συμβατότητας μεταξύ των καταστάσεων. Προκειμένου να ενσωματωθεί η έννοια της ασυμβατότητας των δύο αμοιβαία αποκλειόμενων καταστάσεων ($\phi \clubsuit \psi$) στον λογισμό καταστάσεων – πλαισίου η μηχανή πρέπει να συμπεράνει ότι:

«η εμφάνιση της ϕ υπονοεί και την μη-εμφάνιση της ψ και, ταυτόχρονα, το αντίθετο»

Με άλλα λόγια πρέπει να αληθεύει ότι $(\phi \rightarrow \neg\psi) \wedge (\psi \rightarrow \neg\phi) \Rightarrow \text{TRUE}$. Συνεπώς δύο καταστάσεις είναι αμοιβαία αποκλειόμενες όταν ισχύει η ισοδυναμία στην (2.5).

$$(\phi \clubsuit \psi) \Leftrightarrow (\phi \wedge \neg\psi) \vee (\psi \wedge \neg\phi) \quad 2.5$$

Η (2.5) δείχνει ότι η εμφάνιση της ϕ και η μη-εμφάνιση της ψ ταυτόχρονα ισχύουν. Η μηχανή E3 μπορεί να συλλογιστεί για την μη-εμφάνιση της ψ όταν η εμφάνιση της ϕ ισχύει και αντίθετα. Η σχέση αμοιβαίου αποκλεισμού \clubsuit μεταξύ καταστάσεων είναι συμμετρική και μη μεταβατική.

Θεωρείστε το γεγονός ότι ούτε η εμφάνιση ούτε η μη-εμφάνιση μιας κατάστασης μπορεί να εξαχθεί. Τότε η μηχανή δεν είναι ικανή να συμπεράνει τίποτε για την κατάσταση αυτή. Παρόλα αυτά εάν η μηχανή έχει αναγνωρίσει την εμφάνιση της ψ και έχει προσδιορίσει μια σχέση αμοιβαίου αποκλεισμού μεταξύ των καταστάσεων ϕ και ψ τότε μπορεί να εξαχθεί η μη εμφάνιση της ϕ (δηλαδή, $\neg\phi$). Αυτό σημαίνει ότι η μηχανή εμπλουτίζει την ικανότητα συλλογισμού με το να συμπεραίνει όχι μόνο μια κατάσταση ψ αλλά και την μη-εμφάνιση άλλων καταστάσεων που είναι αμοιβαίες αποκλειόμενες με την ψ .

Η σχέση αμοιβαίου αποκλεισμού \clubsuit εκμεταλλεύεται την λογική «modus tollens» κατά την οποία ισχύει ότι $((\phi \rightarrow \psi) \wedge \neg\psi) \rightarrow \neg\phi$. Σύμφωνα με τον κανόνα αυτό εάν δεν αληθεύει η κατάσταση ψ και είναι γνωστό ότι $\phi \rightarrow \psi$ τότε η μηχανή συμπεραίνει ότι δεν αληθεύει επίσης και η κατάσταση ϕ . Στην περίπτωση μας, εάν η εμφάνιση ενός πλαισίου ϕ

συμπεραίνει την μη-εμφάνιση του πλαισίου ψ και ισχύει ότι $y \succ \psi$ τότε η μη-εμφάνιση της y ($\neg y \Rightarrow \text{TRUE}$) εξάγεται μέσω συμπερασμού κατά «modus tollens». Έτσι, βάσει της ιεραρχικής δομής του πλαισίου, η σχέση του αμοιβαίου αποκλεισμού μεταξύ αφηρημένων καταστάσεων επάγει και τον αμοιβαίο αποκλεισμό των πιο συγκεκριμένων καταστάσεών τους όπως ακολουθεί στον συμπερασμό στην (2.6).

$$\begin{aligned} (\phi \wedge (\phi \rightarrow \neg\psi) \rightarrow \neg\psi \\ \neg\psi \wedge (y \rightarrow \psi)) \rightarrow \\ \neg y \end{aligned} \quad (2.6)$$

Οι κανόνες συμπερασμού στην (2.6) υποδηλώνουν πως μπορεί η ιεραρχική αναπαράσταση του πλαισίου να χρησιμοποιηθεί για τον έμμεσο προσδιορισμό αμοιβαίων αποκλειόμενων σχέσεων για πιο συγκεκριμένα πλαίσια από αυτά όπου η σχέση \clubsuit είχε εξαχθεί άμεσα από την μηχανή συμπερασμού E3.

Αμοιβαίες αποκλειόμενες καταστάσεις ϕ και ψ είναι αυτές που ο βαθμός $d(\phi)$ είναι όμοιος με τον βαθμό $\bar{d}(\psi)$ και ανάποδα, δηλαδή, για $\varepsilon_1, \varepsilon_2 > 0$, ισχύει ότι $|d(\phi) - \bar{d}(\psi)| \leq 1 - \varepsilon_1$ και $|\bar{d}(\phi) - d(\psi)| \leq 1 - \varepsilon_2$. Η πίστη ότι το ϕ πλαίσιο εμφανίζεται ($\mathbf{B}\phi$) πρέπει να συνυφαίνεται με την πίστη ότι το πλαίσιο ψ δεν εμφανίζεται ($\mathbf{B}(\neg\psi)$). Ανάλογος συλλογισμός έπεται για την μη-εμφάνιση του ϕ και την εμφάνιση του ψ .

Έστω ο «βαθμός αμοιβαίου αποκλεισμού» (degree of mutual exclusion) $d_E(\phi, \psi) \in [0, 1]$ μεταξύ των πλαισίων ϕ και $\psi \in P(I)$. Τότε ο βαθμός $d_E(\phi, \psi)$ είναι ο βαθμός ικανοποίησης της σχέσης \clubsuit ή αναλυτικά της λογικής έκφρασης στην (2.7).

$$((\phi \text{ is } v_\phi) \wedge (\psi \text{ is } \neg v_\psi)) \vee ((\psi \text{ is } v_\psi) \wedge (\phi \text{ is } \neg v_\phi)) \quad (2.7)$$

Μια υψηλή τιμή $d_E(\phi, \psi)$ υποδηλώνει ότι οι καταστάσεις ϕ και ψ είναι αμοιβαία αποκλειόμενες έτσι μπορεί να υποστηριχθεί το ανέφικτο της ταυτόχρονης εμφάνισή τους. Μια χαμηλή τιμή του βαθμού $d_E(\phi, \psi)$ υποδηλώνει ότι οι καταστάσεις ϕ και ψ δεν είναι αμοιβαία αποκλειόμενες. Αυτό όμως δεν σημαίνει ότι είναι ασύμβατες. Για παράδειγμα, οι καταστάσεις «walking» και «talking» δεν είναι αμοιβαία αποκλειόμενες και μπορούν να εμφανιστούν ταυτόχρονα, άρα είναι λοιπόν συμβατές. Από την άλλη πλευρά, εάν η ϕ και η ψ είναι συμβατές τότε δεν είναι λογικό να ισχυριστούμε ότι είναι και αμοιβαία αποκλειόμενες αφού η εμφάνιση της μιας δεν υπονοεί την μη-εμφάνιση της άλλης. Αντίθετα, οι καταστάσεις ϕ και ψ εμφανίζονται ταυτόχρονα (π.χ., η «talking» κατάσταση δεν υπονοεί την μη ταυτόχρονη εμφάνιση της «walking» κατάστασης).

Εάν επιθυμούμε μια συμμετρική ομοιότητα [24] μεταξύ του βαθμού εμπύθισης στην κατάσταση ϕ και του βαθμού μη εμπύθισης στην κατάσταση ψ τότε $\varepsilon_1 = \varepsilon_2 = \varepsilon > 0$. Έτσι, το σύνολο των ζευγαριών καταστάσεων ϕ και ψ που είναι αμοιβαία αποκλειόμενες βάσει του $\varepsilon > 0$ είναι το $M(\varepsilon) = \{(\phi, \psi) \mid d_E(\phi, \psi) > \varepsilon, \phi, \psi \in P(I)\}$. Οι καταστάσεις (ϕ, ψ) που ανήκουν στο σύνολο $(P(I) \times P(I)) \setminus M(\varepsilon)$ είναι μη αποκλειόμενες καταστάσεις. Η ποσότητα ε υποδηλώνει την ικανότητα του συστήματος να αναγνωρίζει αμοιβαία αποκλειόμενες καταστάσεις.

Μια χαμηλή τιμή του ε δείχνει ότι η μηχανή E3 δεν έχει την ικανότητα να διακρίνει ποιες καταστάσεις είναι αποκλειόμενες και ποιες όχι, έτσι υποθέτει ότι η εμφάνιση της κατάστασης ϕ ίσως να υπονοεί και την εμφάνιση της κατάστασης ψ . Από την άλλη πλευρά, η τιμή $\varepsilon = 1$ υποδηλώνει ότι η μηχανή E3 μπορεί επαρκώς να συμπεράνει ότι οι καταστάσεις ϕ και ψ είναι αμοιβαία αποκλειόμενες. Η τιμή του βαθμού $d_E(\phi, \psi)$ υπολογίζεται από μια μηχανή συμπερασμού με βάσει των ασαφών κανόνων όπως αναφέρονται στο Σχήμα 2.5.

If $(d(\phi)$ is High and $\tilde{d}(\psi)$ is High) or $(d(\psi)$ is High and $\tilde{d}(\phi)$ is High) Then $d_E(\phi, \psi)$ is High
If $d(\phi)$ is Low and $\tilde{d}(\psi)$ is High Then $d_E(\phi, \psi)$ is Low
If $d(\phi)$ is High and $\tilde{d}(\psi)$ is Low Then $d_E(\phi, \psi)$ is Low

Σχήμα 2.5: Οι ασαφείς κανόνες συμπερασμού για τη σχέση αμοιβαίου αποκλεισμού.

Παράδειγμα 3.5: Υποθέστε τις καταστάσεις $\phi = \text{context}(\text{Alice is attending a meeting})$, $\psi = \text{context}(\text{Alice is available})$ και $\gamma = \text{context}(\text{Alice is having a coffee break})$ όπου για τις ψ, γ , ισχύει ότι $\gamma \succ \psi$. Υποθέστε επίσης ότι η μηχανή E3 συμπεραίνει ότι οι καταστάσεις ϕ και ψ είναι αμοιβαία αποκλειόμενες την χρονική στιγμή t . Συνεπώς, λόγω του κανόνα *modus tollens* η μη-εμφάνιση της γ επάγεται, δηλαδή εάν η Alice συμμετέχει σε μια συνάντηση τότε δεν είναι διαθέσιμη και κα' επέκταση δεν κάνει διάλειμμα.

Παρόλα αυτά εάν η μηχανή E3 δεν ήταν ικανή να συμπεράνει την κατάσταση ψ τότε δεν θα μπορούσε να εξαχθεί η εμφάνιση της κατάστασης ϕ . Σε αυτή την περίπτωση η μηχανή είναι ανίκανη να αναγνωρίσει την σχέση μεταξύ των ϕ και ψ καταστάσεων, άρα και το γεγονός ότι η Alice είναι ταυτόχρονα διαθέσιμη και συμμετέχει σε μια συνάντηση είναι ένα εφικτό ενδεχόμενο.

2.5.4 Αποτέλεσμα Προηγμένου Συμπερασμού Πλαισίου

Το αποτέλεσμα του συμπερασμού για τις μηχανές E1, E2 και E3 είναι ένα σύνολο από σύνολα $\Gamma(\epsilon, l)$ για συγκεκριμένο επίπεδο αφαίρεσης l και ευαισθησίας ϵ , όπως ορίζονται στη (2.8). Η μηχανή E1 συμπεραίνει εκείνες τις καταστάσεις y επιπέδου l που μεγιστοποιούν τον βαθμό αναλογίας και ελαχιστοποιούν το βαθμό μη-εμβύθισης. Η μηχανή E2 παράγει εκείνες τις καταστάσεις ψ που σχετίζονται με τις y μέσω μερεολογικών εξαρτήσεων. Τέλος, η μηχανή E3 συμπεραίνει εκείνες τις καταστάσεις ϕ που είναι αμοιβαία αποκλειόμενες με τις y βάσει συγκεκριμένης τιμής ευαισθησίας ϵ . Έτσι όλες οι μηχανές παράγουν το σύνολο $\Gamma = \cup \Gamma(\epsilon, l)$, $\epsilon > 0$, $\forall l$, με

$$\begin{aligned} \Gamma(\epsilon, l) = \{ & (y, \phi, \psi) \mid (y = \operatorname{argmax}_{y_j \in P(l)}(d(y_j))) \vee \\ & (y = \operatorname{argmin}_{y_j \in P(l)}(\tilde{d}(y_j))) \vee \\ & (\phi \star y \mid (\phi, y) \in M(\epsilon)) \vee \\ & (y \succ_m \psi)\} \end{aligned} \quad (2.8)$$

2.6. Πειραματικά Αποτελέσματα

Μελετάμε την απόδοση του προτεινόμενου μοντέλου και των τριών μηχανών συμπερασμού μέσα από μια ποιοτική και ποσοτική ανάλυση. Το πείραμα βασίζεται σε πραγματικά σενάρια που αποτελούνται από μια σειρά από φάσεις. Οι μηχανές απαιτούνται να συμπεραίνουν όλες τις καταστάσεις που εμφανίζονται σε κάθε φάση βάσει της σημασιολογίας ιεραρχία (σχέσης γενίκευσης και μερεολογικών εξαρτήσεων) καθώς και σχέσεων αμοιβαίου αποκλεισμού. Συγκεκριμένα, μελετάμε το σφάλμα ταξινόμησης για τα δυο συστήματα C και F βάσει

- K-fold cross επικύρωση,
- Μέγεθος βάσης ασαφούς γνώσης (fKB), και
- Βαθμό εμπιστοσύνης των μετρήσεων.

Επίσης, εξετάζουμε την ικανότητα των F και C συστημάτων να εμπλουτίσουν την διαδικασία ταξινόμησης πλαισίου βάσει σημασιολογίας.

2.6.1 Αρχικοποίηση Πειράματος

Τα δεδομένα πλαισίου για πειραματισμό υιοθετούνται από την [17]. Σύμφωνα με τα πέντε σενάρια, ένα PDA εφοδιάζεται με αισθητήρες φωτεινότητας, θορύβου, υγρασίας ατμόσφαιρας, προσδιορισμού θέσης, αφής, και επιτάχυνσης κίνησης. Ο χρήστης του πειράματος είναι εφοδιασμένος με ένα αναγνώστη RFID και πληροφορία σχετικά με το

προφίλ του και το πρόγραμμά (π.χ., πληροφορία για την επερχόμενη συνάντηση) του ανακτάται από μια εφαρμογή ηλεκτρονικής ατζέντας. Οι χώροι όπου διεξάγεται το πείραμα είναι περιοχές εσωτερικού χώρου (το γραφείο, ο διάδρομος που συνδέει το γραφείο με την αίθουσα συνάντησης και η αίθουσα συνάντησης) και περιοχές εξωτερικού χώρου (η καφετέρια). Η καφετέρια προσπελαύνεται μέσω ενός διαδρόμου που συνδέει την καφετέρια με την αίθουσα συνάντησης.

Τέσσερις πιλοτικοί χρήστες επανέλαβαν το κάθε σενάριο δώδεκα φορές. Κάθε επανάληψη διαρκεί 100 λεπτά περίπου και τα δεδομένα πλαισίου ανακτώνται κάθε δευτερόλεπτο. Σε κάθε σενάριο, ο χρήστης ενημερώνει το σύστημα με την τρέχουσα κατάστασή του. Η κλάση κατάστασης αναφέρεται σε μια έννοια από μια οντολογία καταστάσεων εκφρασμένη σε OWL-DL. Η οντολογία αυτή περιέχει 200 έννοιες καταστάσεων που ανακτώνται από τέσσερις οντολογικές συνιστώσες με 400 κατά μέσο όρο έννοιες (βλέπε Κεφάλαιο 4 και Κεφάλαιο 5 για περισσότερες λεπτομέρειες). Επιπρόσθετα, οι συνιστώσες κάθε κανόνα ταξινομούνται είτε ως εγγενής είτε ως εξωγενής συνιστώσες πλαισίου και υπολογίζονται τα αντίστοιχα βάρη σημαντικότητας σύμφωνα με τον προτεινόμενο αλγόριθμο στο Σχήμα 2.3. Για παράδειγμα, η συνιστώσα που αναπαριστάνει την πληροφορία που ανακτάται από τον RFID αναγνώστη, η κίνηση του χρήστη, και η τοποθεσία του τερματικού στο χέρι του χρήστη ορίζονται ως εγγενής συνιστώσες. Η θέση του PDA, το μικρόφωνο και η κατάσταση του βίντεο-προβολέα αναπαρίστανται ως εξωγενής συνιστώσες.

Για λόγους απλότητας περιγράφουμε το 4^ο σενάριο του πειράματος. Παρόλα αυτά, η όλη ανάλυση έγινε με βάση και τα πέντε σενάρια. Σύμφωνα με το 4^ο σενάριο, ο κάθε χρήστης φεύγει από το γραφείο του και εισέρχεται στην αίθουσα συνάντησης. Κατά την διάρκεια της συνάντησης ο χρήστης παρουσιάζει μια αναφορά σε συναδέλφους του αλλά επίσης και παρακολουθεί έπειτα τις παρουσιάσεις των άλλων συναδέλφων του. Στο τέλος της συνάντησης ο χρήστης κάνει ένα διάλειμμα στην καφετέρια.

Κατεγράφησαν συνολικά 64 επαναλήψεις και από τα πέντε σενάρια όπου εντοπίστηκαν $m = 38$ καταστάσεις σχηματίζοντας μια ιεραρχία από $l = 6$ επίπεδα αφαίρεσης. Σε κάθε επίπεδο αφαίρεσης υπάρχουν 6 καταστάσεις κατά μέσο όρο.

Το F σύστημα υλοποιείται με MATLAB και οι κανόνες ασαφούς ταξινόμησης fKB_F υλοποιούνται βάσει του MATLAB FuzzyToolkit. Ο μέγιστος αριθμός των ασαφών κανόνων είναι $L = 110$ (το μέγεθος της fKB_F) αντιστοιχώντας στο 98% του μέσου πλήθους των παραδειγμάτων εκπαίδευσης και από τα πέντε σενάρια. Κατά μέσο όρο, σχηματίστηκαν 3 κανόνες που συμπεράνουν κάθε κατάσταση. Η μέση τιμή της

διασποράς σ_{ij} για τις συναρτήσεις συγγένειας των ασαφών συνόλων εισόδου όπου ελαχιστοποιεί το σφάλμα ταξινόμησης αντιστοιχεί στο 35% της επικάλυψης μεταξύ των συναρτήσεων αυτών.

Το σύστημα C υλοποιείται με βάση το σύστημα NEFCLASS που παράγει το μέγιστο $L = 44$ κανόνες ασαφούς ταξινόμησης (το μέγεθος της fKB_C). Οι κανόνες υλοποιήθηκαν βάσει το FuzzyCLIPS σύστημα με βάρη κανόνων μεταξύ 0 και 1. Κατά μέσο όρο, επάχθηκαν τρεις λεκτικοί όροι για κάθε μια ασαφής μεταβλητή όπου κάθε λεκτικός όρος αναπαρίσταται από Gauss μορφοποιημένες συναρτήσεις με 50% ποσοστό επικάλυψης. Τα ασαφή σύνολα είναι ασύμμετρα και ο ρυθμός εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου ήταν 0.1. Ο αριθμός των εποχών εκπαίδευσης κυμαίνεται μεταξύ 10 και 500.

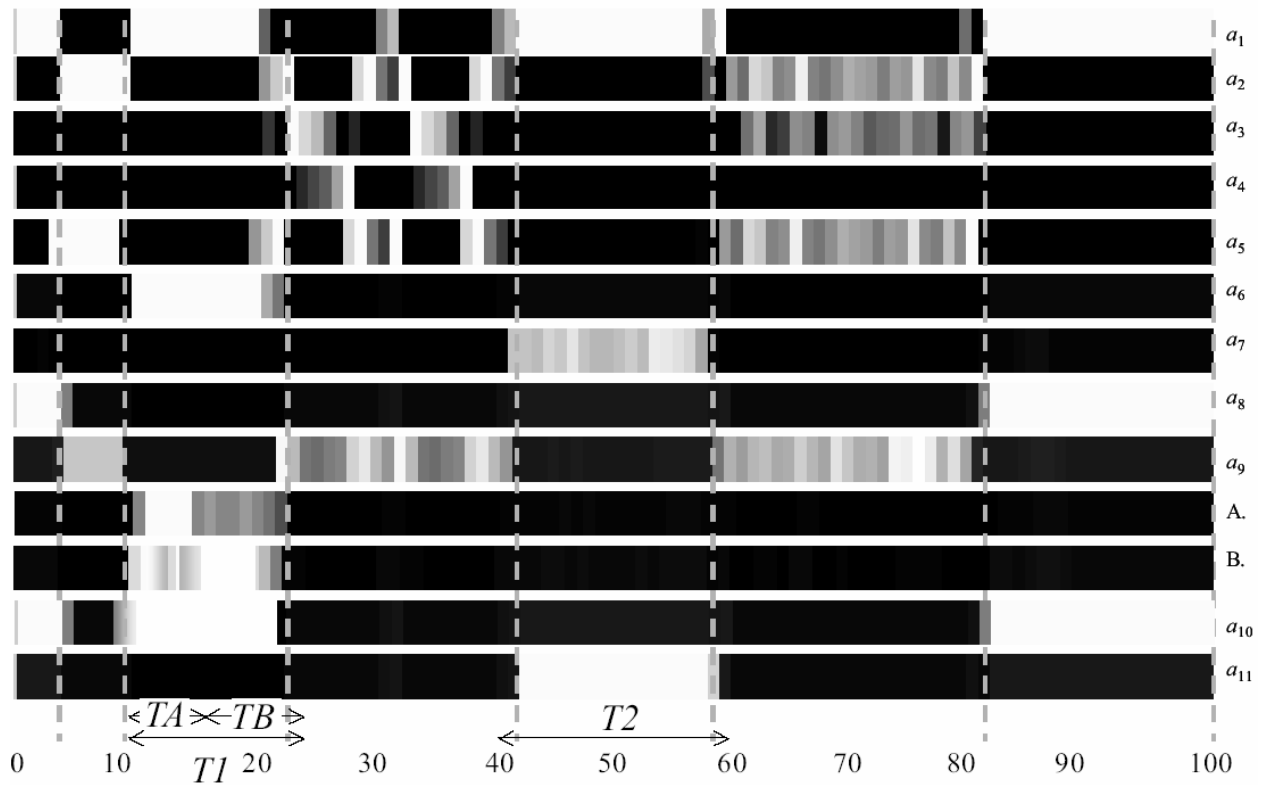
Οι συμπληρωματικοί ασαφείς κανόνες του προτεινόμενου μοντέλου υλοποιήθηκαν με βάση το FuzzyCLIPS σύστημα αυξάνοντας το μέγεθος των βάσεων fKB_C και fKB_F , 50% και 38%, αντίστοιχα. Οι ασαφείς κανόνες των μηχανών E1, E2 και E3 υλοποιήθηκαν επίσης με το FuzzyCLIPS σύστημα. Συγκεκριμένα, οι λεκτικοί όροι (high, medium, και low) των λεκτικών μεταβλητών βαθμός εμπύθισης, μη-εμπύθισης, αναλογίας και αμοιβαίου αποκλεισμού είναι Gauss μορφοποιημένες συναρτήσεις με 50% ποσοστό επικάλυψης. Τέλος, τα σύνολα αυτά λαμβάνουν μονάδα στον βαθμό συγγένειάς τους στα τρία σημεία της ίσο-διαμέρισης του συνεχούς συνόλου [0, 1].

2.6.2 Ποιοτική Εκτίμηση Απόδοσης Μεθοδολογίας

Τα αποτελέσματα του σεναρίου απεικονίζονται στον πίνακα δραστηριοτήτων στο Σχήμα 2.6, όπου ο οριζόντιος άξονας αναπαριστάνει την χρονική διάρκεια του σεναρίου ($T = [0, 100]$ μονάδες, μια μονάδα αντιστοιχεί σε 1.2 λεπτά). Ο κάθετος άξονας δείχνει τον βαθμό αναλογίας για κάθε πλαίσιο και χρονική στιγμή. Το επίπεδο χρώματος είναι από λευκό έως μαύρο. Όσο πιο ανοικτό είναι το χρώμα που αντιστοιχεί σε κάθε πλαίσιο τόσο περισσότερος είναι ο βαθμός αναλογίας για το πλαίσιο αυτό. Οι κάθετες γραμμές στον πίνακα αναπαριστάνουν τις χρονικές μεταβάσεις από την μια φάση του σεναρίου στην άλλη. Επίσης, το Σχήμα 2.7 απεικονίζει τους εξαγόμενους κανόνες ασαφούς ταξινόμησης που ανακαλύφθηκαν από τις μηχανές συμπερασμού.

Δραστηριότητες όπως η $\alpha_1 = \text{activity}(\text{standing still})$, $\alpha_2 = \text{activity}(\text{walking})$, $\alpha_3 = \text{activity}(\text{walking fast})$ και $\alpha_4 = \text{activity}(\text{running})$ παράγονται άμεσα από τους αισθητήρες (βασικό πλαίσιο). Η μηχανή αναγνωρίζει καταστάσεις όπως το πλαίσιο $\alpha_5 = \text{context}(\text{user is waling indoors in a dark light area holding her device and browsing her agenda})$ που εμφανίζεται στο κανόνα $R(\alpha_5)$ στο Σχήμα 2.7. Ένας πιθανός κανόνας

προσαρμοστικότητας μπορεί να είναι «άλλαξε την φωτεινότητα της οθόνης και μεγέθυσε της γραμματοσειρά».



Σχήμα 2.6: Ο Πίνακας Δραστηριοτήτων για το πειραματικό σενάριο. Όσο πιο λευκό είναι το χρώμα τόσο πιο εφικτή είναι η εμφάνιση μιας κατάστασης.

$R(a5):$ <i>movement is walking and light is dark and RFID Location is corridor and PDA placement is at hand and partof(corridor, department)</i> Possible Inference: If $a5$ Then <i>CONTEXT(user is heading for the meeting)</i>
$R(e):$ <i>movement is standing still and light is dark and sound is modest and PDA placement is at hand</i> $R(a6):$ <i>involvement in e is high and PDA Location is meeting room and RFID Location is meeting room and meeting room is crowded</i> Possible Inference: If $a6$ Then <i>CONTEXT(user is attending a meeting)</i>
$R(\neg a6):$ <i>involvement in e is low and RFID Location is not meeting room</i> Possible Inference: If $\neg a6$ Then <i>CONTEXT(user is not attending a meeting)</i>
$R(aA):$ <i>involvement in a6 is high and projector is active and microphone is active and PDA application is presentation</i> Possible Inference: If aA Then <i>CONTEXT(user is presenting in a meeting)</i>
$R(aC):$ <i>involvement in a6 is high and meeting room contains PhD advisor</i> Possible Inference: If aC Then <i>CONTEXT(user is attending a PhD meeting)</i>

Σχήμα 2.7: Εξαγόμενοι Κανόνες Ασαφούς Συμπερασμού

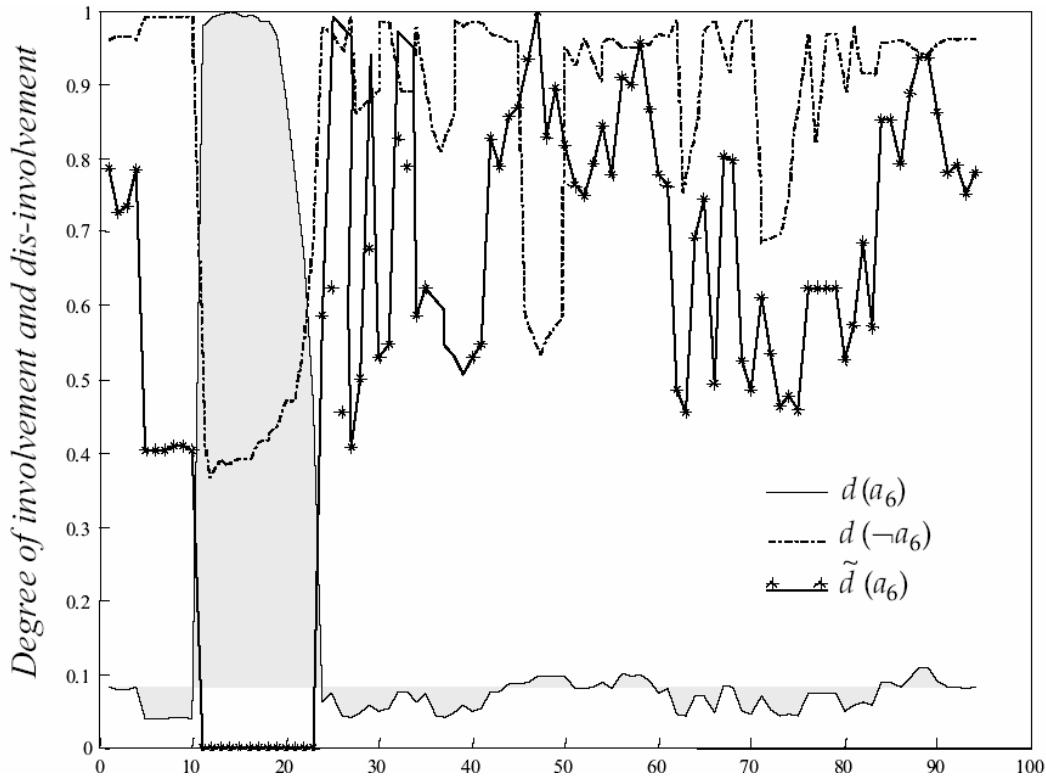
Η μηχανή προσδιορίζει επίσης και τις αφηρημένες καταστάσεις όπως π.χ., $\alpha_6 = \text{context}(\text{user is attending a meeting})$ στο κανόνα $R(\alpha_6)$, $\alpha_7 = \text{context}(\text{user takes a break})$, $\alpha_8 = \text{context}(\text{user is working in her office})$, $\alpha_9 = \text{context}(\text{user is walking outside her office but inside the department})$.

Επίσης, η μηχανή επάγει συγκεκριμένες εξειδικευμένες καταστάσεις όπως $\alpha_A = \text{context}(\text{user is presenting a report during a meeting})$ –κανόνας $R(\alpha_A)$, $\alpha_B = \text{context}(\text{user is attending a meeting presentation})$ και $\alpha_C = \text{context}(\text{user is in a PhD meeting})$ – κανόνας $R(\alpha_C)$.

Μερεολογικές σχέσεις ανάμεσα καταστάσεων μπορούν ακόμη να εξαχθούν. Οι καταστάσεις που παρατηρούνται στην περιοχή A που είναι χωρικό μέρος της περιοχής B παρατηρούνται επίσης και στην περιοχή B. Το πλαίσιο $\alpha_{10} = \text{context}(\text{user is standing still somewhere inside a building})$ επάγεται από την εμφάνιση της κατάστασης α_8 εφόσον το γραφείο είναι (χωρικό) μέρος του κτιρίου. Για τον ίδιο λόγο, η εξάρτηση $\alpha_7 \succ_m \alpha_{11}$ επάγεται με $\alpha_{11} = \text{context}(\text{user is outdoors})$ –όπως παρατηρείται το φωτεινό χρώμα στο πίνακα στο Σχήμα 2.6. Τέλος η μηχανή διακρίνει συμβατές και αμοιβαία αποκλειόμενες καταστάσεις είτε άμεσα είτε έμμεσα, π.χ., $\alpha_6 \clubsuit \alpha_{12}$ με $\alpha_{12} = \text{context}(\text{user is available})$. Ο πίνακας στο Σχήμα 2.6 είναι σημαντικός διότι κατά μήκος των κάθετων γραμμών εξάγονται ποιες καταστάσεις υπάγονται σε άλλες, ποιες είναι συμβατές μεταξύ του κα ποιες είναι αμοιβαία αποκλειόμενες βάσει της φωτεινότητας του λευκού χρώματος στην αντίστοιχη φάση –χρονική περίοδο (στήλη) και κατάσταση (γραμμή).

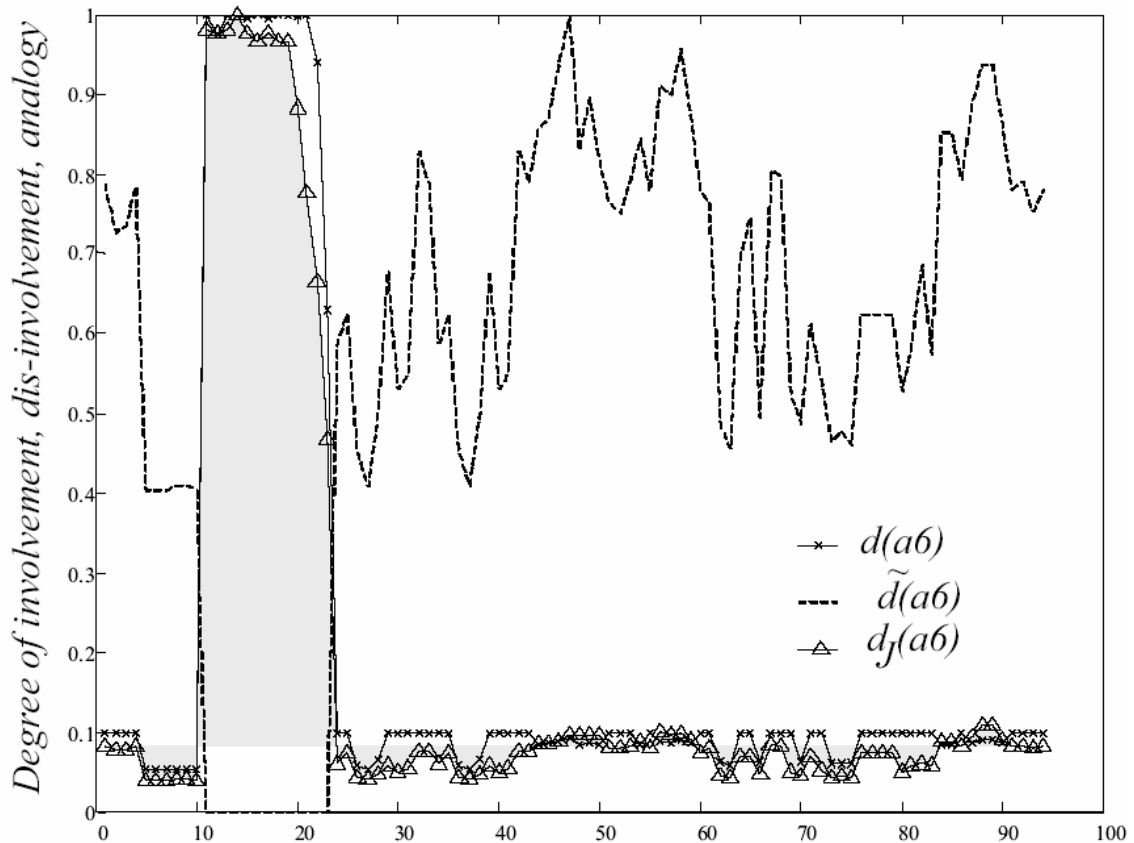
Το Σχήμα 2.8 απεικονίζει τον βαθμό $d(\alpha_6)$ και $\bar{d}(\alpha_6)$ για την κατάσταση α_6 και τον βαθμό $d(-\alpha_6)$ για την άρνηση της κατάστασης $-\alpha_6$. Η κατάσταση α_6 προσδιορίζεται από την σύνθεση των κανόνων $R(e)$ και $R(\alpha_6)$ στο **Σχήμα 2.7** βάσει ενός μεγάλου βαθμού πιστότητας ότι η Alice βρίσκεται στην αίθουσα συναντήσεων για το χρονικό διάστημα $T_1 = [10, 21]$ (Σχήμα 2.6). Ο βαθμός $d(-\alpha_6)$ υπολογίζεται ανεξάρτητα από τις εγγενής και εξωγενής συνιστώσες. Παρατηρείται ότι ο βαθμός άρνησης της α_6 δεν λαμβάνει μικρότερες τιμές από τον βαθμό μη-εμβύθισης \bar{d} της κατάστασης α_6 στην χρονική διάρκεια T_1 . Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι ο κανόνας $R(\alpha_6)$ συμπεραίνει μόνον την εμφάνιση της α_6 και όχι την μη-εμφάνιση του α_6 . Η μηχανή λαμβάνει υπό όψιν τις αρνήσεις των εγγενών συνιστωσών (βλέπε κανόνα $R(-\alpha_6)$) οπότε η βαθμός $\bar{d}(\alpha_6)$ υποδηλώνει λιγότερο πίστη για την μη-εμφάνιση της α_6 από ότι την απλή άρνηση της α_6 . Πράγματι, κατά την διάρκεια T_1 στο Σχήμα 2.8 απεικονίζεται ότι $\bar{d}(\alpha_6) = 0$ ενώ το

$d(-a_6) = 0.4$. Παρόλα αυτά, ο βαθμός $\tilde{d}(a_6)$ δεν υποστηρίζει την μη-εμφάνιση της a_6 εκτός της χρονικής διάρκειας T_1 . Η συμπεριφορά αυτή οφείλεται στην εφαρμογή του συμπερασμού βάσει αναλογίας χρησιμοποιώντας τον βαθμό αναλογίας $d_j(a_6)$ ο οποίος είναι μηδέν έξω από την διάρκεια T_1 .



Σχήμα 2.8: Οι βαθμοί εμπύθισης και μη-εμπύθισης της δραστηριότητας a_6 καθώς και ο βαθμός εμπύθισης της άρνησης της δραστηριότητας $-a_6$.

Στο **Σχήμα 2.9** το πλαίσιο a_6 δεν εμφανίζεται έξω από την διάρκεια T_1 . Επίσης, ένας μεγάλος βαθμός πιστότητας στο χωρικό πλαίσιο, όπως ερμηνεύεται από μια θετική τιμή της λ) χρησιμοποιείται για να εξαλείψει την πίστη ότι η Alice μπορεί να βρεθεί αλλού εκτός από την αίθουσα συνάντησης. Έτσι, χρησιμοποιώντας τον συμπερασμό βάσει αναλογίας η μηχανή παρέχει επαρκή πληροφορία για τη εμφάνιση της κατάστασης a_6 ή όχι με μεγαλύτερη βεβαιότητα βάσει των βαθμών εμπύθισης και μη-εμπύθισης.



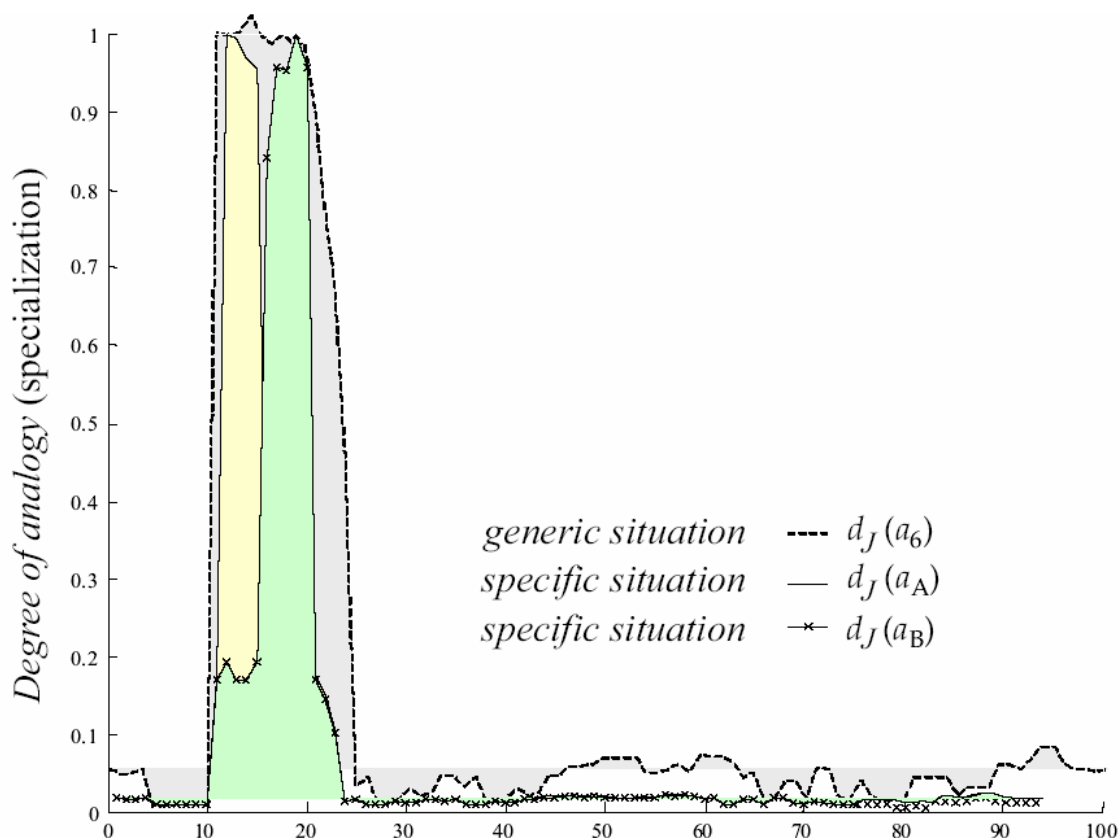
Σχήμα 2.9: Ο βαθμός αναλογίας της δραστηριότητας α_6 και οι βαθμοί εμπύθισης και μη-εμπύθισης για της δραστηριότητα α_6 .

2.6.2.1 Συμπερασμός Γενίκευσης

Επάγονται σχέσεις γενίκευσης μεταξύ καταστάσεων. Στο Σχήμα 2.10 απεικονίζεται η εμφάνιση των καταστάσεων α_A στην χρονική διάρκεια $T_A = [10, 15]$ και α_B την χρονική διάρκεια $T_B = [15, 21]$ αλληλο-επικαλυπτόμενες με την κατάσταση α_6 . Στις διαφορετικές εξειδικευμένες καταστάσεις, ο χρήστης αναμειγνύεται σε διαφορετικούς ρόλους οπότε και δραστηριότητες που υπάγονται σε μια πιο γενικευμένη δραστηριότητα – κατάσταση. Η εμφάνιση της α_A (βλέπε κανόνα $R(\alpha_A)$) και της α_B υπονοούν την εμφάνιση της α_6 .

Στο Σχήμα 2.6 παρατηρήστε τη λευκή φωτεινότητα που αντιστοιχεί στην κατάσταση α_A είναι μέσα στην λευκή φωτεινότητα της κατάστασης α_6 . Εφόσον ορίζονται ιεραρχίες καταστάσεων τότε μπορούν να εκτελεστούν πιο συγκεκριμένοι κανόνες προσαρμοστικότητας. Συγκεκριμένα, η μηχανή ενεργοποιεί όχι μόνο τους κανόνες που σχετίζονται με την κατάσταση α_6 αλλά επίσης και τους κανόνες που σχετίζονται για κάθε συγκεκριμένη κατάσταση που υπάγεται στην α_6 . Για παράδειγμα όταν η Alice παρουσιάζει μια αναφορά σε μια συνάντηση (κατάσταση α_A) τότε μόνον η σημαντική ηλεκτρονική της αλληλογραφία και οι σημαντικές κλήσεις της προς το κινητό της να προωθούνται. Επίσης η κατάσταση α_C όπως συνθέεται από τον κανόνα $R(\alpha_C)$ η οποία

είναι μια εξειδίκευση της κατάστασης a_6 μπορεί να εξαχθεί εφόσον ο επιβλέπων της Alice είναι παρόν στην συνάντηση την χρονική διάρκεια T_1 . Επιπρόσθετα, η κατάσταση Alice context (is presenting in a PhD meeting) παράγεται από την σύνθεση των a_C και a_A καταστάσεων. Τέλος εξάγονται οι σχέσεις γενίκευσης $a_8 > a_{10}$ και $a_7 > a_{11}$ όπως παρατηρούνται στο Σχήμα 2.6.



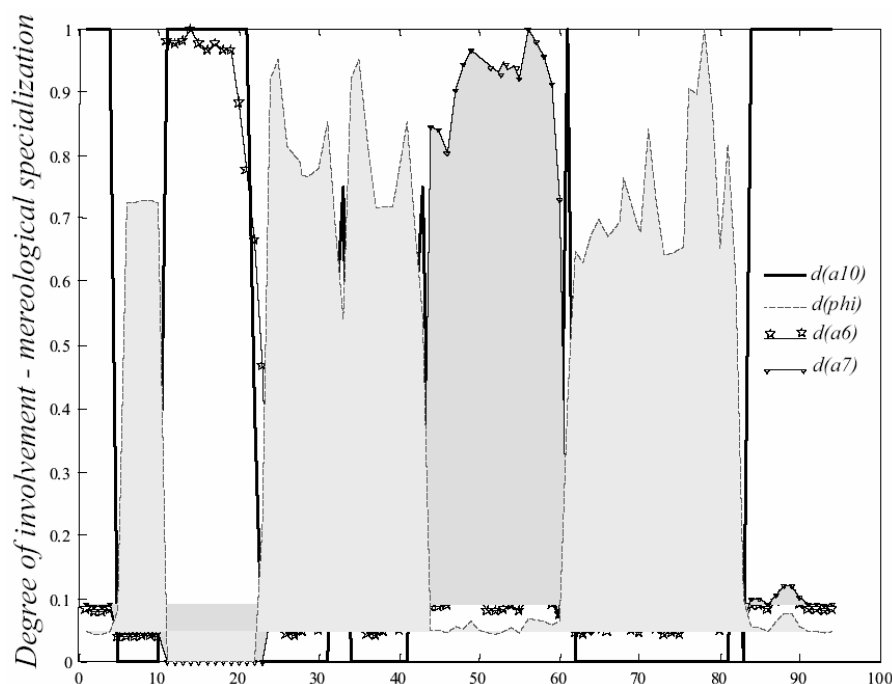
Σχήμα 2.10: Ο βαθμός αναλογίας μιας αφηρημένης κατάστασης a_6 υπάγει τους βαθμούς αναλογίας των πιο συγκεκριμένων καταστάσεων a_A και a_B .

Αξίζει να σημειωθεί ότι στην περίπτωση που εκμεταλλεύονται οι σημασιολογικές εξαρτήσεις γενίκευσης οι ταξινομητές F και C δεν επιστρέφουν μόνον την τρέχουσα ταξινομούσα κατάσταση y_k του πλαισίου που μεγιστοποιεί τον βαθμό αναλογίας. Αλλά επίσης όλες τις καταστάσεις y_i που επάγονται από την κατάσταση y_k . Βάσει των πέντε σεναρίων και της οντολογίας καταστάσεων με 200 κλάσεις καταστάσεων λαμβάνουμε 54.66% και 51.50% περισσότερες καταστάσεις από τα συστήματα F και C, αντίστοιχα. Παρόλα αυτά το βάρος σημαντικότητας των συνιστωσών παίζει σημαντικό ρόλο στον συμπερασμό γενίκευσης. Θεωρήστε την κατάσταση όπου τα βάρη όλων των συνιστωσών είναι ίδια, οπότε δεν εκμεταλλευόμαστε την σημασιολογία ιεραρχίας. Στην περίπτωση αυτή, λαμβάνουμε μια μείωση κατά 22.22% και 18.98% κατά μέσο όρο των συμπερασμών καταστάσεων για τα συστήματα F και C, αντίστοιχα. Αυτό σημαίνει ότι το F (C) σύστημα επιστρέφει μια κατάσταση ω^* που είναι πιο αφηρημένη από την

κατάσταση ω που επιστρέφεται από το $F(C)$ σύστημα βάσει σημασιολογίας. Με άλλα λόγια, $\omega \succ \omega^*$. Η περίπτωση αυτή δηλώνει την περιορισμένη ικανότητα του $F(C)$ συστήματος να εκμεταλλεύεται την σημασιολογία ιεραρχίας. Από την άλλη πλευρά, ο συνυπολογισμός της σημασιολογίας ιεραρχίας συντελεί στον συμπερασμό μιας πιο συγκεκριμένης κατάστασης ω από ότι η ω^* που, συνεπώς, οδηγεί σε περισσότερες επαγόμενες καταστάσεις. Αυτό δικαιολογεί την χρήση της σημασιολογίας ιεραρχίας κατά την ταξινόμηση κατάστασης.

2.6.2.2 Μερεολογικός Συμπερασμός

Οι μερεολογικές σχέσεις μεταξύ των τοποθεσιών μπορούν να συμπεράνουν σχέσεις γενίκευσης (\succ_m) μεταξύ καταστάσεων που εμφανίζονται στις αντίστοιχες τοποθεσίες. Η μηχανή συμπεραίνει ότι η εμφάνιση της κατάστασης context (attendance of a meeting in a meeting room) υπονοεί την κατάσταση context (attendance of a meeting in an indoor area) εφόσον η αίθουσα συνάντησης (meeting room) είναι μέρος του εσωτερικού του κτιρίου (indoor area).



Σχήμα 2.11: Η μερεολογική σχέση γενίκευσης μεταξύ των καταστάσεων χρησιμοποιείται για την διαχείριση αντιφατικών καταστάσεων

Στο **Σχήμα 2.11** απεικονίζεται ότι η κατάσταση α_{10} είναι πιο αφηρημένη από την κατάσταση α_6 ($d_J(\alpha_{10}) > d_J(\alpha_6) \forall t \in T$), έτσι ισχύει και ότι $\alpha_6 \succ_m \alpha_{10}$. Από την άλλη πλευρά, ο βαθμός $d_J(\alpha_{10})$ λαμβάνει μηδενικές τιμές όταν ο χρήστης εμπλέκεται στην κατάσταση α_7 ($t \in T_2 = [40, 60]$). Αν και ο χρήστης στην κατάσταση α_7 στέκεται στην

καφετέρια ($\alpha_7 = \text{context}(\text{user takes a break})$), η καφετέρια δεν είναι μέρος του εσωτερικού του κτιρίου, έτσι η κατάσταση α_7 δεν υπονοεί την κατάσταση α_{10} μετά από μερεολογικό συμπέρασμα. Εάν η μηχανή δεν υποστήριζε μερεολογικό συμπέρασμα τότε θα μπορούσε να είχε εξαχθεί ότι ο χρήστης βρίσκεται ταυτόχρονα κάπου μέσα στο εσωτερικό του κτιρίου και στην καφετέρια (εκτός κτιρίου) που σηματοδοτεί αντίφαση.

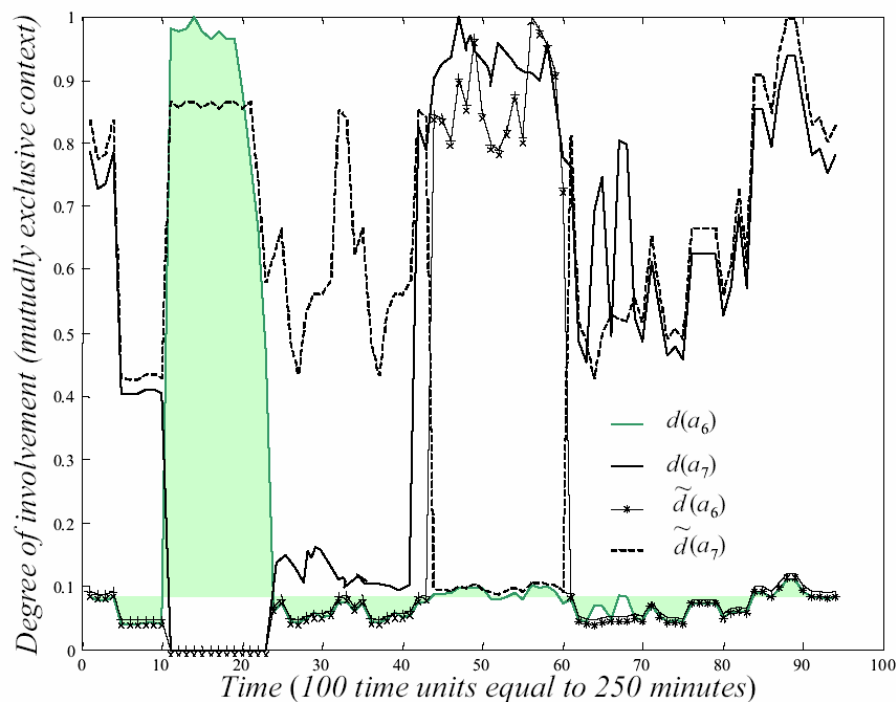
Επιπρόσθετα, η κατάσταση $\varphi = \text{context}(\text{walking outside office but inside of department})$ που υπονοεί την κατάσταση α_9 παρατηρείται μόνον όταν ο χρήστης:

- περπατάει στο εσωτερικό του κτιρίου,
- δεν είναι στην αίθουσα συνάντησης (μέρος του κτιρίου) και
- δεν είναι στην καφετέρια (εκτός του γραφείου αλλά όχι μέρος του κτιρίου) κατά την διάρκεια των χρονικών διαστημάτων [4, 10], [24, 40] και [60, 79], αντίστοιχα.

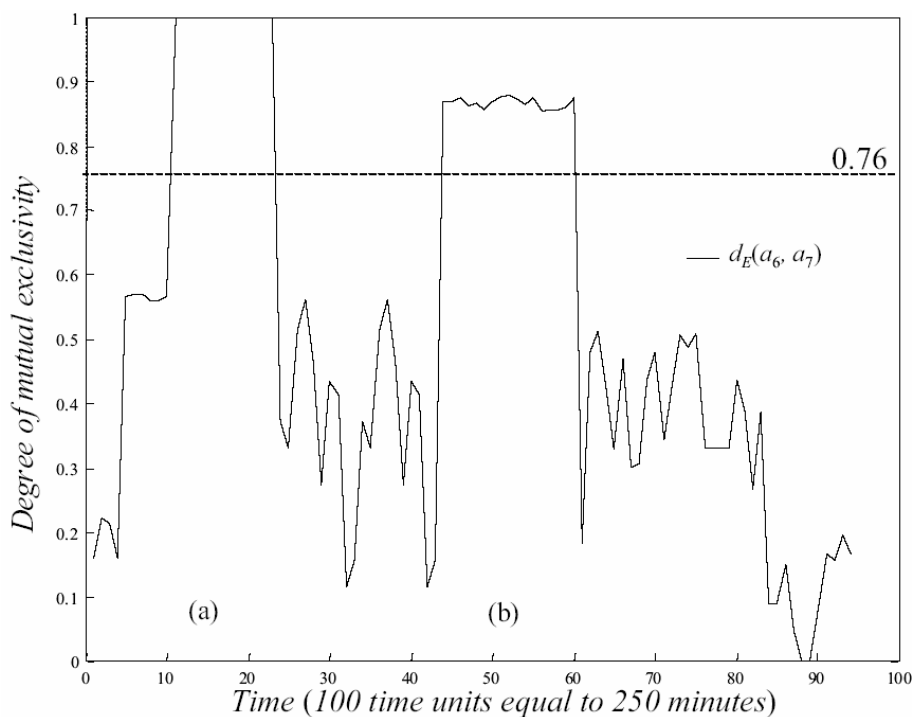
Σε αναλογία με τον Συμπέρασμό Γενίκευσης, λαμβάνουμε κατά μέσο όρο 13.46% (13.50%) περισσότερες καταστάσεις μέσω μερεολογικού συμπερασμού από την E2 μηχανή για το F (C) σύστημα. Όσο περισσότερο συγκεκριμένη είναι η κατάσταση που συμπεραίνεται τόσο περισσότερο δυνατόν είναι για την μηχανή E2 να επάγει περισσότερες καταστάσεις μέσω μερεολογικού συμπερασμού.

2.6.2.3 Συμπέρασμός Αμοιβαίου Αποκλεισμού

Στο Σχήμα 2.12 απεικονίζονται οι βαθμοί d και \bar{d} για τις καταστάσεις α_6 και α_7 . Κατά την διάρκεια T_1 , παρατηρείται ότι η μη-εμφάνιση της κατάστασης α_7 και η εμφάνιση της κατάστασης α_6 διαφέρουν κατά λίγο ενώ κατά την διάρκεια T_2 ο αντίθετος ισχυρισμός αληθεύει. Έτσι ο βαθμός αμοιβαίου αποκλεισμού $d_E(\alpha_6, \alpha_7)$ λαμβάνει μεγάλες τιμές για τις χρονικές διάρκειες T_1 και T_2 όπως φαίνεται στο Σχήμα 2.13. Αυτό σημαίνει ότι η μηχανή συμπεραίνει ότι εφόσον η Alice βρίσκεται σε συνάντηση τότε είναι αδύνατον να κάνει διάλειμμα για καφέ. Η μηχανή επεκτείνει τον συλλογισμό συμπεραίνοντας ότι κατά την διάρκεια T_1 η Alice δεν μπορεί να εμπλέκεται στην κατάσταση α_{12} ενώ κατά την διάρκεια T_2 μπορεί.



Σχήμα 2.12: Ο αμοιβαίος αποκλεισμός μεταξύ καταστάσεων εξασφαλίζει το ανέφικτο της ταυτόχρονης εμφάνισης ασύμβατων καταστάσεων.



Σχήμα 2.13: (a) Εάν οι καταστάσεις a_6 και a_7 είναι αμοιβαία αποκλειόμενες και η κατάσταση a_{12} επάγει την κατάσταση a_7 (δηλαδή, $a_{12} \rightarrow a_7$) τότε η μη-εμφάνιση της κατάστασης a_{12} ισχύει, (b) Εάν οι καταστάσεις a_6 και a_7 είναι αμοιβαία αποκλειόμενες και η κατάσταση a_8 επάγει την κατάσταση a_6 τότε η μη-εμφάνιση της κατάστασης a_8 ισχύει.

Επιπρόσθετα, η μηχανή είναι πιο σίγουρη στο να συμπεράνει την σχέση αμοιβαίου αποκλεισμού μεταξύ των καταστάσεων a_6 και a_7 εφόσον ο βαθμός $d_E(a_6, a_7)$ έχει υψηλή

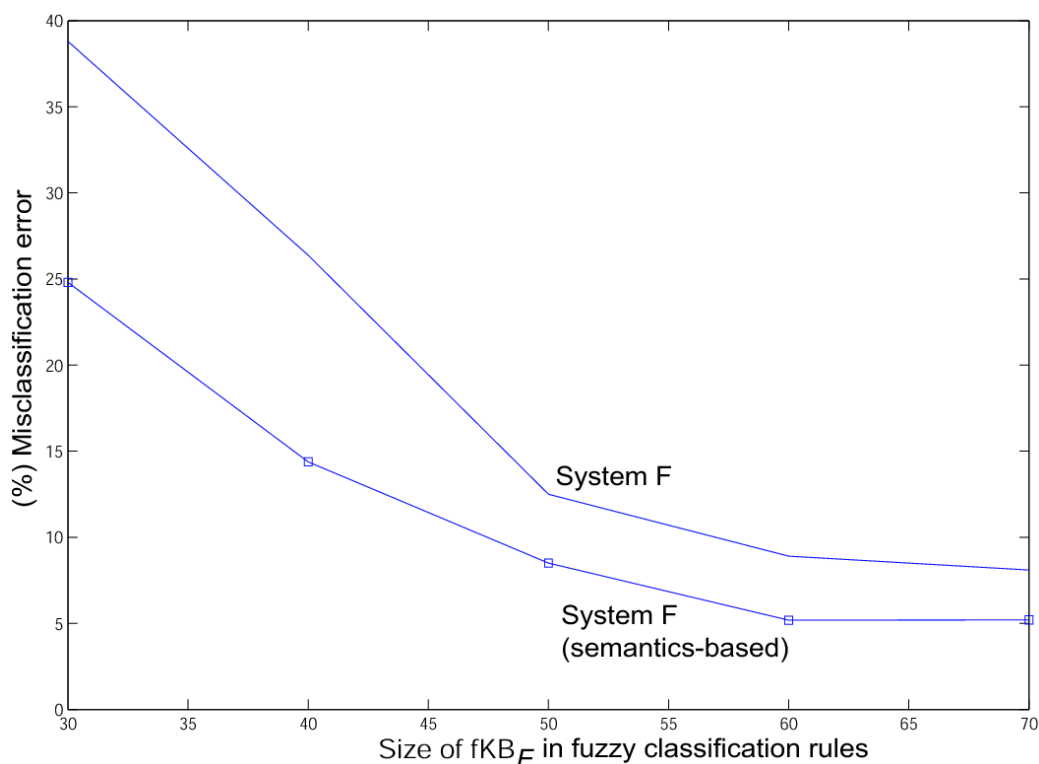
τιμή. Από την άλλη πλευρά, η μηχανή συμπεραίνει ότι οι καταστάσεις αυτές δεν είναι αμοιβαία αποκλειόμενες αλλά και όχι ότι είναι ασύμβατες εφόσον ο βαθμός $d_E(\alpha_6, \alpha_7)$ λαμβάνει μικρές τιμές δοθέντος μιας τιμής $\varepsilon = 0.76$. Το Σχήμα 2.13 απεικονίζει την εμφάνιση της α_6 και την μη-εμφάνιση της α_{12} κατά την διάρκεια T_1 , και την μη-εμφάνιση της α_6 και την εμφάνιση της α_{12} κατά την διάρκεια T_2 . Η εμφάνιση της α_{12} επάγεται από την εμφάνιση της α_7 κατά την διάρκεια T_2 λόγω του modus tollens συμπερασμού που ισχύει στον συλλογισμό βάσει σχέσεων αμοιβαίου αποκλεισμού.

2.6.3 Ποσοτική Εκτίμηση Απόδοσης Μεθοδολογίας

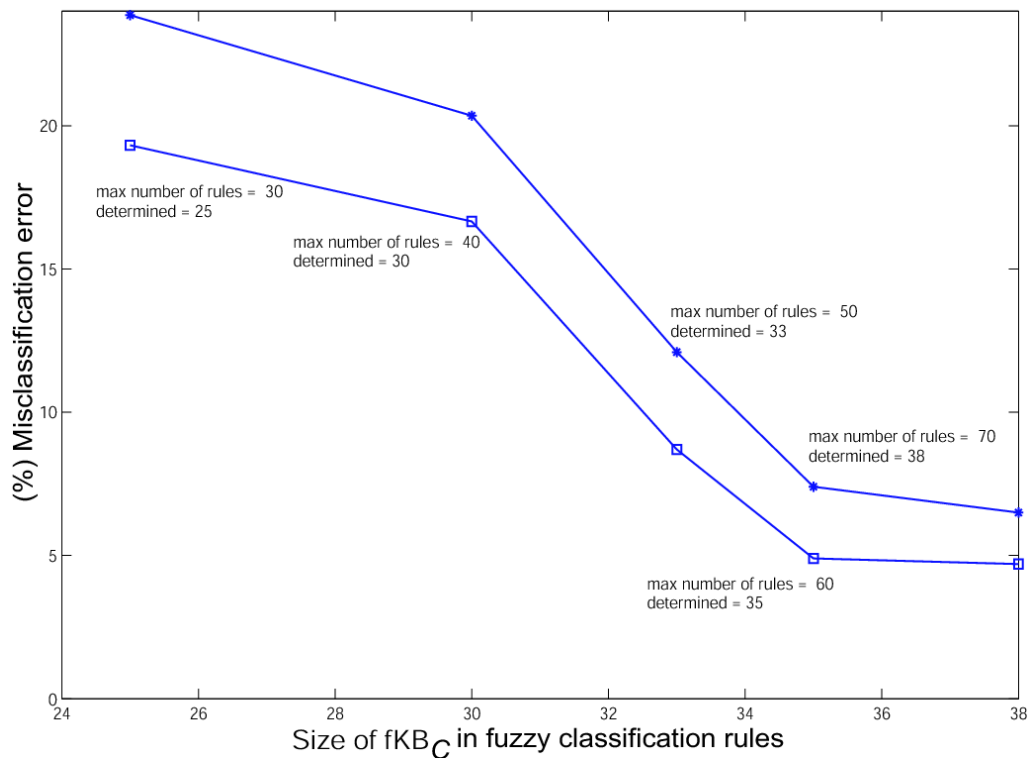
Για να εξετάσουμε την βελτίωση στην ταξινόμηση καταστάσεων βάσει σημασιολογίας πλαισίου, υπολογίζουμε το ποσοστιαίο σφάλμα ταξινόμησης $e(F)$ και $e(C)$ για τους δύο ασαφείς ταξινομητές. Το ποσοστιαίο σφάλμα ταξινόμησης αναφέρεται στο ποσοστό των ζευγαριών εισόδου-εξόδου που δεν ταξινομήθηκε σωστά. Παρόλα αυτά πρέπει να ορίσουμε το σφάλμα ταξινόμησης συνυπολογίζοντας την σημασιολογία ιεραρχίας. Έστω ω η πραγματική κλάση κατάστασης για ένα πρότυπο εισόδου \mathbf{p} (ταξινομημένο από τον πιλοτικό χρήστη) και έστω ω^* , ω' η κλάση κατάστασης που συμπεραίνεται από τον ταξινομητή (F / C) και από τον αντίστοιχο ταξινομητή που λαμβάνει υπό όψιν του την σημασιολογία, αντίστοιχα, για το ίδιο πρότυπο εισόδου. Στόχος είναι να επιτευχθεί η σχέση $\omega' \succ \omega$ ή $\omega' = \omega$ ώστε ο ταξινομητής βάσει σημασιολογίας να συμπεράνει τη κατάσταση ω' όσο το δυνατό πιο σημασιολογικά «κοντά» με την πραγματική κατάσταση ω (βάσει επιπέδου αφαίρεσης). Ο ίδιος στόχος επιθυμείται και για την ω^* , δηλαδή, $\omega^* \succ \omega$ ή $\omega^* = \omega$. Συνεπώς, λαμβάνουμε ένα σφάλμα ταξινόμησης όταν $\omega \succ \omega'$ ή οι καταστάσεις ω' και ω αντιφάσκουν. Αυτό σημαίνει ότι ο ταξινομητής δεν είναι ικανός να συμπεραίνει μια πιο συγκεκριμένη κατάσταση από την ω ή τουλάχιστον την ίδια ω κατάσταση. Στην περίπτωση όπου δεν υφίσταται σημασιολογία ιεραρχίας, τότε λαμβάνουμε απλά ως σφάλμα ταξινόμησης οποτεδήποτε ισχύει ότι $\omega^* \neq \omega$.

Υπολογίζουμε το σφάλμα $e(F)$ και $e(C)$ βάσει της τεχνικής K-fold cross επικύρωσης. Σύμφωνα με την τεχνική αυτή, το σύνολο των ζευγαριών εκπαίδευσης G διαιρείται σε K τυχαία ισόποσα υποσύνολα του G . Για τον υπολογισμό του σφάλματος, ο ταξινομητής εκπαιδεύεται με τα $K-1$ υπο-σύνολα και ερωτάται να ταξινομήσει το K -στό εναπομένον σύνολο. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται K φορές. Στην τρέχουσα υλοποίηση το $K = 10$ (που είναι και το σύνηθες).

Έστω $e'(C)$ το σφάλμα ταξινόμησης για το σύστημα C βάσει σημασιολογίας ιεραρχίας. Το Σχήμα 2.14 απεικονίζει την συμπεριφορά των σφαλμάτων $e(C)$ και $e'(C)$ σε σχέση με το μέγεθος της βάσης fKB_C . Συνεπώς, η υιοθέτηση της σημασιολογίας συντελεί σε μια σταθερή μείωση του σφάλματος $e(C)$ ακόμη και στην περίπτωση μιας επικείμενης αύξησης της βάσης γνώσης. Αυτό σημαίνει ότι, καθώς αυξάνει η βάση γνώσης με περισσότερους κανόνες ασαφούς ταξινόμησης, το σφάλμα $e'(C)$ είναι πάντα μικρότερο από το $e(C)$. Συγκεκριμένα, λαμβάνουμε 28.1% κατά μέσο όρο μείωση του σφάλματος ταξινόμησης για το C σύστημα αυξάνοντας την βάση γνώσης κατά 32% λόγω των συμπληρωματικών κανόνων χάριν επεξεργασίας της σημασιολογίας ιεραρχίας. Όμοια, εάν $e'(F)$ είναι το σφάλμα ταξινόμησης για το σύστημα F βάσει σημασιολογίας ιεραρχίας λαμβάνουμε μια μείωση, κατά μέσο όρο, 38.7% του σφάλματος $e(F)$ με μια μέση αύξηση 48% από συμπληρωματικούς κανόνες (βλέπε Σχήμα 2.15). Επίσης, με εκπαίδευση του συστήματος F με το 98% του ποσού των ζευγαριών εκπαίδευσης, το σύστημα F παρουσιάζει μια μείωση 36.05% όταν χρησιμοποιείται η σημασιολογία ιεραρχίας. Αντικειμενικά, $e'(F) = 5.18\%$, ενώ $e'(C) = 8,7\%$, αλλά το σύστημα F έχει 150% περισσότερους κανόνες ασαφούς ταξινόμησης από το σύστημα C.

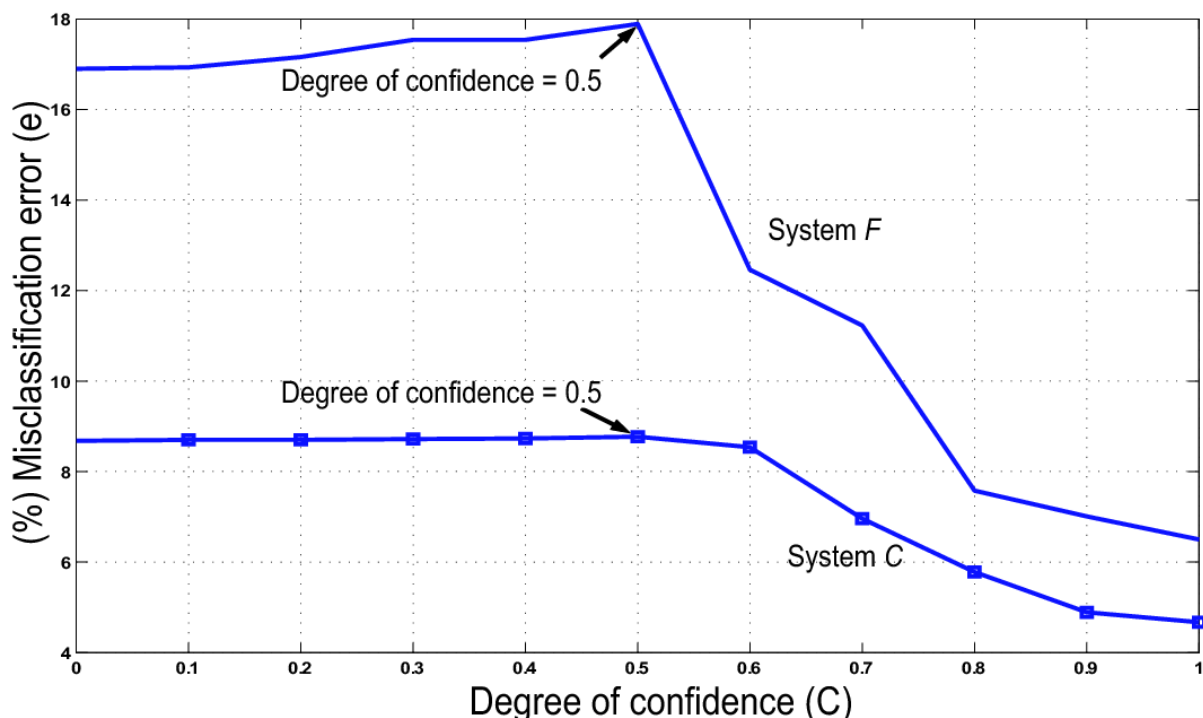


Σχήμα 2.14. Ποσοστιαίο σφάλμα ταξινόμησης $e(F)$ και $e'(F)$ σε σχέση με το μέγεθος της βάσης γνώσης fKB_F



Σχήμα 2.15. Ποσοστιαίο σφάλμα ταξινόμησης $e(C)$ και $e'(C)$ σε σχέση με το μέγεθος της βάσης γνώσης fKB_C

Εξετάζουμε το σφάλμα ταξινόμησης των δύο συστημάτων (F / C) βάσει του βαθμού εμπιστοσύνης. Συγκεκριμένα, μελετάμε την συμπεριφορά των σφαλμάτων $e'(C)$ και $e'(F)$ καθώς αλλάζουμε την τιμή του βαθμού εμπιστοσύνης επηρεάζοντας τον τελεστή άρνησης μέσω της παραμέτρου λ . Το Σχήμα 2.16 απεικονίζει την εξάρτηση των τιμών $e'(C)$ και $e'(F)$ βάσει του τελεστή άρνησης. Για μια τιμή $C = 0.5$ ($\lambda = 0$) λαμβάνουμε τιμές σφαλμάτων $e'(C) = e(C)$ και $e'(F) = e(F)$. Συγκεκριμένα, η τιμή $C = 0.5$ δηλώνει άγνοια στην εμπιστευτικότητα των πηγών πληροφορίας πλαισίου. Έτσι η σημασιολογία της άρνησης μέσω των συμπληρωματικών κανόνων ασαφούς ταξινόμησης δεν συντελεί στην βελτίωση της ποιότητας ταξινόμησης. Από την άλλη πλευρά, όταν ο βαθμός εμπιστοσύνης είναι μεγάλος ($C \rightarrow 1$) κατά την μέτρηση των τιμών του πλαισίου, τότε τα συστήματα είναι επαρκώς βέβαια για την σωστή ταξινόμηση του πλαισίου συντελώντας 63.67% και 46.75% μείωση του σφάλματος ταξινόμησης για το C και F σύστημα, αντίστοιχα. Επιπρόσθετα, μια χαμηλή τιμή του βαθμού εμπιστοσύνης ($C \rightarrow 0$) σηματοδοτεί επίσης μεγάλη επίδραση στο σφάλμα ταξινόμησης. Προκειμένου τα δυο συστήματα να ταξινομήσουν το πλαίσιο βάσει μη έμπιστων τιμών επιτυγχάνεται μείωση του σφάλματος κατά 5.53% και 1.03% για το C και F σύστημα, αντίστοιχα. Σε κάθε περίπτωση, όπου $C \neq 0.5$, η εκμετάλλευση της σημασιολογίας αποσκοπεί στην ελαχιστοποίηση του σφάλματος.



Σχήμα 2.16. Ποσοστιαίο σφάλμα ταξινόμησης σε σχέση με τον βαθμό εμπιστοσύνης C για τα συστήματα C και F. Η τιμή C = 0.5 δηλώνει άγνοια κατά την εκτίμηση πλαισίου.

Υιοθετώντας την σημασιολογία ιεραρχίας, ο ταξινομητής είναι περισσότερο βέβαιος κατά την ταξινόμηση του πλαισίου σε μια κλάση κατάστασης από ότι έναν ταξινομητή που δεν εκμεταλλεύεται την σημασιολογία πλαισίου. Η βεβαιότητα αυτή δηλώνει το γεγονός ότι: ο ταξινομητής θέτει την κλάση κατάστασης y_k στο πρότυπο εισόδου \mathbf{p} με μεγάλο βαθμό αναλογίας $d_J(y_k)$ καθώς επίσης και θέτει τις υπόλοιπες κλάσεις κατάστασης y_l , $l = 1, \dots, m$, $l \neq k$, στο \mathbf{p} με μικρό βαθμό $d_J(y_l)$ (τιμή κοντά στο 0). Με βάση την βεβαιότητα αυτή, ο ταξινομητής είναι ικανός να συμπεραίνει πιο εύκολα καταστάσεις που σχετίζονται μεταξύ σχέσεων γενίκευσης και αμοιβαίου αποκλεισμού. Εισάγουμε μια μετρική με την οποία ποσοτικοποιούμε την βεβαιότητα ταξινόμησης ενός ασαφούς ταξινομητή. Θεωρήστε ότι την στιγμή t ο ταξινομητής ταξινομεί ένα πρότυπο εισόδου στην κλάση y_k . Τότε η μετρική $z(t)$ δηλώνει την μέση τετραγωνική απόσταση μεταξύ του βαθμού $d_J(y_j)$ και της μονάδας (δηλαδή τη μέγιστη τιμή που μπορεί να πάρει ο βαθμός d_J) για όλες τις καταστάσεις y_j που επάγονται από την y_k , $y_j \in I = \{y_k \vee (y_k \succ y_j) \vee (y_k \succ_m y_j)\}$, καθώς επίσης και μεταξύ του βαθμού $d_J(y_l)$ και του μηδενός (δηλαδή την ελάχιστη τιμή που μπορεί να πάρει ο βαθμός d_J) για όλες τις καταστάσεις $y_l \notin I$ στις οποίες ο ταξινομητής δεν θεώρησε πιθανές κλάσεις για το πρότυπο εισόδου \mathbf{p} την στιγμή t . Επιθυμείται η τιμή $z(t)$ να είναι η ελάχιστη δυνατή. Έτσι,

$$z(t) = \frac{1}{|I|} \sum_{y_j \in I} (1 - d_J(y_j))^2 + \frac{1}{m - |I|} \sum_{y_j \notin I} (0 - d_J(y_j))^2$$

Η τιμή $z(t)$ δηλώνει ότι ο ταξινομητής λαμβάνει υπό όψιν του τον βαθμό αναλογίας που παράγεται από την ασαφή βάση γνώσης της μηχανής E1. Όμοια εισάγουμε την μετρική

$$r(t) = \frac{1}{|I|} \sum_{y_j \in I} (1 - d(y_j))^2 + \frac{1}{m - |I|} \sum_{y_j \in I} (1 - \tilde{d}(y_j))^2$$

Η μετρική $r(t)$ αναφέρεται σε έναν ταξινομητή που αποφασίζει βάσει του βαθμού εμπύθισης και μη-εμπύθισης χωρίς να συνδυαστούν μέσω της μηχανής E1. Τέλος, ορίζεται η μετρική

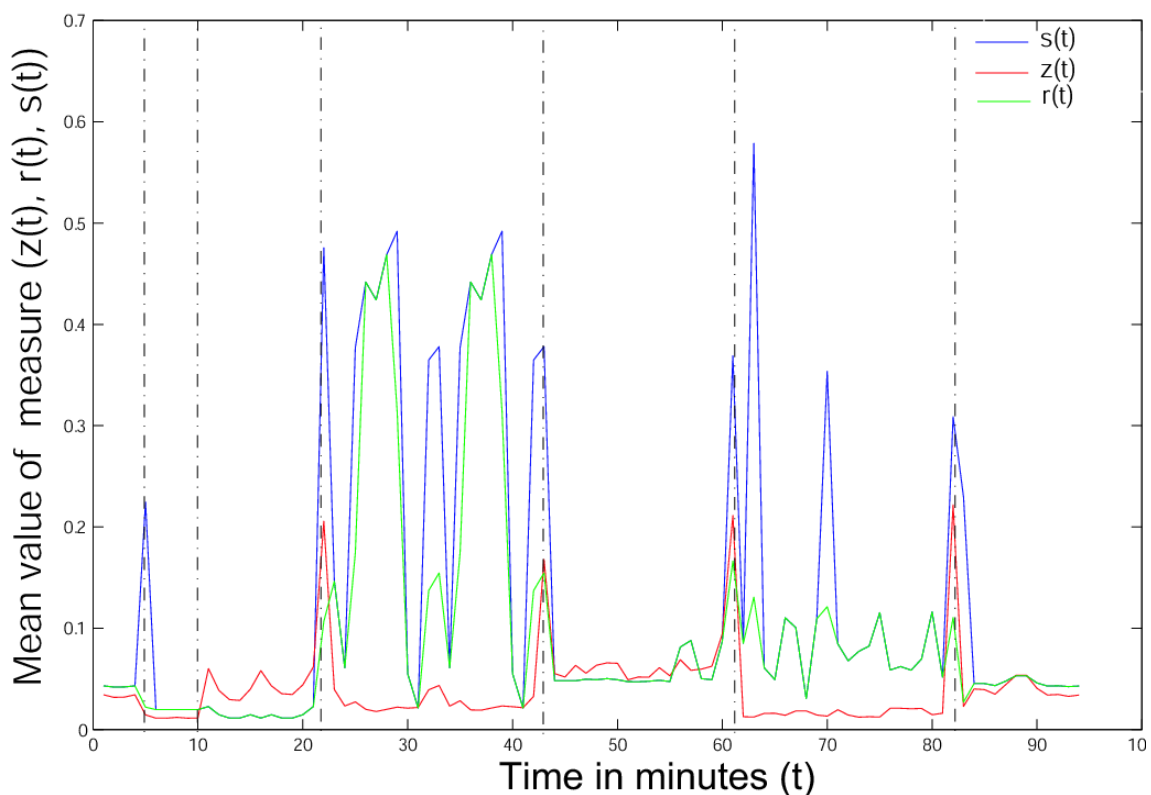
$$s(t) = \sum_{y_j \in I} (1 - d(y_j))^2 + \frac{1}{m - 1} \sum_{y_j \notin I} (0 - d(y_j))^2$$

Σύμφωνα με την μετρική αυτή, ο ταξινομητής δεν λαμβάνει υπό όψιν του τη σημασιολογία ιεραρχίας ούτε και την σημασιολογία των εγγενών και εξωγενών συνιστωσών για την ταξινόμηση του πλαισίου.

Το Σχήμα 2.17 απεικονίζει τις μετρικές $z(t)$, $r(t)$ και $s(t)$ για το χρονικό διάστημα του 4^{ου} σεναρίου. Οι διακεκομμένες γραμμές δείχνουν την μετάβαση του χρήστη από μια κατάσταση σε άλλη. Παρατηρείται ότι με την υιοθέτηση της μηχανής συμπερασμού E1 επιτυγχάνεται η ελάχιστη τιμή $z(t)$ σε σχέση με τις άλλες δύο μετρικές, που δηλώνει ότι ο ταξινομητής είναι περισσότερο βέβαιος κατά την απόφαση ταξινόμησής του. Συγκεκριμένα η μέση τιμή της μετρικής z είναι $z = 0.040$ ενώ ο ταξινομητής που αντικατοπτρίζεται από την r μετρική παρουσιάζει μια αύξηση της μετρικής r κατά 128.82% σε σχέση με την z . Αυτό δηλώνει ότι ο πρώτος ταξινομητής είναι 128% περισσότερο σίγουρος για τις αποφάσεις του από τον δεύτερο ταξινομητή. Στην περίπτωση όπου δεν συνυπολογίζεται η σημασιολογία της ιεραρχίας, η τιμή s εμφανίζεται κατά μέσο όρο 222.25% μεγαλύτερη από ότι η μετρική z . Στην περίπτωση αυτή, ο ταξινομητής είναι 222.25% λιγότερο σίγουρος για την απόφασή του αποδεικνύοντας την συμβολή της σημασιολογίας στην ταξινόμηση πλαισίου. Τέλος, ενδιαφέρον παρουσιάζει το γεγονός ότι στις αλλαγές των καταστάσεων (στις χρονικές στιγμές πάνω στις διακεκομμένες γραμμές) η μετρική z έχει την μικρότερη τιμή και μετά συγκλίνει στην ελάχιστη τιμή σε σχέση με τις μετρικές r και s , όπου οι τιμές τους είναι

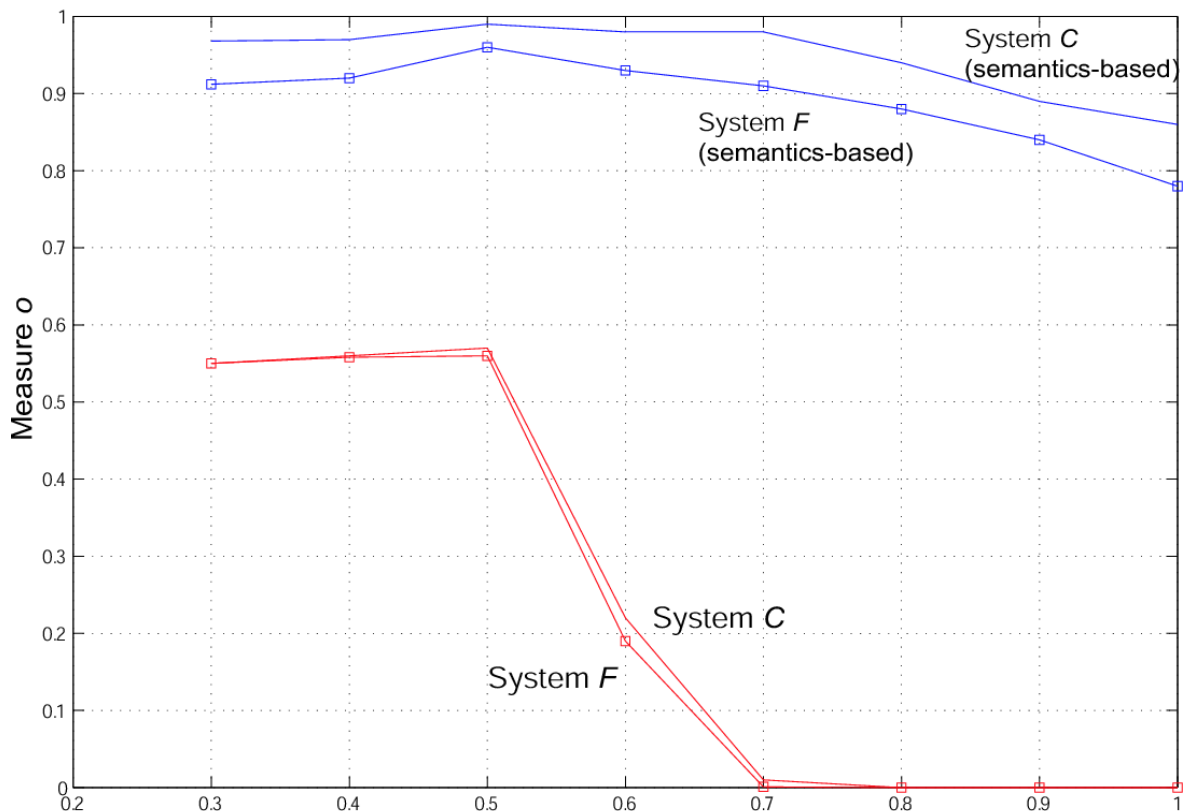
κατά πολύ μεγάλες. Ιδιαίτερα η s είναι κατά 300% μεγαλύτερη από την z σε ποσοστό 90% των μεταβάσεων των καταστάσεων.

Η $z(t)$ μετρική και η ευαισθησία ε της μηχανής E3 παίζει σημαντικό ρόλο στον συμπερασμό αμοιβαίων αποκλειόμενων καταστάσεων. Συγκεκριμένα, η μέση τιμή της μετρικής z δηλώνει μια σίγουρη απόφαση ταξινόμησης πλαισίου που συνάμα επηρεάζει και τον συμπερασμό αμοιβαίων αποκλειόμενων καταστάσεων. Έστω U το σύνολο όλων των αμοιβαίων αποκλειόμενων καταστάσεων που έχουν δηλωθεί από έναν ειδικό και $M(\varepsilon)$ το σύνολο όλων των αμοιβαίων αποκλειόμενων καταστάσεων που επάχθηκαν από τον ταξινομητή βάσει της μηχανής συμπερασμού $E3 = E3(\varepsilon)$, για δεδομένη ευαισθησία $\varepsilon > 0$. Τότε, ορίζουμε την μετρική ρ ως το ποσοστό των σωστά επαγόμενων αμοιβαίου αποκλεισμού καταστάσεων για έναν ταξινομητή βάσει ευαισθησίας ε , δηλαδή, $\rho = M(\varepsilon)/U$. Συνεπώς όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή της μετρικής ρ τόσο πιο ικανός είναι ο ταξινομητής να μπορέσει να συμπεράνει αμοιβαία αποκλειόμενες καταστάσεις βάσει ευαισθησίας ε . Επίσης, μια υψηλή τιμή ευαισθησίας ε δηλώνει ότι ο ταξινομητής πρέπει να λαμβάνει αποφάσεις ταξινόμησης με μεγάλη βεβαιότητα (που αντικατοπτρίζονται με μικρές τιμές της μετρικής z) ώστε να λαμβάνει μεγάλες τιμές στην μετρική ρ .



Σχήμα 2.17. Οι τιμές των μετρικών $z(t)$, $r(t)$ και $s(t)$ και για τα δύο συστήματα F και C για το 4^ο σενάριο.

Το Σχήμα 2.18 απεικονίζει την μετρική o' και o για τον ταξινομητή που εκμεταλλεύεται την σημασιολογία ιεραρχίας ή όχι, αντίστοιχα, για τα δύο συστήματα F και C σε σχέση με τον βαθμό ευαισθησίας ϵ . Προφανώς, ο ταξινομητής C (F) εμφανίζεται 73.68% (71.42%) περισσότερο ικανός να συμπεράνει αμοιβαίες αποκλειόμενες καταστάσεις για $\epsilon = 0.5$ και 100% περισσότερο ικανός για $\epsilon = 1$. Η τελευταία περίπτωση, όπου $\epsilon=1$, δηλώνει ότι ο ταξινομητής C (F) μπορεί να συμπεράνει αμοιβαία αποκλειόμενες καταστάσεις για τιμή μετρικής $o' = 0.86$ ($o' = 0.78$). Αξίζει να σημειωθεί ότι για $\epsilon > 0.6$ κανένα σύστημα δεν μπορεί να συμπεράνει αμοιβαία αποκλειόμενες καταστάσεις εάν δεν εκμεταλλευτεί την σημασιολογία ιεραρχίας. Από την άλλη πλευρά, για $0.3 < \epsilon < 0.5$, ο ταξινομητής που είτε συμπεραίνει αμοιβαία αποκλειόμενες καταστάσεις είτε όχι παρουσιάζει μια σταθερή τιμή στην μετρική o βάσει της ϵ (οι μεσαίες τιμές είναι $o(F) = 0.5633$, $o'(F) = 0.9307$, $o(C) = 0.56$, $o'(C) = 0.9760$). Στην περίπτωση αυτή η χαμηλή τιμή της ευαισθησίας δεν απαιτεί ο ταξινομητής να λαμβάνει επαρκώς βέβαιες αποφάσεις. Παρόλα αυτά, οι ταξινομητές βάσει σημασιολογίας παρουσιάζουν έως και 98% αύξηση της τιμής της μετρικής o σε σχέση με τους ταξινομητές που δεν εκμεταλλεύονται την σημασιολογία. Τέλος, η μικρή μείωση στην τιμή o για $0.3 < \epsilon < 0.5$ σε κάθε ταξινομητή οφείλεται στο γεγονός ότι η μικρή τιμή της ευαισθησίας ϵ δηλώνει πιθανά σφάλματα στον συμπερασμό των αμοιβαίων αποκλειόμενων καταστάσεων επειδή οι αποφάσεις σε τέτοιες τιμές ευαισθησίας ϵ δεν απαιτούνται να είναι πολύ ξεκάθαρες (δηλαδή η τιμή της μετρικής z να μην είναι η ελάχιστη δυνατή). Για τον ίδιο λόγο δεν έχει νόημα να μελετηθεί η συμπεριφορά της ϵ για $\epsilon < 0.3$.



Σχήμα 2.18. Το ποσοστό (o) των σωστά επαγόμενων αμοιβαίου αποκλεισμού καταστάσεων σε σχέση με τον βαθμό ευαισθησίας (ϵ) για τα F και C συστήματα.

2.7. Συμπεράσματα

Τα συμπεράσματα του συστήματος Προηγμένου Συμπερασμού Επίγνωσης Καταστάσεων είναι τα εξής: Το σύστημα αυτό εκμεταλλεύεται τις σημασιολογικές συνιστώσες του πλαισίου (π.χ., σχέσεις γενίκευσης, συμβατότητας καταστάσεων) προκειμένου να βελτιώσει την ταξινόμηση του πλαισίου. Συγκεκριμένα, η συνεισφορά στο πεδίο ταξινόμησης πληροφορίας πλαισίου είναι:

- Αναπαράσταση ελλιπούς και ανακριβούς πληροφορίας πλαισίου βάσει Θεωρίας Ασαφών Συνόλων,
- Εκμετάλλευση σημασιολογικών συνιστωσών βάσει ιεραρχικής δομής πλαισίου,
- Σημασιολογική επαύξηση πληροφορίας πλαισίου,
- Σχεδιασμός συστήματος ταξινόμησης πλαισίου που καθιστά ένα σύστημα επίγνωσης πλαισίου περισσότερο «βέβαιο» για την απόφαση ταξινόμησης πλαισίου καθώς και ικανό να εξάγει περαιτέρω γνώση.

Τα θέματα που αναφέρθηκαν στο κεφάλαιο αυτό δημοσιεύθηκαν (μερικά είναι υποκρίση) στις αναφορές: [112], [113], [114].

3 ΣΥΝΤΗΞΗ ΚΑΙ ΑΝΑΚΤΗΣΗ ΕΛΛΙΠΟΥΣ ΠΛΑΙΣΙΟΥ ΒΑΣΕΙ ΑΞΙΟΠΙΣΤΙΑΣ ΠΗΓΗΣ

3.1. Αξιοπιστία και Εμπιστοσύνη Πηγών Πληροφορίας Πλαισίου

Προκειμένου να εκτιμηθεί το πόσο σίγουροι είμαστε για την τιμή μιας συνιστώσας πληροφορίας πλαισίου, ορίζουμε την αξιοπιστία πηγής (source reliability) h . Η ποσότητα αυτή συσχετίζει έναν βαθμό αξιοπιστίας σε κάθε πηγή S_i από ένα σύνολο πηγών πληροφορίας πλαισίου $S = \{S_1, \dots, S_N\}$ με $h: S \rightarrow [0, 1]$.

Μια μηδενική τιμή για την h υποδηλώνει ότι οι τιμές από την συγκεκριμένη πηγή πληροφορίας δεν είναι έμπιστες ενώ μια τιμή $h = 1$ υποδηλώνει ότι η πηγή είναι έμπιστη. Αξίζει να σημειωθεί ότι ο βαθμός αξιοπιστίας μιας πηγής δεν είναι σταθερός αλλά μπορεί να αλλάζει, π.χ., η ακρίβεια μιας μέτρησης από έναν αισθητήρα μπορεί να ποικίλει σε διαφορετικές κλιματολογικές συνθήκες.

Θεωρείστε την τιμή v_i για μια συνιστώσα πλαισίου p_i που μετρήθηκε από την πηγή S_i . Τότε, ο βαθμός εμπιστοσύνης (degree of confidence) $conf$ των τιμών που συμπεραίνουν το πλαίσιο p ορίζεται ως η δυαδική σύντηξη των επιμέρους βαθμών αξιοπιστίας από κάθε πηγή, έτσι ώστε

$$conf = \max_u \left[\min_{(i,j) \in N \times N} (h(S_i), h(S_j))_u \right], u = 1.. \binom{N}{2} \quad (3.1)$$

Ο βαθμός $conf$ είναι η μέγιστη από τις ελάχιστες τιμές $h(S_i), h(S_j)$ για κάθε ζευγάρι S_i και S_j πηγών. Συγκεκριμένα υπάρχουν $\binom{N}{2}$ ζευγάρια S_i και S_j πηγών στο $S, i, j = 1, \dots, N$. Έτσι, η εμπιστοσύνη είναι η μέγιστη τιμή των $\binom{N}{2}$ ελαχίστων βαθμών h για κάθε ζευγάρι πηγών.

Παράδειγμα 3.1: Έστω $S = \{S_1, S_2, S_3\}$ με τιμές αξιοπιστίας $\{0.2, 0.4, 0.8\}$, αντίστοιχα, τότε, ο βαθμός εμπιστοσύνης για την τιμή μιας συνιστώσας που μετράται και από τις τρεις πηγές είναι $conf = \max \{ \min \{0.2, 0.4\}, \min \{0.2, 0.8\}, \min \{0.4, 0.8\} \} = 0.4$.

Δεν επιλέγουμε η τιμή του $conf$ να είναι η $\min \{h(S_i)\}, i = 1, \dots, N$ εφόσον μια τέτοια σύντηξη είναι περιοριστική επειδή ο βαθμός αξιοπιστίας μιας πηγής για ένα επίπεδο αφαίρεσης πλαισίου είναι μικρότερος από το προηγούμενο επίπεδο αφαίρεσης

πλαisiού. Έτσι η συνολική εμπιστοσύνη εξαρτάται μόνο από μία πηγή και όχι από των συνδυασμό των άλλων επιπέδων αφαίρεσης.

Ο τελεστής $conf$ είναι ένας δυαδικός τελεστής ασαφούς σύντηξης πληροφορίας έχοντας ως βαθμό συγγένειας την ποσότητα h , δεδομένου ότι υπάρχει τουλάχιστον μια S_i για την οποία $h(S_i) = 1$. Συγκεκριμένα, ο τελεστής αυτό βασίζεται στην αρχή της επέκτασης, που την περίπτωση μας αν $a_i = S_i$, $\mu_{a_i}(v_i) = h(S_i)$ για την μέτρηση v_i και ο τελεστής min είναι δυαδικός τότε $\mu_{\{a_1, \dots, a_N\}} = conf(v_i)$ (ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 11.1).

Βάσει του βαθμού εμπιστοσύνης, επεκτείνουμε τον κλασσικό κανόνα προσδιορισμού πλαisiού (βλέπε Κεφάλαιο 2) θέτοντας την πρόταση ' p_i is $conf_i$ ' για κάθε συνιστώσα του πλαisiού, δηλαδή,

$$[(p_1 \text{ is } v_1) \wedge (p_1 \text{ is } conf_1)] \wedge \dots \wedge [(p_k \text{ is } v_k) \wedge (p_k \text{ is } conf_k)] \rightarrow [(p \text{ is } v) \wedge (p \text{ is } conf)] \quad (3.2)$$

Η πρόταση ' p_i is $conf_i$ ' στον κανόνα προσδιορισμού πλαisiού υποδηλώνει την εμπιστοσύνη στην παρατήρηση της τιμής v_i για την συνιστώσα p_i προκειμένου να επαχθεί το πλαίσιο p . Εάν $p \in P(0)$, δηλαδή δεν έχουμε επίπεδα αφαίρεσης του πλαisiού, τότε η ποσότητα $conf$ εκφυλίζεται στην ποσότητα h .

Η ποσότητα $conf$ για το πλαίσιο p υπολογίζεται βάσει της (3.1) εφόσον οι ποσότητες $conf_i$ έχουν καθοριστεί προηγουμένως. Η πιο πιθανή εμφάνιση του πλαisiού p που υπολογίζεται από τον κανόνα προσδιορισμού πλαisiού βάσει τον βαθμό εμπιστοσύνης (3.2) αναφέρεται στο αποτέλεσμα της σύντηξης πληροφορίας πλαisiού (context fusion result). Στόχος του κεφαλαίου αυτού είναι ο βαθμός ισχύς της συνεπαγωγής του κανόνα προσδιορισμού του πλαisiού (3.2) λαμβάνοντας υπ' όψιν τον βαθμό εμπιστοσύνης.

3.2. Πιθανο-θεωρητική Σύντηξη Πλαisiού Βασισμένη στην Αξιοπιστία Πηγών

Υιοθετούμε τον πιθανο-θεωρητικό τελεστή σύντηξης πληροφορίας πλαisiού [26] ο οποίος υιοθετεί Δυναμικά Δίκτυα Bayes (ΔΔΒ). Σύμφωνα με την τεχνική αυτή, οι τυχαίες μεταβλητές για ένα ΔΔΒ είναι:

- βασική συνιστώσα πλαisiού $p(0) \in P(0)$ (π.χ., μετρήσεις αισθητήρων) και
- πλαίσιο $p(k) \in P(k)$ με επίπεδο αφαίρεσης $k > 0$.

Το πλαίσιο $p(k)$ την χρονική στιγμή t μπορεί να επηρεάσει (όσον αφορά την πιθανότητα ενδεχομένου) σε ένα ΔΔΒ το πλαίσιο $p(m)$ με επίπεδο αφαίρεσης $m < k$ καθώς και την συνιστώσα $p(0)$ όπως απεικονίζεται στο Σχήμα 3.1.

Σε ένα ΔΔΒ η πιθανότητα ένα πλαίσιο p να έχει την τιμή $v(t)$ την χρονική στιγμή t εξαρτάται

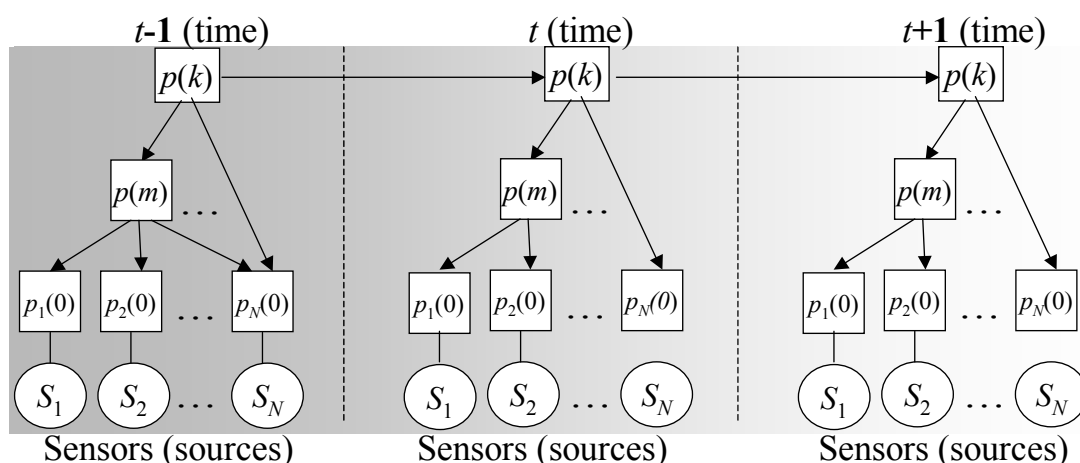
- από την πιθανότητα το ίδιο πλαίσιο p να έχει την τιμή $v(t-1)$ την χρονική στιγμή $t-1$ και
- από την πιθανότητα οι εξαρτημένες συνιστώσες του πλαισίου (χαμηλότερου επιπέδου πλαίσια που συμπεραίνουν το πλαίσιο p) να έχουν τιμή $v_i(t)$ την χρονική στιγμή t .

Για κάθε αισθητήρα S_i εκτιμούμε την κατανομή πιθανότητας

$$Prob(p_i(0) \text{ is } v_i | p_j(k) \text{ is } v_j), p_j(k) \in \mathbf{P}(k) \text{ με } k > 0.$$

Επίσης, για κάθε πλαίσιο, χωρίς γονικούς κόμβους στο ΔΔΒ, η κατανομή πιθανότητας είναι

$$Prob(p_i(k) \text{ is } v_i | p_j(m) \text{ is } v_j), p_i(k) \in \mathbf{P}(k) \text{ και } p_j(m) \in \mathbf{P}(m) \text{ με } k > m.$$



Σχήμα 3.1: Δυναμικό Δίκτυο Bays για τον υπολογισμό πλαισίου

Το αποτέλεσμα της πιθανο-θεωρητικής σύντηξης αναφέρεται στην τιμή του $p = p(k, t)$ όπου μεγιστοποιεί την συνδυασμένη πιθανότητα όπως αναφέρεται στην (3.3), όπου N_k είναι ο αριθμός των συνιστωσών που επάγουν το πλαίσιο επιπέδου k .

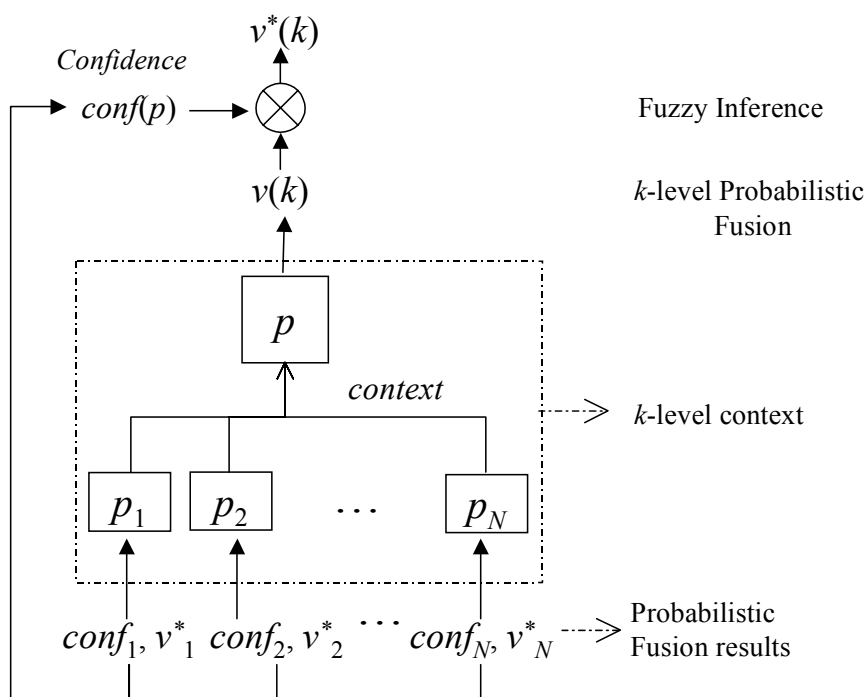
$$p^*(k, t) = \operatorname{argmax}_{i \in N_k} \{ Prob(p_i(k, t) | p(k, t-1), p(k-1, t), p(k-2, t), \dots, p(0, t)) \} \quad (3.3)$$

Η πιθανο-θεωρητική σύντηξη στην (3.3) δεν λαμβάνει υπ' όψιν τον βαθμό εμπιστοσύνης για την τιμή που μεγιστοποιεί την πιθανότητα του ενδεχομένου εμφάνισης του πλαισίου p . Για παράδειγμα, θεωρείστε το γεγονός ότι το $p^*(k, t)$ δίνεται με μεγάλη πιθανότητα αλλά οι μετρήσεις για να επαχθεί το p δεν ήταν έμπιστες, άρα με χαμηλό βαθμό $conf(p)$.

Αυτό μπορεί να συντελέσει σε έναν εσφαλμένο προσδιορισμό της πιθανότητας εμφάνισης του p .

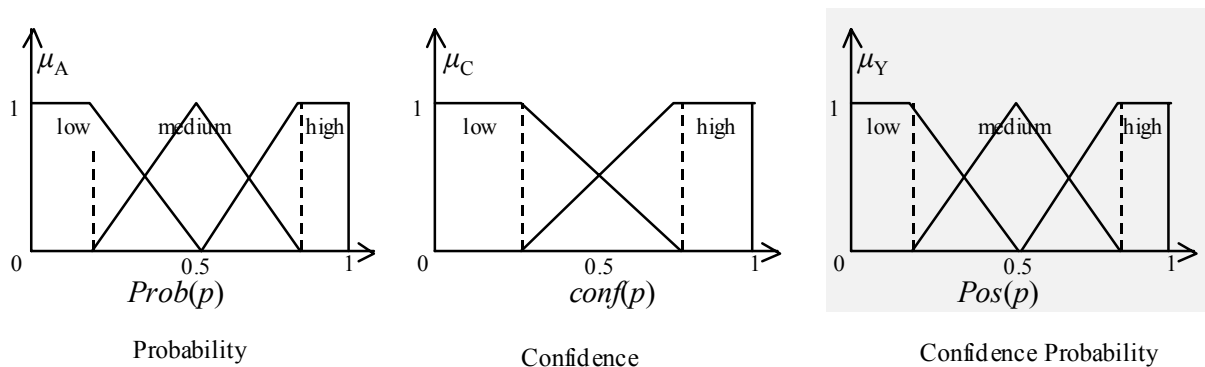
Για να ενσωματώσουμε την γνώση που ανακτάται από τον βαθμό εμπιστοσύνης στον υπολογισμό της πιθανότητας εμφάνισης του p υιοθετούμε την Θεωρία Ασαφών Συνόλων (ΘΑΣ). Συγκεκριμένα, μετατρέπουμε τις τιμές της πιθανότητας και του βαθμού εμπιστοσύνης σε ασαφή σύνολα. Έτσι, μέσω ενός συνόλου κανόνων ασαφούς συμπερασμού επάγουμε την συνδυασμένη πιθανότητα εμφάνισης του πλαισίου p . Η επαγόμενη πιθανότητα αυτή καλείται πιθανότητα εμπιστοσύνης (*confidence probability*) $Pos(p)$ για το πλαίσιο p .

Στο Σχήμα 3.2 απεικονίζεται ο τρόπος εφαρμογής του προτεινόμενου ασαφούς συστήματος για τον υπολογισμό της $Pos(p)$. Συγκεκριμένα, ο ασαφής τελεστής σύντηξης \otimes είναι μοναδικός για όλα τα επίπεδα αφαίρεσης του πλαισίου και εφαρμόζεται στο ανώτατο επίπεδο ιεραρχίας του πλαισίου.



Σχήμα 3.2: Εφαρμογή Ασαφούς Συλλογιστικής στον συμπερασμό πλαισίου βάση αξιοπιστίας πηγών

Τα ασαφή σύνολα του τελεστή \otimes εκφράζουν την πιθανότητα και τον βαθμό εμπιστοσύνης με έναν λεκτικό τρόπο. Λεκτικοί όροι υιοθετούνται για να καθορίσουν τα ασαφή σύνολα για κάθε μια ασαφή μεταβλητή που υποδηλώνει την πιθανότητα $Prob(p)$, τον βαθμό $conf(p)$ και την επαγόμενη $Pos(p)$, όπως απεικονίζονται στο Σχήμα 3.3.



Σχήμα 3.3: Ασαφή σύνολα αναπαράστασης βασικής πιθανότητας, βαθμού εμπιστοσύνης και πιθανότητας εμφάνισης πλαισίου.

Επίσης, στο Σχήμα 3.4 απεικονίζονται οι κανόνες ασαφούς συμπερασμού πάνω από τα ασαφή σύνολα υποδηλώνοντας μια λογική ενσωμάτωσης του βαθμού εμπιστοσύνης στον υπολογισμό της πιθανότητας εμφάνισης του πλαισίου. Για την πιθανότητα εμφάνισης του πλαισίου p ορίζονται τρεις λεκτικοί όροι που χαρακτηρίζουν την τιμή της πιθανότητας αυτής από το σύνολο $C = \{high, medium, low\}$. Συγκεκριμένα, η τιμή low $Prob(p)$ υποδηλώνει ότι το επαγόμενο πλαίσιο p παράγεται με χαμηλή πιθανότητα παρατήρησης ενώ η τιμή $high$ $Prob(p)$ ότι ένα μεγάλος βαθμός βεβαιότητας υποστηρίζει την ύπαρξη του πλαισίου p . Η μέση τιμή $medium$ $Prob(p)$ υποδηλώνει την αβεβαιότητα για την εμφάνιση του πλαισίου p .

1. *if $Prob(p)$ is low then $Pos(p)$ is low*
2. *if $Prob(p)$ is medium and $conf(p)$ is low then $Pos(p)$ is very low*
3. *if $Prob(p)$ is medium and $conf(p)$ is high then $Pos(p)$ is somewhat high*
4. *if $Prob(p)$ is high and $conf(p)$ is low then $Pos(p)$ is medium*
5. *if $Prob(p)$ is high and $conf(p)$ is high then $Pos(p)$ is high*

Σχήμα 3.4: Ασαφείς κανόνες συνδυασμού του βαθμού εμπιστοσύνης στον υπολογισμό της πιθανότητας εμφάνισης

Όμοια, δύο ασαφή σύνολα που αντιστοιχούν στους λεκτικούς όρους $A = \{high, low\}$ υιοθετούνται για τον χαρακτηρισμό της τιμής του βαθμού εμπιστοσύνης $conf(p)$. Μια low $conf(p)$ τιμή υποδηλώνει ότι το επαγόμενο πλαίσιο p παρήχθη από μη έμπιστους αισθητήρες ή πηγές πληροφορίας πλαισίου. Συνεπώς, η τιμή του p δεν θεωρείται έμπιστη. Μια ανάθεση $high$ $conf(p)$ υποδηλώνει ότι το επαγόμενο p προήλθε από έμπιστες πηγές.

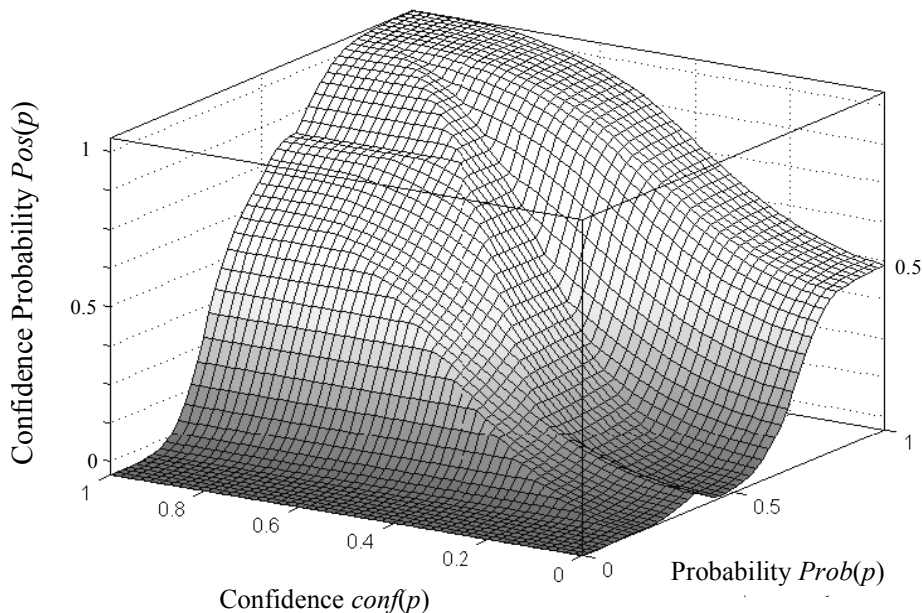
Η συνδυασμένη πιθανότητα εμπιστοσύνης $y = Pos(p)$ παράγεται από την σχέση των ασαφών συνόλων που χαρακτηρίζουν τις τιμές του $Prob(p)$ και $conf(p)$ βάσει των

ασαφών κανόνων. Τα ασαφή σύνολα που χαρακτηρίζουν την πιθανότητα εμπιστοσύνης είναι $Y = \{high, medium, low\}$. Έτσι, βάσει των κανόνων, η τιμή της $Pos(p)$ παράγεται με αποσαφήνιση όπως,

$$Y(y) = \bigvee_{1 \leq i \leq m} [C_{li}(Prob(p(t))) \wedge A_{li}(conf_p) \wedge Y_{li}(y)]$$

Οπότε, τώρα η (3.3) γράφεται ώστε να επιλέγεται εκείνο το πλαίσιο $p^*(k, t)$ που μεγιστοποιεί την πιθανότητα εμπιστοσύνης λόγω αξιοπιστίας των μετρήσεων, άρα,

$$p^*(k, t) = \operatorname{argmax}_{i \in Nk} \{Pos(p_i(k, t))\} \quad (3.4)$$



Σχήμα 3.5: Συμπεριφορά ασαφούς τελεστή σύντηξης.

Οι ασαφείς κανόνες στο Σχήμα 3.4 δεν περιγράφουν το πλαίσιο στο οποίο οι τιμές της πιθανότητας και της εμπιστοσύνης ταυτόχρονα λαμβάνουν χαμηλές τιμές, για παράδειγμα ένας τέτοιος κανόνας θα ήταν της μορφής *if Prob(p) is low and conf(p) is low then Pos(p) is high*. Αντιθέτως, στην περίπτωση αυτή, η τιμή της $Pos(p)$ εξαρτάται μόνο από την τιμή της $Prob(p)$ (βλέπε πρώτο κανόνα στο Σχήμα 3.4).

Το Σχήμα 3.5 απεικονίζει την συμπεριφορά του ασαφούς τελεστή σύντηξης. Συνεπώς, όταν ο βαθμός εμπιστοσύνης λαμβάνει μηδενική τιμή, που σημαίνει ότι οι μετρήσεις των αισθητήρων δεν είναι αξιόπιστες, τότε η πιθανότητα $Pos(p)$ λαμβάνει τιμή 0.5, δίνοντας έτσι την μεγαλύτερη τιμή για την $Prob(p)$, δηλαδή πλήρης αβεβαιότητα. Αυτό σημαίνει ότι

το σύστημα είναι εξίσου αβέβαιο και βέβαιο για να αποφανθεί για το τελικό αποτέλεσμα της σύντηξης. Αξίζει να σημειωθεί ότι τα σχήματα των καμπυλών των ασαφών συνόλων στο Σχήμα 3.3 μπορούν να επαχθούν από πραγματικά δεδομένα καθώς πολλές τεχνικές μπορούν να υιοθετηθούν για την κατασκευή τους ώστε να εστιάζουν σε ακόμη καλύτερα αποτελέσματα ασαφούς σύντηξης (π.χ., *neuro-fuzzy ταξινομητές* [27]).

3.3. Επίδοση Πιθανο-θεωρητικής Σύντηξης βάσει Αξιοπιστίας Πηγών

Η επίδοση της ασαφούς σύντηξης γίνεται για χωρική πληροφορία πλαισίου. Δυο τεχνολογίες χρησιμοποιήθηκαν για την ανίχνευση θέσης ενός χρήστη: Wi-Fi Access Point και Infrared Beacon. Χρησιμοποιήθηκαν $M = 35$ συμβολικοί χώροι στον 2^ο όροφο του Τμήματος Πληροφορικής και Τηλεπικοινωνιών ΕΚΠΑ με συνολική διάσταση 30x100 μέτρα. Μια φορητή PDA συσκευή λάμβανε σήματα από τις δύο τεχνολογίες εντοπισμού θέσης και ένα ΔdB κατασκευάστηκε με βάσει της μετρήσεις με δειγματοληψία ενός δευτερολέπτου. Οι συνιστώσες του χωρικού πλαισίου είναι το Received Signal Strength (RSS) από τα κοντινά WiFi Access Points (AP) και το Infrared Radiation (IR) detection οπότε π.χ., το πλαίσιο p επάγεται από τον κανόνα προσδιορισμού:

$$AP1_RSS \text{ is } -60 \text{ dBm} \wedge IRB1 \text{ is visible} \wedge AP3_RSS \text{ is } -30\text{dBm} \rightarrow p$$

όσον αφορά την θέση του χρήστη στο διάδρομο του 2^{ου} ορόφου.

Προκειμένου να ποσοτικοποιήσουμε τον βαθμό h_i για κάθε αισθητήρα S_i , χρησιμοποιούμε τις κατανομές πιθανότητας στις διαφορετικές συμβολικές θέσεις L_i για κάθε αισθητήρα όπως απεικονίζονται στον Πίνακα 3-1 που αποκομίζονται από την φάση εκπαίδευσης του ΔdB .

Είναι φανερό ότι ο εάν ο αριθμός των μετρήσεων ενός αισθητήρα κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης είναι κατανεμημένος ομοιόμορφα μεταξύ μιας χαμηλής και μιας υψηλής τιμής για κάποια θέση L_i τότε οι πιθανότητες για την συγκεκριμένη θέση κατανέμονται εξίσου ομοιόμορφα. Όμως, η συνθήκη της ομοιόμορφης κατανομής των πιθανοτήτων δεν αποσκοπεί σε κάποια πραγματική πληροφορία για τον αισθητήρα εφόσον κάθε τιμή του έχει ίση περίπου πιθανότητα να εμφανιστεί.

Πίνακας 3-1: Κατανομή πιθανοτήτων συμβολικών θέσεων

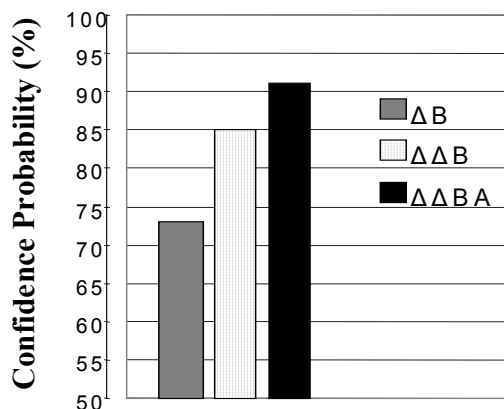
Θέση / Πιθανότητα	L_1	L_2	...	L_M
v_1	0.5	0.0	...	0.1
v_2	0.3	0.8	...	0.1
...
v_k	0.0	0.0	...	0.05

Για να έχουμε καλύτερα αποτελέσματα στην εκτίμηση του χωρικού πλαισίου τα δείγματα δεν πρέπει να κατανέμονται ομοιόμορφα ως προς την πιθανότητά τους. Έστω $V(L_i)$, $i = 1, \dots, M$, η διακριτή τυχαία μεταβλητή που λαμβάνει τιμές από την στήλη L_i του Πίνακας 3-1, όπου M είναι ο αριθμός των συμβολικών θέσεων. Καθώς η πιθανότητα για μια θέση L_i κατανέμεται ομοιόμορφα σε όλες τις μετρήσεις v_j , $j = 1, \dots, k$, δηλαδή, $V(L_i) = k^{-1}$ όπου k είναι ο αριθμός των διαφορετικών τιμών μέτρησης τότε αυτό υποδηλώνει πλήρη άγνοια σε αυτές τις τιμές. Έτσι, όσο μεγαλύτερη είναι η διακύμανση $Var[V]$ της διακριτής τυχαίας μεταβλητής $V(L_i)$ τόσο περισσότερη πληροφορία μπορούμε να λάβουμε για μια συγκεκριμένη θέση L_i , δηλαδή ο αισθητήρας για την θέση αυτή είναι αξιόπιστος.

Ο βαθμός εμπιστοσύνης τότε για τον αισθητήρα υπολογίζεται με την μέση τιμή της διακύμανσης του σε όλες τις θέσεις, δηλαδή,

$$h = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \beta \cdot Var[V(L_i)] \quad (3.5)$$

β είναι ένας παράγοντας κανονικοποίησης εφόσον $h \in [0,1]$. Οι αισθητήρες IR Beacons παρουσιάζονται περισσότερο αξιόπιστοι για τον προσδιορισμό θέσης από ότι οι αισθητήρες WLAN APs.



Σχήμα 3.6: Πιθανότητα αξιοπιστίας για τις τεχνικές σύντηξης με χρήση στατικών Bayes Δικτύων (ΔB), με χρήση Δυναμικών Bayes Δικτύων (ΔΔB) και με χρήση Δυναμικών Bayes Δικτύων βάσει Αξιοπιστίας Πηγών (ΔΔBA).

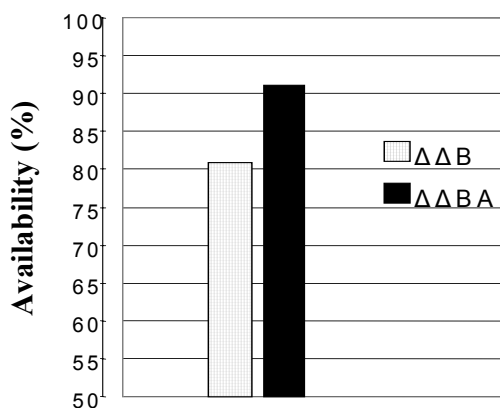
Το Σχήμα 3.6 απεικονίζει την πιθανότητα αξιοπιστίας για τις τεχνικές σύντηξης: (1) πιθανο-θεωρητική σύντηξη με χρήση στατικών Bayes Δικτύων (ΔB), (2) πιθανο-θεωρητική σύντηξη με χρήση Δυναμικών Bayes Δικτύων (ΔΔB) και (3) πιθανο-θεωρητική σύντηξη με χρήση Δυναμικών Bayes Δικτύων βάσει Αξιοπιστίας Πηγών (ΔΔBA).

Στην πρώτη περίπτωση η μέση τιμή της πιθανότητα εμπιστοσύνης (στην οποία η τιμές των πιθανοτήτων την χρονική στιγμή $t-1$ δεν λαμβάνονται υπό όψιν) είναι 73%, ενώ για τα ΔΔB αυξάνει στα 85%. Στην περίπτωση των ΔΔBA λαμβάνεται η τιμή 91% σηματοδοτώντας ότι το σύστημα είναι εν γένει πιο βέβαιο για τον εντοπισμό θέσης. Συγκεκριμένα, η τεχνική σύντηξης που βασίζεται στον ασαφή συμπερασμό παράγει καλύτερα αποτελέσματα όταν η πιθανότητα εμφάνισης πλαισίου έχει τιμή στο 0.5, δηλαδή το σύστημα είναι πλήρως αβέβαιο. Ο βαθμός εμπιστοσύνης υποστηρίζει την πιθανο-θεωρητική σύντηξη ώστε να γίνει το σύστημα είτε (1) πιο βέβαιο για το ενδεχόμενο εμφάνισης ενός πλαισίου είτε (2) να γίνει το σύστημα πιο βέβαιο για το ενδεχόμενο μη-εμφάνισης του πλαισίου άμεσα, και όχι έμμεσα λόγω άρνησης του πρώτου ενδεχομένου.

Επίσης, για να εξετάσουμε την επίδοση του ασαφούς τελεστή σύντηξης υιοθετούμε τις μετρικές ακρίβεια (accuracy) και διαθεσιμότητα (availability) που υφίστανται σε συστήματα προσδιορισμού θέσης:

- η μετρική ακρίβειας δηλώνει την απόσταση μέσα στην οποία το σύστημα έχει την ικανότητα να εντοπίσει τον χρήστη (π.χ., σε ακτίνα 1-5 μέτρα), και,

- η μετρική διαθεσιμότητα δηλώνει το ποσοστό του χρόνου που το σύστημα παρέχει συγκεκριμένη ακρίβεια (π.χ., 80% του χρόνου το σύστημα παρέχει ακρίβεια σε ακτίνα 1-5 μέτρων)



Σχήμα 3.7: διαθεσιμότητα του συστήματος για λιγότερο από 5 μέτρα για τις τεχνικές σύντηξης ΔΔΒ και ΔΔΒΑ

Το Σχήμα 3.7 απεικονίζει την διαθεσιμότητα του συστήματος για λιγότερο από 5 μέτρα για τις τεχνικές σύντηξης ΔΔΒ και ΔΔΒΑ. Στην ΔΔΒ περίπτωση έχουμε διαθεσιμότητα 82% ενώ, ενσωματώνοντας τον βαθμό αξιοπιστίας στην ακρίβεια υπολογισμού θέσης, λαμβάνεται η διαθεσιμότητα σε τιμή 91%. Είναι πασιφανές ότι η αξιοπιστία των πηγών αυξάνει την βεβαιότητα στην εκτίμηση της θέσης του χρήστη κατά 11%.

3.4. Υπολογισμός Ελλιπούς Πληροφορίας Πλαισίου

Θεωρείται χρήσιμο να ορισθεί ένα πρότυπο ελλιπούς πληροφορίας πλαισίου (missing-contextual data pattern) το οποίο να περιγράφει τις τιμές του πλαισίου που είναι ελλιπείς. Επίσης, είναι σημαντικό να ορισθεί ένας μηχανισμός που να μελετά την συσχέτιση των μεταβλητών που έχουν ελλιπείς τιμές και των μεταβλητών που έχουν τιμές που παρατηρούνται στο διάνυσμα πλαισίου. Στην παράγραφο αυτή αναφέρουμε βασικά πρότυπα ελλιπούς πληροφορίας πλαισίου καθώς και προτείνουμε έναν μηχανισμό για ανάκτηση ελλιπούς πληροφορίας πλαισίου.

Έστω $Y = (y_{ij})$ ένα $(n \times K)$ ορθογώνιο σύνολο δεδομένων πληροφορίας πλαισίου χωρίς ελλιπή πληροφορία. Η i -στή γραμμή y_i είναι $y_i = (y_{i1}, \dots, y_{iK})$, όπου y_{ij} είναι η τιμή της μεταβλητής Y_j για την εγγραφή i παρατήρηση i . Βάσει της ελλιπούς πληροφορίας, ορίζουμε τον πίνακα ένδειξης ελλιπών δεδομένων (missing-contextual data indicator

matrix) $M = (m_{ij})$ έτσι ώστε $m_{ij} = 1$ εάν y_{ij} είναι ελλιπές και $m_{ij} = 0$ εάν y_{ij} είναι παρατηρούμενο. Ο πίνακας αυτός ορίζει το πρότυπο των missing-contextual data.

Στο Σχήμα 3.8 απεικονίζονται μερικά πρότυπα παραδείγματα για ελλιπή πληροφορία πλαισίου [28]. Συγκεκριμένα, σύμφωνα με το πρότυπο *Univariate Nonresponse*, τα ελλιπή δεδομένα είναι μόνον μιας μεταβλητής Y_K σε σχέση με τις υπόλοιπες Y_1, \dots, Y_{K-1} συνιστώσες. Στο πρότυπο *Multivariate Patterns* υπάρχουν πολλές μεταβλητές που έχουν χάσει τις τιμές τους Y_{J+1}, \dots, Y_K στις ίδιες εγγραφές. Στο πρότυπο *Monotone*, οι μεταβλητές που έχουν ελλιπή πληροφορία ταξινομούνται με βάσει των εγγραφών, ενώ στο πρότυπο *General* οι μεταβλητές με τις χαμένες τιμές εμφανίζονται τυχαία σε διαφορετικές εγγραφές. Τέλος, στο πρότυπο *Factor Analysis*, η μεταβλητή Y_K έχει παντελώς χαμένες τιμές σε σχέση με τις άλλες μεταβλητές ορίζοντας έτσι την έννοια της πολλαπλής παρεμβολής (*multivariate regression*) μεταξύ των άλλων μεταβλητών στην Y_K .

Ο μηχανισμός ανάκτησης ελλιπούς πληροφορίας πλαισίου χαρακτηρίζεται από την υπο-συνθήκη κατανομή του M δεδομένου του Y , έστω $f(M | Y, \varphi)$, όπου φ είναι οι άγνωστοι παράμετροι της κατανομής. Εάν το φαινόμενο ελλιπούς πληροφορίας (*missingness*) δεν εξαρτάται από τις τιμές του Y (χαμένων τιμών ή όχι) τότε

$$f(M | Y, \varphi) = f(M | \varphi) \text{ για όλα τα } Y \text{ και } \varphi.$$

Το πρότυπο αυτό ονομάζεται Missing Completely At Random (MCAR) που υποδηλώνει ότι το missingness φαινόμενο δεν εξαρτάται από τις τιμές του Y .

Έστω $Y_{\text{παρ.}}$ οι μεταβλητές που έχουν παρατηρούμενες τιμές από το Y και $Y_{\text{ελ.}}$ οι μεταβλητές που έχουν ελλιπή δεδομένα από το Y , έτσι ώστε,

$$f(M | Y, \varphi) = f(M | Y_{\text{παρ.}}, \varphi) \text{ για όλα τα } Y_{\text{ελ.}} \text{ και } \varphi.$$

Το πρότυπο αυτό καλείται Missing At Random (MAR). Επίσης ένα πρότυπο ονομάζεται Not Missing At Random (NMAR) όταν η κατανομή M εξαρτάται από τις χαμένες τιμές του Y .

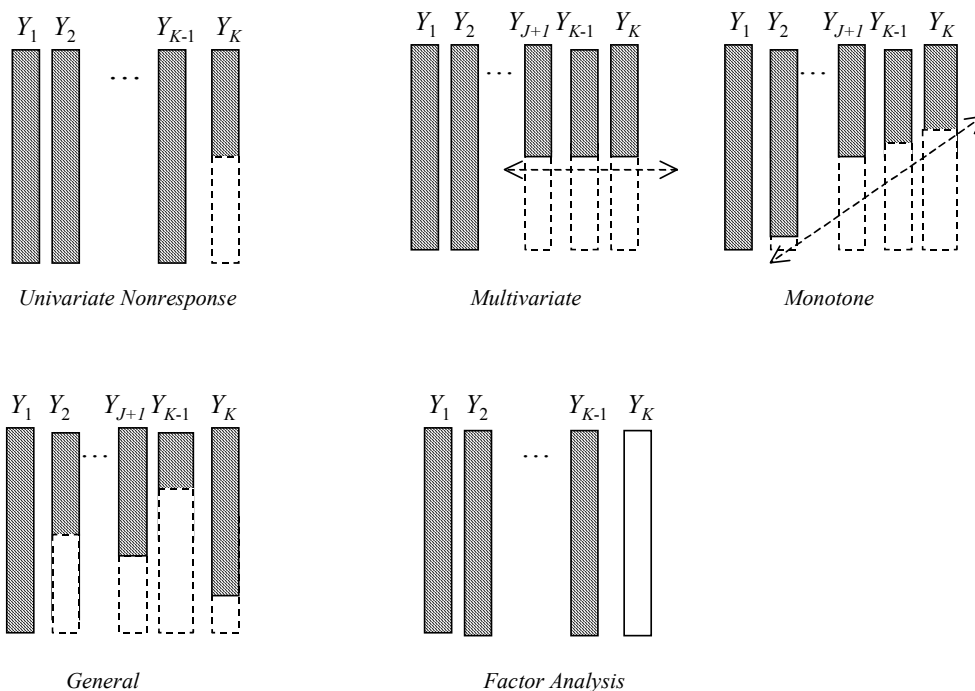
Έστω $Y = (y_1, \dots, y_n)^T$ και y_i είναι η τιμή της τυχαίας μεταβλητής στην στήλη i και έστω $M = (M_1, \dots, M_n)$ όπου $M_i = 0$ για μεταβλητές όπου παρατηρούνται οι τιμές τους και $M_i = 1$ για μεταβλητές που έχουν χαμένες τιμές. Υποθέστε επίσης ότι την κατανομή (y_i, M_i) είναι ανεξάρτητη μεταξύ των μεταβλητών έτσι ώστε η πιθανότητα η τιμή μιας μεταβλητής να είναι παρατηρούμενη δεν εξαρτάται από τις τιμές των Y και M των άλλων μεταβλητών, δηλαδή,

$$f(Y, M | \theta, \varphi) = f(Y | \theta) f(M | Y, \theta) = \prod_{i=1}^n f(y_i | \theta) \prod_{i=1}^n f(M_i | y_i, \varphi)$$

όπου $f(y_i | \theta)$ υποδηλώνει την πυκνότητα του y_i δοσμένου των άγνωστων παραμέτρων θ . $f(M_i | y_i, \varphi)$ είναι η πυκνότητα της Βερνούλλι κατανομής για τον δυϊκό δείκτη M_i , με πιθανότητα $P(M_i = 1 | y_i, \varphi)$, όπου y_i είναι χαμένη τιμή.

Εάν το φαινόμενο missingness είναι ανεξάρτητο από το Y , που σημαίνει ότι $P(M_i = 1 | y_i, \varphi) = \varphi$ (δηλαδή μια σταθερά που δεν εξαρτάται από το y_i), τότε ο μηχανισμός για missing-data είναι MCAR (ή ισοδύναμα MAR). Εάν ο μηχανισμός εξαρτάται από τη χαμένη τιμή y_i τότε είναι NMAR.

Έστω, επίσης, r ο αριθμός των εγγραφών από τις μεταβλητές που δεν έχουν χάσει τις τιμές τους. Εάν υποθέσουμε ότι οι τιμές κατανέμονται κανονικά και επιθυμούμε να συμπεράνουμε τις χαμένες με βάση τις μεσαίες τιμές τότε οι τιμές αυτές εκτιμώνται με τυπικό σφάλμα s/\sqrt{r} , όπου s είναι η τυπική απόκλιση των παρατηρούμενων τιμών. Η τεχνική αυτή είναι μόνο έγκυρη στο πρότυπο MCAR εφόσον οι παρατηρούμενες τιμές είναι ένα τυχαίο υποσύνολο όλων των εγγραφών παρατήρησης. Παρόλα αυτά, εάν το πρότυπο είναι NMAR τότε η ανάλυση που βασίζεται στο υποσύνολο αυτό είναι biased για τις παραμέτρους της κατανομής Y .



Σχήμα 3.8: Πρότυπα παραδείγματα για ελλιπή πληροφορία πλαισίου

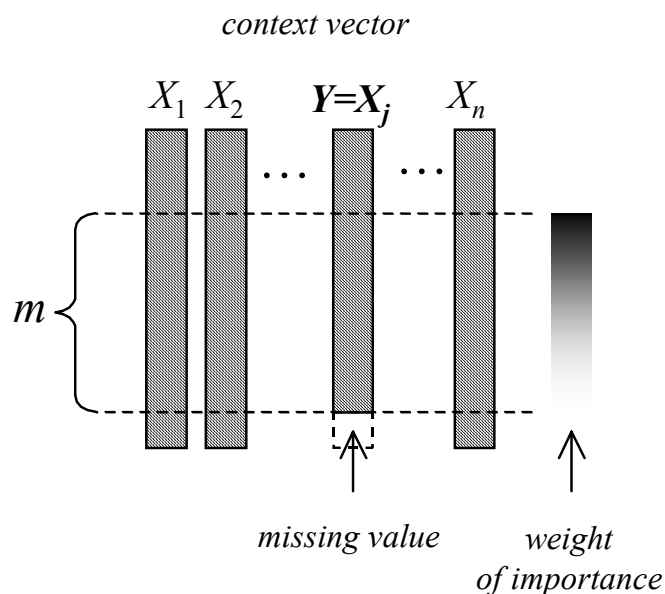
3.4.1 Μηχανισμός Ανάκτησης Ελλιπούς Πληροφορίας Πλαισίου

Στον παρόν μηχανισμό μελετάμε την περίπτωση του προτύπου *Monotone*. Παρόλα αυτά, με παρόμοιο τρόπο μελετώνται και τα υπόλοιπα πρότυπα. Έστω $\mathbf{X} = [X_1, \dots, X_n]$ ένα n -διάστατο διάνυσμα πλαισίου από n παραμέτρους – συνιστώσες πληροφορίας πλαισίου. Εστιάζουμε στον υπολογισμό της χαμένης τιμής της X_j παραμέτρου για κάποιο $j = 1, \dots, n$. Εάν έχουμε μια σειρά από m μετρήσεις (παρατηρούμενες τιμές στις συνιστώσες) του \mathbf{X} και τις συμβολίζουμε ως \mathbf{X}^k , $k = 1, \dots, m$ και η $(m+1)$ -στη τιμή x_j^{m+1} της X_j χάνεται, τότε προσεγγίζουμε την x_j^{m+1} βάσει των m μετρήσεων $[x_1^k, \dots, x_n^k]$, $k = 1, \dots, m$ και της $(m+1)$ μέτρησης $[x_1^{m+1}, \dots, x_{j-1}^{m+1}, x_{j+1}^{m+1}, \dots, x_n^{m+1}]$, όπως φαίνεται και στο Σχήμα 3.9.

Υπολογίζουμε τον πίνακα με τους συντελεστές αυτοσυσχέτισης (*sample correlation coefficients*) $[r_{ij}]$ για κάθε ζευγάρι συνιστωσών (X_i, X_j) έτσι ώστε,

$$r_{ij} = \frac{\sum_{l=1}^m (x_i^l - \bar{x}_i) \cdot (x_j^l - \bar{x}_j)}{(m-1) \cdot \sigma_i \cdot \sigma_j}$$

όπου \bar{x}_i, \bar{x}_j είναι οι μέσες τιμές και σ_i και σ_j είναι οι τυπικές αποκλίσεις των συνιστωσών X_i, X_j , αντιστοίχως. Η απόλυτη τιμή της αυτό-συσχέτισης πρέπει να είναι μικρότερη ή ίση της μονάδας.



Σχήμα 3.9: Σχηματική αναπαράσταση ελλιπούς πληροφορίας πλαισίου

Επιλέγουμε εκείνη τη X_i που είναι περισσότερο συσχετιζόμενη με τη χαμένη συνιστώσα X_j για να εκτιμήσουμε την χαμένη τιμή x_j^{m+1} . Έτσι εάν \mathbf{X}_D είναι το διάνυσμα πλαισίου με εκείνες τις συνιστώσες που είναι περισσότερο συσχετιζόμενες με την χαμένη συνιστώσα βάσει του πίνακα r τότε

$$\mathbf{X}_D = \mathbf{X}^T \cdot \text{diag}(d_1, \dots, d_n)$$

όπου $\text{diag}(d_1, \dots, d_n)$ είναι ο διαγώνιος πίνακας με $d_i = 1$ εάν $|r_{ij}| > e$ για κάποιο $e > 0$, αλλιώς $d_i = 0$. Οι συνιστώσες στο διάνυσμα \mathbf{X}_D καλούνται συνιστώσες παρεμβολής *regressors* (ή *explanatory context*) που συνεισφέρουν με έναν γραμμικό συνδυασμό πάνω στο X_j .

Επίσης, για κάθε μια παρατήρηση αναθέτουμε έναν εκθετικό παράγοντα βάρους θέτοντας έτσι λιγότερη έμφαση στα λιγότερα πρόσφατα διανύσματα πλαισίου και περισσότερη σημασία στις πιο πρόσφατες παρατηρήσεις. Έστω W ο διαγώνιος πίνακας $m \times n_D$ με τα διαγώνια στοιχεία του $w_k = \lambda^{m-k}$ για $k = 1, \dots, m$, $0 < \lambda < 1$ και τα μη διαγώνια στοιχεία του είναι μηδενικά. Έτσι, η περισσότερο σημαντική παρατήρηση είναι η m -οστή με βάρος $w_m = 1$ και για τις $k = 1, \dots, m-1$, παρατηρήσεις ισχύει ότι $w_1 < \dots < w_{m-1}$. Το βάρος σημαντικότητας της m -οστής παρατήρησης είναι $(1-\lambda)^{-1}$. Για παράδειγμα για $\lambda = 0.8$, η πέντε πιο πρόσφατες παρατηρήσεις είναι και οι πιο σημαντικές για να προσδιοριστεί / εκτιμηθεί η χαμένη τιμή της X_j .

Χρησιμοποιούμε την μέθοδο Βεβαρημένων Ελαχίστων Τετραγώνων (Weighted Least Squares -WLS) ως μια γραμμική μέθοδο για παρεμβολή του \mathbf{X}_D στο $Y = X_j$. Έτσι προσδιορίζεται ένα διάνυσμα παραμέτρων θ από άγνωστες ποσότητες ελαχιστοποιώντας το άθροισμα των υψωμένων στο τετράγωνο διαφορών μεταξύ του y^k και του διανύσματος $[x_1^k, \dots, x_{j-1}^k, x_{j+1}^k, \dots, x_n^k]$, για $k = 1, \dots, m$ τιμές. Η εκτιμώμενη τιμή του θ είναι η καλύτερη δυνατή προσέγγιση στο σύνολο των παρατηρήσεων, έτσι ώστε $Y = \Phi \cdot \theta + E$, οπότε

$$\hat{\theta} = (\Phi^T W \Phi)^{-1} \Phi^T W Y$$

E είναι τα τυχαία λάθη e^k , $k = 1, \dots, m$ με μηδενική μέση τιμή, μη συσχετιζόμενα και έχουν την ίδια διακύμανση και είναι ανεξάρτητα από το \mathbf{X}_D . Ο $m \times n_D$ πίνακας Φ μπορεί να είναι ο πίνακας των m παρατηρήσεων, δηλαδή,

$$\Phi = [(\mathbf{X}_D^k)^T]$$

για $k = 1, \dots, m$. Παρόλα αυτά, ο πίνακας Φ μπορεί να είναι μια αντιστοίχιση των παρατηρήσεων σε συγκεκριμένα διανύσματα παρεμβολής που αποσκοπούν σε ένα σύστημα ασαφούς προσδιορισμού (fuzzy identification system) του Y .

Συγκεκριμένα, προσαρμόζουμε ένα ασαφές σύστημα f με είσοδο \mathbf{X}_D και έξοδο την παράμετρο / συνιστώσα X_j προκειμένου να εκτιμήσουμε την χαμένη τιμή της X_j στην $(m+1)$ -οστή παρατήρηση. Θεωρούμε ότι το σύστημα f είναι μια μη γραμμική αντιστοίχιση μεταξύ των n_D εισόδων και της y εξόδου. Οι εισοδοί είναι διακριτοί, δηλαδή πραγματικοί αριθμοί (όχι ασαφή σύνολα). Προσαρμόζουμε το f σύστημα ώστε να εκτιμήσει όσο το δυνατόν καλύτερα τις παραμέτρους για την διαδικασία παρεμβολή. Θέτουμε το πρόβλημα ως ένα πρόβλημα προσέγγισης στο οποίο ψάχνουμε να κατασκευάσουμε μια συνάρτηση f που να προσεγγίζει μια ρεαλιστική συνάρτηση g . Η τελευταία συνάρτηση αναπαρίσταται από πεπερασμένες εισόδους-εξόδους. Κατασκευάζουμε έναν μη-γραμμικό εκτιμητή βασισμένο σε ασαφείς μεταβλητές που αντικατοπτρίζουν τους παραμέτρους στο \mathbf{X}_D . Δοσμένης μιας ρεαλιστικής συνάρτησης g πάνω στα ζεύγη είσοδος-έξοδος,

$$g : \tilde{\mathbf{X}}_D \rightarrow \tilde{Y}, \tilde{\mathbf{X}}_D \subset X_1 \times \dots \times X_{n_D}$$

το ασαφές σύστημα f ορίζεται ως

$$f : \mathbf{X}_D \rightarrow Y, \mathbf{X}_D \subset \tilde{\mathbf{X}}_D, Y \subset \tilde{Y}$$

με θ το διάνυσμα παραμέτρων που εμπλέκει κέντρα και διακυμάνσεις των μονάδων συγγένειας έτσι ώστε:

$$g(x) = f(x | \theta) + e(x)$$

για όλα τα $x = [x_1, \dots, x_{n_D}]^T \in \mathbf{X}_D$ όπου το σφάλμα προσέγγισης $e(x)$ είναι το δυνατότερο μικρό. Η κατάλληλη επιλογή των παραμέτρων του θ του ασαφούς συστήματος f βασίζεται σε μέρος της συνάρτησης g από το πεπερασμένο σύνολο εισόδων-εξόδων (x^i, y^i) , $x^i \in \mathbf{X}_D$, $y^i \in Y$ και $y^i = g(x^i)$. Αν το $x^i = [x_1^i, \dots, x_{n_D}^i]^T$ αναπαριστά το διάνυσμα εισόδου για το i -στό ζευγάρι, τότε το σύνολο των δεδομένων εκμάθησης (training data set) αποτελούμενο από m ζευγάρια συμβολίζεται με $G(m) = \{(x^1, y^1), \dots, (x^m, y^m)\} \subset \mathbf{X}_D \times Y$. Άρα το ασαφές σύστημα που κατασκευάζεται δίνεται από την σχέση:

$$f(x) = \frac{\sum_{i=1}^m b_i \mu_i(x)}{\sum_{i=1}^m \mu_i(x)} \quad (3.6)$$

όπου $\mu_i(x)$ είναι η βεβαιότητα του i -στού ζευγαριού καθοριζόμενη από τις μονάδες συγγένειας στα πεδία των εισόδων, δηλαδή,

$$\mu_i(x) = \prod_{j=1}^{n_D} \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{x_j - c_j^i}{\sigma_j^i}\right)^2\right)$$

Το σύστημα f χρησιμοποιεί Gaussian μονάδες συγγένειας. Η μέθοδος WLS χρησιμοποιείται για να εκπαιδεύσει το ασαφές σύστημα ώστε να εκτιμηθούν τα κέντρα των μονάδων συγγένειας των εξόδων (το διάνυσμα θ) $b_i, i = 1, \dots, m$, δηλαδή, $\theta = [b_1, \dots, b_m]$. Εάν χρησιμοποιήσουμε τον μη γραμμικό μετασχηματισμό θέτοντας όπου x^i το $\xi(x^i)$, έχουμε

$$\xi_i(x) = \frac{\mu_i(x)}{\sum_{i=1}^m \mu_i(x)}$$

τότε το ασαφές σύστημα είναι ένας γραμμικός συνδυασμός των συνιστωσών $\xi_i(x)$ έτσι ώστε,

$$f(x | \theta) = b_1 \xi_1(x) + \dots + b_m \xi_m(x) \quad (3.7)$$

Επίσης, εάν ορίσουμε το διάνυσμα, $\xi(x) = [\xi_1, \dots, \xi_m]^T$ τότε έχουμε ότι

$$y = f(x | \theta) = \theta^T \xi(x)$$

Συνεπώς, εάν τα μ_i είναι ορισμένα τότε το $\xi(x)$ είναι επίσης ορισμένο και έτσι έχουμε ακριβώς την μορφή της παρεμβολής με την μέθοδο WLS εφόσον το $\xi(x)$ θεωρηθεί ως το διάνυσμα παρεμβολής. Οπότε, οι παράμετροι του διανύσματος θ είναι η λύση:

$$\hat{\theta} = (\Phi^T W \Phi)^{-1} \Phi^T W Y \quad (3.8)$$

που περιέχει τα καλύτερα κέντρα b_i όπου ελαχιστοποιείται το σφάλμα εκτίμησης με Φ :

$$\Phi = \Phi(m) = [(\xi(x^1))^T, \dots, (\xi(x^m))^T]^T$$

Η εκτίμηση της $m+1$ τιμή της μεταβλητής X_j , δηλαδή, $y = y^{m+1}$, παράγεται από την (3.6) θέτοντας $x = x^{m+1} = [x_1^{m+1}, \dots, x_{n_D}^{m+1}]^T$.

Αξίζει να σημειωθεί ότι, για να προσαρμόσουμε το ασαφές σύστημα f σε πολλαπλές εξόδους, δηλαδή περισσότερες από μια συνιστώσα του context X_j να έχει ελλιπή τιμή, τότε απλώς επαναλαμβάνουμε την ίδια διαδικασία για κάθε έξοδο όπως περιγράφεται στον επόμενο αλγόριθμο:

1. Βήμα: Έστω $J = \{j_1, \dots, j_l\}$, $l < n$, το σύνολο των δεικτών που αντιστοιχούν στις χαμένες παραμέτρους / συνιστώσες $\{X_{j_1}, \dots, X_{j_l}\}$.

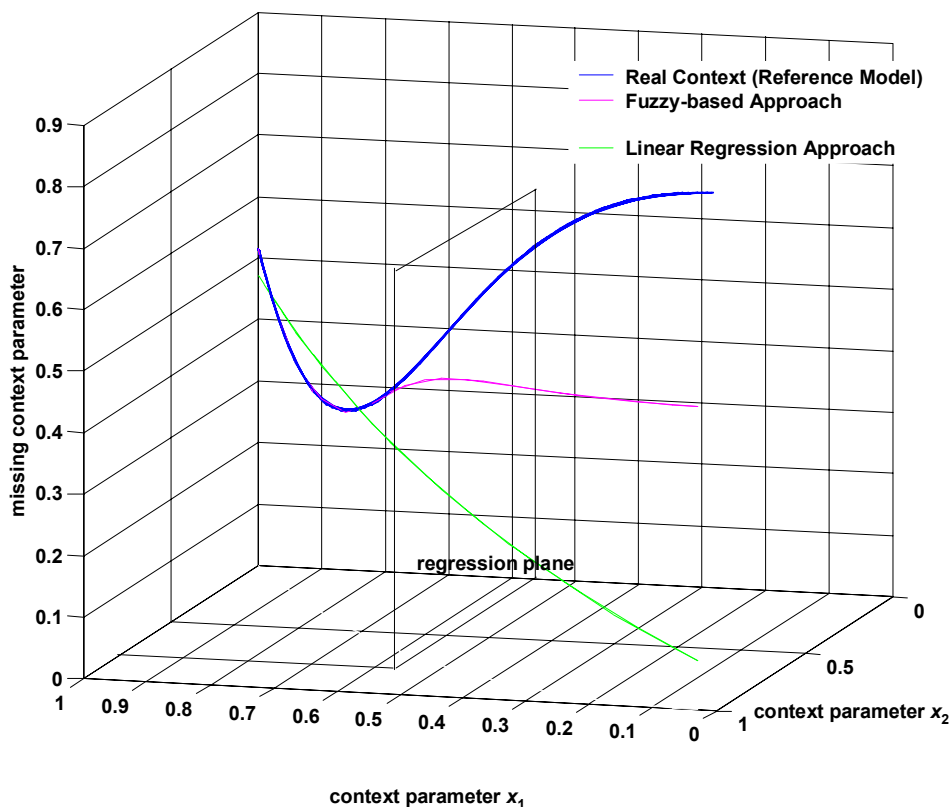
2. Βήμα: Επιλέγεται η χαμένη συνιστώσα X_{j^*} για την οποία οι τιμές τις, για τις m παρατηρήσεις του συνόλου \mathbf{X} , παράγουν το μεγαλύτερο άθροισμα r_{ij^*} , $i = 1, \dots, n$, $i \notin J$, έτσι ώστε:

$$j^* = \operatorname{argmax}_{j \in J} \left\{ \sum_{i=1, i \notin J}^{n-|J|} r_{ij} \right\}$$

3. Βήμα: Η εκτίμηση της χαμένης τιμής $y_{j^*}^{m+1}$ της συνιστώσας X_{j^*} επιλέγεται σύμφωνα με την σχέση $y_{j^*}^{m+1} = f(x^{m+1} | \theta_{j^*})$, όπου θ_{j^*} είναι η παράμετρος στο διάνυσμα WLS για την παρεμβολή του \mathbf{X} στο X_{j^*} .
4. Βήμα: Τα βήματα 2 και 3 επαναλαμβάνονται για όλα τα $j \in J$ εφόσον σε κάθε βήμα επεκτείνεται το διάνυσμα \mathbf{X}_D^{m+1} με την νέα εκτιμώμενη τιμή του $y_{j^*}^{m+1}$.

3.4.2 Πείραμα Ανάκτησης Ελλιπούς Πληροφορίας Πλαισίου

Για την απόδοση του προτεινόμενου αλγορίθμου και της εφαρμογής Βεβαρημένων Ελαχίστων Τετραγώνων στο ασαφές σύστημα προσδιορισμού ορίζουμε ένα τρισδιάστατο διάνυσμα πλαισίου $\mathbf{X} = [X_1, X_2, Y]$ όπου χάνεται η τιμή της συνιστώσας Y . Οι συνιστώσες πλαισίου X_1 και X_2 χρησιμοποιούνται για την ανάκτηση των χαμένων τιμών της συνιστώσας Y για συνεχόμενες 50 παρατηρήσεις μετά από την πρώτη παρατήρηση απώλειας τιμής της συνιστώσας Y . Συγκεκριμένα, θέτουμε ένα αναφορικό μη-γραμμικό ως προς X_1, X_2 μοντέλο (Reference Model). Έτσι, ελέγχουμε κατά πόσο οι δύο μέθοδοι, Γραμμική Παρεμβολή βάσει μεθόδου Βεβαρημένων Ελαχίστων Τετραγώνων και Ασαφούς Μη-Γραμμικής Παρεμβολής μπορούν να προσεγγίσουν με καλή εκτίμηση τις χαμένες τιμές της συνιστώσας Y για εκμάθηση $m = 40$ ζευγαριών εισόδου-εξόδου πριν από την πρώτη απώλεια παρατήρησης της Y .

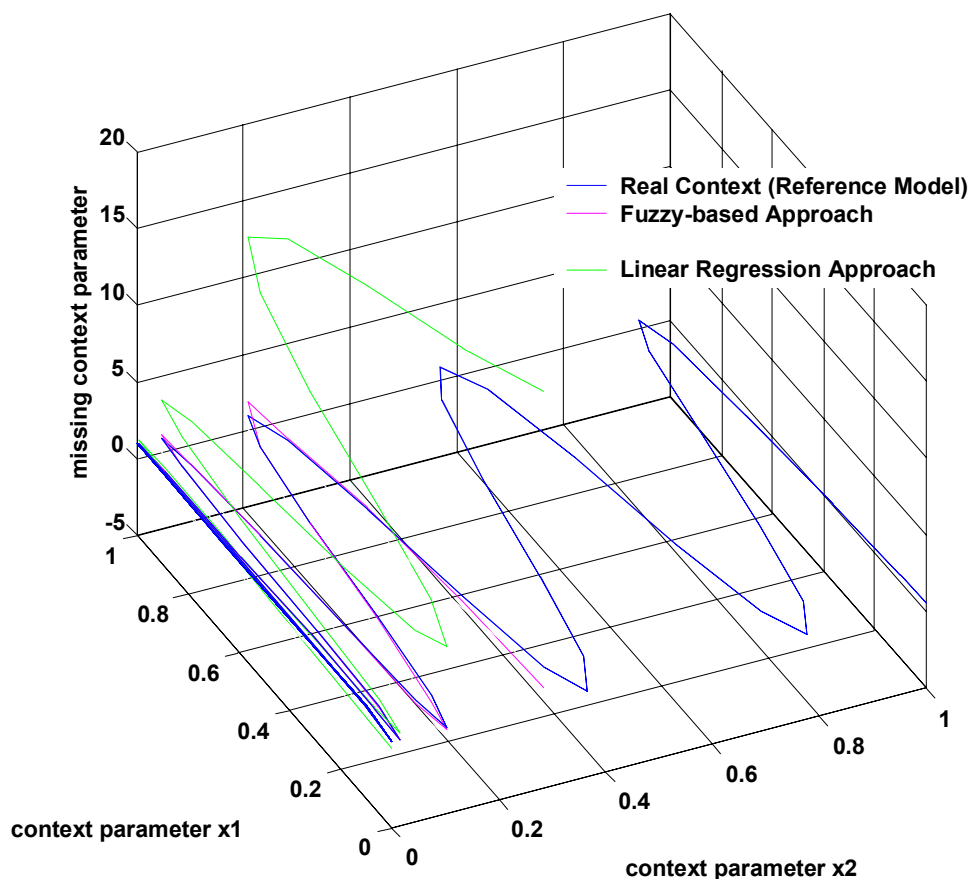


Σχήμα 3.10: Η διαδικασία παρεμβολής για την ελλειπή συνιστώσα πλαισίου Y βάσει των συνιστωσών X_1 και X_2 για τις δυο προτεινόμενες μεθόδους στο πρώτο πείραμα.

Στο πρώτο πείραμα η συνιστώσα X_1 μεταβάλλεται στον χρόνο t σύμφωνα με τη σχέση: $X_1 = |\cos(t)|$ ενώ η συνιστώσα X_2 σύμφωνα με τη σχέση: $X_2 = \sin^2(t)$. Η συνιστώσα Y σχετίζεται με τις υπόλοιπες συνιστώσες σύμφωνα με τη μη- γραμμική σχέση: $Y = \cos(X_1 \cdot X_2 + X_1^{X_2})$. Στο Σχήμα 3.10 απεικονίζεται η ροή της πραγματικής συνιστώσας Y (Reference Model) και οι συναρτήσεις που παράγονται από γραμμική (Linear Regression Approach) και μη-γραμμική παρεμβολή (Fuzzy-based Approach). Είναι προφανές ότι η μέθοδος παρεμβολής βάσει του ασαφούς συστήματος παράγει μια πολύ καλή εκτίμηση των χαμένων τιμών της συνιστώσας Y σε σχέση με την γραμμική παρεμβολή. Το μέσω τετραγωνικό σφάλμα σε βάθος χρόνου 50 για το γραμμικό σύστημα είναι 14,509 ενώ για το μη-γραμμικό σύστημα είναι 3,049.

Στο δεύτερο πείραμα η συνιστώσα X_1 μεταβάλλεται στον χρόνο t σύμφωνα με τη σχέση: $X_1 = e^{-\left(\frac{t-5}{2}\right)^2}$ ενώ η συνιστώσα X_2 σύμφωνα με τη σχέση: $X_2 = \sin^2(t \cdot \pi)$. Η συνιστώσα Y σχετίζεται με τις υπόλοιπες συνιστώσες σύμφωνα με τη μη- γραμμική σχέση: $Y = \cos(X_1^{X_2})$. Στο **Σχήμα 3.11** απεικονίζεται η ροή της πραγματικής συνιστώσας Y

(Reference Model) και οι συναρτήσεις που παράγονται από γραμμική και μη-γραμμική παρεμβολή. Είναι προφανές ότι η μέθοδος παρεμβολής βάσει του ασαφούς συστήματος παράγει μια πολύ καλή εκτίμηση των χαμένων τιμών της συνιστώσας Y σε σχέση με την γραμμική παρεμβολή. Το μέσω τετραγωνικό σφάλμα σε βάθος χρόνου 50 για το γραμμικό σύστημα είναι 3,5976 ενώ για το μη-γραμμικό σύστημα είναι 0,7327.



Σχήμα 3.11: Η διαδικασία παρεμβολής για την ελλιπή συνιστώσα πλαισίου Y βάσει των συνιστωσών X_1 και X_2 για τις δυο προτεινόμενες μεθόδους στο δεύτερο πείραμα.

3.5. Συμπεράσματα

➤ Τα συμπεράσματα από την εισαγωγή τεχνικών υπολογισμού Βαθμού Αξιοπιστίας Πληγών Πλαισίου βάσει στατιστικών μεγεθών είναι ότι οι τεχνικές αυτές ορίζουν μετρικές εκτίμησης αξιοπιστίας των πηγών πλαισίου όπου χρησιμοποιούνται για τον μηχανισμό σύντηξης πλαισίου. Συγκεκριμένα, η συνεισφορά στο πεδίο σύντηξης πληροφορίας είναι:

- Μηχανισμός σύντηξης πλαισίου με χρήση Δυναμικών Δικτύων Bayes και Θεωρίας Ασαφών Συνόλων ενσωματώνοντας τον βαθμό αξιοπιστίας πηγών.

- Μηχανισμός ανάκτησης ελλιπούς πλαισίου με χρήση Συστήματος Ασαφούς Προσδιορισμού.

Τα θέματα που αναλύθηκαν στο κεφάλαιο αυτό αναφέρονται στις δημοσιεύσεις: [115], [116], [117].

4 ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ ΣΗΜΑΣΙΟΛΟΓΙΚΗΣ ΟΜΟΙΟΤΗΤΑΣ ΠΛΑΙΣΙΟΥ

4.1. Υπολογισμός Ισχυριζόμενης Ομοιότητας

Έστω ότι ισχύει ο ισχυρισμός $p \rightarrow q$ σε μια βάση γνώσης και έστω ότι το q αναπαριστά την τρέχουσα πληροφορία πλαισίου. Το πρόβλημα υπολογισμού όμοιας πληροφορίας πλαισίου συντελεί στην αναζήτηση ενός ισχυρισμού $p \rightarrow \text{TRUE}$ στην βάση γνώσης, έτσι ώστε, το p να είναι το πιο όμοιο (similar) και συμβατό (compatible) με το q [29]. Όποτε επάγεται ότι $q \rightarrow \text{TRUE}$.

Σε μια ταξινόμια Θ , οι έννοιες (concepts) σχετίζονται μέσα από μεταβατικές σχέσεις γενίκευσης, \sqsubseteq , δηλωμένες με ισχυρισμούς. Οι σχέσεις αυτές υποδηλώνουν ότι κάποιες έννοιες είναι πιο αφηρημένες από κάποιες άλλες, δηλαδή, $p \sqsubseteq q$, ή, το αντίστροφο, ότι κάποιες έννοιες είναι πιο συγκεκριμένες από κάποιες άλλες, δηλαδή, $q \sqsubseteq p$. Στο κεφάλαιο αυτό οι έννοιες εκφράζονται βάσει Περιγραφικής Λογικής – Description Logic (ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 11.2).

Η μεταβατική ιδιότητα του εγκλεισμού (στο κεφάλαιο αυτό τη σχέση γενίκευσης την αναφέρουμε ως σχέση εγκλεισμού λόγω ότι αναφερόμαστε σε έννοιες και όχι κατηγορήματα πλαισίου) καθορίζει την θέση των εννοιών στην Θ και, συνεπώς, έχει επίπτωση στον υπολογισμό της ομοιότητας μεταξύ εννοιών που έχουν εισαχθεί ως ισχυρισμοί στην ταξινόμια Θ . Η ομοιότητα μεταξύ εννοιών που είναι ισχυρισμοί σε μια Θ εξαρτάται από την ρητή γνώση (explicit knowledge) των ισχυρισμών αυτών. Για τον λόγο αυτό, η ομοιότητα αυτή καλείται και ισχυριζόμενη ομοιότητα που υποδηλώνει απλά την ομοιότητα εννοιών όπως τοποθετήθηκαν ρητά στην ταξινόμια μέσα από μεταβατικές σχέσεις \sqsubseteq .

Το σύνολο των εννοιών, $U(q)$, που περιέχει εκείνες τις έννοιες που είναι πιο αφηρημένες από το q λόγω της μεταβατικής σχέσης εγκλεισμού ορίζεται ως εξής:

$$U(q) = \{e \in \Theta \mid (q \sqsubseteq e) \vee (q \equiv e)\} \quad (4.1)$$

όπου, Θ είναι εκείνη η ταξινόμια των εννοιών στην οποία περιέχεται το q . Η ταξινόμια Θ περιέχει τη πιο αφηρημένη (abstract) έννοια $e \in \Theta \mid U(e) = \{e\}$. Η πιο αφηρημένη έννοια στην Θ είναι η μοναδική έννοια η οποία είναι εξ ορισμού διαφορετική (disjoint) με κάθε

άλλη έννοια από διαφορετική ταξινόμια σε μια συγκεκριμένη οντολογία, δηλαδή, $e \neg \sqsubseteq a$, $a \in \Theta_i$ και $e \in \Theta_j$ με $\Theta_i \neq \Theta_j$. Ο ορισμός της ιδιότητας disjoint μεταξύ εννοιών αναλύεται στο ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 11.2.

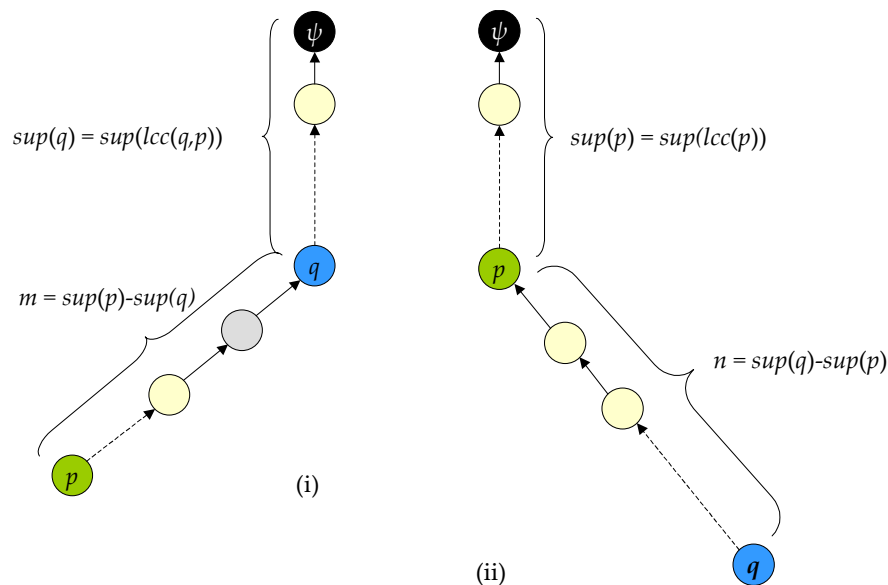
Η πληθάρια του συνόλου $U(q)$, $|U(q)|$, ορίζεται ως το *support* του q υποδηλώνοντας την ποσότητα πληροφορίας που κομίζει το q σύμφωνα με την θέση του στην Θ . Όσο μεγαλύτερο είναι το βάθος του q στην Θ τόσο περισσότερη πληροφορία κομίζει, και, άρα, μεγαλύτερο *support*.

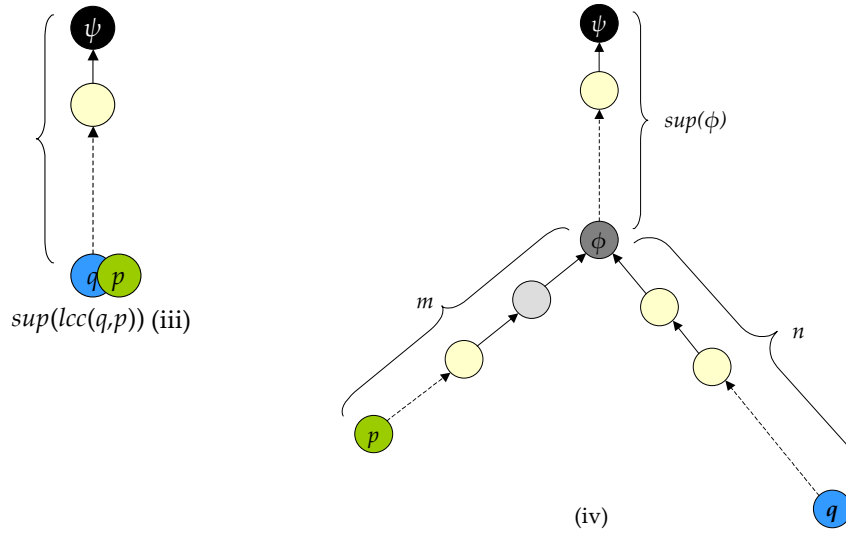
Η πιθανή σχετική θέση δύο εννοιών p και q στην Θ απεικονίζεται στο Πίνακας 4-1. Είναι δυνατόν, οι δύο έννοιες να υπάγονται σε κοινούς γονείς. Ορίζουμε ως τελευταία κοινή έννοια (last common concept), $lcc(p, q) = \varphi$, των p και q εκείνη την έννοια φ που είναι η τελευταία κοινή των p και q αρχίζοντας από την αφηρημένη έννοια της Θ . Το φ υπάγει τα p και q όταν ισχύει ότι:

$$(q \sqsubseteq \varphi) \wedge (p \sqsubseteq \varphi) \wedge \neg(U(p) \subseteq U(q) \vee U(q) \subseteq U(p))$$

Οπότε, το φ έχει *support* την τιμή $sup(\varphi) = |U(p) \cap U(q)|$. Τότε $sup(p) = m + sup(\varphi)$ είναι το *support* του p με $m = |U(p) \setminus U(\varphi)|$. Επίσης, $sup(q) = n + sup(\varphi)$ είναι το *support* του q με $n = |U(q) \setminus U(\varphi)|$.

Πίνακας 4-1: Οι πιθανές σχετικές θέσεις δύο εννοιών σε μια ταξινόμια





Το *support* του ϕ επηρεάζει σημαντικά την ισχυριζόμενη ομοιότητα μεταξύ των p και q . Αυτό επειδή, όσο πιο υψηλή είναι η τιμή του $sup(\phi)$ τόσο πιο πολλές είναι οι κοινές έννοιες που υπάγουν τα p και q άρα και με περισσότερα κοινά χαρακτηριστικά.

Επίσης, η ομοιότητα μεταξύ των p και q επηρεάζεται κατά πολύ από τις ενδιάμεσες έννοιες (intermediate concepts) μεταξύ των p και q , και του ϕ . Οι ενδιάμεσες έννοιες του q είναι $I(q) = \{a \in \Theta \mid (q \sqsubseteq a) \wedge (a \sqsubseteq \phi)\}$ και του p είναι $I(p) = \{a \in \Theta \mid (p \sqsubseteq a) \wedge (a \sqsubseteq \phi)\}$ (βλέπε Πίνακας 4-1). Όσο περισσότερες ενδιάμεσες έννοιες κείτονται μεταξύ p και q τότε τόσο λιγότερο όμοιο είναι το q με το p . Στο Feature-Based Model που ορίζεται στην [30], υποστηρίζεται ότι η μετρική ομοιότητας δεν εξαρτάται μόνο από το αποτέλεσμα των κοινών χαρακτηριστικών μεταξύ δύο οντοτήτων, αλλά και από το σύνολο των διαφορών τους μεταξύ τους. Συνεπώς, οι ενδιάμεσες έννοιες πρέπει να ληφθούν υπ' όψιν στον υπολογισμό της ισχυριζόμενης ομοιότητας μεταξύ εννοιών.

4.1.1 Υπολογισμός Ισχυριζόμενης Ταξινομικής Ομοιότητας

Για τον υπολογισμό της ισχυριζόμενης ομοιότητας, υιοθετείται το μοντέλο του Tversky [31] κατά το οποίο η ταξινομική θέση των εννοιών στην Θ παίζει σημαντικό ρόλο στον υπολογισμό της ομοιότητάς τους. Συγκεκριμένα, ορίζουμε ισχυριζόμενη ταξινομική ομοιότητα (asserted taxonomical similarity) $sim_T(q, p)$ των q και p στην Θ την ποσότητα:

$$sim_T(q, p) = \frac{sup(lcc(q, p))}{sup(lcc(q, p)) + a \cdot m + \beta \cdot n} \in [0, 1] \quad (4.2)$$

Οι ποσότητες m και n υποδηλώνουν το *support* των ενδιάμεσων εννοιών των p και q , αντίστοιχα, έτσι ώστε,

$$m = |U(p) \setminus U(lcc(q, p))| \text{ και } n = |U(q) \setminus U(lcc(q, p))| \quad (4.3)$$

Οι παράμετροι - παράγοντες α, β αναφέρονται στην σημασία που δίνεται στα κοινά και στα διαφορετικά χαρακτηριστικά των εννοιών, αντίστοιχα. Οι παράγοντες αυτοί, υποδηλώνουν μια μη-συμμετρική μετρική ομοιότητας. Στην τρέχουσα μετρική, υποθέτουμε μια συμμετρική σημαντικότητα των διαφορών και των ομοιοτήτων, έτσι ώστε $\alpha + \beta = 1$.

Ο παράγοντας α , σύμφωνα με την [30], λαμβάνει τιμές στο πεδίο $[0, 0.5]$. Μια τιμή $\alpha = 0$ δηλώνει ότι οι διαφορές του q σε σχέση με το p δεν είναι ικανές να συμπεράνουν ότι οι δύο αυτές έννοιες είναι ταξινομικά όμοιες. Η τιμή $\alpha = 0.5$ δηλώνει ότι οι διαφορές αυτές είναι ικανές αλλά και αναγκαίες για να συμπεράνουν την ταξινομική ομοιότητα μεταξύ των q και p . Οπότε, ο παράγοντας α μπορεί να θεωρηθεί ως ο λόγος της ελάχιστης απόστασης του μονοπατιού από το p στο q στην Θ και ορίζεται ως:

$$\alpha = \frac{\min(m, n)}{m + n}$$

Η ισχυριζόμενη ταξινομική ομοιότητα εξαρτάται από τα supports των p και q , οπότε, η τιμή της μεταβάλλεται καθώς μεταβάλλονται και οι σχετικές θέσεις των p και q σε σχέση με την έννοια $lcc(p, q) = \varphi$. Συγκεκριμένα, ο ισχυρισμός $p \sqsubseteq \varphi \sqsubseteq \psi$ στην βάση γνώσης υποδηλώνει ότι η γνώση για το φ επάγει και τη γνώση για το ψ (δηλαδή, $\varphi \rightarrow \psi$) χωρίς όμως να επάγει και τη γνώση για το p . Θεωρείστε ότι $p \in \Theta$ είναι ένας ισχυρισμός που αναπαριστάνει το πλαίσιο ενός χρήστη. Θεωρείστε επίσης ότι το $q \in \Theta$ είναι το τρέχον πλαίσιο του χρήστη. Τότε το q μπορεί να ταξινομηθεί (classified) σύμφωνα με τις επόμενες επιλογές:

1. q είναι ένα super-concept του p , δηλαδή, $p \sqsubseteq q$,
2. q είναι ισοδύναμο με το p , δηλαδή, $p \sqsubseteq q$,
3. q είναι ένα sub-concept του p , δηλαδή, $q \sqsubseteq p$, και,
4. q και p είναι sub-concepts του κοινού τους $lcc(p, q) = \varphi$.

Η γνώση για το q υποδηλώνει τον βαθμό ένδειξης (degree of belief) ότι το τρέχον πλαίσιο είναι στιγμιότυπο του q . Η μη αρνητικός βαθμός ένδειξης ($\in (0, 1]$) είναι μονότονος ως προς την τιμή του support μιας έννοιας έτσι ώστε, για ένα $q \in \Theta$ και για την βάση γνώσης $p \subseteq \varphi \subseteq \psi$, ισχύει ότι,

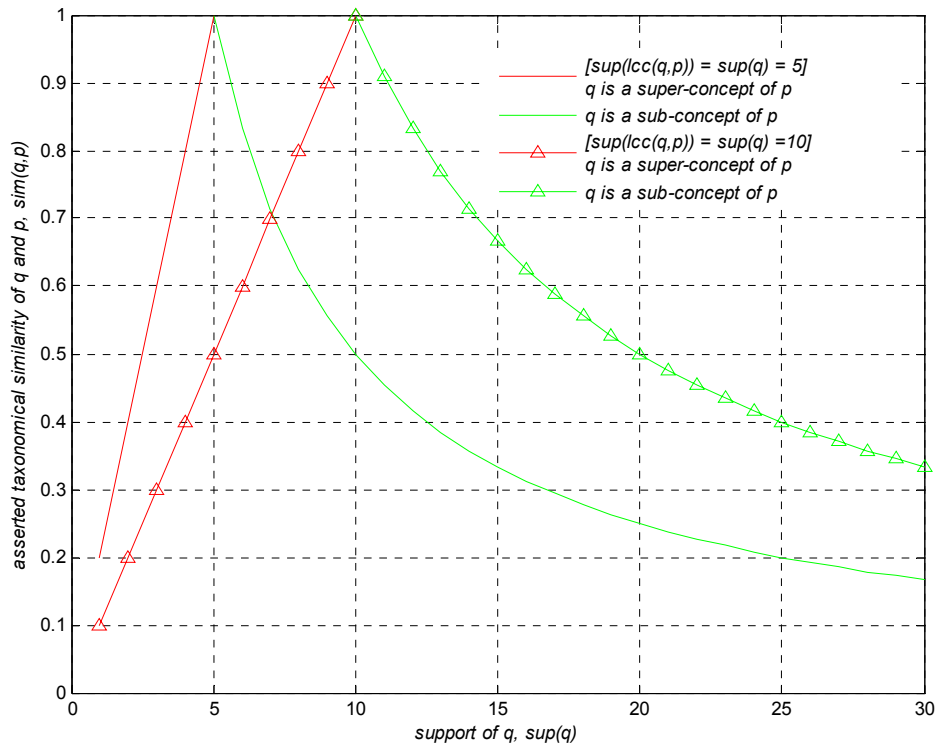
if $p \subseteq \varphi \subseteq \psi$ then $belief(q,p) \leq belief(q,\varphi) \leq belief(q,\psi)$ and $sup(q) \geq sup(\varphi) \geq sup(\psi)$

Η συνεπαγωγή αυτή υποδηλώνει ότι όσο πιο πολύ γνώση υπάρχει για το q , τόσο περισσότερη ένδειξη έχουμε ότι κάθε υπερ-έννοια (super-concept) του q είναι αληθής στην βάση γνώσης. Συνεπώς, η ισχυριζόμενη ταξινομική ομοιότητα μεταξύ p και q αναπαριστάνει τον βαθμό ένδειξης ότι το $p \rightarrow q$, έτσι ώστε, $belief(q, p) = sim_T(q, p)$. Με βάση τον συλλογισμό αυτό, η σχετική θέση των p και q στην Θ συντελεί σε διαφορετικές τιμές του βαθμού ένδειξης:

Στην περίπτωση (1) (βλέπε Πίνακας 4-1(i)), το q μπορεί να ταξινομηθεί ως μια περισσότερο αφηρημένη έννοια από το p , έτσι ώστε να ισχύει ο ισχυρισμός ότι $p \rightarrow q$. Στην περίπτωση αυτή, $n = 0$, δηλαδή, το support του q είναι $sup(q) = sup(lcc(q, p))$ και η ταξινομική ομοιότητα ορίζεται ως:

$$sim_T(q, p) = \frac{sup(q)}{sup(p)}$$

με $a = 1$ και $m = sup(p) - sup(q)$. Οπότε, εάν το $sup(q)$ προσεγγίζει την τιμή του $sup(p)$ (υποδηλώνοντας ότι το q είναι κοντά ταξινομικά με το p) τότε, ο βαθμός ένδειξης ότι το $q \rightarrow p$ χαρακτηρίζεται από μια γραμμικά μονότονη αυξητική συνάρτηση ως προς το support του q και από μια υπερβολικά μειωτική συνάρτηση ως προς το support του p , όπως απεικονίζεται στο Σχήμα 4.1.



Σχήμα 4.1: Ο βαθμός ένδειξης ότι το q συνεπάγεται το p συναρτήσει του support της έννοιας q

Στην περίπτωση (2) (βλέπε Πίνακας 4-1 (iii)), το q ταξινομείται ως p , οπότε, ο βαθμός ένδειξης ότι $q \rightarrow p$ είναι 1 ανεξαρτήτως των support των q και p και του support του $sup(lcc(q, p))$. Στην περίπτωση αυτή, $sup(q) = sup(p)$ και $sim_T(q, p) = 1$.

Στην περίπτωση (3) (βλέπε Πίνακας 4-1 (ii)), το q είναι ταξινομημένο ως μια πιο συγκεκριμένη έννοια από το p , δηλαδή, $m = 0$. Οπότε, το q συμπεραίνει το p υποδηλώνοντας ότι, σε όσο μεγαλύτερο βάθος είναι το q σε σχέση με το p τόσο λιγότερη είναι η ομοιότητα μεταξύ του p και q . Άρα, ο βαθμός ένδειξης ότι $q \rightarrow p$ χαρακτηρίζεται από μια μονοτονικά μειωτική συνάρτηση ως προς το support του q . Η ισχυριζόμενη ταξινομική ομοιότητα στην περίπτωση αυτή ορίζεται ως:

$$sim_T(q, p) = \frac{sup(p)}{sup(q)}$$

με $\beta = 1$ και $n = sup(q) - sup(p)$. Ο παράγοντας μείωσης $sup(p)$ υποδηλώνει ότι όσο μεγαλύτερο είναι το support του p τόσο λιγότερο μειώνει η τιμή ομοιότητάς του με το q . Επίσης, η τιμή $sim_T(p, q)$ μειώνει υπερβολικά καθώς το q είναι ένα sub-concept του p και, τότε, ισχύει ότι:

$$\lim_{(sup(q)-sup(p)) \rightarrow \infty} sim_T(p, q) = 0$$

Στο Σχήμα 4.2 απεικονίζεται η συμπεριφορά της $sim_T(p, q)$ για τις διάφορες τιμές του $sup(p)$. Μια μεγάλη τιμή του $sup(p)$ υποδηλώνει ότι το p αναπαριστάνει πολύ συγκεκριμένη έννοια οπότε, $belief(q \subseteq p) > belief(q \subseteq e)$ για κάθε $e \in \Theta$ με $q \sqsubseteq e \sqsubseteq p$.

Στην περίπτωση (4) (βλέπε Πίνακας 4-1 (iv)), εμφανίζεται το $\varphi = lcc(p, q)$ με $support\ sup(\varphi)$. Στην περίπτωση αυτή, η τιμή της ταξινομικής ομοιότητας $sim_T(p, q)$ υπολογίζεται ως:

$$sim_T(q, p) = \frac{sup(lcc(q, p))}{sup(lcc(q, p)) + a \cdot m + \beta \cdot n}$$

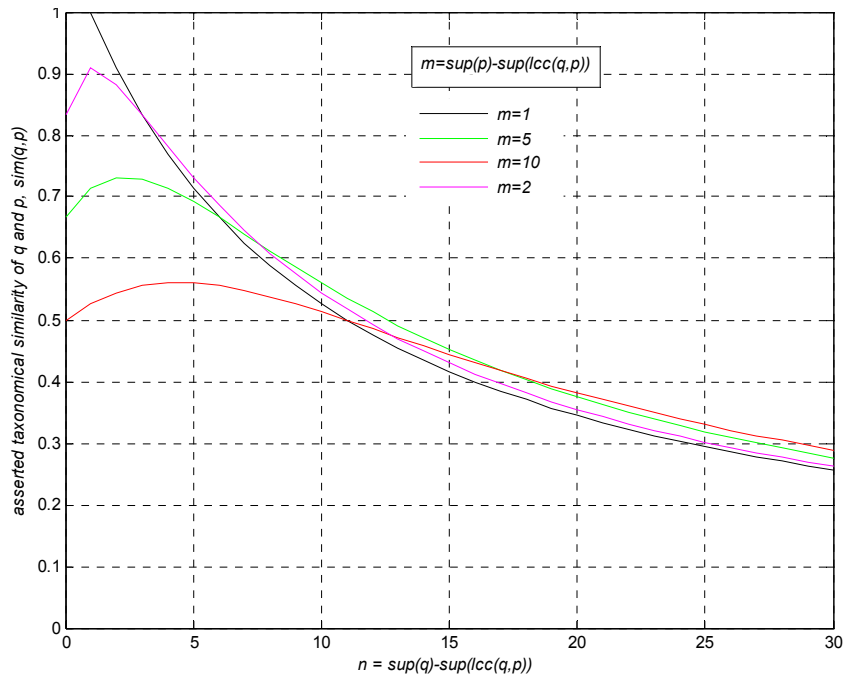
με $m, n \neq 0$. Ο βαθμός ένδειξης ότι $q \rightarrow p$ αυξάνει καθώς περισσότερες ενδιάμεσες έννοιες $l(q)$ συγκεντρώνονται μεταξύ q και φ .

Η μέγιστη τιμή στον βαθμό ένδειξης υποδηλώνει την μέγιστη τιμή ταξινομικής ομοιότητας μεταξύ p και q . Η μέγιστη αυτή τιμή ορίζεται όταν υπάρχει ένα $a \in l(q)$ για το οποίο ισχύει ότι $sup(a) = n / 2$, και $n = sup(q) - sup(\varphi)$. Όσο πιο πολλές ενδιάμεσες έννοιες βρίσκονται ανάμεσα στα q και φ τότε η ένδειξη ότι το $q \rightarrow p$ μονοτονικά μειώνει. Αυτό επειδή, όταν για το $support$ του q ισχύει ότι $sup(q) \in [sup(\varphi), sup(a)]$, τότε το q είναι σχετικά όμοιο με το p εφόσον το q είναι πιο αφηρημένο από ότι το p βάσει του φ .

Από την άλλη πλευρά όμως, το q δεν είναι τόσο ανόμοιο από το p . Για μια τιμή του $sup(q) \in [sup(a), n]$, υπονοεί ότι το q είναι περισσότερο συγκεκριμένο από ότι το p βάσει του φ . Άρα, το p και q δεν είναι τόσο ανόμοια, αλλά αντιθέτως είναι αδέρφια (siblings). Έτσι, η μέγιστη ομοιότητα μεταξύ των p και q επιτυγχάνεται όταν q τοποθετείται μεταξύ του φ και είναι αδερφός με ένα $b \in l(p)$, έτσι ώστε, $sup(p) < sup(b) < sup(\varphi)$.

Επίσης, στην περίπτωση όπου $sup(\varphi) = 1$ και $m = n$, δηλαδή οι δύο έννοιες είναι αδέρφια με το ελάχιστο $support$, τότε η ομοιότητά τους είναι 0.5. Εάν το $support\ sup(\varphi)$ αυξάνει έχοντας $m = n$, τότε το p εξακολουθεί να είναι αδερφός με το q αλλά εμφανίζονται πιο όμοια από όσο εμφανίζονταν στην προηγούμενη υποπερίπτωση (όπου $sup(\varphi) = 1$). Αυτό ισχύει επειδή, οι δύο έννοιες μοιράζονται περισσότερα κοινά super-concepts, δηλαδή, έχουν μεγαλύτερο $support$ για το last common concept.

Τέλος, στην υπο-περίπτωση όπου $m = 1$ τότε η τιμή της $sim(p, q)$ μειώνει με το $support$ το q , όπως απεικονίζεται στο Σχήμα 4.2. Αυτό επειδή, δεν υπάρχουν intermediate concept $b \in l(p)$.



Σχήμα 4.2: Η συμπεριφορά της $sim_T(p, q)$ για τις διάφορες τιμές του $sup(p)$.

4.1.2 Υπολογισμός Ισχυριζόμενης Ταξινομικής Ομοιότητας Βάσει Disjoint Αξιώματος

Το disjoint αξίωμα λαμβάνεται υπ' όψιν στον υπολογισμό της ισχυριζόμενης ταξινομικής ομοιότητας, αφού υποδηλώνει την πλήρη γνώση για την σχέση ισοδυναμίας μεταξύ των p και q που ορίζονται ως: $p \subseteq \neg q$.

Με βάση το αξίωμα αυτό, μπορεί κάποιος να ισχυριστεί ότι δεν έχει νόημα να υπολογιστεί η ομοιότητα των δύο εννοιών. Πράγματι, όταν το disjoint αξίωμα εφαρμόζεται στα p και q , τότε οι υπαγόμενες έννοιες των p και q , αντιστοίχως, είναι επίσης disjoint μεταξύ τους. Εάν όμως, τα αμέσως super-concepts των p και q δεν δηλωθούν ως disjoint αλλά τα εμμέσως super-concepts δηλωθούν ως disjoint τότε πρέπει να ληφθεί υπ' όψιν η θέση των εμμέσως super-concepts αυτών μέσα στην ταξινόμια.

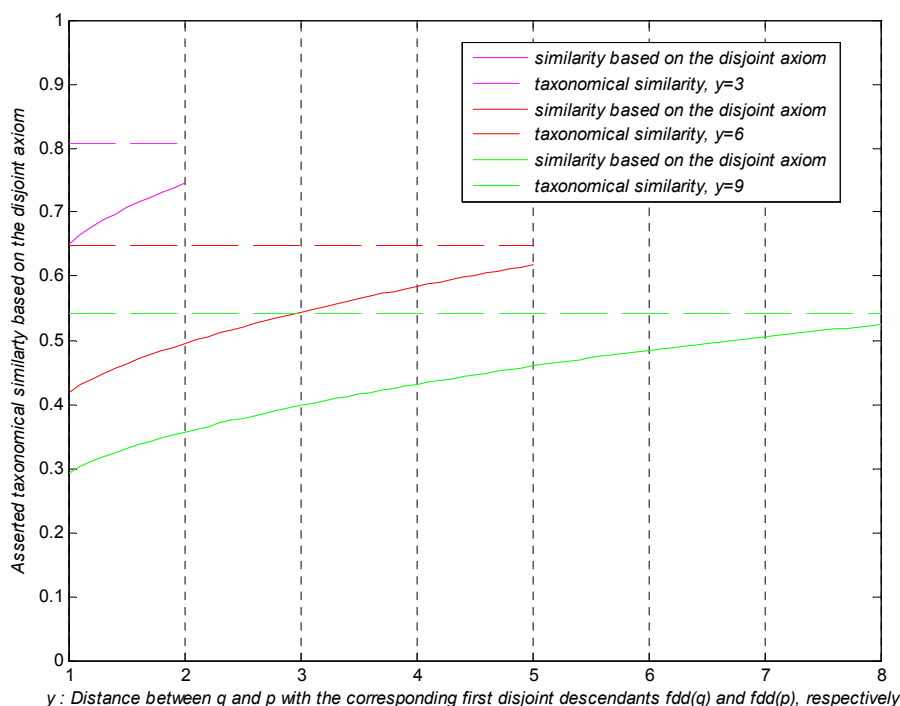
Συγκεκριμένα, η θέση όπου εφαρμόζεται το disjoint αξίωμα μέσα στην ταξινόμια παράγει διαφορετικές τιμές ταξινομικής ομοιότητας. Διαισθητικά, η τιμή sim_T είναι μεγαλύτερη όσο το disjoint αξίωμα εφαρμόζεται σε κοντινότερα super-concepts από ότι όταν εφαρμόζεται σε πιο απομακρυσμένα έμμεσα super-concepts.

Η μετρική ισχυριζόμενης ταξινομικής ομοιότητας βάσει του disjoint αξιώματος sim_{TD} αλλάζει τη τιμή της sim_T εφόσον αφαιρεί από την ποσότητα ομοιότητας $sim_T(q,p)$ την ποσότητα ομοιότητας $sim_T(q_F, p_F)$, όπου q_F και p_F είναι οι πρώτοι εξ ορισμού

διαφορετικοί γονείς (first disjoint descendants) των q και p , $q_F = fdd(q)$ και $p_F = fdd(p)$, αντιστοίχως, όπως απεικονίζεται στο Σχήμα 4.3. Η τιμή της sim_{TD} ορίζεται ως:

$$sim_{TD}(q, p) = sim_T(q, p) \cdot (1 - |sim_T(q, p) - sim_T(fdd(q), fdd(p))|) \quad (4.4)$$

Αξίζει να σημειωθεί ότι, η sim_{TD} δεν μπορεί να υπολογιστεί με την σημασιολογία του σχήματος αναπαράστασης RDF ή RDF(S) επειδή δεν υποστηρίζεται το disjoint αξίωμα, ενώ μπορεί με τη αναπαράσταση γνώσης μέσω του σχήματος OWL-DL.



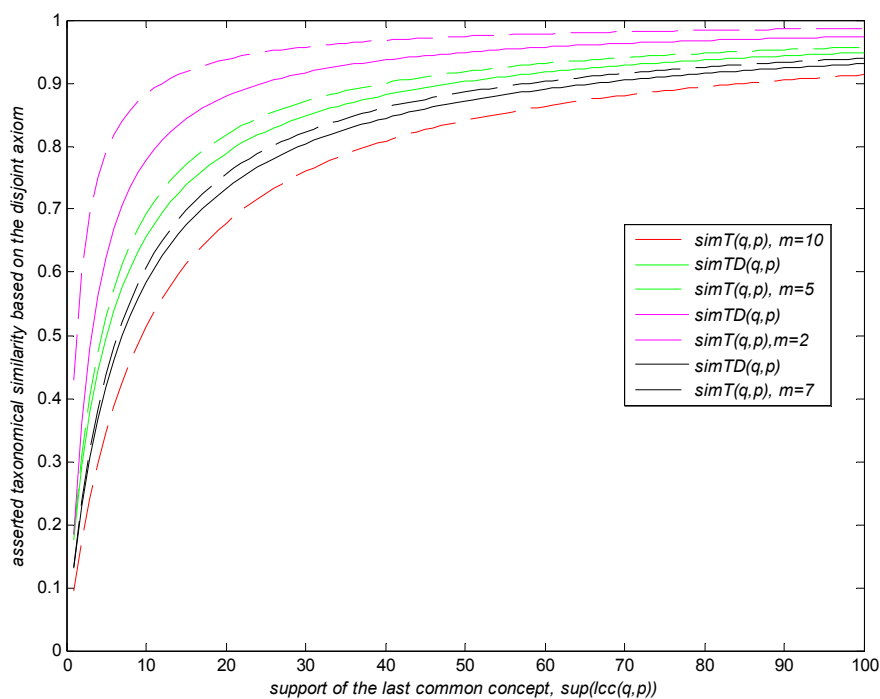
Σχήμα 4.3: Συμπεριφορά της ταξινομικής ομοιότητας βάση του αξιώματος disjoint σε σχέση με την ισχυριζόμενη ταξινομική ομοιότητα για τα διάφορα ύψη μεταξύ των first disjoint descendants των q και p

Όπως απεικονίζεται στο Σχήμα 4.3, υπάρχει μια σημαντική αύξηση της τιμής της sim_{TD} για διάφορες τιμές του $m = sup(p) - sup(lcc(q, p))$. Η τιμή της sim_{TD} αυξάνει καθώς μειώνει η ποσότητα m . Αυτό σημαίνει ότι, όσο μεγαλύτερη είναι η απόσταση m μεταξύ των εννοιών p, q με το $lcc(q, p)$ τόσο μικρότερη είναι η sim_{TD} βάσει του disjoint αξιώματος.

Έστω y το μέσω ύψος μεταξύ του επιπέδου των p, q και του επιπέδου των p_F, q_F , αντιστοίχως, (βλέπε Σχήμα 4.3). Καθώς η τιμή του y αυξάνει, δηλαδή, η απόσταση μεταξύ των δύο επιπέδων αυξάνει, τότε, η τιμή της sim_{TD} μειώνει. Αυτό επειδή, το disjoint αξίωμα εφαρμόζεται σε υψηλότερο επίπεδο, έτσι, το last common concept τοποθετείται σε μεγαλύτερο ύψος στην ταξινόμια.

Αξίζει να σημειωθεί ότι, για μεγάλες τιμές του m , η sim_T και η sim_{TD} τείνουν να έχουν ίδιες τιμές. Επίσης, το support του last common concept, $sup(lcc(p, q))$ επηρεάζει τις τιμές των sim_T και sim_{TD} . Συγκεκριμένα, όσο πιο αφηρημένο είναι το $sup(lcc(p, q))$ τόσο πιο κοντινές είναι οι τιμές των sim_T και sim_{TD} .

Στο Σχήμα 4.4, μικρές τιμές του $sup(lcc(p, q))$ συντελούν σε μια μεγάλη διαφορά των τιμών μεταξύ sim_T και sim_{TD} (περίπτωση *i*), σε αντίθεση με τις μεγάλες του $sup(lcc(p, q))$ (περίπτωση *ii*). Στην περίπτωση *i*, υποδηλώνεται ότι οι δύο έννοιες είναι λιγότερο όμοια βάσει των κοινών super-concepts. Έτσι η εφαρμογή του disjoint αξιώματος παίζει σημαντικό ρόλο στον υπολογισμό της ομοιότητας. Στην περίπτωση *ii*, υποδηλώνεται ότι οι δύο έννοιες είναι πολύ όμοιες σε σχέση με την θέση των κοινών super-concepts, οπότε, η επίδραση του disjoint αξιώματος στον υπολογισμό της ομοιότητας είναι αμελητέα.



Σχήμα 4.4: Σχέση μεταξύ sim_T και sim_{TD} για διάφορες τιμές του $sup(lcc(p, q))$

4.2. Υπολογισμός Ισχυριζόμενης Σχεσιακής Ομοιότητας

Η ισχυριζόμενη σχεσιακή ομοιότητα sim_R μεταξύ p και q υπολογίζεται βάσει της ισχυριζόμενης ταξινομικής ομοιότητας sim_{TD} των σχεσιακών (associated) εννοιών υπό ίδιες σχέσεις (relations). Μια έννοια a ορίζεται σχεσιακή έννοια του p μέσω της δυαδικής σχέσης r όταν ισχύει ο ισχυρισμός $r(p, a)$ στην ταξινόμια Θ . Τότε, το σύνολο $A(p, r)$ των σχεσιακών εννοιών του p μέσω της r ορίζεται ως (βλέπε Σχήμα 4.5):

$$A(p, r) = \{a \mid r(p, a)\} \quad (4.5)$$

Επίσης, δύο σχέσεις r και t μπορούν να διαταχθούν ιεραρχικά υποδηλώνοντας ότι η σχέση t είναι μια ειδίκευση (εκλέπτυνση) της σχέσης r , δηλαδή, $t \sqsubseteq r$. Έτσι, οι δύο σχέσεις μπορούν να θεωρηθούν ως όμοιες βάσει μιας ταξινομίας σχέσεων (relation-taxonomy).

Η ομοιότητα μεταξύ των r και t ορίζεται από την σχέση $sim_T(r, t)$. Στην περίπτωση που $r = t$ τότε $sim_T(r, t) = 1$; αλλιώς, η τιμή της $sim_T(r, t)$ καθορίζεται από την σχέση (4.6).

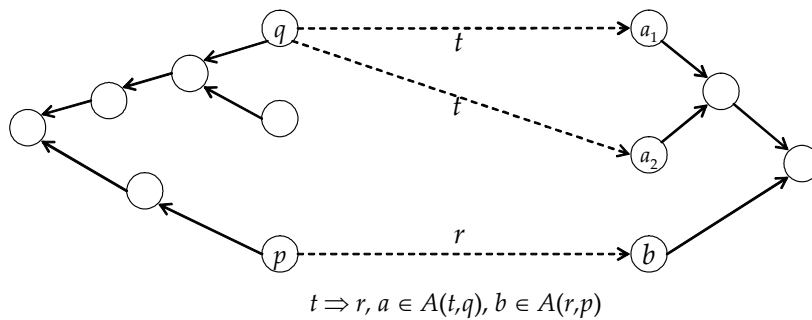
Η ισχυριζόμενη σχεσιακή ομοιότητα sim_R μεταξύ p και q για μια δεδομένη r ορίζεται ως:

$$sim_R(q, p, r) = \frac{\sum_{a \in A(r,p)} \max(\min\{sim_{TD}(a,b), sim_T(r,t)\} \mid b \in A(t,q) \wedge t \sqsubseteq r)}{\max(|A(r,p)|, |A(t,q)|)} \quad (4.6)$$

Η καθολικά ισχυριζόμενη ομοιότητα (similarity) που παράγεται από την ισχυριζόμενη ταξινομική ομοιότητα (συμπεριλαμβανομένου και του disjoint αξιώματος) και από την ισχυριζόμενη σχεσιακή ομοιότητα, ορίζεται ως το άθροισμα:

$$similarity(q, p) = \frac{1}{2} sim_{TD}(q, p) + \frac{1}{2|\Lambda|} \sum_{r \in \Lambda} sim_R(q, p, r) \quad (4.7)$$

Το σύνολο Λ είναι το σύνολο όλων των κοινών αφηρημένων σχέσεων μεταξύ των p και q . Η μετρική αυτή βασίζεται στην ισχυριζόμενη σημασιολογία που παράγεται μόνο από την ταξινομία των εννοιών, των σχέσεων και του disjoint αξιώματος. Η ισχυριζόμενη ομοιότητα μεταξύ q και p , $similarity(q, p)$ έχει νόημα εφόσον οι έννοιες ανήκουν στην ίδια ταξινομία, δηλαδή, $p, q \in \Theta$ και οι σχεσιακές του έννοιες ανήκουν επίσης σε ίδιες ταξινομίες.



Σχήμα 4.5: το σύνολο $A(p, r)$ των associated concepts του p μέσω της r

4.3. Υπολογισμός Αναλογίας Βάσει Περιορισμών

Η χρήση του Open World Assumption (OWA) [32] για την εκφραστικότητα της περιγραφής των p και q συντελεί σε μια μετρική ομοιότητας μεταξύ των p and q υπό την έννοια ότι: μόνον η σχέση $q \rightarrow p$ μπορεί να αληθεύει και τίποτε δεν μπορεί να υπονοηθεί για την σχέση ότι $\neg q \rightarrow \neg p$. Από την άλλη πλευρά, η άρνηση υπονοεί αποτυχία απόδειξης αλήθειας όταν τα q and p εκφράζονται με την χρήση του Closed World Assumption (CWA) [32]. Οι εκφραστικές περιγραφές μέσω DLs (ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 11.2.1) υποστηρίζουν το OWA, έτσι είναι απαραίτητο να λάβουμε υπ' όψιν μας κατά τον υπολογισμό της ομοιότητας τους διάφορους περιορισμούς του OWA πάνω στις περιγραφές των εννοιών.

Το αξίωμα κλειστότητας (closure) ορίζεται ως η εφαρμογή των υπαρξιακών (quantification) (\exists) και καθολικών (universal) (\forall) περιορισμών πάνω στις σχέσεις. Το αξίωμα αυτό εφαρμόζεται στην σχέση r που σχετίζει μια έννοια p με μια έννοια a , όπου,

- για ένα $a \in \Theta$ ισχύει ότι $\exists a.r(p, a)$, δηλαδή, το p περιορίζεται στο να σχετίζεται με ένα τουλάχιστον a μέσω της r , και
- για ένα $a \in \Theta$ ισχύει ότι, εάν $\forall a.r(p, a)$ είναι ισχυρισμός τότε το $a \in A(p)$, δηλαδή, το p περιορίζεται στο να σχετίζεται με κάποιες έννοιες, όχι απαραίτητα μη μηδενικές σε αριθμό, αλλά μόνο να υπάγονται από την a , μέσω της r .

Εάν και οι δύο αυτοί περιορισμοί εφαρμοστούν στην r , τότε το closure αξίωμα για την r ισχύει και είναι:

$$\exists a.r(p, a) \wedge \forall a.r(p, a) \rightarrow \text{TRUE}, \text{ με } a \in A(p).$$

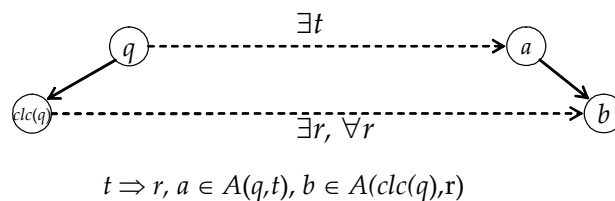
Τα δύο p και q , ανεξάρτητα από την ισχυριζόμενη ομοιότητά τους, πρέπει να είναι όμοια όσον αφορά τους περιορισμούς τους στις κοινές τους σχέσεις. Αυτό σημαίνει ότι το p είναι ανάλογο (analogous) με το q δεδομένου κάποιον περιορισμών στις κοινές τους σχέσεις.

Δύο έννοιες μπορεί να είναι πολύ όμοιες όσον αφορά την μετρική ομοιότητά τους similarity αλλά να μην είναι ανάλογα σύμφωνα με το closure αξίωμα. Για παράδειγμα, το p περιορίζει τις σχέσεις του μόνο με quantification περιορισμούς ενώ το q περιορίζει τις σχέσεις του και με τους δύο τύπους περιορισμών, στις ίδιες σχέσεις με του p . Στην περίπτωση αυτή, παρόλο που και οι δύο έννοιες σχετίζονται με τις ίδιες σχέσεις, ισχύει

ότι το q είναι πιο συγκεκριμένο από το p , σύμφωνα με το μηχανισμό συλλογισμού βάσει DL, δηλαδή, η αληθεύει η συνεπαγωγή $q \rightarrow p$.

Το closure αξίωμα υποδηλώνει ότι δυο έννοιες είναι ισοδύναμες όταν περιέχουν και οι δύο τους ίδιους περιορισμούς στις ίδιες σχέσεις. Σε κάθε άλλη περίπτωση οι δύο έννοιες ιεραρχούνται ταξινομικά οπότε δεν έχει νόημα μια μετρική ομοιότητας πέραν της ταξινομικής τους ομοιότητας. Για τον λόγο αυτό, πρέπει να ορισθεί μια ιδεατή έννοια, που είναι πιο συγκεκριμένη από τις δύο έννοιες και από την οποία και οι δύο έννοιες να απέχουν τόσο όσο και η μετρική της αναλογίας τους. Συγκεκριμένα, ορίζουμε έννοια κλειστότητας (closure concept), $clc(p) \in \Theta$, ενός $p \in \Theta$, εκείνη την ιδεατή έννοια που περιορίζει όλες τις σχέσεις της με τους δύο τύπους περιορισμών.

Έστω $a \in A(p, t)$ και έστω ότι η σχέση t περιορίζεται είτε από quantification είτε από universal περιορισμούς. Τότε, το $clc(p)$ εφαρμόζει και τους δύο περιορισμούς στην πιο αφηρημένη σχέση r , δηλαδή, $t \sqsubseteq r$ (βλέπε Σχήμα 4.6). Συνεπώς, για κάθε $p \in \Theta$, υπάρχει ένα closure concept $clc(p) \in \Theta$, έτσι ώστε $clc(p) \rightarrow p$.



Σχήμα 4.6: Εφαρμογή των δύο περιορισμών στην πιο αφηρημένη relation r

Η απόσταση d_x μεταξύ p και $clc(p)$ για τον περιορισμό $x \in \{\forall, \exists\}$ ορίζεται ως:

$$d_x(p, clc(p)) = 1 - \min_{t|r \sqsupseteq t} (\max\{sim_T(t, r), sim_{TD}(a, b)\} | b \sqsupseteq a) \quad (4.8)$$

όπου το $b \in A(pcl(c), r)$ είναι η σχεσιακή έννοια της έννοιας κλειστότητας του p μέσω της πιο αφηρημένης σχέσης r . Οπότε, η αναλογία (analogy) μεταξύ των q και p υπολογίζεται χρησιμοποιώντας την απόσταση των q και p από τα αντίστοιχα closure concepts και ορίζεται ως:

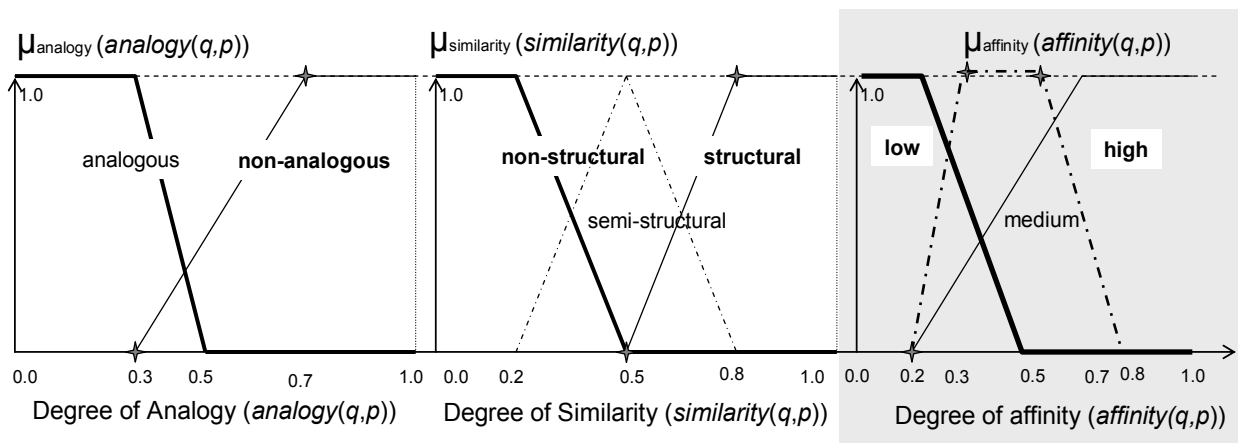
$$analogy(q, p) = \sqrt{\sum_{x \in \{\exists, \forall\}} (d_x(p, clc(p)) - d_x(q, clc(q)))^2} \quad (4.9)$$

Η μετρική αναλογίας παίρνει τιμές στο διάστημα $[0, 1]$. Η τιμή 0 υποδηλώνει ότι και οι δύο έννοιες αντιστοιχούν σε ισοδύναμες εκφράσεις βάσει DL, ενώ η τιμή 1 υποδηλώνει

ότι τα δύο έννοιες δεν είναι ανάλογες στην υποβολή περιορισμών στις σχέσεις τους βάσει του closure αξιώματος. Αυτό όμως δεν υπονοεί ότι δεν είναι ταξινομικά όμοιες, σύμφωνα με τον OWA.

4.4. Υπολογισμός Συνάφειας

Δυο έννοιες είναι όμοιες όσον αφορά την ταξινομική τους θέση μέσα στην ταξινομία καθώς επίσης και ανάλογες όσον αφορά τον τρόπο με τον οποίο περιορίζουν τις κοινές τους σχέσεις. Εξάλλου και οι δύο αυτές μετρικές ομοιότητας πρέπει να λαμβάνονται υπ' όψιν ταυτόχρονα. Συγκεκριμένα, ορίζουμε την μετρική συνάφειας (affinity) μεταξύ δύο εννοιών που παράγεται από ασαφή συμπερασμό στις τιμές των similarity και analogy. Έστω ότι ορίζουμε τις μετρικές «similarity» και «analogy» ως ασαφείς μεταβλητές. Τότε, οι ασαφείς τιμές που λαμβάνουν οι μεταβλητές αυτές ορίζονται από τα ασαφή σύνολα στο Σχήμα 4.7.



Σχήμα 4.7: Ασαφή σύνολα για τον βαθμό αναλογίας, ομοιότητας και συνάφειας

Τα ασαφή σύνολα για την similarity είναι οι λεκτικοί όροι *structural*, *semi-structural*, *non-structural* = $\neg(\text{structural} \vee \text{semi-structural})$. Οι τιμές αυτές εξαρτώνται από την θέση των p και q στην ταξινομία και από την σχεσιακή του ομοιότητα. Όσο υψηλή είναι η τιμή της similarity τόσο περισσότερο όμοια είναι οι έννοιες μεταξύ τους βάσει της ιεραρχικής τους δομής στην ταξινομία.

Επίσης, οι ασαφείς τιμές για την μεταβλητή analogy είναι *analogous* και το συμπλήρωμά της *non-analogous*. Μια *analogous* ασαφή τιμή μεταξύ των p και q υποδηλώνει ότι οι κοινές σχέσεις των p και q ισοδύναμα περιορίζονται από ίδιους περιορισμούς.

Θεωρείστε, επίσης, την ασαφή μεταβλητή συνάφεια μεταξύ p και q concept, $\text{affinity}(p,q) \in [0, 1]$, με ασαφείς τιμές: *high*, *medium*, *low*. Μια αντιστοίχιση *high affinity* υποδηλώνει ότι η similarity είναι αναγκαία συνθήκη για να ορισθούν τα p και q ως συναφή. Η

ανάθεση της τιμής *medium affinity* υποδηλώνει ότι, και η similarity και η analogy έχουν εξίσου την ίδια σημασία ώστε να επαχθεί η ομοιότητα των p και q . Τέλος, μια ανάθεση τιμής *low affinity* δείχνει ότι η μετρική analogy είναι ικανή συνθήκη για την ομοιότητα των δυο εννοιών αλλά όχι η αναγκαία.

Η ποιοτική εξήγηση της μετρικής συνάφειας είναι η εξής:

Οποτεδήποτε τα p και q είναι *πολύ* κοντά όσον αφορά την μετρική analogy (δηλαδή, q είναι ανάλογο το p με $analogy(q, p) \cong 0$), δεν υπονοεί έντονα ότι αναφέρονται σε παρόμοια πληροφορία πλαισίου. Από την άλλη πλευρά, οποτεδήποτε τα q και p είναι όμοια βάσει της μετρικής similarity (δηλαδή, $similarity(q, p) \cong 1$), τότε υπάρχει δυνατή ένδειξη ότι όχι μόνο αναφέρονται σε παρόμοιο πλαίσιο αλλά επίσης ότι είναι και ανάλογα. Συνεπώς, η μετρική συνάφειας μεταξύ concepts είναι μια ασαφής συνεπαγωγή που ποσοτικοποιείται από τον ασαφή συμπερασμό των ασαφών κανόνων στον Πίνακα 4-2.

Πίνακας 4-2: Ασαφής συμπερασμός μετρικής συνάφειας

if similarity of q and p is structural implies affinity of q and p is high

if similarity of q and p is somewhat structural and q is analogous to p

implies affinity of q and p is high

if similarity of q and p is semi-structural and q is analogous to p

implies affinity of q and p is medium

if similarity of q and p is non-structural and q is analogous to p implies affinity of q and p is low

If similarity of q and p is structural and q is non-analogous to p implies affinity is medium

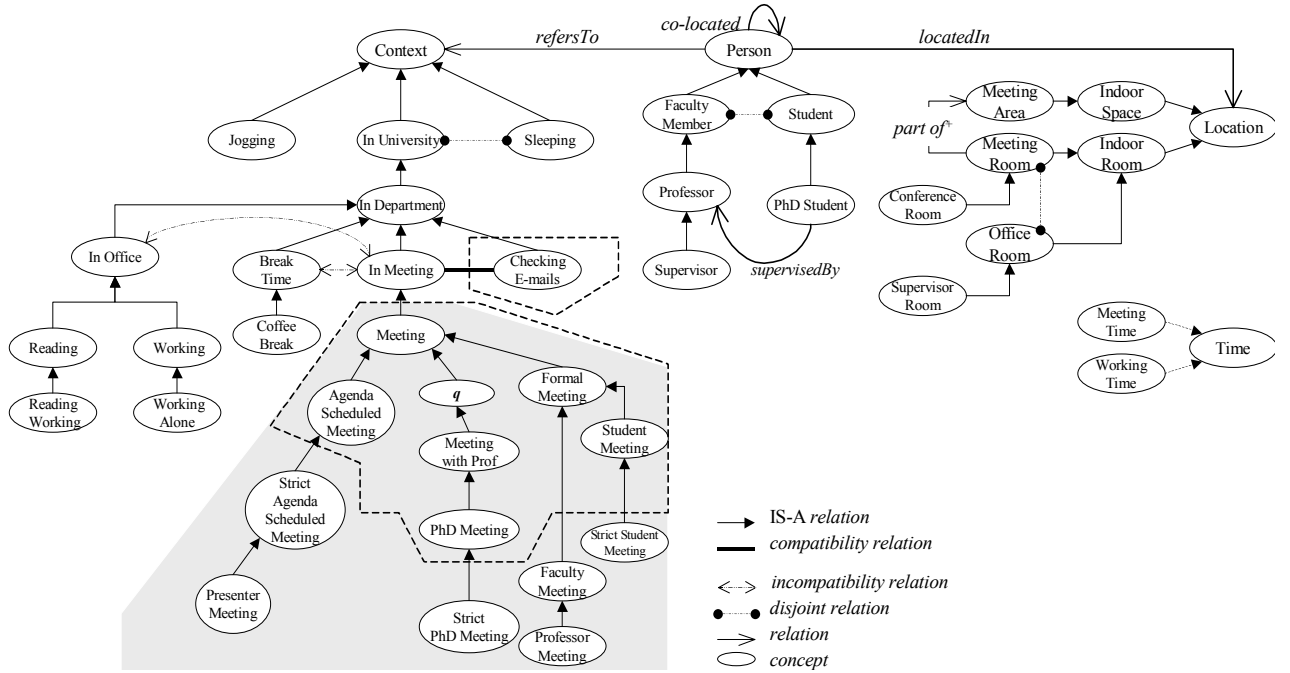
4.5. Ενδο-Ταξινομικός Συλλογισμός

Για να μελετήσουμε την συμπεριφορά των μετρικών ομοιότητας και συνάφειας, ορίζουμε μια οντολογία από έννοιες που αναπαριστάνουν καταστάσεις ενός χρήστη, όπως απεικονίζεται στο Σχήμα 4.8. Η μετρική συνάφειας οδηγεί στην ταξινόμηση του πραγματικού πλαισίου q στο πιο συναφή p μέσα στην οντολογία, δηλαδή,

$$p = \operatorname{arg\,max}_{p_j \in \Theta} (\operatorname{affinity}(q, p_j))$$

Έστω φ η πιο αφηρημένη έννοια που υπάγει το p , έτσι ώστε $p \sqsubseteq \varphi$. Τότε, ορίζουμε ενδο-ταξινομική έννοια (intra-taxonomy concept) $e \in \Theta$, εκείνη την έννοια που ανήκει στην ίδια ταξινομία με το p χωρίς να είναι αναγκαστικά συναφή με το q . Συγκεκριμένα, η e είναι συναφή με το q οποτεδήποτε η μετρική συνάφειας είναι μεγαλύτερη από αυτή της πιο αφηρημένης έννοιας φ αλλά μικρότερη από τη πιο συναφή έννοια, δηλαδή το p . Έτσι, η e είναι συναφή με το q όταν ισχύει ότι:

$$\text{affinity}(q, \varphi) < \text{affinity}(q, e) < \text{affinity}(q, \rho) \text{ με } \rho \sqsubseteq e \sqsubseteq \varphi$$

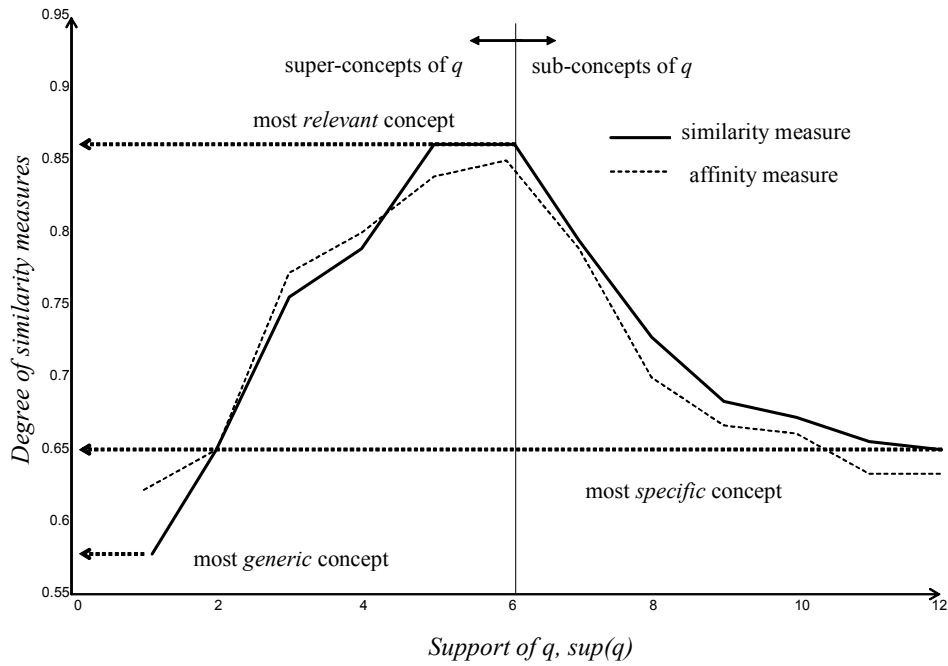


Σχήμα 4.8: Οντολογία καταστάσεων.

Στην περίπτωση του παραδείγματός μας στο Σχήμα 4.8 και με την κατανομή της μετρικής συνάφειας στο Σχήμα 4.9 έχουμε ότι $\text{affinity}(q, \text{Meeting}) < \text{affinity}(q, \text{Meeting with Prof.}) < \text{affinity}(q, \text{PhD meeting})$ με $\text{PhD meeting} \subseteq \text{Meeting with Prof.} \subseteq q \subseteq \text{Meeting}$ (το *Meeting with Prof.* είναι intra-taxonomy concept).

Επίσης, κάθε intra-taxonomy concept $e \in \Theta$, η οποία είναι πιο συγκεκριμένη από τη πιο συναφή ρ , δηλαδή, $e \sqsubseteq \rho$, παρουσιάζει χαμηλότερη τιμή στην μετρική συνάφειας με το q από αυτή με το ρ , όπως απεικονίζεται στο Σχήμα 4.9. Αυτό επειδή, το e είναι πιο συγκεκριμένο από το ρ και έτσι είναι λιγότερο όμοιο με q εφόσον $e \sqsubseteq \rho \sqsubseteq q$. Συγκεκριμένα, εάν ισχύει ότι $\text{belief}(\rho \sqsubseteq q) > \text{belief}(e \sqsubseteq \rho \sqsubseteq q)$ τότε, επίσης, ισχύει ότι $\text{belief}(e \sqsubseteq q) < \text{belief}(\rho \sqsubseteq q)$. Δηλαδή, το e δεν είναι συναφές με το q .

Στην περίπτωση του παραδείγματός μας στο Σχήμα 4.8 και με την κατανομή της μετρικής συνάφειας στο Σχήμα 4.9 έχουμε ότι $\text{affinity}(q, \text{Strict PhD Meeting}) < \text{affinity}(q, \text{PhD meeting})$ έτσι, η έννοια *Strict PhD Meeting* δεν αναφέρεται ως συναφές πλαίσιο με το q .



Σχήμα 4.9: Κατανομή μετρικής συνάφειας σε σχέση με το support των εννοιών στην οντολογία καταστάσεων.

Θεωρείστε τα intra-taxonomy concepts $a \in \Theta$, που ανήκουν σε διαφορετικές υπο-ταξινομίες από αυτά που είναι στην ίδια υπο-ταξινομία με το p και είναι τα πιο συναφή με το p . Δηλαδή, για κάθε a υπάρχει ένα $b \in \Theta$ τέτοιο ώστε, $b = lcc(a, p)$. Έτσι, το μόνο αποδεκτό συναφή intra-taxonomy concept a βάσει ομοιότητας με το πλαίσιο q είναι εκείνο για το οποίο ισχύει ότι:

$$(p \subseteq lcc(a, p) \subseteq q) \wedge \left(a = \arg \max_{a_j \in \Theta} (affinity(q, a_j)) \right)$$

Στην περίπτωση του παραδείγματός μας στο Σχήμα 4.8 και με την κατανομή της μετρικής συνάφειας στο Σχήμα 4.9 έχουμε ότι το *Formal meeting* είναι συνεφές intra-taxonomy concept με $Meeting = lcc(PhD\ meeting, Formal\ meeting)$. Έτσι, τα αποδεκτά συναφή intra-taxonomy concepts είναι εκείνα που είναι περιγεγραμμένα με διακεκομμένη γραμμή στο Σχήμα 4.8.

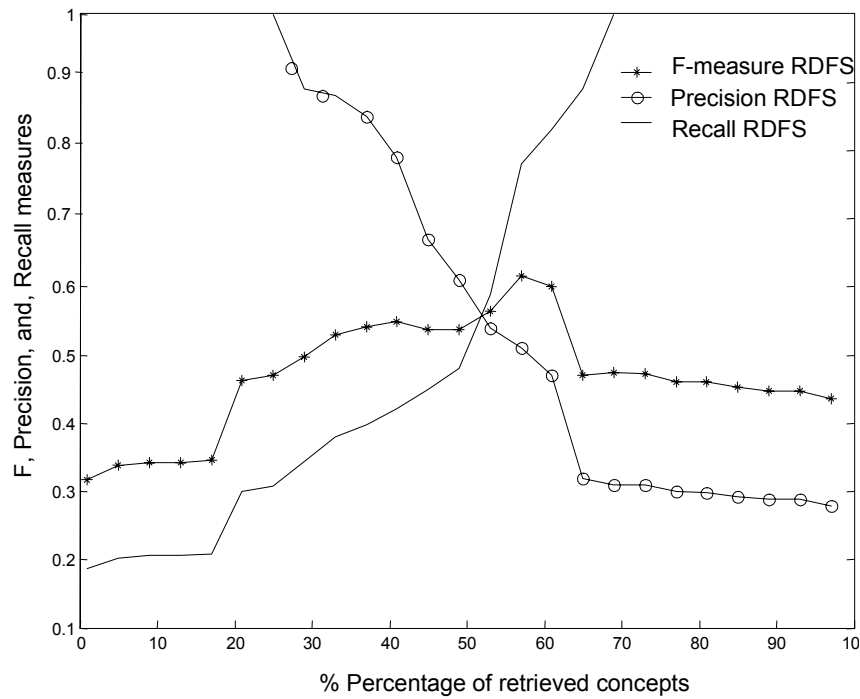
Σύμφωνα με τον συλλογισμό βάσει DL η μόνη αποδεκτή συναφής έννοια που αναπαριστάνει το πλαίσιο q είναι η έννοια *Meeting* στο Σχήμα 4.8. Επιπρόσθετα, συγκρίνοντας τα αποτελέσματά μας με αυτά του αλγόριθμου DL Matchmaker [33] παρατηρείται ότι ο αλγόριθμος στην [33] υπολογίζει όλες τις έννοιες που υπάγουν την έννοια *Meeting* ως συναφή. Συγκεκριμένα, ο αλγόριθμος αυτός θεωρεί ένα $e \in \Theta$ ως συναφές με το q , έτσι ώστε, $e = lcc(q, m)$ με $sup(q) - sup(e) = 1$ (άμεσο super-concept).

Παρόλα αυτά ο DL Matchmaker εξαρτάται μόνο στο disjoint αξίωμα και δεν λαμβάνει υπό όψιν του την σχέση συμβατότητας. Στην χειρότερη περίπτωση, εφόσον η έννοια *Checking E-mails* (βλέπε Σχήμα 4.8) είναι συμβατή με την έννοια *Meeting*, ο DL Matchmaker δεν το θεωρεί συναφές με το q , (η έννοια *Meeting* είναι disjoint με κάθε μια sibling έννοια). Η συμβατότητα μεταξύ πλαισίων είναι μια σχέση που, αναπόφευκτα, επηρεάζει πολύ την συλλογιστική και συνεπώς την απόφαση για τις πιο συναφή έννοιες με το πραγματικό πλαίσιο.

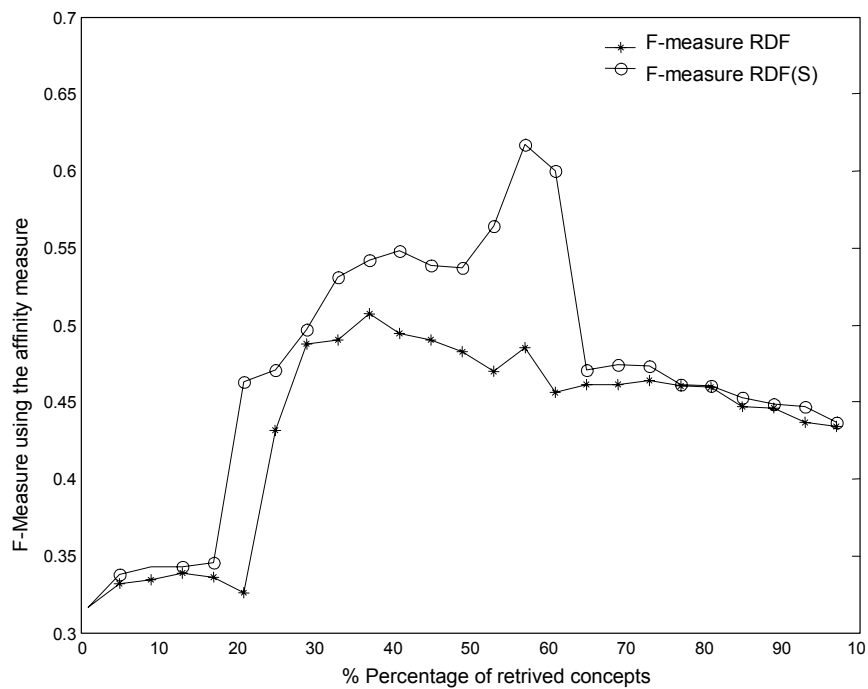
4.6. Εκτίμηση Απόδοσης Μετρικής Ομοιότητας

Εξετάζουμε την απόδοση της προτεινόμενης μετρικής ομοιότητας και αναλογίας χρησιμοποιώντας αφηρημένες και εξειδικευμένες οντολογίες. Τα παραγόμενα αποτελέσματα της απόδοσης προέρχονται από χρήση των σχημάτων αναπαράστασης RDF, RDF(S) και OWL-DL βάσει του disjoint αξιώματος. Η απόδοση μετράται με βάση των μετρικών του πεδίου ανάκτησης δεδομένων (Retrieval Status Values (RSV)). Χρησιμοποιούμε τις βασικές RSV μετρικές που είναι η precision και η recall. Συγκεκριμένα, recall R ορίζεται ως «το ποσοστό των ανακτημένων συναφών και συμβατών καταστάσεων ή πλαισίων από όλο το σύνολο των συναφών και συμβατών καταστάσεων στην βάση γνώσης». Η μετρική precision P είναι «το ποσοστό των ανακτημένων συναφών και συμβατών καταστάσεων ή πλαισίων από όλο τον αριθμό των ανακτημένων καταστάσεων». Επιπρόσθετα, η F-Measure (F) χρησιμοποιείται για να δώσει ίσο βάρος στις R και P , έτσι ώστε $F = 2 \cdot P \cdot R \cdot (P + R)^{-1}$.

Η διαδικασία συμπερασμού και συλλογιστικής έχει ως έξοδο ένα σύνολο συναφών και συμβατών καταστάσεων ή πλαισίων για μια επερώτηση (πραγματικό πλαίσιο) q . Το Σχήμα 4.10 απεικονίζει τις τιμές των μετρικών P , R , και F για μια βάση γνώσης όπου οι έννοιές τις είναι εκφρασμένες με βάση το σχήμα RDF(S). Ο οριζόντιος άξονας εκφράζει το ποσοστό των ταξινομημένων συναφών καταστάσεων βάσει της συγκεκριμένης επερώτησης. Ο αριθμός αυτός εκφράζει το μέγεθος των ανακτημένων αποτελεσμάτων από όλες τις ταξινομημένες, κατά την μετρική συνάφειας, συναφής και συμβατές καταστάσεις. Η συμπεριφορά της μετρικής precision δείχνει ότι, η τιμή της μειώνει καθώς το σύνολο των αποτελεσμάτων αυξάνει βαθμιαία μέχρι το σύνολο όλων των καταστάσεων στην βάση γνώσης.



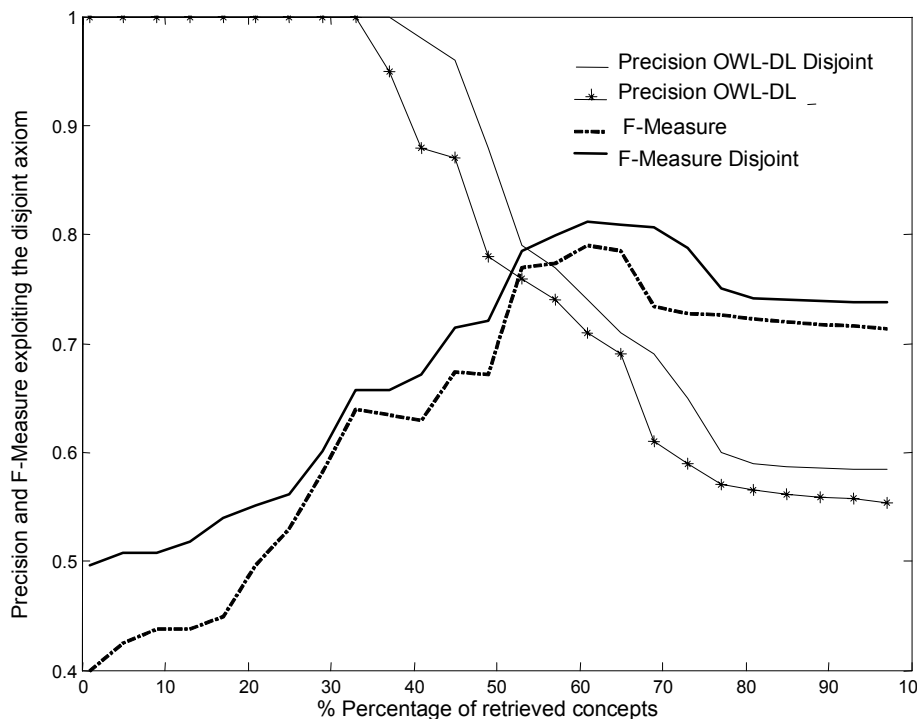
Σχήμα 4.10: Τιμές των μετρικών P , R , και F για βάση γνώσης με βάση το σχήμα RDF(S).



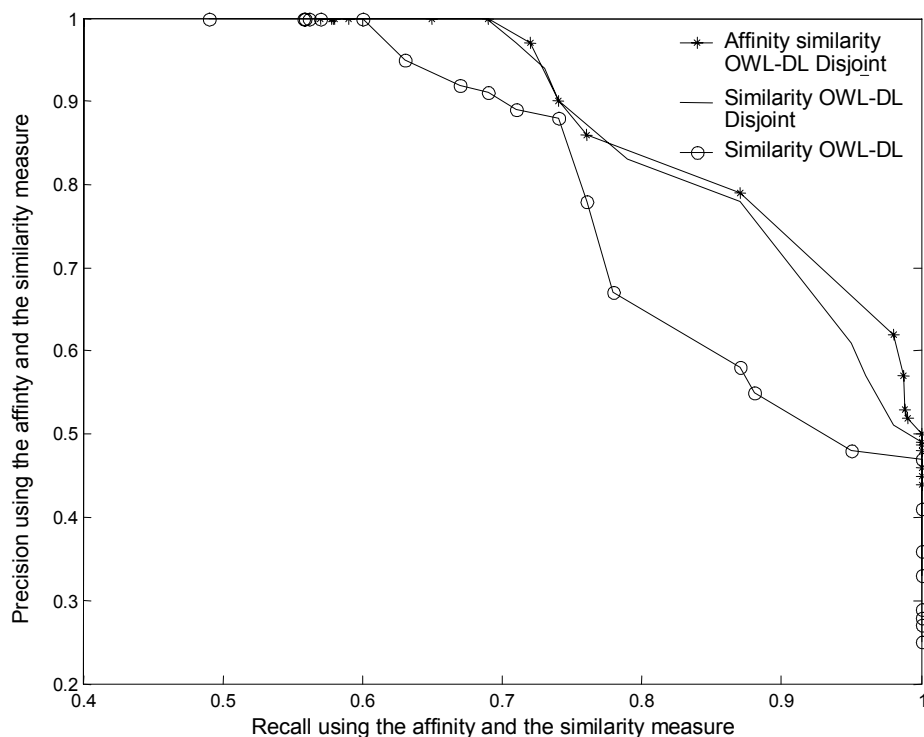
Σχήμα 4.11: Η τιμή της μετρικής F χρησιμοποιώντας τα σχήματα αναπαράστασης RDF(S) και RDF.

Το Σχήμα 4.11 απεικονίζει την τιμή της μετρικής F χρησιμοποιώντας τα δύο σχήματα αναπαράστασης RDF(S) και RDF. Πασιφανώς, η εκφραστικότητα του πρώτου σχήματος επιδεικνύει πιο ακριβή αποτελέσματα βάσει της ταξινόμησης ως προς τις πιο συναφείς καταστάσεις.

Το Σχήμα 4.12 απεικονίζει τις μετρικές P και F βάσει της OWL-DL αναπαράστασης και χρήση του disjoint αξιώματος. Συνεπώς, όσο περισσότερη σημασιολογία υποστηρίζεται τόσο περισσότερο ακριβή είναι τα αποτελέσματα εφόσον οι σχέσεις γενίκευσης και το disjoint αξίωμα λαμβάνονται υπ' όψιν.



Σχήμα 4.12: Μετρικές P και F βάσει της OWL-DL αναπαράστασης και χρήση του disjoint αξιώματος.



Σχήμα 4.13: Η μετρική P σε σχέση με την μετρική R για OWL-DL αναπαράσταση βάσει της ισχυριζόμενης ομοιότητας και της μετρικής συνέφειας.

Το Σχήμα 4.13 απεικονίζει την μετρική P σε σχέση με την μετρική R για OWL-DL αναπαράσταση βάσει της ισχυριζόμενης ομοιότητας και της μετρικής συνάφειας. Πασιφανώς, όταν η μετρική αναλογίας λαμβάνεται υπ' όψιν κατά τον συλλογισμό της πιο όμοια κατάστασης (μέσω της μετρικής συνάφειας) τότε τα αποτελέσματα είναι σαφώς πιο ακριβή και ικανοποιητικά.

4.7. Συμπεράσματα

Τα συμπεράσματα από τις τεχνικές υπολογισμού Σημασιολογικής Ομοιότητας και Αναλογίας οντολογικών εννοιών βάσει Περιγραφικής και Ασαφούς Λογικής είναι:

- Μια μετρική αναδρομικού υπολογισμού ομοιότητας σύνθετων οντολογικών εννοιών αναπαριστώντας πληροφορία πλαισίου.
- Έναν αλγόριθμο συλλογισμού σημασιολογικής ομοιότητας και αναλογίας βάσει περιορισμών Περιγραφικής Λογικής και σχέσεων συμβατότητας και αμοιβαίου αποκλεισμού.
- Μια μηχανή ασαφούς συμπερασμού σημασιολογικής ομοιότητας

Τα θέματα που αναλύθηκαν στο κεφάλαιο αυτό αναφέρονται στις δημοσιεύσεις: [118], [119], [120], [121], [122], [123], [124].

5 ΣΥΣΤΗΜΑ ΕΠΙΓΝΩΣΗΣ ΠΛΑΙΣΙΟΥ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗΣ

5.1. Εισαγωγή

Η Επίγνωση Πλαισίου (context awareness) αφορά στη δυνατότητα αντίληψης του πλαισίου και στην κατανόησή της έννοιάς του. Η εφαρμογή που διαθέτει Επίγνωση Κατάστασης (situation awareness) είναι μια νέα κατηγορία εφαρμογής επίγνωσης πλαισίου που εκμεταλλευόμενη την αντίληψη της περιρρέουσας κατάστασης πλαισίου (situational context), έχει τη δυνατότητα να παρέχει στο χρήστη τις απαιτούμενες πληροφορίες για τη λήψη αποφάσεων με διάχυτο τρόπο. Επιπλέον, η εφαρμογή αυτή υιοθετεί την δυνατότητα προσαρμογής στη τρέχουσα κατάσταση και πιθανόν στις μελλοντικές καταστάσεις, ώστε να λειτουργεί με τρόπο εξαρτώμενο τόσο από την κατάσταση του χρήστη όσο και από τις παλαιότερες αντιδράσεις του χρήστη.

Το πλαίσιο μοντελοποιείται ως «πλαίσιο κατάστασης» (situational context), δηλαδή κάθε χρονική στιγμή, ο χρήστης χαρακτηρίζεται από την κατάσταση (ή τις καταστάσεις) στις οποίες μπορεί να βρίσκεται. Το πλαίσιο κατάστασης προκύπτει από τη σύνθεση του πλαισίου δραστηριότητας του χρήστη (π.χ., ενέργειες και συμπεριφορές του χρήστη) και του χωρικού πλαισίου όπου ο χρήστης κείται. Το πλαίσιο κατάστασης αποτελεί μια προτεινόμενη προσέγγιση μοντελοποίησης του πλαισίου του χρήστη με σκοπό το συμπερασμό γνώσης και προσαρμογής στις καταστάσεις στις οποίες βρίσκεται.

Προκειμένου να εξαχθεί η τρέχουσα κατάσταση του χρήστη, επιβάλλεται ένας μηχανισμός ταξινόμησης της παρατηρούμενης κατάστασης του χρήστη σε μια βάση γνώσης. Με τον τρόπο αυτό, η αναγνώριση της κατάστασης του χρήστη και η προσαρμοστικότητα στις αλλαγές των καταστάσεων οδηγεί και στην έννοια της επίγνωσης καταστάσεων, που είναι και ο κύριος στόχος του κεφαλαίου αυτού.

5.2. Πρόβλημα Ταξινόμησης Κατάστασης

Το πρόβλημα ταξινόμησης μιας παρατηρούμενης και μη ταξινομημένης κατάστασης q ενός χρήστη ορίζεται ως εξής [34]:

«Δοσμένης μιας περιγραφής $d(q)$ της κατάστασης q και έναν χώρο λύσεων \mathcal{O} που περιέχει προ-καθορισμένες καταστάσεις (κλάσεις), το υποσύνολο λύσεων $W \subset \mathcal{O}$ στο πρόβλημα ταξινόμησης κατάστασης είναι:

$$W = \{o \in \mathcal{O} \mid d(q) \rightarrow d(o)\}$$

Δηλαδή, το σύνολο εκείνων των καταστάσεων o όπου η περιγραφή της κατάστασης q υπονοεί την περιγραφή των καταστάσεων o ».

Η περιγραφή $d(q)$ μιας κατάστασης καθορίζεται από τον τρόπο αναπαράστασής της και η ποσοτικοποίηση της συνεπαγωγής $d(q) \rightarrow d(o)$ ορίζει τον βαθμό ταξινόμησης της κατάστασης q σε κάποια κατάσταση o από τον χώρο λύσης \mathcal{O} .

Συγκεκριμένα, κάθε παραγόμενη λύση –κατάσταση– $o \in \mathcal{W}$ σχετίζεται με μια «μετρική αβεβαιότητας» (belief measure), $\mu_q(o) \in [0, 1]$, συναρτήσει την παρατηρούμενης κατάστασης q . Η μετρική αυτή υποδηλώνει την ποσοτικοποίηση της συνεπαγωγής $d(q) \rightarrow d(o)$, οπότε, το σύνολο \mathcal{W} είναι το *support* σύνολο του χώρου λύσης \mathcal{O} , δηλαδή, $\mathcal{W} = \{o \in \mathcal{O} \mid \mu_q(o) > 0\}$ (ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 11.1). Συνεπώς, όσο πιο ακριβής πληροφορία παρέχεται για την περιγραφή της κατάστασης q , δηλαδή $\mu_q(o) \rightarrow 1$, τόσο πιο βέβαιη και ακριβής είναι η ταξινόμηση της κατάστασής του q ως μία, ή και περισσότερες, κατάσταση από τον χώρο λύσης \mathcal{O} .

Οι καταστάσεις $o \in \mathcal{W}$ έχουν μη μηδενικό βαθμό συγγένειας με την παρατηρούμενη κατάσταση q υποδηλώνοντας ότι η λογική περιγραφή της q συμπεραίνει την λογική περιγραφή της $o \in \mathcal{W}$. Οπότε καλούμαστε:

- να ορίσουμε έναν μηχανισμό περιγραφής κατάστασης $d(q)$ που να υποστηρίζει τον συμπερασμό $d(q) \rightarrow d(o)$, και,
- να ορίσουμε την ποσοτικοποίηση της συνεπαγωγής $d(q) \rightarrow d(o)$, δηλαδή το κατά πόσο ισχύει το λογικό επακόλουθο $d(o)$ δεδομένου ότι μπορούμε να έχουμε μια εκτίμηση για το $d(q)$.

Επίσης, πρέπει να ληφθεί υπ' όψιν ότι ο μη μηδενικός βαθμός συγγένειας της $o \in \mathcal{W}$ είναι πραγματικός αριθμός στο διάστημα $[0, 1]$ που υποδηλώνει τη γενίκευση της λογικής μεταβλητής $\mu_q(o) \in \{0, 1\}$.

Σύμφωνα με τον γενικευμένο κανόνα συμπερασμού *modus ponens*, εάν $d^*(q)$ είναι μια εκτίμηση της περιγραφή της παρατηρούμενης κατάστασης q και $d(q)$, $d(o)$ είναι οι ρεαλιστικές περιγραφές καταστάσεων, τότε, η κατάσταση q μπορεί να ταξινομηθεί ως o όταν συνεπάγεται η $d^*(o)$ με κάποια μη μηδενικό βαθμό βεβαιότητας, έτσι ώστε:

$$(d(q) \rightarrow d(o) \wedge d^*(q)) \rightarrow d^*(o)$$

Για παράδειγμα, βάσει μιας οντολογικής αναπαράστασης καταστάσεων μέσω Description Logic, η περιγραφή μιας κατάστασης του χρήστη αναπαρίσταται ως μια έννοια (concept) από ένα σύνολο συσχετιζόμενων concepts μέσα σε μια οντολογία καταστάσεων \mathcal{O} . Οπότε, η πιο σημασιολογικά όμοια (similar) κατάσταση $o^* \in \mathcal{O}$, δηλαδή αυτή με την μεγαλύτερη τιμή belief measure με την παρατηρούμενη κατάσταση q , $o^* = \operatorname{argmax}\{\mu_q(o) \mid o \in \mathcal{W}\}$, μπορεί προσεγγιστικά να αναφερθεί ως η πιο καλά εκτιμώμενη κατάσταση του χρήστη σε κάποια δεδομένη χρονική στιγμή.

5.3. Κανόνες Ταξινόμησης Κατάστασης

Οι Εφαρμογές Επίγνωσης Κατάστασης – ΕΕΚ αποτελούν μια νέα κλάση Εφαρμογών Επίγνωσης Πλαισίου – ΕΕΠ που είναι ικανές να *κατανοήσουν* και να *προσαρμοστούν* στις καταστάσεις του χρήστη. Μια ΕΕΚ διαχειρίζεται την πληροφορία πλαισίου, που περιγράφει την κατάσταση του χρήστη, με στόχο να παρέχει στον χρήστη την κατάλληλη πληροφορία που αιτεί καθώς επίσης και να προβεί στη εκτέλεση καθορισμένων ενεργειών (*task*) με έναν διεισδυτικό τρόπο.

Διακρίνονται δύο τύποι κανόνων οι οποίοι υιοθετούνται από μια ΕΕΚ για τον προσδιορισμό, ταξινόμηση και συλλογισμό καταστάσεων:

- Κανόνας Προσδιορισμού Κατάστασης (situation determination rule): ο κανόνας αυτός προσδιορίζει τον τρόπο που αναπαρίσταται και ταξινομείται η κατάσταση του χρήστη ως ένα *concept* σε μια *οντολογία καταστάσεων* \mathcal{O} , και,
- Κανόνας Προσδιορισμού Ενέργειας (action determination rule): ο κανόνας αυτός προσδιορίζει την κατάλληλη προδιαγραμμένη *ενέργεια* (*task*) που πρέπει να εκτελεστεί από την ΕΕΚ με βάση την τρέχουσα κατάσταση του χρήστη καθώς επίσης και τον τρόπο εκτέλεσής της με έναν διεισδυτικό τρόπο.

Ο πρώτος τύπος των κανόνων, αναφέρεται στην *ταξινόμηση / συμπερασμό* (*classification*) της τρέχουσας κατάστασης του χρήστη σε κλάσεις *συμβατών* προδιαγραμμένων καταστάσεων στο σύστημα. Συγκεκριμένα, οι κανόνες του τύπου αυτού συνδυάζουν πληροφορία πλαισίου του χρήστη από διάφορες πηγές πληροφορίας (π.χ., τρέχουσα θέση, χρόνος, πληροφορία για το κινητό τερματικό) και αναπαρίστανται από τον συζευκτικό σύνδεσμο:

$$d(o) = \bigwedge_{k=1}^{N_o} \text{context}(x_k, \text{user}) \rightarrow \text{involved}(\text{user}, o)$$

όπου x_k είναι η k -οστή συνιστώσα του context του χρήστη που απαιτείται να αναπαραστήσει την κατάσταση του $o \in \mathcal{O}$, $k = 1, \dots, N_o$. Το κατηγορημα context είναι η λογική περιγραφή $d(o)$ της κατάστασης o , ενώ το κατηγορημα involved είναι ένας ισχυρισμός (*assertion*) στο \mathcal{W} .

Λόγω ότι $\mu_q(o) \in [0, 1]$, δεν απαιτείται όλες οι συνθήκες στο *antecedent* μέρος του κανόνα να ικανοποιούνται, δηλαδή να αληθεύουν, ώστε το *consequent* μέρος του κανόνα να αληθεύει εξίσου. Αντιθέτως, η μερική απόδειξη αλήθειας ενός υποσυνόλου των κατηγορημάτων του antecedent μέρος του κανόνα μπορεί να καταστεί ικανή για την απόληξη ότι η τρέχουσα κατάσταση του χρήστη q εκτιμάται ως o , που σημαίνει ότι η q προσεγγιστικά ταξινομείται ως o . Οπότε, όσο περισσότερη πληροφορία μπορεί να διαχειριστεί μια ΕΕΚ, τόσο περισσότερό ακριβής και βέβαιη είναι η ταξινόμηση της q ως o ή ότι η q δεν δύναται να ταξινομηθεί ως o .

Ο δεύτερος τύπος των κανόνων συσχετίζει την κατάσταση $o \in \mathcal{O}$ με ένα σύνολο ενεργειών (*tasks*) $a \in \mathcal{A}$ που εκτελούνται με βάση την τρέχουσα κατάσταση του χρήστη με ένα διεισδυτικό τρόπο. Ο χρήστης προσδιορίζει πιο *task* a θα εκτελεστεί σε ποια κατάστασή (π.χ., χαμήλωσε τον ήχο του κινητού τερματικού όταν εισέρχομαι στο Θέατρο, ενημέρωσέ με για την κίνηση στους δρόμους πριν φύγω από το σπίτι). Η εκτέλεση ενός *task* μπορεί να καθοριστεί με τον κανόνα:

$$\text{involved}(\text{user}, o) \wedge \text{specifies}(\text{user}, o, a) \rightarrow \text{do}(\text{execute}(a, \text{option}), o)$$

Εάν η κατάσταση του χρήστη έχει ταξινομηθεί ως o (βλέπε κατηγορημα involved) και είναι προδιαγραμμένο στις προτιμήσεις του χρήστη να ενεργοποιηθεί το a , (βλέπε κατηγορημα specifies) τότε η ΕΕΚ προβαίνει στην *πιθανή / εφικτή* εκτέλεση του a (βλέπε κατηγορημα execute).

Η εφικτή εκτέλεση του a καθορίζεται από την βεβαιότητα της ΕΕΚ να ταξινομήσει την κατάσταση q ως o . Αυτό σημαίνει ότι, η ΕΕΚ αποφασίζει να εκτελέσει το a με βάση την επιλογή *option* για το συγκεκριμένο a . Η επιλογή *option* υποδηλώνει τον τρόπο εκτέλεσης του a βάσει της βεβαιότητας ταξινόμησης της κατάστασης q ως o . Επίσης, η τιμή της belief measure για την εκτιμώμενη κατάσταση q καθορίζει την τιμή της επιλογής *option*.

Παράδειγμα 5.1: Υποθέστε ότι η Alice συμμετέχει σε μία πολύ σημαντική συνάντηση που απαρτίζεται μόνο από βασικά στελέχη και διευθυντές της εταιρείας της. Η Alice δεν πρέπει να διακόπτεται / ενοχλείται κατά την διάρκεια της συνάντησης με την λήψη e-

mails (ή κλήσεων) που δεν είναι σχετικά με την συνάντηση αυτή. Αντιθέτως, μόνο e-mails με πολύ σημαντική πληροφορία πρέπει να προωθούνται. Υποθέτουμε ότι στην ηλεκτρονική ατζέντα της Alice, οι ηλεκτρονικές διευθύνσεις των πολύ σημαντικών αποστολέων έχουν δηλωθεί με το σύμβολο '+', π.χ., διευθυντές της εταιρείας, ενώ οι ηλεκτρονικές διευθύνσεις των υπολοίπων αποστολέων έχουν δηλωθεί με το σύμβολο '-', π.χ., φίλοι της Alice. Όσα e-mails στέλνονται από τους '+'-αποστολείς προωθούνται στο PDA της Alice κατά την διάρκεια της συνάντησης. Συγκεκριμένα, όταν η ΕΕΚ συμπεράνει ότι η εκτιμώμενη κατάσταση o της τρέχουσας κατάστασης q της Alice είναι: $o = \textit{attendance of a formal meeting}$ (συμμετοχή σε μια πολύ σημαντική συνάντηση), τότε ενεργοποιεί τον κανόνα προσδιορισμού ενέργειας με το σχετικό *task*, $a = \textit{forward significant e-mail}$ ('προώθησε το σημαντικό e-mail'). Όταν η ΕΕΚ δεν είναι βέβαιη για τον συμπερασμό της κατάστασης της Alice, τότε η ΕΕΚ μπορεί να ενεργήσει είτε προβαίνοντας στην ειδοποίηση της Alice για περαιτέρω εξουσιοδότηση για την εκτέλεση του σχετικού *task*, είτε αφήνοντας κάθε ενέργεια (ούτε ειδοποίηση της Alice, ούτε και εκτέλεση του *task*). Τέλος, όταν η ΕΕΚ είναι απολύτως βέβαιη ότι η κατάσταση της Alice δεν είναι η εκτιμώμενη κατάσταση o τότε δεν προβαίνει σε καμία ενέργεια.

Τρεις τιμές ορίζονται για την τιμή της option: 'take no action', 'notify', και 'take action'. Η πρώτη τιμή υποδηλώνει ότι το σύστημα είναι βέβαιο ότι δεν μπορεί να ταξινομήσει την τρέχουσα κατάσταση της Alice, q , σε κάποια προκαθορισμένη κατάσταση στην $o \in \mathcal{O}$, οπότε δεν προβαίνει σε καμία ενέργεια. Αυτό δεν υπονοεί ότι το σύστημα δεν είναι βέβαιο για την ταξινόμηση του q . Αντιθέτως, γνωρίζει ότι δεν υπάρχει *αντιπροσωπευτική* κατάσταση $o \in \mathcal{O}$ που να προσδιορίζει κατά έναν επιθυμητό βαθμό την κατάσταση q .

Η δεύτερη τιμή υποδηλώνει ότι είτε δεν υπάρχει κάποιος κανόνας προσδιορισμού ενέργειας είτε ότι το σύστημα (ΕΕΚ) δεν είναι επαρκώς βέβαιο για την κατάσταση του χρήστη, οπότε το σύστημα ειδοποιεί τον χρήστη. Η ειδοποίηση μπορεί να επιτευχθεί μέσω κάποιου μηνύματος. Η τρίτη τιμή υποδηλώνει ότι το σύστημα είναι βέβαιο για την κατάσταση του χρήστη και μπορεί να εκτελέσει το καθορισμένο *task* χωρίς την παρέμβαση του χρήστη, οπότε μπορεί να δράσει διεισδυτικά.

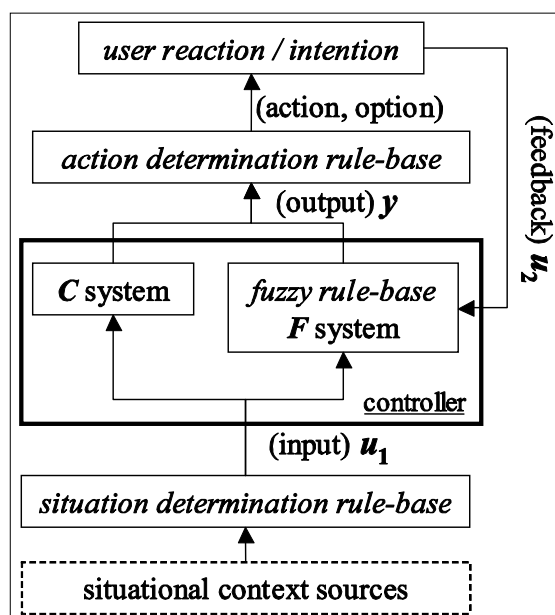
Πράγματι, εάν ορίσουμε τα κατηγορήματα φ , ψ , και, ω , για τις επιλογές 'take no action', 'notify', και 'take action', αντίστοιχα, τότε, για να μην προβεί η ΕΕΚ σε καμία ενέργεια, δηλαδή $\varphi \rightarrow \text{TRUE}$, πρέπει να αληθεύει ταυτόχρονα το $\neg\psi \wedge \neg\omega \rightarrow \varphi$ και όχι το $(\neg\omega \rightarrow \varphi) \vee (\neg\psi \rightarrow \varphi)$.

Ο βασικός στόχος μιας ΕΕΚ είναι να επεξεργαστεί την πληροφορία πλαισίου για να αποφανθεί για την τρέχουσα κατάσταση του χρήστη και να προσαρμοστεί στις μελλοντικές αντιδράσεις του χρήστη βασισμένη στις παρελθούσες του αντιδράσεις με όσο το δυνατό λιγότερη επέμβαση και παρενόχληση του χρήστη.

5.4. Αρχιτεκτονική Ταξινόμησης Κατάστασης

Η διαδικασία «ταξινόμησης καταστάσεων» (situation classification) συντελεί στον συμπερασμό εκείνων των καταστάσεων στων οποίων ο χρήστης εμπλέκεται / εμπυθίζεται καθώς επίσης και αναφέρεται στο «βαθμό εμπύθισης» (situational involvement) του χρήστη σε κάθε μία από τις καταστάσεις αυτές, δηλαδή τη τιμή belief measure.

Η διαδικασία ταξινόμησης της κατάστασης q σε ένα σύνολο καταστάσεων $o \in O$ πρέπει να λαμβάνει υπ' όψιν τον βαθμό εμπύθισης του χρήστη στην o καθώς επίσης και τις παρελθούσες του αντιδράσεις στις ενέργειες / αποφάσεις του συστήματος. Η διαδικασία αυτή υιοθετεί την Ασαφή Λογική όχι μόνο για να αντιμετωπίσει την αναπαράσταση ασαφούς, ανακριβούς και ελλιπούς γνώσης για το πλαίσιο του χρήστη αλλά και για να μάθει να προσαρμόζεται στο τρέχον πλαίσιο και μελλοντικές αντιδράσεις του χρήστη. Ο βαθμός εμπύθισης, u_1 , αποτελεί την κύρια είσοδο στο σύστημα, ώστε να αποφασίσει ποιες από τις τρεις επιλογές είναι οι κατάλληλες για την εκτέλεση του σχετικού task, όπως φαίνεται στο Σχήμα 5.1.



Σχήμα 5.1: Αρχιτεκτονική Ταξινόμησης Κατάστασης

Επιπρόσθετα, ορίζουμε τον «βαθμό διεισδυτικότητας συστήματος» (degree of pervasiveness) u_2 , ως μια μετρική που υποδηλώνει την ικανότητα του συστήματος να συμπεραίνει την κατάσταση του χρήστη και να λαμβάνει αποφάσεις με τον ελάχιστο αριθμό ειδοποιήσεων / ενοχλήσεων του χρήστη. Η μετρική αυτή, λαμβάνει υπ' όψιν τις παρελθούσες αντιδράσεις του χρήστη από την λειτουργία του συστήματος.

Με βάση των δύο μετρικών αυτών ορίζουμε δύο διαφορετικές εκδόσεις του προτεινόμενου συστήματος επίγνωσης καταστάσεων: το σύστημα C , όπου C δηλώνει *crisp reasoning*, και το σύστημα F , όπου F δηλώνει *fuzzy reasoning*. Το πρώτο σύστημα έχει επίγνωση μόνο της τρέχουσας κατάσταση του χρήστη, δηλαδή λαμβάνει αποφάσεις βασισμένο στον βαθμό εμπύθισης, u_1 , ενώ το δεύτερο σύστημα λαμβάνει αποφάσεις βασισμένο σε έναν καθολικό βαθμό εμπύθισης, y , που παράγεται από το u_1 και την ανάδραση του χρήστη από τις ενέργειες του συστήματος, όπως χαρακτηρίζονται από τον βαθμό διεισδυτικότητας u_2 , (βλέπε Σχήμα 5.1).

Το σύστημα F λειτουργεί ως ένας «ασαφής ελεγκτής» (fuzzy controller) που προσπαθεί να προσαρμόσει τον κατάλληλο βαθμό εμπύθισης u_1 με βάση την ανάδραση του χρήστη από το σύστημα u_2 για να παράγει μια ελεγχμένη (controlled) έξοδο y . Η έξοδος αυτή χαρακτηρίζει την προσαρμογή των αποφάσεων του συστήματος στις απαιτήσεις του χρήστη, δεδομένου ότι επιθυμείται να μεγιστοποιείται σε κάθε αντίδραση του χρήστη ο βαθμός διεισδυτικότητας u_2 .

Μπορούμε να φανταστούμε το σύστημα F ως ένας *Proportional Integral Derivative fuzzy controller* όπου η τιμή y (έξοδος) είναι η προσαρμοζόμενη τιμή u_1 (είσοδος) ελαχιστοποιώντας την μη διεισδυτικότητα του συστήματος (σφάλμα) ή μεγιστοποιώντας τον βαθμό u_2 (αναφορική είσοδος είναι η *maximum value* του u_2) μέσα από ένα σύνολο ασαφών κανόνων. Ο βαθμός u_2 μπορεί να απεικονιστεί ως τον ρυθμό με τον οποίο το σύστημα συμπεριφέρεται διεισδυτικά στις προτιμήσεις του χρήστη, και ο βαθμός u_1 ως την εκτίμηση ταξινόμησης της τρέχουσας κατάστασης του χρήστη. Δηλαδή, ο προτεινόμενος ασαφής ελεγκτής (fuzzy controller) προσπαθεί να μεγιστοποιεί τον βαθμό u_1 (υποδηλώνοντας βεβαιότητα στην ταξινόμηση), ώστε να μπορεί να λαμβάνει αυτόνομα αποφάσεις για την εκτέλεση ενός *task* λαμβάνοντας υπ' όψη τον μέγιστο ρυθμό u_2 που υποδηλώνει το ελάχιστο ρυθμό παρέμβασης του χρήστη στις αποφάσεις του συστήματος σε συγκεκριμένο βάθος χρόνου.

5.5. Αναπαράσταση Κατάστασης Πληροφορίας Πλαισίου

Σύμφωνα με την *οντολογική αναπαράσταση γνώσης*, η *κατάσταση πληροφορίας πλαισίου* ή *κατάσταση (situational context ή situation)*, μπορεί να αναπαρασταθεί ως μια

έννοια (*concept*) σε μια οντολογία καταστάσεων (*situation ontology*) O . Η οντολογία O συνίσταται από δομικά οντολογικά στοιχεία / συνιστώσες [35] (*modules*) $O_i, i = 1, \dots, m$.

Κάθε *module* αναπαριστάνει εκείνο το πολύ συγκεκριμένο πλαίσιο του χρήστη που μερικώς περιγράφει την κατάσταση του χρήστη. Συγκεκριμένα, κάθε O_i είναι μια συνιστώσα της O που παρέχει την ίδια λειτουργικότητα με την O όσον αφορά την αναπαράσταση και συμπερασμό γνώσης. Οπότε, κάθε O_i συμπεραίνει το συγκεκριμένο i -οστό πλαίσιο του χρήστη και η λογική σύνθεση των μερικών αληθών συμπερασμών αυτών, οδηγεί στον καθολικό συμπερασμό της κατάσταση του χρήστη, δηλαδή στην ταξινόμηση της κατάστασης του χρήστη ως ένα *concept* στην O .

Ένα στοιχείο O_i αποτελείται από:

- ένα σύνολο *concepts*, $C(O_i)$, γνωστό ως *Terminological box – Tbox*,
- ένα σύνολο *ιδιοτήτων (properties)*, $P(O_i)$,
- ένα σύνολο *στιγμιότυπων (individuals)*, $I(O_i)$, γνωστό ως *Assertional box–Tbox*,
- ένα σύνολο *ισχυρισμών (assertions)*, $A(O_i)$, που συσχετίζει στοιχεία από $C(O_i)$, $P(O_i)$ και $I(O_i)$.

Οι *ισχυρισμοί* μπορεί να είναι είτε *αξιώματα (axioms)* πάνω στις δηλώσεις *concept* και *properties* είτε *γεγονότα (fact)* που χαρακτηρίζουν την αληθοφάνεια των *individuals*.

Το αξίωμα εγκλεισμού ή εκλέπτυνσης (*subsumption axiom*), $c \sqsubseteq o$, υποδηλώνει ότι το *concept* c είναι μια *υπο-έννοια (sub-concept)* του *concept* o , ορίζοντας, έτσι, μια *ιεραρχία (hierarchy)* από *sub-concepts*. Αυτό σημαίνει ότι, το c αναπαριστάνει μια πιο *συγκεκριμένη* πληροφορία από ότι το o . Για παράδειγμα, εάν $c = \text{Formal Meeting}$ και $o = \text{Meeting}$, τότε το c είναι ένα είδος o αλλά η αντίστροφη *συνέπεια* δεν ισχύει πάντα.

Επίσης, $c(a) \in C(O_i)$ είναι ένα *fact* υποδηλώνοντας ότι το *individual* $a \in I(O_i)$ είναι ένα *individual* του *concept* c , π.χ., $\text{Meeting}(\text{alice-situation})$, εκφράζοντας ότι η Alice συμμετέχει σε μια συνάντηση, δηλαδή, η κατάσταση της Alice είναι *Meeting*.

Επίσης, $p(a, b) \in P(O_i)$ είναι ένα *fact* υποδηλώνοντας ότι η ιδιότητα p σχετίζει τα *individual* a και b , π.χ., $\text{locates}(\text{alice}, \text{office})$.

Ένα *concept* μπορεί είτε να περιγραφεί από το όνομά του ρητά, *atomic concept*, είτε από μια πεπλεγμένη έκφραση άλλων *concepts* συνδυάζοντας λογικούς τελεστές, *constructs*, και καθολικούς (*universal*) / υπαρξιακούς (*existential*) περιορισμούς. Η έκφραση ενός *concept* επιτυγχάνεται με τη σύνταξη της *Description Logic (DL)*.

Μια λειτουργία του *μηχανισμού συλλογισμού (reasoner)* της *DL* είναι ο έλεγχος του *subsumption axiom* μεταξύ *concepts*. Δηλαδή ο *reasoner* αποφαινεται εάν ένα *concept* c είναι *sub-concept* ενός άλλου o . Χρησιμοποιούμε την δήλωση $\mathcal{O}_i \models (c \sqsubseteq o)$ για να ορίσουμε ότι ισχύει / αληθεύει η σχέση $c \sqsubseteq o$. Αυτό σημαίνει ότι, μπορεί να συνάγεται από \mathcal{O}_i το συμπέρασμα ότι το c είναι και o .

Η ίδια δήλωση μπορεί να χρησιμοποιηθεί και για κάθε *ισχυρισμό*, π.χ., $\mathcal{O}_i \models (c(a))$: ότι το *individual* a είναι στιγμιότυπο του c , δηλαδή ότι το *individual* a έχει ταξινομηθεί στην κλάση c . Έστω το στιγμιότυπο q^* της τρέχουσας κατάστασης του χρήστη q , δηλαδή, $\mathcal{O} \models (q(q^*))$, τότε θέλουμε τουλάχιστον να ανακτήσουμε εκείνες τις καταστάσεις στο $o \in \mathcal{O}$, όπου ισχύει ότι $\mathcal{O} \models (o(q^*))$. Για τον λόγο αυτό απαιτείται κάθε \mathcal{O}_i να έχει την ικανότητα να συμπεραίνει και να ταξινομεί την τρέχουσα συνιστώσα του *context* (π.χ., θέση της Alice) σε προκαθορισμένες κλάσεις συνιστωσών του *context* (π.χ., η θέση της Alice είναι το γραφείο συνάντησης).

Η πολυπλοκότητα του ελέγχου του *subsumption axiom* του *reasoner* αυξάνει όσο αυξάνει το μέγεθος της οντολογίας καταστάσεων, δηλαδή ο αριθμός των πολύπλοκων εκφράσεων που αναπαριστούν γνώση και ο αριθμός των στιγμιότυπων. Καθώς μπορεί να οργανωθεί μια μεγάλη οντολογία σε *modules* που το κάθε *module* εστιάζει την ταξινόμηση των στιγμιότυπων του *τοπικά*, τότε η οντολογία μπορεί να διασπαστεί σε *modules* που κάθε ένα περιγράφει το πλαίσιο για την κατάσταση του χρήστη. Υιοθετώντας την τεχνική της *τμηματοποίησης (modularization)* [35] μιας οντολογίας, η κατάσταση του χρήστη $o \in \mathcal{O}$ αναπαρίσταται ως ένα πεπλεγμένο ισοδύναμο *concept* σε μια διασπασμένη από *modules* οντολογία \mathcal{O} . Συγκεκριμένα, το o είτε αποτελείται από συζευκτικούς συνδέσμους N_o πεπλεγμένων *concepts* $o_{ij} \in \mathcal{O}_i$ είτε είναι ένα *sub-concept* από μια κατάσταση $o' \in \mathcal{O} \mid o' \sqsubseteq \top$ (\top είναι το *universal concept* στην \mathcal{O}).

Τα $o_{ij} \in \mathcal{O}_i$ δημιουργούνται από διάφορα *modules* \mathcal{O}_i εκφρασμένα επίσης σε *DL*, οπότε και η κατάσταση $o \in \mathcal{O}$ παρουσιάζεται ως ένα *concept* $o \in C(\mathcal{O})$ με το αντίστοιχο *individual* $o^* \in I(\mathcal{O})$. Έτσι η κατάσταση o ορίζεται σύμφωνα με τον παρακάτω συντακτικό κανόνα σε *DL*:

$$o \rightarrow \prod_{j=1}^{N_o} (o_{ij}) \mid \sqsubseteq o' \mid \top$$

όπου το o_{ij} μπορεί να είναι ένα *atomic concept* ή ένα πεπλεγμένο *concept* σύμφωνα με τον συντακτικό κανόνα σε *DL*:

$$o_{ij} \rightarrow c \mid \top \mid \neg c \mid \forall p. o_{ij} \mid \exists p. \top \mid o_{ij} \sqcap c$$

Επίσης, ισχύει η ισοδυναμία: $o_{ij} \sqcup c \equiv \neg(\neg o_{ij} \sqcap \neg c)$.

5.5.1 Συνιστώσες Οντολογίας Καταστάσεων

Οι συνιστώσες οντολογίες *modules* που περιγράφουν το *situational context* ενός χρήστη αναφέρονται στο *time*, *space*, *profile* και *artifact context*. Επίσης, υπάρχουν διάφορες σχέσεις -εξαρτήσεις- μεταξύ των διαφόρων *modules*. Για παράδειγμα, η θέση του χρήστη είναι και θέση του κινητού του τερματικού, εάν ο χρήστης *A* συμμετέχει σε μια συνάντηση και βρίσκεται κοντά στον χρήστη *B* τότε ο δεύτερος χρήστης βρίσκεται στην ίδια συνάντηση.

Τα *modules* που υιοθετούνται για την περιγραφή της κατάστασης του χρήστη είναι αναλυτικότερα:

- *time module*: αναφέρεται στην *σχετική ώρα* του χρήστη, π.χ., ώρα συνάντησης, ώρα εργασίας, και στην *απόλυτη ώρα*, π.χ., ημερομηνία, μεσημέρι,
- *space module*: αναφέρεται στη πληροφορία χωρικής θέσης του χρήστη (π.χ., η *Alice* βρίσκεται στο γραφείο συνάντησης), αριθμός ατόμων σε έναν χώρο (π.χ., η *Alice* είναι μόνη της στο γραφείο της), δραστηριότητα σε χώρο (π.χ., γραφείο συνάντησης, γραφείο εργασίας, χώρος αναψυχής, εξωτερικοί χώροι), κοινωνικοί ρόλοι των ατόμων που βρίσκονται στον ίδιο χώρο με τον χρήστη (π.χ., συνάδελφοι, φίλοι), καθώς επίσης και σε *μέρεολογικές σχέσεις part-of* μεταξύ *concept* χώρου (π.χ., το γραφείο της *Alice* είναι μέρος του κτηρίου της εταιρείας, οπότε εάν η *Alice* βρίσκεται στο γραφείο της τότε θα βρίσκεται και μέσα στον χώρο της εταιρείας),
- *artifact module*: ο τύπος της ενεργής εφαρμογής στο κινητό τερματικό (π.χ., ηλεκτρονική ατζέντα, πρόγραμμα παρουσίασης διαφανειών), η κατάσταση της εφαρμογής (π.χ., κατέβασμα αρχείων), τα χαρακτηριστικά του κινητού τερματικού (π.χ., ικανότητα υποστήριξης πολυμέσων), και,
- *profile module*: κοινωνικοί ρόλοι του χρήστη (π.χ., διευθυντής, φοιτητής), καθορισμένες συναντήσεις και σημειώσεις / υποχρεώσεις στην ηλεκτρονική ατζέντα (π.χ., προκαθορισμένη συνάντηση), και προτιμήσεις / κανόνες του χρήστη τόσο για την

παρουσίαση δεδομένων όσο και για την αυτόματη εκτέλεση συγκεκριμένων *tasks* από το σύστημα.

Προφανώς, περισσότερα *modules* μπορούν να ορισθούν ώστε η αναπαράσταση της κατάστασης του χρήστη να είναι περισσότερο καλά ορισμένη.

5.5.2 Σχέσης Συμβατότητας Καταστάσεων

Για την διαδικασία της ταξινόμησης της τρέχουσας κατάστασης του χρήστη, πρέπει να ληφθεί υπ' όψιν όχι μόνο η σημασιολογική σχέση του *εγκλεισμού* (*subsumption*) μεταξύ δύο καταστάσεων $o_k, o_m \in \mathcal{O}$ αλλά και η σχέση *συμβατότητας* (*compatible*) μεταξύ τους. Συγκεκριμένα, το property $\text{compatible}(o_k, o_m)$ μεταξύ των δύο εκτιμώμενων καταστάσεων o_k, o_m του χρήστη είναι ένας ισχυρισμός στην \mathcal{O} όταν, και μόνον όταν, ισχύει ότι $\mathcal{O} \models o_k$ και $\mathcal{O} \models o_m$ στα χρονικά διαστήματα t_k και t_m , αντίστοιχα, δηλαδή:

$$\text{overlap}(t_k, t_m) \rightarrow \text{compatible}(o_k, o_m)$$

Ο ισχυρισμός του *property* $\text{overlap}(t_k, t_m)$ υποδηλώνει ότι οι εκτιμώμενες καταστάσεις o_k, o_m του χρήστη αληθεύουν (παρατηρούνται) σε επικαλυπτόμενα, τουλάχιστον, χρονικά διαστήματα. Αυτό σημαίνει ότι:

- η τρέχουσα κατάσταση του χρήστη q ταξινομείται σε τουλάχιστον δύο συμβατές καταστάσεις o_k, o_m ή ότι,
- εάν η κατάσταση q έχει ταξινομηθεί ως o_k και υπάρχει η γνώση ότι η o_k είναι συμβατή με την o_m και αληθεύει για το συγκεκριμένο χρονικό διάστημα ότι $\mathcal{O} \models (\text{compatible}(o_k, o_m))$, τότε συμπεραίνεται ότι η κατάσταση q δύναται να ταξινομηθεί και ως o_m .

Για παράδειγμα, η κατάσταση *Meeting* δεν είναι συμβατή με την κατάσταση *Driving* για κάποιο χρονικό διάστημα παρατήρησης, ενώ οι καταστάσεις *Walking* και *Talking* είναι συμβατές.

Αξίζει να σημειωθεί ότι όποιες καταστάσεις εξαρτώνται μέσω της σχέσης *subsumption* τότε είναι και *compatible*, για όλα τα χρονικά διαστήματα t , αλλά το αντίθετο δεν ισχύει πάντα, δηλαδή:

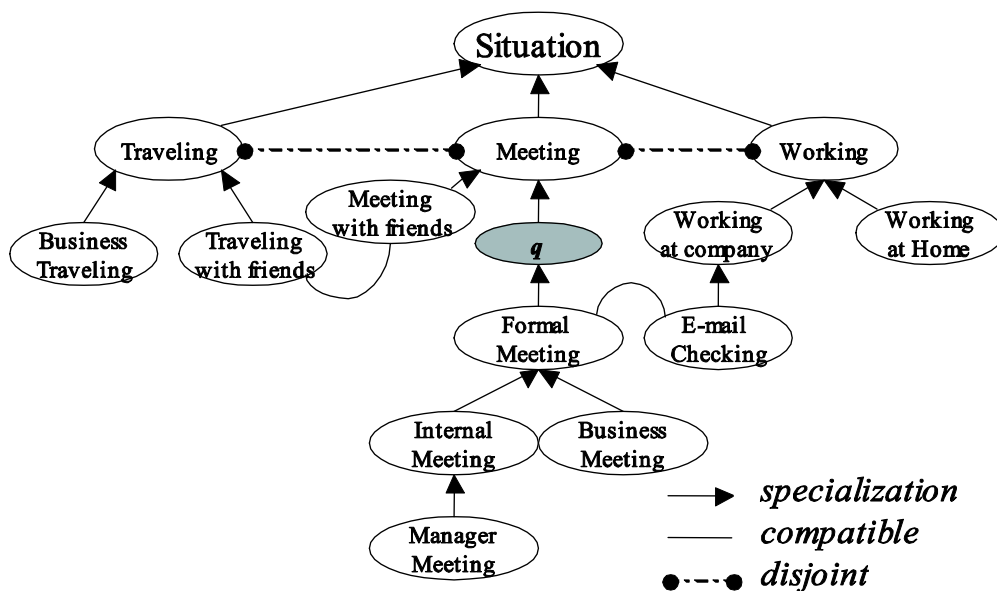
$$o_k \sqsubseteq o_m \rightarrow \text{compatible}(o_k, o_m), \forall t$$

Προκειμένου να ταξινομηθεί μια άγνωστη κατάσταση q ως μια προκαθορισμένη κατάσταση $o \in \mathcal{O}$ τότε όλες οι N_o συνιστώσες o_{ij} της o πρέπει να αληθεύουν για όλα τα

modules, δηλαδή: $O_i \models o_{ij}, j = 1, \dots, |O_i|, i = 1, \dots, N_o$. Παρόλα αυτά, δεν απαιτείται να ισχύουν όλοι οι ισχυρισμοί για όλες τις συνιστώσες, αλλά μπορεί ένα υποσύνολο από αυτές και, συνεπώς, αυτό συντελεί στην εκτίμηση της q ως o . Δηλαδή, εάν αληθεύουν μόνο οι συνιστώσες o_{ij} από το υποσύνολο $\{O_i\}, i = 1, \dots, m < N_o$, τότε, είναι δυνατόν, η κατάσταση q να ταξινομηθεί ως μια λιγότερο *specific* κατάσταση o' από ότι η κατάσταση $o, o \sqsubseteq o'$, αφού η o' δεν περιγράφει τόσο *context* όσο η o .

Λόγω της ελλιπούς και ανακριβούς, τις περισσότερες φορές, πληροφορίας πλαισίου, ο *reasoner* μπορεί να ταξινομήσει την q σε μία *κοντινή* κατάσταση o προσδίδοντας έναν βαθμό συγγένειας / *ομοιότητας (similarity)* της q στην o . Η τιμή της ομοιότητας αυτής εξαρτάται από το πόσο *κοντινές* είναι οι περιγραφές των αντιστοίχων συνιστωσών o_{ij} και q_{ij} .

Στο Σχήμα 5.2 απεικονίζεται η ταξινόμηση της q στην *πραγματική* ομοιότητα o και στην *κοντινή υπολογιζόμενη* κατάσταση o' . Η ελλιπής / ανακριβής πληροφορία πλαισίου καθορίζει την μερική αλήθεια των συνιστωσών O_i και κατ' επέκταση το επίπεδο εκλέπτυνσης της ταξινόμησης της q . Αυτό υποδηλώνει ότι, όσο σε λιγότερο βάθος ταξινομείται η q στην οντολογία O τόσο λιγότερη και ασαφή γνώση έχουμε για την κατάσταση αυτή. Η ταξινόμηση της q σε μεγαλύτερο βάθος μέσα στην οντολογία υποδηλώνει πολύ συγκεκριμένη γνώση για την q .



Σχήμα 5.2: Η ταξινόμηση της κατάστασης q στην οντολογία Καταστάσεων

5.6. Ομοιότητα καταστάσεων πληροφορίας πλαισίου

Η *ομοιότητα (similarity)* μεταξύ δύο *concepts* από το ίδιο *module* O_i ορίζεται μέσω της αντιστοίχησης:

$$sim : N_+ \times \mathbf{O}_i \times \mathbf{O}_i \rightarrow [0, 1]$$

όπου N_+ είναι το σύνολο των ακεραίων και $l \in N_+$ είναι το *επίπεδο δομικής πολυπλοκότητας* των *concepts* του *module*, όπως θα διευκρινισθεί αργότερα. Η τιμή $sim = 0$ υποδηλώνει ότι τα δύο *concepts* είναι απολύτως ανόμοια ενώ η τιμή $sim = 1$ υποδηλώνει ότι τα δύο *concepts* είναι ισοδύναμα.

Η ομοιότητα μεταξύ καταστάσεων είναι η αθροιστική ομοιότητα των επιμέρους συνιστωσών *concepts* από τα αντίστοιχα *module*. Αυτό υποδηλώνει δομική πολυπλοκότητα $l = 0$. Για παράδειγμα $locates(alice, meeting-room)$. Σε DL σύνταξη μπορούμε να γράψουμε για την τρέχουσα κατάσταση q της Alice ότι:

$$q \equiv Situation \sqcap \exists locates^{-1}. Meeting-Room,$$

δηλαδή η κατάσταση κάποιου που βρίσκεται σε ένα *meeting-room*. Επιπρόσθετα, τα *modules* μπορούν να ενθυλακώνουν άλλα *modules*, οπότε να περιγράφουν περισσότερο πολύπλοκη πληροφορία πλαισίου, υποδηλώνοντας δομική πολυπλοκότητα $l = 1$. Για παράδειγμα, $locates(alice, meeting-room)$ και $maintains(meeting-room, business-executives)$ υποδηλώνει ότι η Alice βρίσκεται σε ένα *meeting-room* μόνο με *business-executives*, όπου σε DL σύνταξη είναι:

$$q \equiv Situation \sqcap \exists locates^{-1}. (Meeting-Room \sqcap (\exists contains. Business-Executives \sqcap \forall contains. Business-Executives)).$$

Επίσης, τα ενθυλακωμένα *modules* μπορούν να ενθυλακώνουν και άλλα *modules* αυξάνοντας της δομική τους πολυπλοκότητα, κ.ο.κ.. Για παράδειγμα, η κατάσταση της Alice μπορεί να θεωρηθεί ότι είναι μια σημαντική συνάντηση (*Formal Meeting*) με υψηλά στελέχη της εταιρείας εφόσον επίσης ένα, τουλάχιστον, από τα στελέχη αυτά είναι ο διευθυντής της Alice, που σε DL θα μπορούσε να είναι η δήλωση:

$$q \equiv Situation \sqcap \exists locates^{-1}. (Meeting-Room \sqcap (\exists contains. (Business-Executives \sqcap (\exists hasManager^{-1}. \{alice\}) \sqcap \forall contains. Business-Executives)))$$

με δομική πολυπλοκότητα $l = 2$.

Συνεπώς, ομοιότητα μεταξύ καταστάσεων / συνιστωσών από *module* επιπέδου $l+1$ εξαρτάται από την ομοιότητά των καταστάσεων / συνιστωσών από *modules* επιπέδου l . Το κατά πόσο όμοια είναι δύο *concepts* καθορίζει την ποσότητα ομοιότητας εκείνων των *concepts* στα οποία ενθυλακώνονται.

Έστω η ομοιότητα $sim(l, q, o)$ μεταξύ δύο καταστάσεων περιγραμμένα από την υπο-οντολογία \mathcal{O} δομικής πολυπλοκότητας $l \geq 1$. Τότε, η ποσότητα ομοιότητας ορίζεται αναδρομικά ως εξής:

$$sim(l, q, o) = \frac{1}{m_{l-1}} \sum_{j=1}^{m_{l-1}} sim(l-1, q_j, o_j) \quad (5.1)$$

$m_{l-1} > 0$ είναι ο αριθμός των διαφορετικών *modules* που περιγράφουν την κατάσταση επιπέδου $l - 1$ και q_j, o_j είναι τα j -στα *concepts* από το *module* \mathcal{O}_j επιπέδου $l - 1$. Σύμφωνα με τις εξαρτήσεις ενθυλάκωσης των *modules* και του επιπέδου δομικής πολυπλοκότητας, η αναδρομική σχέση έχει την λύση:

$$sim(l, q, o) = \frac{1}{\Phi_l} \sum_{j=1}^{\Phi_l} sim(0, q_{j0}, o_{j0}) \quad (5.2)$$

όπου $\Phi_l = \prod_{i=1}^l m_i$, και $sim(0, q_{j0}, o_{j0})$ είναι η *βασική (ground)* ομοιότητα μεταξύ επιπέδου 0.

Αξίζει να σημειωθεί ότι, η ομοιότητα αναφέρεται στα στιγμιότυπα ισχυρισμού q^* και o^* των *concepts* q και o , αντίστοιχα, για κάθε *module*. Δηλαδή, η συνάρτηση ομοιότητας εφαρμόζεται στο DL-Abox ($I(\mathcal{O}_i)$).

Η μετρική $sim(\cdot, \cdot, \cdot)$ προτείνεται ως μια *γενικευμένη* μετρική ομοιότητας σε *concepts* που υποστηρίζουν ιεραρχικές και πολύπλοκες δομές (σημασιολογικοί γράφοι) και βασίζεται στην *ground* ομοιότητα των επιμέρους ενθυλακωμένων *concepts*. Εξάλλου, πολλές μετρικές *ground* ομοιότητας έχουν προταθεί [36], [37] [31] [38] [39]. Η μετρική ομοιότητας που προτείνεται, εφαρμόζεται σε DL *concepts* και βασίζεται στους συντελεστές της μεθόδου του Tversky [31]. Ο υπολογισμός της *ground* ομοιότητας αναφέρεται στο ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4, με τον οποίο, αναδρομικά, υπολογίζεται η ομοιότητα καταστάσεων καθορισμένης δομικής πολυπλοκότητας l .

5.7. Συλλογισμός βάσει Καταστάσεων

Στην παράγραφο αυτή περιγράφεται πως η ΕΕΚ προσδιορίζει εκείνες τις καταστάσεις από την \mathcal{O} που είναι οι πιο *συναφές (relevant)* με την μη ταξινομημένη κατάσταση του χρήστη q . Η οντολογία καταστάσεων \mathcal{O} είναι εμπλουτισμένη με σημασιολογία που σχετίζεται με το *disjoint* αξίωμα ($c_i \sqsubseteq \neg c_j$) και την σχέση *compatible*(c_i, c_j).

Συγκεκριμένα, η πιο *αφηρημένη (abstract)* κατάσταση $c_i \in \mathcal{O}_i : H_{c_i} = \{c_i\}$ της υπο-οντολογίας \mathcal{O}_i , περιγράφεί ένα πολύ συγκεκριμένο πεδίο ενδιαφέροντος

αναπαράστασης καταστάσεων στην O_i (π.χ., υπάγει καταστάσεις που σχετίζονται με την *abstract* κατάσταση *Meeting*, όπως, *Formal Meeting*, *Meeting with Friends*, *Meeting with the PhD Advisor*). Η *abstract* κατάσταση αυτή έχει ρητά τεθεί ως *disjoint* με τις υπόλοιπες *abstract* καταστάσεις από τα υπόλοιπα *module καταστάσεων* (*situational modules*) που περιγράφουν καταστάσεις άλλων πεδίων ενδιαφέροντος, π.χ., καταστάσεις *Working in Office*, *Dating*, *Traveling*, *Staying at Home*.

Το *disjoint* αξίωμα $c_i \sqsubseteq \neg c_j$ υποδηλώνει ότι από την κατάσταση c_i δεν μπορεί να συνεπάγεται η κατάσταση c_j και το αντίστροφο. Χρησιμοποιώντας το αξίωμα αυτό, ένα *situational module* μπορεί *αυτόνομα* να περιγράψει μια πολύ συγκεκριμένη κλάση καταστάσεων.

Ως κλάση καταστάσεων ορίζεται εκείνο το σύνολο καταστάσεων που δομούνται ιεραρχικά (μέσω μεταβατικών σχέσεων εκλέπτυνσης) και υπάγονται κάτω από μια ή και περισσότερες *abstract* καταστάσεις ενός συγκεκριμένου *situational module*. Αυτό δεν υποδηλώνει ότι ο χρήστης δεν μπορεί να βρίσκεται και σε περισσότερες από μία καταστάσεις, δηλαδή, η κατάσταση q μπορεί να ταξινομηθεί σε ένα σύνολο καταστάσεων από πολλά διαφορετικά *situational modules* αφού πολλαπλές *compatible* καταστάσεις μπορούν να περιγράψουν την τρέχουσα κατάσταση το χρήστη.

Συγκεκριμένα, καταστάσεις που ανήκουν σε διαφορετικά *situational modules* μπορεί να σχετίζονται μέσω της σχέσης $\text{compatible}(c_i, c_j)$ με $c_i \in O_i$ και $c_j \in O_j$ (O_i, O_j είναι υποοντολογίες της O). Για παράδειγμα, θεωρείστε ότι η κατάσταση του χρήστη είναι *meeting with friends* ενώ *traveling by train*. Η σχέση συμβατότητας μεταξύ *disjoint* καταστάσεων υποδηλώνει ότι ο χρήστης μπορεί να εμπλέκεται την ίδια χρονική στιγμή σε περισσότερες καταστάσεις όχι απαραίτητα από το ίδιο *situational module*. Πράγματι, μια συνάντηση με φίλους δεν υπονοεί και ταυτόχρονα ένα ταξίδι με τραίνο, καθώς επίσης, δεν ισχύει και το αντίθετο. Όμως, ταυτόχρονα, οι δύο αυτές καταστάσεις μπορούν να πραγματοποιηθούν. Επίσης, σημαντικό είναι να αναφερθεί ότι, για δύο *disjoint* καταστάσεις δεν υπονοείται όμως και μη συμβατότητα μεταξύ τους, δηλαδή δεν ισχύει πάντα ότι

$$((c_i \sqsubseteq \neg c_j) \rightarrow \neg \text{compatible}(c_i, c_j)) \rightarrow \text{FALSE}$$

Για παράδειγμα, η Alice μπορεί να εμπλέκεται στην κατάσταση $c_i = \text{Meeting}$ και στην κατάσταση $c_j = \text{Checking E-mails}$ ταυτόχρονα, ακόμη και αν $c_i \sqsubseteq \neg c_j$, αλλά η Alice δεν μπορεί ταυτόχρονα να εμπλέκεται και στην κατάσταση *Jogging* που είναι ταυτοχρόνως μη συμβατή με τις αναφερθείσες δύο καταστάσεις. Από την άλλη πλευρά, μη συμβατές

καταστάσεις δεν είναι και απαραίτητα *disjoint*. Για παράδειγμα, η κατάσταση *Meeting with a friend* και *Meeting with the manager* επάγονται από την *abstract* κατάσταση *Meeting*, αλλά είναι μη συμβατές. Οπότε, μια ΕΕΚ πρέπει να λάβει υπ' όψιν της την σημασιολογία των καταστάσεων ώστε να είναι ικανή να συμπεραίνει τις πιο *συναφές* (όμοιες και *συμβατές*) καταστάσεις κατά την ταξινόμηση της τρέχουσας κατάστασης του χρήστη.

5.7.1 Υπολογισμός Όμοιων Καταστάσεων

Στο Σχήμα 5.2 απεικονίζεται η ταξινομημένη κατάσταση q στο *module* $\mathbf{O}_M \subset \mathbf{O}$, που περιγράφει τις *Meeting* καταστάσεις, μετά από τον συμπερασμό του OWL-DL *reasoner* RACER. Ο *reasoner* ισχυρίζεται ότι η κατάσταση q υπάγεται μόνο στην κατάσταση *Meeting* και, έτσι, η *Alice* εμπλέκεται μόνο στην κατάσταση αυτή. Παρόλα αυτά, δεν αναφέρεται ο βαθμός εμπύθισης της *Alice* στην κατάσταση αυτή, επειδή ο *reasoner* αποφαινεται είτε ΑΛΗΘΗΣ ή ΨΕΥΔΗΣ. Η προτεινόμενη μηχανή συμπερασμού χρησιμοποιεί την ποσότητα ομοιότητας μεταξύ των καταστάσεων q και $o_j \in \mathbf{O}$. Η μηχανή συμπερασμού δημιουργεί ένα σύνολο K που περιέχει στοιχεία τύπου $(o_j, \text{sim}(l_j, q, o_j))$, κατά τα οποία η κατάσταση $o_j \in \mathbf{O}$ είναι υποψήφια *όμοια* και *συμβατή* με την κατάσταση q . Οι πιο όμοιες καταστάσεις $o_{(s)} \in \mathbf{O}$ με την q (η μηχανή συμπερασμού δεν έχει ακόμη αποφανθεί για τις συμβατές καταστάσεις) είναι αυτές που:

- μεγιστοποιούν την ποσότητα $\text{sim}(l_j, q, o_{(s)})$, ή,
- εξαρτώνται μέσω της σχέσης εκλέπτυνσης \sqsubseteq με εκείνες που μεγιστοποιούν την ποσότητα $\text{sim}(l_j, q, o')$ με $o_{(s)} \sqsubseteq o'$. Οπότε, ο χώρος λύσης $W \subset \mathbf{O}$ για την περιγραφή $d(q)$ της κατάστασης q είναι το σύνολο των υποψήφιων όμοιων καταστάσεων:

$$W = \{\tilde{o} \mid \tilde{o} \in \{\arg \max_{o \in \mathbf{O}} \{\text{sim}(l, q, o)\}\}\} \cup \{\tilde{o} \mid \tilde{o} \in \{\arg \max_{\bar{o} \in \mathbf{O}} \{\text{sim}(l, q, \bar{o})\}\} \cap \{\tilde{o} \sqsubseteq \bar{o}\}\}$$

Εφαρμόζοντας την συνάρτηση ομοιότητας από την (5.2) στην οντολογία \mathbf{O} , το σύνολο K είναι τότε:

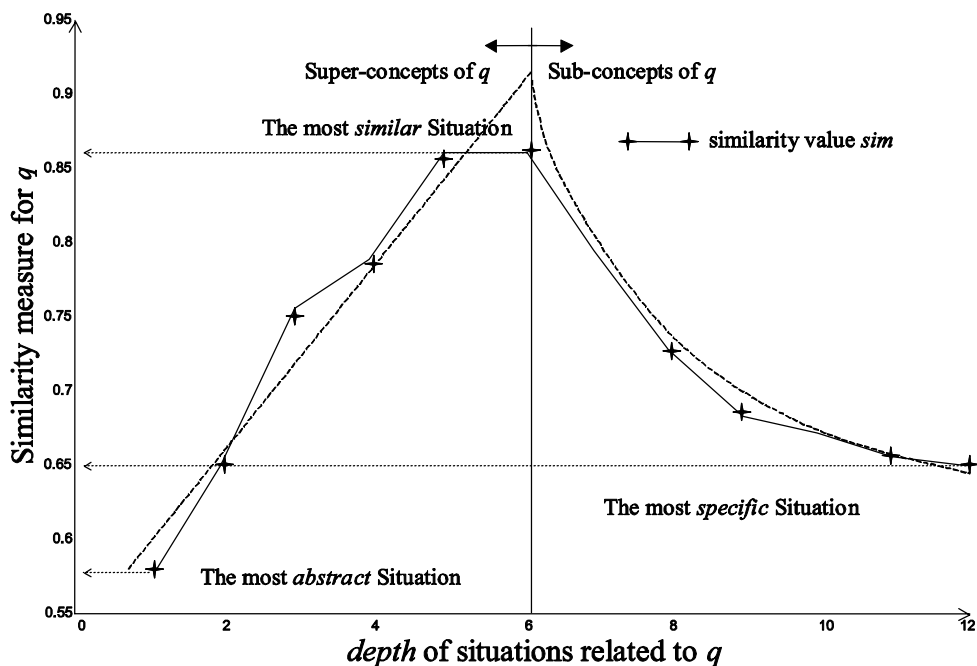
$$K = \{(Meeting, 0.61), (Formal Meeting, 0.86), (Business Meeting, 0.62), (Important Meeting, 0.61)\}$$

Προφανώς η πιο όμοια κατάσταση με την q είναι η κατάσταση *Formal Meeting*, η οποία υπάγεται στην κατάσταση *Meeting*, δικαιολογώντας το σωστό αποτέλεσμα της

προτεινόμενης μηχανής συλλογισμού. Έτσι, το σύνολο λύσεων είναι $W = \{Formal Meeting, Meeting\}$, ενώ ο OWL-DL reasoner επιστρέφει $W = \{Meeting\}$.

5.7.2 Υπολογισμός Συμβατών Καταστάσεων

Η ομοιότητα της q με την κατάσταση *Meeting* δεν είναι τόσο υψηλή όσο με κάθε ένα υπαγόμενο *concept* της *Meeting*. Συγκεκριμένα, η κατάσταση q είναι πιο όμοια με την κατάσταση *Formal Meeting* παρά με την κατάσταση *Meeting*. Εξάλλου, η αφηρημένη κατάσταση *Meeting* παρέχει λιγότερη ποσότητα πληροφορίας σε σχέση με την *Formal Meeting*. Επίσης, η κατάσταση q είναι λιγότερο όμοια με την, πιο συγκεκριμένη από την *Meeting*, κατάσταση *Business Meeting*. Αυτό σημαίνει ότι, το $d(q)$ αναφέρεται σε μια πιο αφηρημένη περιγραφή κατάστασης από την κατάσταση *Business Meeting* αλλά ταυτοχρόνως σε μια πιο συγκεκριμένη περιγραφή κατάστασης από την *Meeting*. Οπότε, η τιμή $sim(l, q, o)$ του super-concept o από την q είναι χαμηλότερη από την τιμή $sim(l, q, o)$ από ένα sub-concept o από την q .



Σχήμα 5.3: Κατανομή ομοιότητας κατάστασης σε σχέση με το βάθος της κατάστασης q

Το Σχήμα 5.3 απεικονίζει την κατανομή της τιμής της ομοιότητας της ταξινομημένης κατάστασης q σε σχέση με το βάθος της q , $depth(q)$, μέσα στην οντολογία \mathcal{O} . Ως βάθος $depth(q)$ ορίζεται η ελάχιστη διαδρομή στην ταξινόμηση της q από την κορυφή *root* (η πιο αφηρημένη κατάσταση στην \mathcal{O}), έτσι ώστε,

Μια ΕΕΚ πρέπει να λάβει υπ' όψιν της όχι μόνο τις σχέσεις εκλέπτυνσης μεταξύ των καταστάσεων για να αποφανθεί για την πιο συναφή κατάσταση με την q αλλά και τις *compatible* σχέσεις μεταξύ των καταστάσεων. Ο αλγόριθμος συλλογισμού όμοιων και συμβατών καταστάσεων στο Σχήμα 5.4 επιστρέφει τις πιο συμβατές και όμοιες καταστάσεις με την q . Ως *μη συναφείς* (*irrelevant*) καταστάσεις ορίζονται εκείνες που είναι *μη συμβατές* (*incompatible*) με τις πιο *specific* καταστάσεις της q (δηλαδή εκείνες που υπάγονται στην q). Ο αλγόριθμος συλλογισμού βασίζεται στην θεωρία *Open World Assumption* [32] και μπορεί να αποφανθεί **μόνο** για όμοιες και συμβατές καταστάσεις με την q . Οι *incompatible* καταστάσεις δεν μπορούν να παραχθούν άμεσα από τον αλγόριθμο αυτό.

```

Input:  $q, O$  %  $q$  unknown in  $O$ 
Output:  $W$  %set of compatible and similar situations
Begin
   $\bar{o} = \text{argmax}_{o \in O, \forall \ell} (\text{sim}(\ell, q, o))$ 
   $\bar{H} = \{H \subseteq O : \bar{o} \in H\}$ 
   $\bar{s} = \{s \in \bar{H} : H_s = \{s\}\}$  %the most abstract concept in  $\bar{H}$ 
   $W = \{o \in O : \text{compatible}(o, \bar{s}) \vee \neg \text{compatible}(o, \bar{s})\}$ 
  For  $o : \neg \text{compatible}(o, \bar{s})$  Do
     $W = W \setminus \{o : \text{sim}(\ell, q, \bar{s}) \leq \text{sim}(\ell, q, o) \leq \text{sim}(\ell, q, \bar{o})\}$ 
  For  $o : \text{compatible}(o, \bar{s})$  Do
     $W = W \cup \{o : \text{sim}(\ell, q, \bar{s}) \leq \text{sim}(\ell, q, o) \leq \text{sim}(\ell, q, \bar{o})$ 
     $\wedge o \sqsubseteq \bar{o}\}$ 
  return  $W$ 
End.

```

Σχήμα 5.4: Αλγόριθμος συλλογισμού όμοιων και συμβατών καταστάσεων

Το σύνολο των καταστάσεων που είναι συναφείς με την κατάσταση q (όμοιες και συμβατές) επεκτείνει το σύνολο W στο σύνολο $W' = W \cup \{\text{Checking E-mails}\}$. Οι συναφείς δύο καταστάσεις στο σύνολο W που υπάγονται στο *module* O_M και η κατάσταση *Checking E-mails* είναι συμβατές με την κατάσταση q . Ο DL reasoner δεν μπορεί να ταξινομήσει ότι το στιγμιότυπο q^* της κατάστασης q ως ένα στιγμιότυπο του concept *Formal Meeting*. Επιπρόσθετα, η ισχύς του *disjoint* αξιώματος εμπλουτίζει τον προτεινόμενο αλγόριθμο να συμπεραίνει περισσότερες όμοιες καταστάσεις. Αυτό επιτυγχάνεται διότι, το *modularization* της οντολογίας O σε διαφορετικά *situational modules* που σχετίζονται μέσω *compatible* σχέσεων συντελεί σε μια πιο εκτεταμένη αναπαράσταση γνώσης. Τέλος, οι *compatible* σχέσεις μεταξύ καταστάσεων από διαφορετικά *situational modules* συνεισφέρουν σε μια πιο κατανοητότερη αναπαράσταση πληροφορίας πλαισίου.

5.8. Βαθμοί Αβεβαιότητας στην Επίγνωση Καταστάσεων

5.8.1 Βαθμός Εμβύθισης Κατάστασης του Χρήστη

Έστω $\gamma(l, q, o_i)$ είναι η μη-αρνητική ποσότητα ομοιότητας l -επιπέδου της κατάστασης q με την κατάσταση o_i σε σχέση με όλες τις τιμές ομοιότητας μεταξύ q και $o_j \in W$, έτσι ώστε:

$$\gamma(l, q, o_i) = \frac{\text{sim}(l, q, o_i)}{\sum_{o_j \in W \setminus \{o_i\}} \text{sim}(l, q, o_j)}$$

Ο παρανομαστής της ποσότητας γ είναι η ασαφή πληθικότητα το συνόλου W εξαιρουμένης της τιμής $\text{sim}(l, q, o_i)$. Μια μεγάλη τιμή γ υποδηλώνει την μεγάλη ανάμιξη / εμβύθιση του χρήστη στην κατάσταση q καθώς προσεγγίζεται από την γνωστή κατάσταση o_i . Ο βαθμός εμβύθισης κατάστασης ενός χρήστη (*degree of involvement*), u_1 , στην κατάσταση q που προσεγγίζεται από την κατάσταση o_i ορίζεται ως η ποσότητα:

$$u_1(l, q, o_i) = \frac{\gamma(l, q, o_i)}{1 + \gamma(l, q, o_i)} \in [0, 1] \quad (5.3)$$

Η μηδενική τιμή της ποσότητας u_1 υποδηλώνει ότι η *μηχανή συμπερασμού* (*reasoner*) είναι απολύτως αβέβαιη για την εμβύθιση του χρήστη στην εκτιμώμενη κατάσταση o_i , ενώ μια τιμή κοντά στην μονάδα δείχνει ότι ο *reasoner* είναι βέβαιος για την εμβύθιση του χρήστη στην εκτιμώμενη κατάσταση o_i . Αξίζει να σημειωθεί ότι, η ανάθεση τιμής $u_1 = 0$ για κάποια εκτιμώμενη κατάσταση o_i δεν υπονοεί ότι ο *reasoner* γνωρίζει τίποτε για την ανάμιξη του χρήστη στην o_i . Αντιθέτως, η τρέχουσα κατάσταση του χρήστη είναι αδύνατον να εκτιμηθεί από την o_i . Ως εκ τούτου, ο *κανόνας υπολογισμού κατάστασης* μπορεί τώρα να υποστηριχθεί με έναν βαθμό βεβαιότητας, όπως:

$$\bigwedge_{k=1}^{N_{o_i}} \text{context}(x_k, \text{user}) \xrightarrow{u_1(l, q, o_i)} \text{involved}(\text{user}, o_i)$$

όπου, x_k είναι το *context* που σχετίζεται με το k -στο *module* που αναπαριστάνει την κατάσταση o_i , $k = 1, \dots, N_{o_i}$.

5.8.2 Βαθμός Διεσδυτικότητας του Συστήματος

Μια ΕΕΚ επιβάλλεται να έχει επίγνωση τόσο την τρέχουσα κατάσταση του χρήστη όσο και τις παρελθούσες του αντιδράσεις που σχετίζονται με την επιλογή 'notify'. Για να συμπεριφερθεί μια ΕΕΚ με διεσδυτικό τρόπο στις προτιμήσεις του χρήστη, πρέπει να λαμβάνει αποφάσεις για την εκτέλεση μιας διαδικασίας *task* στην περίπτωση που η κατάσταση του χρήστη q σχετίζεται άριστα με την εκτιμώμενη κατάσταση o_i . Δηλαδή, η SAA πρέπει να αποφασίζει για την εκτέλεση του *task* όταν έχει ταξινομηθεί η τρέχουσα κατάσταση του χρήστη q ως o_i .

Επίσης, η εκτέλεση του *task* πρέπει να ενεργοποιηθεί χωρίς ειδοποιήσεις (*notifications*) ή διακοπές (*interruptions*) στον χρήστη, εφόσον ο χρήστης έχει ορίσει στις προτιμήσεις του αυτή την επιθυμία. Η απόφαση, που απορρέει από το σύστημα όταν βρίσκεται ανάμεσα στο όριο της επιλογής ‘notify’, ορίζεται ως *αβέβαιη απόφαση*. Συγκεκριμένα, το σύστημα ενεργεί διεισδυτικά σε μεγάλες τιμές της ποσότητας u_1 και δεν αναλαμβάνει την εκτέλεση κανενός *task* σε μικρές τιμές της ποσότητας u_1 . Μια μεσαία τιμή στην ποσότητα u_1 ενδέχεται να οδηγήσει στην ειδοποίηση του χρήστη τόσο για την έγκριση ή όχι της ενεργοποίησης της εκτέλεσης του αντίστοιχου *task* όσο και για την εκμάθηση του συστήματος για το πώς να συμπεριφερθεί σε ανάλογη μελλοντική κατάσταση.

Στην περίπτωση που το σύστημα έχει λάβει *μερικώς* την απόφασή του για την ενεργοποίηση ενός *task* ανάμεσα στα διακριτά όρια των *επιλογών* (*options*) ‘take no action’, ‘take action’, και ‘notify’, πρέπει επίσης να λάβει υπ’ όψιν του τις αντιδράσεις του χρήστη ώστε να προσαρμοστεί μελλοντικά στις προτιμήσεις του και σε κάθε δυνατή αλλαγή των προτιμήσεών του.

Εισάγουμε τους *γλωσσικούς όρους* (*linguistic terms*) *high*, *medium*, και *low* που περιγράφουν την ποσότητα u_1 με έναν ασαφή τρόπο ώστε το σύστημα να αποφασίζει ανάμεσα σε ασαφή όρια των καθορισμένων επιλογών. Μεταξύ των όρων αυτών, δεν υπάρχουν σαφή όρια. Το προτεινόμενο σύστημα υιοθετεί τη θεωρία *Ασαφών Συνόλων* με σκοπό να ερμηνεύσει και να συλλογιστεί βάσει των όρων αυτών.

Παρόλα αυτά, το σύστημα πρέπει να λάβει υπ’ όψιν του το γεγονός ότι ο χρήστης είναι επιρρεπής στον πιθανό λανθασμένο ορισμό των προτιμήσεών του καθώς και στον ορισμό αντιφατικών κανόνων. Αυτά τα σφάλματα ενέχονται να εμφανίζονται ειδικότερα όταν στον χρήστη παρέχεται μια πλούσια σε σημασιολογία γλώσσα περιγραφής κανόνων για την δημιουργία του προφίλ του.

Επίσης, ο χρήστης δεν μπορεί να περιγράψει όλες τις δυνατά *task* που θα προτιμούσε να ενεργοποιηθούν σε όλες τις δυνατές καταστάσεις του: ένας πεπερασμένος αριθμός *task* μπορεί να αναπαρασταθεί από κανόνες – αντιπαραθέστε το με το *Πρόβλημα Πλαισίου* στην θεωρία του *Λογισμού Καταστάσεων* κατά την οποία είναι ανέφικτο να ορισθούν όλες οι ενέργειες σε κάθε αλλαγή κατάστασης.

Για τους λόγους αυτούς, μια νέα παράμετρος ορίζεται ως είσοδος στο σύστημα που σχετίζεται με την πρόθεση του χρήστη να συμπεριφέρεται και να αντιδρά διαφορετικά (σε σχέση με τις προκαθορισμένες προτιμήσεις του) σε κάποιες καταστάσεις που οδηγούν σε αντιφατικές αντιδράσεις σε σχέση με τις προτιμήσεις / επιθυμίες του

χρήστη. Η παράμετρος αυτή πρέπει να λαμβάνει υπ' όψιν το γεγονός ότι ο χρήστης δεν μπορεί να θέσει όλες τις προτιμήσεις του σε όλες τις δυνατές καταστάσεις, οπότε, το σύστημα πρέπει να μαθαίνει και να προσαρμόζεται σε κάθε (νέα) αντίδραση του χρήστη.

Το γεγονός ότι ο χρήστης δεν ακολουθεί ρητά πάντα τις προτιμήσεις του (ή συνεχώς εισάγει καινούργιες) πρέπει να συμπεριληφθεί στην προσαρμοστική συμπεριφορά του προτεινόμενου συστήματος. Αυτές οι απαιτήσεις ορίζουν ένα σύστημα που είναι ικανό όχι μόνο να δρα διεισδυτικά στην τρέχουσα κατάσταση του χρήστη και στις παρελθούσες του αντιδράσεις, αλλά, επίσης και στην πρόθεση του χρήστη να *παρεκκλίνει* από τις προκαθορισμένες προτιμήσεις του.

Έστω Pr_{active} η υπό συνθήκη πιθανότητα κατά την οποία το σύστημα αποφάσισε την εκτέλεση του *task* δεδομένης μια *υψηλής* (*high*) τιμής της ποσότητας u_1 , έτσι ώστε:

$$Pr_{active} = Pr(\text{decision} = \text{'take action'} \mid u_1 \text{ is high}).$$

Έστω, επίσης η υπό συνθήκη πιθανότητα Pr_{notify} με την οποία το σύστημα προβεί στην ειδοποίηση του χρήστη για την ενεργοποίηση του *task* δεδομένης μιας *μεσαίας* (*medium*) τιμής της ποσότητας u_1 , έτσι ώστε:

$$Pr_{notify} = Pr(\text{decision} = \text{'notify'} \mid u_1 \text{ is medium}).$$

Τέλος, η υπό συνθήκη πιθανότητα $Pr_{inactive}$ αναπαριστά την *βεβαιότητα* του συστήματος να μην προβεί στην ενεργοποίηση του *task* δεδομένης μιας *χαμηλής* (*low*) τιμής της ποσότητας u_1 , έτσι ώστε:

$$Pr_{inactive} = Pr(\text{decision} = \text{'take no action'} \mid u_1 \text{ is low}).$$

Τότε, η αναλογία β υποδηλώνει τον ρυθμό εμφάνισης των ειδοποιήσεων / παρεμβολών από το σύστημα στον χρήστη σε σχέση με τον συνολικό αριθμό των αποφάσεων του συστήματος για την εκτέλεση μιας διαδικασίας ή την ειδοποίησή της, δηλαδή:

$$\beta = \frac{Pr_{notify}}{Pr_{notify} + Pr_{active}}$$

Μια *υψηλή* (*high*) τιμή της αναλογίας β υποδηλώνει ότι τις περισσότερες φορές το σύστημα είναι *αβέβαιο* για τον υπολογισμό και την εκτίμηση της κατάστασης του χρήστη ή αφηφά τις παρελθούσες του αντιδράσεις με τον να προβεί στη παρεμβολή του χρήστη μέσω μηνυμάτων ειδοποίησης. Συνεπώς, μια υψηλή τιμή της β ερμηνεύει έναν *χαμηλό* βαθμό διεισδυτικότητας του συστήματος. Ωστόσο, η πιθανότητα $Pr_{inactive}$ δεν υποδηλώνει ότι το σύστημα δεν ενοχλεί τον χρήστη μέσω μηνυμάτων ειδοποιήσεων, που συνάμα υπονοεί μεγάλο βαθμό διεισδυτικότητας του συστήματος. Αντιθέτως, το σύστημα δεν

πιστεύει ότι ο χρήστης είναι αναμιγμένος σε μια κατάσταση, οπότε αποφασίζει να παραμείνει ανενεργό και να μην προβεί σε καμία πράξη (π.χ., αποφυγή εκτέλεσης του αντίστοιχου *task* ή αποστολή ειδοποίησης στον χρήστη). Με βάση την παρατήρηση αυτή, το σύστημα δεν εντάσσει την τιμή της πιθανότητας $Pr_{inactive}$ στον υπολογισμό της ποσότητας β .

Εν συνεχεία, το σύστημα οφείλει να έχει επίγνωση τις προθέσεις και τις αντιδράσεις του χρήστη οποτεδήποτε ο χρήστης ενοχλείται ή ενημερώνεται μέσω ειδοποιήσεων. Στην περίπτωση αυτή, υποθέτουμε ότι σε κάθε μια ειδοποίηση μπορεί να παρέχεται η επιλογή *άρνησης της ειδοποίησης* ως μελλοντική ενέργεια του συστήματος. Οποτεδήποτε μια ειδοποίηση εμφανίζεται στον χρήστη, που υποδηλώνει ότι το σύστημα δεν είναι επαρκές βέβαιο για το πώς να προβεί, ο χρήστης είτε την αποδέχεται (*αποδοχή*) είτε όχι (*απόρριψη*). Στην περίπτωση της αποδοχής, ο χρήστης απαντά *καταφατικά* σύμφωνα με το περιεχόμενο της ειδοποίησης (π.χ., επιλέγοντας 'Προχώρα στην εκτέλεση του *task*' ή 'Αγνόησε το *task*'). Στην περίπτωση της απόρριψης, ο χρήστης απορρίπτει την ειδοποίηση επιλέγοντας 'Άρνησης της ειδοποίησης' για την συγκεκριμένη ανάμιξη του στην τρέχουσα κατάσταση. Στην περίπτωση της άρνησης, το σύστημα καταγράφει την αντίδραση του χρήστη και προσπαθεί να αυτό-προσαρμοστεί στις απαντήσεις και προθέσεις του χρήστη να αποκλίνει από το συνηθισμένο προφίλ του. Αυτού του τύπου προσαρμογή συντελεί στην μείωση του αριθμού των ειδοποιήσεων που αποστέλλονται στον χρήστη, ακόμη και αν, το σύστημα δεν μπορεί να αποφασίσει για την ενεργοποίηση ενός *task* ή όχι.

Έστω, $Pr_{disturbance}$ είναι η υπό συνθήκη πιθανότητα κατά την οποία ο χρήστης *ενοχλείται* από το σύστημα, εφόσον αυτό έχει αποφασίσει να τον ειδοποιήσει, έτσι ώστε:

$$Pr_{disturbance} = Pr(\text{user is disturbed} \mid \text{decision} = \text{'notify'})$$

Ορίζεται η ποσότητα δ ,

$$\delta = Pr_{disturbance} \cdot (Pr_{notify})^{-1}$$

η οποία υποδηλώνει τον ρυθμό των απορρίψεων του χρήστη στις εισερχόμενες ειδοποιήσεις σε σχέση με όλες τις πιθανές ειδοποιήσεις που εστάλησαν από το σύστημα. Μια *υψηλή* (*high*) τιμή της ποσότητας δ υποδηλώνει έναν χαμηλό βαθμό διεισδυτικότητας του συστήματος – το σύστημα δεν έχει επίγνωση των παρελθουσών αντιδράσεων του χρήστη. Συνεπώς, όταν ο χρήστης απορρίπτει τις σταλμένες ειδοποιήσεις, τότε το σύστημα πρέπει να αυτό-προσαρμοστεί στο γεγονός αυτό. Τούτο δεν υπονοεί ότι το σύστημα πρέπει να αψηφήσει ή να δώσει λιγότερη βαρύτητα στις

προκαθορισμένες προτιμήσεις του χρήστη (δηλαδή ότι ο χρήστης επιθυμεί το σύστημα να προβεί στην ενεργοποίηση ενός *task* όταν η κατάσταση του χρήστη είναι σωστά υπολογισμένη / προσεγγισμένη). Αντιθέτως, το σύστημα μαθαίνει από τις απορρίψεις των ειδοποιήσεων μόνον όταν ο βαθμός διεισδυτικότητας είναι *χαμηλός* (*low*). Το γεγονός αυτό οδηγεί στην μείωση του αριθμού των ειδοποιήσεων που αποστέλλονται σε υψηλές τιμές της πιθανότητας $Pr_{disturbance}$.

Με βάση τις παρατηρήσεις αυτές, ορίζεται η μετρική βαθμός διεισδυτικότητας συστήματος, u_2 , που συνδυάζει τις παρελθούσες αντιδράσεις και προθέσεις του χρήστη, έτσι ώστε:

$$u_2 = (1 + \varepsilon \cdot \beta + (1 - \varepsilon) \cdot \delta)^{-1} \quad (5.4)$$

Η παράμετρος $\varepsilon \in [0,1]$ υποδηλώνει την σημαντικότητα της ποσότητας β έναντι της ποσότητας δ . Συγκεκριμένα, η τιμή της ε δείχνει τον τρόπο με το οποίο το σύστημα μαθαίνει να προσαρμόζεται στη τρέχουσα κατάσταση του χρήστη. Αφενός, μια *υψηλή* τιμή της ε δείχνει ότι το σύστημα μαθαίνει να μειώνει τον αριθμό των ειδοποιήσεων με το να γίνεται περισσότερο βέβαιο είτε στην απόφασή του να προβεί στην εκτέλεση ενός *task* είτε όχι. Αφετέρου, μια *χαμηλή* τιμή ε δείχνει ότι το σύστημα μαθαίνει να ελαχιστοποιεί τις ειδοποιήσεις που απορρίπτονται από τον χρήστη με μεγάλη πιθανότητα $Pr_{disturbance}$.

Η ποσότητα u_2 λαμβάνει τιμές στο πεδίο $(0,1]$. Η τιμή $u_2 = 1$ υποδηλώνει ότι το σύστημα συμπεριφέρεται με έναν διεισδυτικό τρόπο, ενώ τιμές κοντά στο μηδέν υποδηλώνουν το αντίθετο. Συγκεκριμένα, μια τιμή πολύ κοντά στο μηδέν ερμηνεύεται ως εξής:

- ο χρήστης ειδοποιείται οποτεδήποτε *πιστεύεται* ότι η τρέχουσα κατάστασή του q είναι καλά καθορισμένη και υπολογισμένη με την εκτιμούσα κατάσταση o_i ,
- το σύστημα δεν λαμβάνει υπ' όψιν προηγούμενες αντιδράσεις του χρήστη, και,
- το σύστημα δεν μπορεί να αποσαφηνίσει την τρέχουσα κατάσταση του χρήστη.

Η ποσότητα u_2 περιγράφει την ανάδραση του συστήματος από τις αντιδράσεις του χρήστη για πιθανή προσαρμογή. Οπότε η αναφορική είσοδος (*reference input*) $u_2 = 1$ επιλέγεται ώστε το σύστημα να συμπεριφέρεται όσο το δυνατόν διεισδυτικά στις καταστάσεις του χρήστη. Το προτεινόμενο σύστημα αντιπαραθέεται ως ένας *ασαφής ελεγκτής* (*fuzzy controller*) που προσαρμόζεται σε κάθε αλλαγή της κατάστασης του χρήστη.

5.9. Λήψη Αποφάσεων στην Επίγνωση Καταστάσεων

5.9.1 Λήψη Αποφάσεων με βάση τη Δυαδική Λογική

Το σύστημα C βασίζεται στην Δυαδική λογική για λήψη αποφάσεων χρησιμοποιώντας τα διακριτά όρια του βαθμού εμπύθισης u_1 . Τα όρια αυτά δεν είναι ποτέ *ξεκάθαρα*, *έμπιστα* και *σταθερά* καθώς ο χρήστης μπορεί να αντιδρά αντιφατικά με βάση το προφίλ του. Επίσης, οι αισθητήρες / πηγές πληροφορίας πλαισίου είναι συχνά ανακριβείς οπότε πρέπει να εισάγεται ασάφεια υπολογισμού της κατάστασης του χρήστη στο προτεινόμενο οντολογικό μοντέλο πληροφορίας πλαισίου. Γνώση για την ακρίβεια / εμπιστοσύνη των πηγών μπορεί να ανακτηθεί μέσω πολλών τρόπων (π.χ., μηχανισμού υπολογισμού εμπιστοσύνης, από τους κατασκευαστές [10]). Οι επικείμενες ανακρίβειες που απορρέουν από τις πηγές πληροφορίας επηρεάζουν τον υπολογισμό της πληροφορίας πλαισίου και, κατ' επέκταση, τον υπολογισμό της τρέχουσας κατάστασης του χρήστη. Το σύστημα C δεν λαμβάνει υπ' όψιν του ούτε τις παρελθούσες αντιδράσεις του χρήστη ούτε αντιμετωπίζει τα διακριτά όρια στην περιοχή της επιλογής 'notify'. Για παράδειγμα, η κατάσταση της *Alice* είτε θα είναι με ακρίβεια η κατάσταση *Meeting* είτε όχι, εάν αληθεύει το σώμα του παρακάτω κανόνα:

$$\bigwedge_{k=1}^{N_{Meeting}} \text{context}(x_k, Alice) \xrightarrow{u_1(l,q,Meeting)=TRUE} \text{involved}(Alice, Meeting)$$

Η *δυαδική μηχανή συμπερασμού (crisp reasoner)* είτε αποφαινεται ότι η κατάσταση της *Alice* είναι η κατάσταση *Meeting* είτε όχι. Αντιθέτως, ο συμπερασμός που είναι βασισμένος στον βαθμό ομοιότητας καταστάσεων ορίζει ένα βαθμό ο οποίος δείχνει το κατά πόσο η κατάσταση της *Alice* είναι συμβατή με την εκτιμώμενη κατάσταση *Meeting*.

Ο *κανόνας απόφασης ενέργειας* υποδεικνύει στο σύστημα τον τρόπο με το οποίο θα προβεί σε μια καθορισμένη ενέργεια με βάση τις τρεις επιλογές 'take no action', 'notify', και 'take action'. Τα όρια / κατώφλια για την απόφαση ποιες από τις επιλογές πρέπει να ενεργοποιηθούν καθορίζονται από την εκάστοτε ΕΕΚ. Η *προσαρμογή (adaptation)* και *εκτίμηση (estimation)* των *κατωφλίων* αυτών μπορούν να αναπαραχθούν από στατιστικές μεθόδους εκμάθησης (π.χ., [27]) ώστε να αποσκοπούν σε μια πιο ρεαλιστική αναπαράσταση της σημασιολογίας της πληροφορίας πλαισίου. Για παράδειγμα, σύμφωνα με τις εκτιμώμενες τιμές των κατωφλίων (έπειτα από εκπαίδευση),

Εάν $u_1 \leq 0.65$ τότε το *task* 'forward significant e-mail' δεν ενεργοποιείται,

Εάν $0.65 < u_1 \leq 0.85$ τότε το *task* δεν ενεργοποιείται μέχρις ότου ο χρήστης να απαντήσει καταφατικά στην σχετική ειδοποίηση, και, τέλος,

το *task* υλοποιείται οποτεδήποτε το σύστημα είναι βέβαιο για την σωστή εκτιμώμενη κατάσταση του χρήστη που σηματοδοτείται όταν $u_1 > 0.85$.

Οι κανόνες απόφασης ενέργειας για το σύστημα C του χρήστη *user* όπου η κατάστασή του έχει ταξινομηθεί ως o_i κατά την οποία είναι καθορισμένο το *task* *a* είναι τότε:

$\text{involved}(\text{user}, o_i) \wedge \text{specifies}(\text{user}, o_i, a) \rightarrow \text{do}(\text{execute}(a, \text{'take action'}, o_i), \text{if } u_1 > 0.85$

$\text{involved}(\text{user}, o_i) \wedge \text{specifies}(\text{user}, o_i, a) \rightarrow \text{do}(\text{execute}(a, \text{'notify'}, o_i), \text{if } 0.65 < u_1 \leq 0.85$

$\text{involved}(\text{user}, o_i) \wedge \text{specifies}(\text{user}, o_i, a) \rightarrow \text{do}(\text{execute}(a, \text{'take no action'}, o_i), \text{if } u_1 \leq 0.65$

Παρόλο που το σύστημα C λαμβάνει αποφάσεις με βάση τα καθορισμένα κατώφλια, δεν έχει όμως επίγνωση της συμπεριφοράς του χρήστη (τις αντιδράσεις του στις απαντήσεις) όταν η ποσότητα u_1 είναι στην περιοχή των *ειδοποιήσεων*, δηλαδή: $0.65 < u_1 \leq 0.85$. Τούτο υποδηλώνει ότι, οποτεδήποτε η *crisp reasoner* δεν είναι βέβαιη για την κατάσταση του χρήστη τότε το σύστημα C προβαίνει στην εκτέλεση του *task* εφόσον έχει ειδοποιήσει τον χρήστη. Αυτό δεν είναι επιθυμητό και αποδεκτό από τον χρήστη αφού ακόμη και αν το σύστημα C έχει επίγνωση για την κατάσταση του χρήστη, αφήφά τις παρελθούσες του αντιδράσεις. Υποθέστε το γεγονός ότι, ο χρήστης ενημερώνεται πάντα για την εκτέλεση ενός *task* επειδή η ΕΕΚ δεν είναι ικανή να εντοπίσει και να ταξινομήσει την κατάσταση του χρήστη. Τότε, τα διακριτά όρια των κατωφλίων δεν μπορούν να ερμηνεύσουν την αβεβαιότητα του συστήματος. Για παράδειγμα, εάν $u_1 = 0.84999$, τότε ο χρήστης πρέπει να ειδοποιηθεί για την εκτέλεση του *task*, ας κρίνεται *περισσότερο* σκόπιμο το σύστημα να προβεί στην εκτέλεση του *task* χωρίς την παρενόχληση του χρήστη. Η θεωρία Ασαφών Συνόλων αντιμετωπίζει, επίσης, τέτοια είδους αβεβαιότητα που εμφανίζεται όταν δεν υπάρχουν καλά καθορισμένα όρια μεταξύ κατωφλίων αποφάσεων, τα οποία σχετίζονται με την εκτίμηση της ταξινόμησης μιας κατάστασης λόγω ελλείπων / μη έμπιστων / αξιόπιστων και ανακριβών πηγών πληροφορίας πλαισίου.

5.9.2 Λήψη Αποφάσεων με βάση την Ασαφή Λογική

Η Ασαφής Λογική (*Fuzzy Logic*) παρέχει έναν ασαφή μηχανισμό συμπερασμού (*fuzzy inference*) πάνω από ανακριβή, θορυβώδη, ελλιπή, και ασαφή πληροφορία. Η *Fuzzy Logic* υιοθετείται για τη εκπαίδευση (*learning*) και προσαρμογή (*adaptation*) ενός συστήματος F ικανού να:

- αναπαραστήσει *αβέβαιη* πληροφορία πλαισίου,
- μάθει τα κατάλληλα κατώφλια για την λήψη αποφάσεων, και,
- προσαρμόσει τις μελλοντικές του αποφάσεις του στις προθέσεις του χρήστη, στις παρελθούσες αντιδράσεις του χρήστη και στη τρέχουσα κατάσταση του χρήστη.

Ένα ασαφές σύστημα F ορίζεται ως μια μη γραμμική αντιστοίχιση μεταξύ n εισόδων $u_i \in U_i, i = 1, \dots, n$ και m εξόδων $y_i \in Y_i, i = 1, \dots, m$. Οι είσοδοι είναι πραγματικοί αριθμοί (όχι ασαφή σύνολα). Η διαδικασία *ενσωμάτωσης ασάφειας* (*fuzzification*) μετατρέπει τις πραγματικές εισόδους σε ασαφή σύνολα, ο μηχανισμός *fuzzy inference* χρησιμοποιεί ασαφείς κανόνες από μια βάση γνώσης κανόνων για την παραγωγή ασαφών συμπερασμών, και η διαδικασία *αποσαφήνισης* (*defuzzification*) μετατρέπει τους ασαφείς συμπερασμούς σε πραγματικές εξόδους. Η *Fuzzy Logic* παρέχει, επίσης, έναν μηχανισμό ασαφούς συμπερασμού μέσα από σύνολα γλωσσικών κανόνων (*linguistic rules*).

Τα σύνολα U_i, Y_i ονομάζονται *universes of discourse* –πεδία τιμών– για τις u_i και y_i αντίστοιχα. Για κάθε μία μεταβλητή εισόδου u_i και εξόδου y_i ορίζεται μια γλωσσική μεταβλητή (*linguistic variable*) u_i και y_i αντίστοιχα που λαμβάνουν γλωσσικές τιμές (*linguistic values*) -ασαφή σύνολα. Για παράδειγμα, μια είσοδος στο F σύστημα μπορεί να περιγραφεί ως: $u_1 = high$ situational involvement (υψηλός βαθμός εμπύθισης κατάστασης). Οι *linguistic variables* λαμβάνουν *linguistic values* για να χαρακτηρίσουν τις τιμές των αντιστοιχών μεταβλητών τους. Στο παράδειγμά μας, η τιμή $u_1 = high$ χαρακτηρίζει την απόδοση της τιμής α στην ποσότητα u_1 ($u_1 = \alpha$), ότι η τιμή α είναι υψηλή, που είναι ως επί των πλείστον ένας ασαφής χαρακτηρισμός. Εάν, με A_i^j δηλώσουμε την j^{th} *linguistic value* της *linguistic variable* u_i , τότε η u_i λαμβάνει ασαφείς τιμές από το σύνολο: $A_i = \{ A_i^j \mid j = 1, \dots, N_i \}$. Κάθε στοιχείο A_i^j είναι ένα ασαφές σύνολο (*fuzzy set*) και ορίζεται ως:

$$A_i^j = \{ (u_i, \mu_{A_i^j}(u_i)) \mid u_i \in U_i \},$$

όπου, $\mu_{A_i^j}(u_i)$ καλείται *βαθμός συγγένειας (membership function)* της τιμής u_i στο ασαφές σύνολο A_i^j και αντιστοιχίζει U_i στο $[0, 1]$. Δηλαδή εάν $\mu_{A_i^j}(0.85) = 1$, τότε η ανάθεση τιμής $u_i = 0.85$ δηλώνει ότι ανήκει *πλήρως* στο ασαφές σύνολο A_i^j , και, κατ' επέκταση, η τιμή $u_i = 0.85$ δηλώνει *πλήρως* την απόδοση της ασαφούς τιμής $u_i = A_i^j$. (δηλαδή ότι η τιμή u_i ερμηνεύεται *πλήρως* από την γλωσσική έκφραση A_i^j).

Στην επίγνωση καταστάσεων, αντί να θέτονται *κανόνες απόφασης ενέργειας* με καθορισμένα όρια, όπως του τύπου: **If** $\{u_1 \geq 0.85\}$ **Then** $\{\text{το σύστημα πρέπει να προβεί στην εκτέλεση του } task\}$, *ασαφείς κανόνες απόφασης ενέργειας* του τύπου: **If** $\{u_1 \text{ is high}\}$ **Then** $\{\text{το σύστημα είναι } active\}$ χρησιμοποιούνται από το F σύστημα. Οι γλωσσικές τιμές *high* και *active* αναπαριστούν ασαφή σύνολα. Έτσι, η αντιστοίχιση μεταξύ των εισόδων με τους εξόδους σε ένα ασαφές σύστημα χαρακτηρίζονται από ένα σύνολο κανόνων / συμπερασμών: *condition – action*, ή σε μορφή *modus ponens* **If** *premise* **Then** *consequent*. Υιοθετείται ένα ασαφές σύστημα Πολλαπλών Εισόδων / Απλής Εξόδου (Multiple-Input Sing-Output) το οποίο περιέχει *γλωσσικών κανόνων απόφασης ενέργειας* R_j , όπως:

$$R_j: \text{If } u_1 \text{ is } A_1^j \text{ and } u_2 \text{ is } A_2^j \text{ and, } \dots, \text{ and } u_n \text{ is } A_n^j \text{ Then } y_j \text{ is } B_1^j$$

όπου, $u_i \text{ is } A_i^j$ είναι η είσοδος στο σύστημα και $y_j \text{ is } B_1^j$ είναι η έξοδος του συστήματος που καθορίζεται από τον κανόνα R_j .

Ένας καθορισμένος αριθμός *γλωσσικών κανόνων* της μορφής R_j χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του προτεινόμενου ασαφούς συστήματος F και καθορίζει τον τρόπο με τον οποίο θα ελέγξει τις αποφάσεις. Το σύστημα F λαμβάνει και ελέγχει τις αποφάσεις του βάση ασαφούς πληροφορίας πλαισίου, και ασαφών κατωφλίων απόφασης καθώς επίσης και λαμβάνει υπ' όψιν τη παρελθούσα συμπεριφορά του χρήστη βασισμένο σε γλωσσικούς ασαφείς κανόνες. Με τον τρόπο αυτό, το σύστημα αυτόματα προσαρμόζεται στη τρέχουσα κατάσταση του χρήστη και λαμβάνει αποφάσεις συμπεριλαμβανομένων των παρελθουσών προθέσεων και προτιμήσεων του χρήστη.

Οι *γλωσσικές τιμές* για τις *γλωσσικές μεταβλητές* u_1 και u_2 λαμβάνονται από τα σύνολα τιμών με ίδιες λεκτικές εκφράσεις $A_1 = A_2 = \{high, medium, low\}$. Η ασαφής ανάθεση τιμής συμβολίζεται είτε ως ' $u_1 \text{ is high}$ ' είτε ως ' $u_1 = high$ '. Μια *low* τιμή στην u_1 υποδηλώνει ότι το σύστημα δεν είναι βέβαιο για την εμπλοκή του χρήστη σε μια εκτιμώμενη κατάσταση. Η γλωσσική ανάθεση τιμής $u_1 = medium$ δείχνει ότι το σύστημα είναι σχεδόν βέβαιο για την εμπλοκή του χρήστη στην εκτιμώμενη κατάσταση, ενώ $u_1 = high$ υποδηλώνει ότι το σύστημα είναι *βέβαιο* για την εμπλοκή του χρήστη στην εκτιμώμενη κατάσταση.

Με ανάλογο τρόπο, $u_2 = high$ δείχνει ότι το σύστημα F συμπεριφέρεται με μεγάλο βαθμό διεισδυτικότητας στις προτιμήσεις του χρήστη, δηλαδή, το σύστημα F είναι ικανό να λαμβάνει αποφάσεις χωρίς να παρενοχλεί τον χρήστη ή να απαιτεί την εξουσιοδότηση του χρήστη για την εκτέλεση ενός *task*. Η ανάθεση $u_2 = medium$ υποδηλώνει τη συμπεριφορά ενός συστήματος στο οποίο ο χρήστης ειδοποιείται για την εκτέλεση μιας ενέργειας και μια χαμηλή τιμή u_2 ($u_2 = low$) υποδηλώνει ότι το σύστημα F δεν έχει επίγνωση της ιστορικής πληροφορίας πλαισίου και αντιδράσεων του χρήστη.

Το σύστημα F συνδυάζει τους δύο βαθμούς u_1 και u_2 και παράγει ως έξοδο έναν καθολικό βαθμό εμπύθισης κατάστασης του χρήστη – την έξοδο y . Το σύνολο των γλωσσικών τιμών για την έξοδο y είναι $B = \{inactive, notifying, active\}$. Η ασαφής ανάθεση $y = inactive$ υποδηλώνει όχι μόνο ότι η κατάσταση του χρήστη δεν είναι ταξινομημένη σε κάποια εκτιμώμενη (όπως αυτό υπολογίζεται από μια χαμηλή τιμή u_1 με βάση το σύστημα C) αλλά, επίσης, ότι το σύστημα F δεν έχει καλή επίγνωση των αντιδράσεων του χρήστη. Η ασαφής τιμή $y = active$ υποδηλώνει ότι το σύστημα συμπεριφέρεται διεισδυτικά στις προτιμήσεις και στις απαιτούμενες ενέργειες του χρήστη και αυτόνομα προσαρμόζεται στις μελλοντικές αλλαγές. Τέλος, η ασαφής τιμή $y = notifying$ δείχνει ότι το σύστημα είναι βέβαιο στο ότι δεν χρειάζεται είτε να προβεί στην εκτέλεση του *task* είτε να μην προβεί σε αυτήν - το προτιμότερο είναι να ειδοποιήσει τον χρήστη για περαιτέρω εξουσιοδότηση για την εκτέλεση του *task*.

5.9.2.1 Ασαφής Βάση Γνώσης

Το σύστημα F μαθαίνει και προσαρμόζει τις αποφάσεις του με βάση τις προθυμίες και προθέσεις του χρήστη μέσα από το σύνολο γλωσσικών ασαφών κανόνων – ασαφής βάση γνώσης. Καθώς υπάρχει καθορισμένος αριθμός *linguistic variables* και *linguistic values* η βάση γνώσης έχει πεπερασμένο αριθμό κανόνων. Συγκεκριμένα, με $n = 2$ εισόδους και μία έξοδο και 3 *linguistic values* για κάθε παράμετρο (είσοδος / έξοδος) έχουμε τουλάχιστον $3 \cdot 3 = 9$ κανόνες. Παρόλα αυτά επιπρόσθετοι κανόνες μπορούν να προσδιορισθούν / ορισθούν σε έναν ασαφή ελεγκτή.

Κατά σύμβαση χρησιμοποιούμε την αναπαράσταση πίνακα (*tabular representation*) για την αναπαράσταση της ασαφούς βάσης γνώσης, όπου το περιεχόμενο κάθε στοιχείο του πίνακα είναι το *consequent* μέρος του κανόνα, δηλαδή οι *linguistic values* της εξόδου y . Το στοιχείο αυτό προσδιορίζεται με τις *linguistic values* των εισόδων u_2 και u_1 που βρίσκονται στην γραμμή και στήλη αντίστοιχα, όπως στον Πίνακα 5-1. Για

παράδειγμα, η θέση (*low,high*), όπου *low* είναι η τιμή για την u_2 στη γραμμή και *high* είναι η τιμή για την u_1 στη στήλη, υποδηλώνει τον κανόνα με consequent $y = notifying$: **If u_1 is high and u_2 is low Then y is notifying.** Ο Πίνακας 5-1 αναπαριστά την βάση γνώσης για τον *fuzzy controller*. Η τιμή της εξόδου y παράγεται από *center-average defuzzification* με χρήση *Gaussian* βαθμών συγγένειας.

Πίνακας 5-1: Αναπαράσταση των ασαφών κανόνων με χρήση πίνακα

u_2	u_1		
	<i>low</i>	<i>medium</i>	<i>high</i>
<i>Low</i>	inactive	notifying	notifying
<i>Medium</i>	inactive	notifying	active
<i>High</i>	inactive	active	active

Αξίζει να ερμηνευτεί οι κανόνες στις θέσεις (*low, medium*) και (*high, medium*). Ο πρώτος κανόνας έχει ως συνέπεια την τιμή $y = notifying$, που υποδηλώνει ότι, καθώς ο βαθμός διεισδυτικότητας του συστήματος είναι χαμηλός και δεν μπορεί επαρκώς να αποφανθεί το σύστημα για την τρέχουσα κατάσταση του χρήστη τότε ο *fuzzy controller* αποφασίζει να προβεί σε δια-δραστικότητα με τον χρήστη μέσω μιας ειδοποίησης ώστε να μάθει πως να συμπεριφέρεται σε μελλοντικές καταστάσεις. Τούτο σημαίνει ότι, το σύστημα από μόνο του απαιτεί να μάθει για τις προτιμήσεις του χρήστη αυξάνοντας με τον τρόπο τον βαθμό διεισδυτικότητας. Εάν ο *fuzzy controller* αποφάσιζε να προβεί στην εκτέλεση του *task*, δηλαδή $y = active$, τότε θα υπήρχε μεγάλη πιθανότητα να ενοχλήσει τον χρήστη με ειδοποιήσεις αφού πρόκειται για $u_2 = low$ και $u_1 = medium$.

Αντιθέτως, εάν ο *fuzzy controller* αποφάσιζε να μην προβεί σε καμία ενέργεια (ούτε ειδοποίηση αλλά και ούτε εκτέλεση του σχετικού *task*) τότε το σύστημα δεν θα ήταν ικανό μάθει από την τρέχουσα αντίδραση του χρήστη για να μπορεί να προσαρμοστεί στις μελλοντικές του αντιδράσεις. Έτσι, ο *fuzzy controller* προτιμά να ενημερωθεί από την χρήστη αποστέλλοντας μια ειδοποίηση.

Το αποτέλεσμα του δεύτερου κανόνα είναι $y = active$ που υποδηλώνει ότι ο *fuzzy controller* τείνει στο να διατηρεί μια διεισδυτική συμπεριφορά ανεξαρτήτως το γεγονός ότι δεν μπορεί επαρκώς να αποφανθεί το σύστημα για την τρέχουσα κατάσταση του χρήστη. Εάν ο *fuzzy controller* αποφάσιζε την έξοδο $y = notifying$ τότε ο βαθμός διείσδυσης θα μειωνόταν. Εξάλλου ο *fuzzy controller* ποτέ δεν θα μπορούσε να επιλέξει την έξοδο $y = inactive$ λόγω μιας μεγάλης τιμής του $u_2 = high$.

Τέλος, οι έξοδοι του *fuzzy controller* για τους κανόνες (*high, low*) και (*low, high*) είναι *inactive* και *notifying*, αντίστοιχα, και υποδηλώνουν ένα σύστημα που είναι απόλυτα βέβαιο να μην προβεί σε καμία ενέργεια, και απόλυτα βέβαιο να ενημερώσει τον χρήστη στο να προβεί σε μια ενέργεια ή όχι μέχρι να μάθει, αντίστοιχα.

Τα κέντρα και οι διασπορές των βαθμών συγγένειας για τις linguistic values για τις linguistic variables u_1, u_2 και y είναι, αντίστοιχα, $[c_{11}, c_{21}, c_{31}] = [0, 0.5, 1]$, $[c_{12}, c_{22}, c_{32}] = [0, 0.5, 1]$ και $[c_{1y}, c_{2y}, c_{3y}] = [a_1, a_2, 1]$ και οι διασπορές είναι όλες $\sigma_{ji} = 0.25$.

5.9.2.2 Εκμάθηση Κατωφλίων Απόφασης

Το σύστημα F κατασκευάζεται από το σύνολο γλωσσικών ασαφών κανόνων που εκτιμούν τις καλύτερες παραμέτρους του συστήματος, δηλαδή τα κατώφλια απόφασης για κάθε χρήστη. Για την δημιουργία της βάσης αυτής, υιοθετούμε το πρόβλημα *συνάρτησης προσέγγισης (function approximation problem)* κατά το οποίο αναζητούμε να κατασκευάσουμε μια συνάρτηση f ικανή να προσεγγίσει μια *ρεαλιστική* συνάρτηση g , η οποία έμμεσα αναπαρίσταται από πεπερασμένο αριθμό σχέσεων *είσοδος – έξοδος*: *δια-δράση άνθρωπος-σύστημα*. Κατασκευάζεται ένας μη γραμμικός εκτιμητής ο οποίος ενσωματώνει τις γλωσσικές μεταβλητές των δύο βαθμών αβεβαιότητας u_1 και u_2 .

Συγκεκριμένα: Δοσμένης μιας *ρεαλιστικής* συνάρτησης g του συστήματος,

$$g: U \rightarrow Y, U \subset [0, 1] \times [0, 1], Y \subset [0, 1]$$

κατασκευάζεται ένα *ασαφές σύστημα* $f: U \rightarrow Y, U \subset U$ και $Y \subset Y$. Το σύστημα f κατασκευάζει ένα *διάνυσμα παραμέτρου*, θ , που περιέχει τα κέντρα και τις διασπορές των βαθμών συγγένειας της εξόδου y έτσι ώστε:

$$g(u) = f(u | \theta) + e(u), \forall u = [u_1, u_2]^T \in U$$

όπου το *λάθος εκτίμησης*, $e(u)$, είναι το μικρότερο δυνατό. Η μεταβλητή $u = u(t)$ ορίζεται ως το διάνυσμα εισόδου την χρονική στιγμή t και $u_j(t)$ είναι η j -οστή συνιστώσα του.

Η εκτίμηση των τιμών του διανύσματος θ γίνεται από το ασαφές σύστημα $f(u | \theta)$ που είναι ένα μέρος της συνάρτησης g για δοσμένο αριθμό ζευγαριών συσχετίσεων εισόδου-εξόδου:

$$(u^i, y^i) \in \mathbf{X} \text{ και } y^i = g(u^i)$$

Εάν $u^i = [u_1^i, u_2^i]^T$ αναπαριστάνει το διάνυσμα εισόδου για το δεδομένο ζευγάρι, τότε το σύνολο *δεδομένων εκμάθησης (training data set)* από M ζευγάρια εισόδου-εξόδου είναι:

$$G = \{(u^1, y^1), \dots, (u^M, y^M)\} \subset Y \times U$$

Οπότε, το ασαφές σύστημα f που κατασκευάζεται δίνεται από τη σχέση:

$$f(u) = \frac{\sum_{i=1}^M b_i \mu_i(u)}{\sum_{i=1}^M \mu_i(u)}$$

όπου, $\mu_i(u)$ είναι η βεβαιότητα του σώματος (*premise*) του ασαφούς κανόνα R_i με συνάρτηση βαθμού συγγένειας ως:

$$\mu_i(u) = \prod_{j=1}^n \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{u_j - c_j^i}{\sigma_j^i}\right)^2\right)$$

Το σύστημα f έχει M εισόδους με δύο παραμέτρους (u_1, u_2) με κέντρα c_{1i} και c_{2i} και διασπορές σ_{1i}, σ_{2i} και εξόδους (y), που κάθε έξοδος έχει κέντρο $b_i, i = 1, \dots, M$. Τα M ζευγάρια εισόδου-εξόδου αποτελούν M κανόνες εκμάθησης του f . Χρησιμοποιούμε την μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων (*Least Squares Method*) για να εκπαιδεύσουμε το σύστημα f και να εκτιμήσουμε τα κέντρα των βαθμών συγγενειών της εξόδου $y, b_i, i = 1, \dots, M$, δηλαδή τα κατώφλια απόφασης. Οπότε η παράμετρος εκμάθησης είναι $\theta = [b_1, \dots, b_M]$. Εάν τότε το σύστημα f είναι ένα γραμμικός συνδυασμός της μετασχηματισμένης εισόδου u , έτσι ώστε:

$$f(u | \theta) = b_1 \xi_1(u) + \dots + b_M \xi_M(u)$$

Εάν ορίσουμε $\xi(u) = [\xi_1, \dots, \xi_M]^T$, τότε η έξοδος y για την είσοδο u εκτιμάται μέσα από την παράμετρο θ , δηλαδή:

$$y = f(u | \theta) = \theta^T \xi(u)$$

Συνεπώς, εάν τα $\mu_i(u)$ είναι γνωστά, τότε το $\xi(u)$ είναι γνωστό και έχουμε την ακριβή φόρμα για την χρήση των *Least Squares Method* υπό την γνώση ότι το $\xi(u)$ είναι το γνωστό *regression vector*. Έτσι, η εκτίμηση θ του θ δίνεται από την σχέση:

$$\theta = (\Xi^T \Xi)^{-1} \Xi^T Y$$

που περιέχει τα καλύτερα κέντρα b_i της μεταβλητής εξόδου y με

$$\Xi = \Xi(M) = [(\xi(u^1))^T, \dots, (\xi(u^M))^T]^T.$$

Οπότε, οι *linguistic values* για την διαδικασία της απόφασης είναι γραμμικώς παραμετροποιημένες (*linear in parameters*) με βάση τον μετασχηματισμό $u^i \Rightarrow \xi(u^i)$. Το εκτιμώμενο διάνυσμα θ ελαχιστοποιεί το σφάλμα $E = Y - \Xi \cdot \theta$.

5.10. Εκτίμηση Απόδοσης Συστήματος Επίγνωσης Καταστάσεων

Εξετάζουμε την συμπεριφορά των συστημάτων F και C χρησιμοποιώντας υψηλού και χαμηλού επιστημολογικού πεδίου οντολογίες. Υψηλού επιπέδου οντολογίες υιοθετούνται για να εγγυηθεί η γενίκευση και η εκφραστικότητα στην αναπαράσταση του context. Η OWL-DL οντολογία καταστάσεων φτιάχνεται με το σύστημα Protégé. Εισάγεται η upper level οντολογία χώρου Cyc χρησιμοποιώντας τις χωρικές μεταβατικές σχέσεις χώρου (path-whole) στην έκφραση εξαρτήσεων μεταξύ χωρικών εννοιών (π.χ., η locates χωρική σχέση επεκτείνει τις Cyc:inRegion και την Cyc:spatialThing-Localized χωρικές σχέσεις). Το space module χρησιμοποιεί τον μερεολογικό τελεστή structure-entity-part εκφραζόμενο από τον DL μετασχηματισμό των Cyc¹ σχέσεων. Οι τελεστές αυτοί χρησιμοποιούνται για έλεγχο εγκυρότητας / συνέπειας και ταξινόμησης των χωρικά εξαρτώμενων καταστάσεων με βάση τη χωρική ιεραρχία των χωρικών εννοιών. Η ταξινόμηση αυτή συντελεί στην διακριτό-ποίηση των καταστάσεων ανάλογα με την χωρική θέση, π.χ., η κατάσταση meeting with friends in University είναι disjoint με την κατάσταση meeting with friends in Café out of the University campus.

Χρησιμοποιούμε και επεκτείνουμε τις χρονικές έννοιες από την DAML-Time² οντολογία του χρόνου για το time module. Συγκεκριμένα, οι έννοιες αυτές υιοθετούνται για να αποφανθεί το σύστημα πότε δύο καταστάσεις είναι συμβατές ή όχι για καθορισμένο χρονικό διάστημα³.

Χρησιμοποιούμε την ιεραρχία του προφίλ του χρήστη από την GUMO για το profile module. Οι έννοιες από την οντολογία αυτή αναπαριστούν social roles και ανθρώπινες σχέσεις / αντιδράσεις και χαρακτηρισμούς, προτιμήσεις για την γραφική διεπαφή των μηνυμάτων ειδοποίησης και διάφορα κοινωνικά γεγονότα⁴.

Κατηγορήματα από την ταξινομία FIPA⁵ χρησιμοποιούνται για το artifact module ώστε να αναπαρασταθούν τα χαρακτηριστικά της τερματικής συσκευής⁶ του χρήστη. Επιπλέον, η τρέχουσα υλοποίηση αποτελεί μια βάση ασαφών κανόνων υλοποιημένη με την πλατφόρμα Fuzzy-JESS⁷ (για το σύστημα F) και μια βάση λογικών κανόνων σε SWRL για την υλοποίηση της compatible σχέσης μεταξύ των καταστάσεων ενσωματώνοντας τους χρονικούς τελεστές από την DAML-Time οντολογία. Τέλος,

¹ <http://www.openencyc.org/>.

² <http://www.cs.rochester.edu/~ferguson/daml/>.

³ daml: topological-temporal-interval \supseteq overlap.

⁴ gumo:situational-elements \supseteq role(manager), personality \supseteq emotionalstate(disturbed), gumo:physical-elements \supseteq pda(iPAQ380).

⁵ <http://www.fipa.org/specs/fipa00086/>.

⁶ fipa:device-ontology \supseteq ui-description(display-messages).

⁷ <http://herzberg.ca.sandia.gov/jess/>.

χρησιμοποιούμε την μηχανή συμπερασμού RACER-DL [40] για τον έλεγχο της σχέσης εκλέπτυνσης μεταξύ των καταστάσεων.

Το προτεινόμενο σύστημα εξετάζεται με βάσει (1) την απόδοση της προτεινόμενης μετρικής ομοιότητας, (2) τον υπολογιστικό χρόνο για τον υπολογισμό της ομοιότητας και τον συμπερασμό βασισμένο σε DL αξιώματα, και (3) την διεισδυτική συμπεριφορά του συστήματος λαμβάνοντας υπό όψιν την συμπεριφορά του χρήστη.

5.10.1 Αξιολόγηση Επίδοσης

5.10.1.1 Υπολογισμός Μετρικής Ομοιότητας

Χρησιμοποιούμε τα σχήματα αναπαράστασης RDF, RDF(S) και OWL-DL [41] για την απόδοση της μετρικής ομοιότητας. Συγκεκριμένα, το σχήμα αναπαράστασης RDF(S) προσφέρει περισσότερη εκφραστικότητα στην αναπαράσταση γνώσης από ότι το RDF. Στο RDF σχήμα, οι έννοιες και οι σχέσεις περιγράφονται με την απλή τριπλέτα subject-predicate-object. Από την άλλη πλευρά, το σχήμα RDF(S) παρέχει την ικανότητα για πιο εκφραστική περιγραφή γνώσης εφόσον η σχέση εκλέπτυνσης υποστηρίζεται. Παρόλα αυτά, το σχήμα OWL-DL επεκτείνει την εκφραστικότητα του σχήματος RDF(S) με την παροχή αξιωμάτων σε έννοιες και σχέσεις.

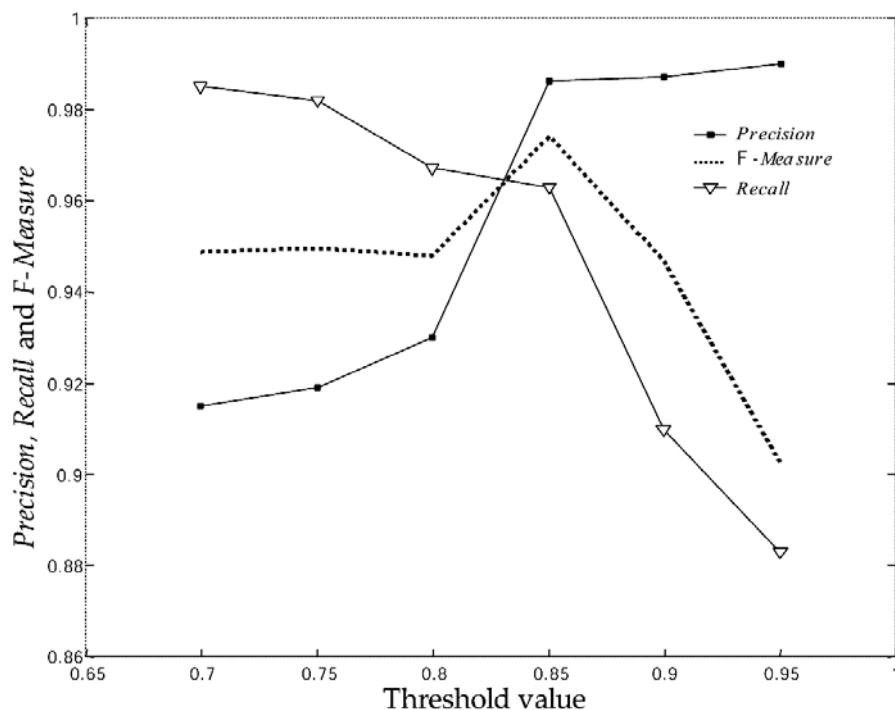
Χρησιμοποιούμε τις καθορισμένες μετρικές του Precision, Recall και F-Measure για την απόδοση της μετρικής ομοιότητας. Συγκεκριμένα, η μετρική R ορίζεται ως το ποσοστό των ανακτηθέντων και συναφών (όμοιων και συμβατών) καταστάσεων από τις συναφές καταστάσεις της οντολογίας καταστάσεων. Η μετρική P ορίζεται ως το ποσοστό των ανακτηθέντων και συναφών καταστάσεων από τις ανακτηθέντες καταστάσεις. Τέλος, η μετρική FM είναι μια δημοφιλής μετρική που συνδυάζει τις R και P ώστε να υπολογιστεί το κατάλληλο κατώφλι για την απόφαση του πως ορίζεται μια κατάσταση συναφής με βάσει ένα σύνολο καταστάσεων σε ένα σύνολο εκμάθησης, έτσι ώστε $FM = 2RP(R+P)^{-1}$.

Χρησιμοποιούμε τον βαθμό ταιριάσματος Degree of Match (DoM) [42] που ορίζεται ως η τιμή από ένα σύνολο διατεταγμένων τιμών που καθορίζει / εκφράζει πόσο όμοια είναι η κατάσταση q με μια κατάσταση $o \in O$ βάσει μιας μετρικής ομοιότητας. Εξετάζουμε την αποδοτικότητα της ανάκτησης συναφών καταστάσεων δηλώνοντας πόσο καλά η προτεινόμενη μηχανή συμπερασμού με χρήση ομοιότητας επάγει συναφές καταστάσεις όπως αποφαινόνται από domain experts. Υιοθετούμε την γενικευμένη μέθοδο εκτίμησης κατά την οποία το expert ταίριασμα για την μετρική P βασίζεται σε πολλαπλές τιμές για την έννοια των όμοιων καταστάσεων και όχι σε δυαδικές μόνο τιμές (δηλαδή σε όμοιο / όχι-όμοιο) σύμφωνα με το σύνολο: $DoM = \{exact, plug-in, subsumed-by, subsumes,$

fail}. Οι τιμές αυτές λαμβάνουν υπ' όψιν την σημασιολογία (σχέση γενίκευσης, closure και disjoint αξιώματα) κατά την εκτίμηση της αποδοτικότητας της μετρικής ομοιότητας.

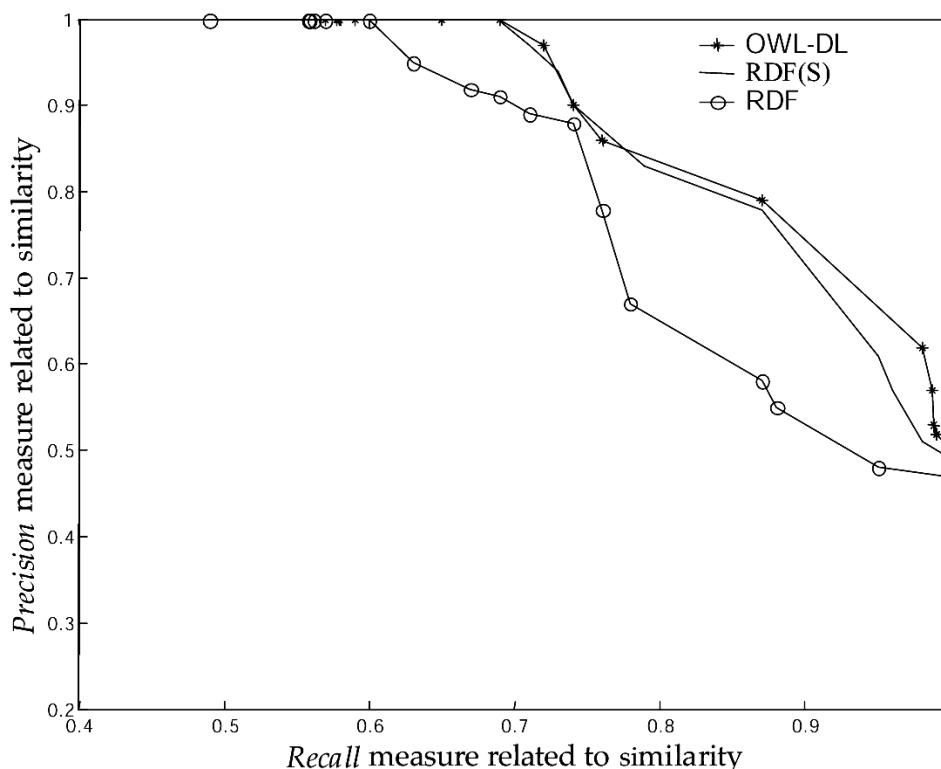
Ο βαθμός DoM έχει εφαρμοστεί στο πεδίο των Semantic Web Services με καθορισμένες μηχανές ταιριάσματος (matchmaking engines) [43]. Παρόλα αυτά, στον τομέα του SA μια κατάσταση είναι μια πεπλεγμένη DL έκφραση οπότε πρέπει να υπολογιστεί το καταλληλότερο κατώφλι για να ορισθεί μια κατάσταση όμοια βάσει των τιμών του DoM.

Το Σχήμα 5.5 απεικονίζει την μέση τιμή των P, R και FM βάσει συγκεκριμένων κατωφλίων θ χρησιμοποιώντας αναπαραστάσεις καταστάσεων σε OWL-DL για τέσσερις οντολογίες δοκιμών (αναθέτοντας τιμές DoM) και πέντε οντολογίες για εκτίμηση απόδοσης (2-fold validation) με 200 καταστάσεις κατά μέσο όρο και τέσσερα ontological modules συνολικά 400 concepts. Μια μικρή τιμή του θ συντελεί σε μεγάλο R αλλά εις βάρος χαμηλού P. Το αντίθετο ισχύει επίσης. Οπότε, ένα ο στόχος είναι να ανακτηθούν όσο το δυνατόν περισσότερες καταστάσεις τότε το θ πρέπει να έχει μικρές τιμές. Στην αντίθετη περίπτωση, για υψηλή τιμή του P, το θ πρέπει να λάβει μεγάλες τιμές. Κατά μέσο όρο, η καλύτερη τιμή του FM για την προτεινόμενη μετρική είναι 0.976, όπου για την τιμή αυτή, οι R και P είναι 0.963 και 0.989, αντιστοίχως (FM = 0.766 για RDF και FM = 0.801 για RDF(S)).



Σχήμα 5.5: Μέση τιμή των P, R και FM βάσει συγκεκριμένων κατωφλίων θ χρησιμοποιώντας αναπαραστάσεις καταστάσεων σε OWL-DL

Το Σχήμα 5.6 απεικονίζει το διάγραμμα R και P για τις πιο κατάλληλες τιμές των κατωφλίων στις διάφορες αναπαραστάσεις. Είναι πασιφανές ότι, η μετρική ομοιότητας στην αναπαράσταση OWL-DL αυξάνει την τιμή του P καθώς η προτεινόμενη μετρική ομοιότητας εκμεταλλεύεται την DL σημασιολογία. Αντιθέτως, τα σχήματα RDF και RDF(S) παρέχουν χαμηλότερες τιμές του P. Αυτό επειδή, το RDF σχήμα δεν υποστηρίζει σχέσεις γενίκευσης που σημαίνει ότι δεν υφίσταται καμία ταξινόμια εννοιών – αντίθετα μόνον ένας σημασιολογικός γράφος παρέχεται.



Σχήμα 5.6: Διάγραμμα R και P για τις πιο κατάλληλες τιμές των κατωφλίων στις διάφορες αναπαραστάσεις

Συνεπώς η μετρική ομοιότητας δεν εμπλέκει σχέσεις εκλέπτυνσης μεταξύ εννοιών και σχέσεων έτσι αφήνεται έννοιες που είτε υπάγονται είτε όχι από άλλες έννοιες. Το ίδιο ισχύει και για την ιεραρχία σχέσεων. Από την άλλη πλευρά, οι πιο δημοφιλείς μετρικές ομοιότητας καθώς και η προτεινόμενη εκμεταλλεύονται τις σχέσεις γενίκευσης. Επίσης, τα σχήματα RDF και RDF(S) δεν υποστηρίζουν κανένα αξίωμα (όπως π.χ., disjoint αξίωμα) καθώς και περιορισμούς. Η ομοιότητα δεν ορίζεται σε disjoint έννοιες και κατόπιν μεταξύ των αντιστοιχών εννοιών που υπάγονται από disjoint έννοιες. Επιπρόσθετα, ένα context c το οποίο έχει εφαρμόσει το closure αξίωμα σε όλες του τις σχέσεις είναι απολύτως διαφορετικό με ένα concept o που δεν έχει εφαρμόσει κανέναν περιορισμό στις σχέσεις του. Για τα δύο αυτά concepts ισχύει ότι το οποίο αποφασίζεται

ούτε από το RDF(S) σχήμα και ούτε από το RDF. Έτσι, τα σχήματα αυτά αποφασίζουν μικρό ή μηδενικό βαθμό ομοιότητας μεταξύ των c και o εφόσον δεν παρέχουν συμπερασμό σε πιο εκφραστική σημασιολογία.

5.10.1.2 Υπολογιστική Επίδοση Χρόνου

Λόγω της σχέσης γενίκευσης μεταξύ των καταστάσεων, μια πιο εξειδικευμένη κατάσταση $o \in \mathcal{O}$ (που κομίζει περισσότερη πληροφορία πλούσια σε σημασιολογία) τοποθετείται σε μεγαλύτερο βάθος στην \mathcal{O} από μια πιο αφηρημένη κατάσταση, η οποία τοποθετείται κοντά στην κορυφή της οντολογίας \mathcal{O} (δηλαδή κομίζει λιγότερη πληροφορία). Συνεπώς, μια άγνωστη κατάσταση q μπορεί να ταξινομηθεί ως μια $o \in \mathcal{O}$ σε μεγάλο βάθος, εάν η περιγραφή της $d(q)$ είναι τουλάχιστον τόσο εκφραστική όσο αυτή της o . Αλλιώς, η q ταξινομείται ως μια λιγότερο εξειδικευμένη κατάσταση από την o . Στην SA, το context, μπορεί να μην είναι πάντα διαθέσιμο έτσι μια προσέγγιση της $d(q)$ (δηλαδή λίγη πληροφορία για την q) μπορεί να παρέχεται και συντελεί σε μια πιο αφηρημένη ταξινόμηση της q στην \mathcal{O} , δηλαδή σε μικρότερο βάθος. Από την άλλη πλευρά, η μετρική ομοιότητας μπορεί καλύτερα να εκτιμήσει μια κοντινή ως προς την q κατάσταση $o \in \mathcal{O}$. Παρόλα αυτά, ο υπολογιστικός χρόνος t_{DL} για τον DL-reasoning αλγόριθμο (δηλαδή έλεγχο των σχέσεων γενίκευσης) για μια μεγάλη οντολογία μπορεί να είναι απαγορευτικός για μια ΕΕΚ. Όμοια, υπολογίζοντας την ομοιότητα μεταξύ q με κάθε ένα $o \in \mathcal{O}$ μπορεί να συντελεί σε μεγάλο υπολογιστικό χρόνο t_{SIM} για μια ΕΕΚ να ταξινομήσει την q .

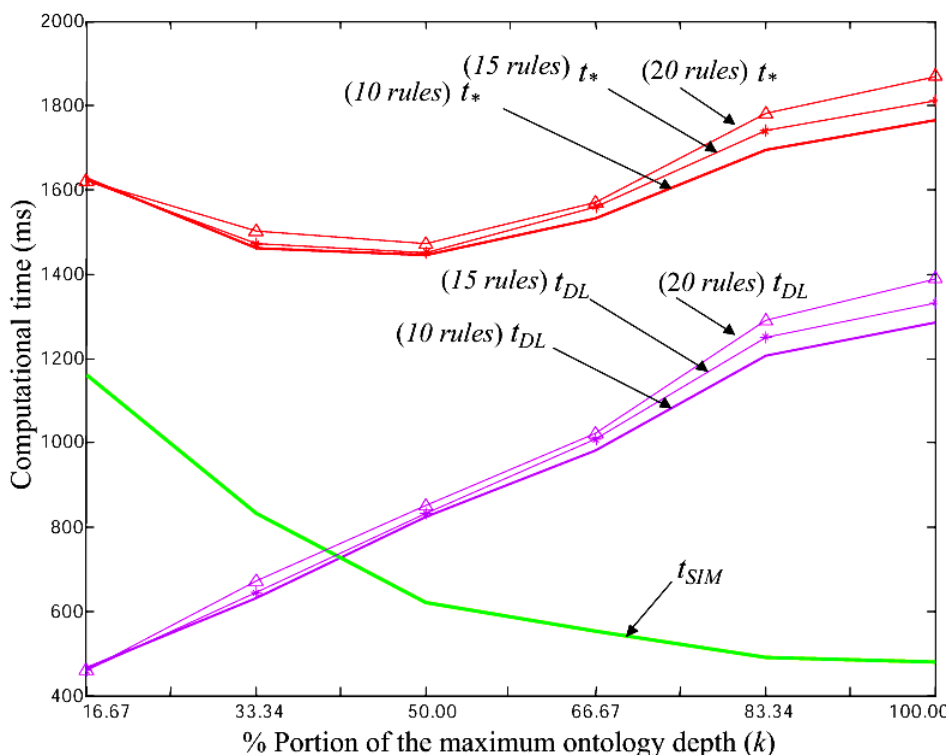
Εξάλλου, η ιδέα του *modularization* της οντολογίας των καταστάσεων [35] μπορεί να αποτελέσει καλύτερη υπολογιστική απόδοση από πλευράς χρόνου. Συγκεκριμένα, εάν η \mathcal{O} αποτελείται από n διαφορετικά situational modules $\mathcal{O}_i^{s_i}$ κάθε ένα περιγράφοντας ένα συγκεκριμένο επιστημολογικό πεδίο για το situational context (π.χ., πληροφορία που σχετίζεται για τις καταστάσεις meeting, working at home, traveling). Έστω $s_i \in \mathcal{O}_i^{s_i}$ η πιο αφηρημένη κατάσταση που είναι disjoint με κάθε μια άλλη $s_j \in \mathcal{O}_j^{s_j}$ $i \neq j$, $i, j = 1, \dots, n$. Έτσι, εάν χρησιμοποιήσουμε DL-reasoning στην modularized \mathcal{O} των πιο μεταξύ των αφηρημένων καταστάσεων $s_i \in \mathcal{O}_i^{s_i}$ για να ταξινομήσουμε το q τότε θα είμαστε ικανοί να ταξινομήσουμε το q σε κάποια από τα $\mathcal{O}_i^{s_i}$ που υπάγονται από το s_i (επειδή τα s_i είναι ισχυριζόμενα disjoint μεταξύ τους). Σε δεύτερο βήμα, μπορούμε να υπολογίσουμε την μετρική ομοιότητας μεταξύ του q και κάθε ενός $s_i \in \mathcal{O}_i^{s_i}$ και όχι με όλα τα concepts στην \mathcal{O} , έτσι μειώνοντας τον συνολικό χρόνο ταξινόμησης $t^* = t_{DL} + t_{SIM}$.

Επίσης, μπορούμε να μειώσουμε και άλλο τον χρόνο t_{SIM} εάν χρησιμοποιήσουμε την modularized \mathcal{O} όπως πριν με μερικά $o \in \mathcal{O}_i^{s_i} : o \sqsubseteq s_i$. Η ταξινόμηση του q ως ο $\mathcal{O}_i^{s_i}$ υπολογίζεται με χαμηλό t_{SIM} εφόσον η μετρική ομοιότητας εφαρμόζεται σε μικρότερη υπο-οντολογία (που υπάγεται στην $\mathcal{O}_i^{s_i}$). Ο αριθμός των $o \in \mathcal{O}_i^{s_i}$ που επιλέγονται από τον DL-reasoner εξαρτάται από τα αντίστοιχα βάθη τους. Ένα μηδενικό βάθος υποδηλώνει όλα τα $o \in \mathcal{O}_i^{s_i}$. Ένα μεγάλο βάθος υποδηλώνει μεγάλο t_{DL} χρόνο εις βάρος μικρού t_{SIM} χρόνου. Συγκεκριμένα, η επιλογή του κατάλληλου βάθους αποφασίζεται από το DL-reasoning που είναι το βάθος εκείνου του concept που υπάγεται στο q . Έτσι, το DL-reasoning βοηθά στον προσδιορισμό της σωστής υπο-οντολογίας που είναι υποσύνολο της $\mathcal{O}_i^{s_i}$. Συνεπώς, η εφαρμογή του similarity reasoning συντελεί σε μια πιο εκλεπτυσμένη ταξινόμηση του q σε αυτή την υπο-οντολογία λαμβάνοντας υπό όψιν την ασαφή πληροφορία πλαισίου. Υπάρχει μια ισορροπία μεταξύ των χρόνων t_{DL} και t_{SIM} που απαιτούνται κατά της ταξινόμηση της q σε κάποια $\mathcal{O}_i^{s_i}$ (ή μέσα στο module αυτό) και κατά την προσεγγιστική ταξινόμηση του q σε κάποια concepts στο module αυτό.

Για να υπολογιστεί ο χρόνος t^* , ορίζουμε υπο-οντολογία βάθους k , $\Gamma(k) \subseteq \mathcal{O}_i^{s_i}$ ενός situational module $\mathcal{O}_i^{s_i}$ το σύνολο των concepts $o \in \mathcal{O}_i^{s_i}$ με ίδιο ελάχιστο βάθος από την πιο αφηρημένη κατάσταση s_i του module αυτού, έτσι ώστε: $\Gamma(k) = \{ o \in \mathcal{O}_i^{s_i} : depth(o) = k \}$. Χρησιμοποιούμε DL-reasoning πάνω στην $\Gamma(k)$ για την ταξινόμηση της q σε κάποιο module για δοσμένο βάθος k και τότε υπολογίζουμε την μετρική ομοιότητας πάνω στις ήδη υπολογιζόμενες ταξινομημένες καταστάσεις αυτού του module. Έτσι, για δεδομένο q και k παραλείπονται τα modules που αναφέρονται σε μη συμβατές γενικευμένες καταστάσεις (και συνεπώς, όλες οι υπο-καταστάσεις τους) και τότε υπολογίζεται η μετρική ομοιότητας στις υπόλοιπες καταστάσεις. Σε τελικό βήμα, τα σύνολα των κανόνων για τον υπολογισμό των συμβατών καταστάσεων χρησιμοποιούνται.

Πειραματιζόμαστε με εννέα situational modules (situation ontologies) των 200 concepts / καταστάσεις κατά μέσο όρο και μέσω βάθος $depth = 11$. Κάθε situational module σχετίζεται με τέσσερα modules (κάθε ένα έχει προσεγγιστικά 400 asserted concepts) περιγράφοντας τα τέσσερα διαφορετικά είδη του situational context. Επίσης, υπάρχουν 10 κανόνες προσδιορισμού ενέργειας για κάθε μία κατάσταση. Το Σχήμα 5.7 δείχνει τους απαραίτητους χρόνους t^* , t_{DL} , t_{SIM} για διάφορες τιμές του k και για συγκεκριμένο αριθμό σχέσεων compatible / κανόνων μεταξύ των καταστάσεων (10, 15, και 20 κατά μέσο όρο για κάθε μια κατάσταση). Συνεπώς, μια χαμηλή τιμή του k υποδηλώνει υψηλό χρόνο t_{SIM} και χαμηλό χρόνο t_{DL} επειδή το DL-reasoning εφαρμόζεται όχι σε όλη την

οντολογία αλλά μέχρι ενός βάθους k και από αυτό το βάθος και έπειτα εφαρμόζεται το similarity reasoning σε έναν μεγάλο αριθμό concepts στην $\Gamma(k)$. Παρόλα αυτά, η χαμηλή τιμή του k συντελεί σε χαμηλή τιμή του P εφόσον η DL σημασιολογία δεν λαμβάνεται υπό όψιν (λόγω ότι εφαρμόζεται σε λιγότερο γενικευμένες καταστάσεις μέσα σε κάθε υπο-οντολογία). Από την άλλη πλευρά, μια μεγάλη τιμή του k υποδηλώνει μεγάλο χρόνο για DL-reasoning, t_{DL} , και λίγο χρόνο t_{SIM} . Αυτό επειδή, μια μεγάλη οντολογία (σε αριθμό concepts και σχέσεων) πρέπει να ταξινομηθεί (σημειώστε ότι υψηλή τιμή του P μπορεί να αποκομιστεί μέσω των DL-αξιωμάτων στην περίπτωση αυτή) και έτσι ένας μικρός αριθμός concepts πρέπει να συγκριθεί με το q όσον αφορά την μετρική ομοιότητας. Μετά από πειράματα, μια μέση τιμή του βάθους $k = 5.6$ αντιστοιχεί στο καλύτερο βάθος για την $\Gamma(k)$ υπο-οντολογία με χρόνο απόκρισης ταξινόμησης $t^* = 1443ms$.



Σχήμα 5.7: Χρόνοι t^* , t_{DL} , t_{SIM} για διάφορες τιμές του k και για συγκεκριμένο αριθμό σχέσεων compatible / κανόνων μεταξύ των καταστάσεων

5.10.2 Επίδοση Συστήματος στην Διεισδυτική Συμπεριφορά

Εξετάζουμε την επίδοση των δύο συστημάτων F και C όσον αφορά τη συμπεριφορά τους στην λήψη αποφάσεων για την ενεργοποίηση συγκεκριμένων tasks. Κάθε ένα σύστημα εξετάζεται χρησιμοποιώντας πληροφορία πλαισίου και ένα σύνολο κανόνων προσδιορισμού καταστάσεων και ενεργοποίησης ενεργειών. Η επίδοση του κάθε συστήματος βασίζεται σε ένα πραγματικό σενάριο που αποτελείται από μια σειρά

γεγονότων. Και τα δύο συστήματα όχι μόνο υποχρεούνται να αναγνωρίσουν καταστάσεις και δραστηριότητες αλλά και να ενεργοποιήσουν τους κατάλληλους κανόνες ενεργειών όπως διαγράφονται στο προφίλ του χρήστη και να λάβουν υπό όψιν τους τις αντιδράσεις του χρήστη. Η επίδοση του συστήματος εστιάζει στο κατά πόσο δεισδυτικό είναι ένα σύστημα βάσει των σωστών αποφάσεων και τον αριθμό των ενοχλήσεων του χρήστη.

Συγκεκριμένα, στην δοκιμή των συστημάτων εμπλέκονται τέσσερις χρήστες που βρίσκονται συνολικά σε όλο το σενάριο σε 100 καταστάσεις κατά μέσο όρο. Ένα PDA εφοδιασμένο με αισθητήρες illumination, noise, air humidity, indoor / outdoor position, galvanometer for sensing touch και ένα three-axis accelerometer. Ο χρήστης δοκιμής έχει πάντα μαζί του στο σενάριο τον RFID reader του και οι προτιμήσεις του ανακτώνται από μια εφαρμογή agenda. Οι χωρικές θέσεις που χρησιμοποιούνται για το σενάριο είναι (1) εσωτερικοί χώροι (γραφείο, διάδρομος συνδέοντας το γραφείο με την αίθουσα συζητήσεων, την αίθουσα συζητήσεων) και (2) εξωτερικοί χώροι (το καφέ). Το context δειγματοληπτείται κάθε δευτερόλεπτο. Για κάθε κατάσταση ο χρήστης έχει συσχετίζει συγκεκριμένες ενέργειες που επιθυμεί να πραγματοποιηθούν ανάλογα με τις τρεις τιμές option. Στο σενάριο, αντιδρά με το σύστημα μόνο μέσω όσων ειδοποιήσεων πρέπει να σχετίζονται σε την ενεργοποίηση των ενεργειών.

Ορίζουμε συγκεκριμένες παραμέτρους ώστε να συγκρίνουμε την δεισδυτική συμπεριφορά των δύο συστημάτων. Οι παράμετροι αυτοί αντανakλούν τον βαθμό δεισδυτικότητας του κάθε συστήματος και ποσοτικοποιούν το κατά πόσο το κάθε σύστημα προσαρμόζεται στο τρέχον context και στις αντιδράσεις του χρήστη. Η επίδοση του συστήματος χωρίζεται σε δύο μέρη: (1) επίδοση συστήματος στην λήψη αποφάσεων και (2) επίδοση συστήματος στην δεισδυτική συμπεριφορά.

5.10.2.1 Επίδοση συστήματος στην λήψη αποφάσεων

Διαφορετικές αποφάσεις από τα δύο συστήματα υποδηλώνει ότι και τα δύο συστήματα εφαρμόζουν διαφορετική λογική στο τρέχον context και αντιδράσεις του χρήστη. Ο Πίνακας 5-2 απεικονίζει πέντε μετρικές. Συγκεκριμένα, έστω **W** το σύνολο των εκτιμώμενων καταστάσεων όπως παρήγαγε η διαδικασία συμπερασμού στην παράγραφο 5.7 του τρέχοντος κεφαλαίου.

Πίνακας 5-2: Οι πέντε μετρικές για την μελέτη διεισδυτικής συμπεριφοράς του συστήματος

D_1	D_2	D_3	D_4	D_5	Ποσοστιαία μείωση 'notify' μηνυμάτων
21%	16.8%	3.36%	100%	100%	37.8%

Κάθε σύστημα δρα διαφορετικά σε κάθε κατάσταση. Έστω, $W_{TA}(x)$ το σύνολο των καταστάσεων για το οποίο το σύστημα $x \in \{F, C\}$ αποφασίζει την επιλογή 'take action' όταν ο χρήστης είναι μπλεγμένος σε μια κατάσταση, δηλαδή,

$$W_{TA}(x) = \{o \in \mathbf{W} : \text{decision}(x, o) = \text{'take action'}\}$$

όπου $\text{decision}(x, o)$ είναι η απόφαση το x συστήματος όταν ο χρήστης βρίσκεται στην κατάσταση $o \in \mathbf{W}$. Όμοια, το σύνολο των καταστάσεων για τις οποίες το σύστημα x ειδοποίησε τον χρήστη είναι:

$$W_{NTF}(x) = \{o \in \mathbf{W} : \text{decision}(x, o) = \text{'notify'}\}$$

και τέλος το σύνολο των καταστάσεων για τις οποίες το σύστημα x δεν παρέβη σε καμία ενέργεια είναι:

$$W_{TNA}(x) = \{o \in \mathbf{W} : \text{decision}(x, o) = \text{'take no action'}\}$$

Οι πέντε μετρικές που βασίζονται στα προαναφερθέντα σύνολα είναι οι εξής:

➤ D_1 : **Passive non-disturbance metric.** Η μετρική αυτή αναφέρεται στην απόφαση του C συστήματος στο να ειδοποιήσει τον χρήστη πριν προβεί στην εκτέλεση συγκεκριμένης ενέργειας (επιλογή 'notify') ενώ το F σύστημα αποφασίζει να μην προβεί στην εκτέλεση της ενέργειας και, έτσι, να μη ενοχλήσει τον χρήστη με μήνυμα ειδοποίησης (επιλογή 'take no action'). Συγκεκριμένα, η D_1 μετρική υποδηλώνει το ποσοστό εκείνων των καταστάσεων όπου το F σύστημα αποφασίζει να μη προβεί σε εκτέλεση ($W_{TNA}(F)$) και το C σύστημα να ειδοποιήσει τον χρήστη ($W_{NTF}(C)$), έτσι,

$$D_1 = \frac{|W_{TNA}(F) \cap W_{NTF}(C)|}{|W_{NTF}(C)|}$$

Μια μεγάλη τιμή του D_1 δείχνει ότι οι καταστάσεις στο σύνολο $W_{TNA}(F)$ βρίσκονται επίσης και στο σύνολο $W_{NTF}(C)$, δηλαδή, το F σύστημα τείνει να είναι πιο βέβαιο για την απόφασή του να μην προβεί στην εκτέλεση της συγκεκριμένης ενέργειας. Η τιμή του D_1 δηλώνει ότι το F σύστημα είναι λιγότερο ενοχλητικό ως προς τον χρήστη αφού αποφασίζει με μεγάλο βαθμό βεβαιότητας την επιλογή 'take no action' (διεισδυτική

συμπεριφορά) από το να ειδοποιήσει τον χρήστη. Έτσι, η μετρική D_1 δείχνει τον βαθμό passive non-disturbance του συστήματος. Η όρος passive αναφέρεται στο γεγονός ότι το F σύστημα δεν προκύπτει ούτε στην ειδοποίηση του χρήστη ούτε στην εκτέλεση της ενέργειας, άρα ο χρήστης δεν ενοχλείται. Οι ειδοποιήσεις που στέλνονται από το F σύστημα στον χρήστη μειώνονται κατά 21% σε σχέση με το C σύστημα, όπως φαίνεται στον Πίνακας 5-2. Συνεπώς, το F σύστημα εμφανίζεται λιγότερο ενοχλητικό από ότι το C .

➤ D_2 : **Active non-disturbance metric.** Σύμφωνα με την μετρική αυτή, το F σύστημα δρα περισσότερο διεισδυτικά από το C σύστημα εφόσον το πρώτο αποφασίζει την επιλογή 'take action' από την επιλογή 'notify', η οποία αποφασίζεται από το C σύστημα. Συγκεκριμένα, η μετρική D_2 το κατά πόσο βέβαιο είναι το F σύστημα στην απόφασή του να προβεί στην εκτέλεση μιας ενέργειας χωρίς την ενόχληση / παρέμβαση του χρήστη. Έτσι, η D_2 δείχνει το ποσοστό εκείνων των καταστάσεων για το F σύστημα ($W_{TA}(F)$) και το C σύστημα ($W_{NTF}(C)$), έτσι ώστε,

$$D_2 = \frac{|W_{TA}(F) \cap W_{NTF}(C)|}{|W_{NTF}(C)|}$$

Μια μεγάλη τιμή της D_2 υποδηλώνει ότι το F σύστημα αποφεύγει να ενοχλήσει τον χρήστη αφού παρέβη στην εκτέλεση της ενέργειας, έτσι, δείχνει τον βαθμό active non-disturbance, σε αντίθεση με την μετρική D_1 . Στην περίπτωση αυτή, τα μηνύματα ειδοποίησης από το F σύστημα στον χρήστη μειώνονται κατά 16.80% σε σχέση με το C σύστημα, όπως φαίνεται στον Πίνακας 5-2. Αυτό σημαίνει ότι, το F σύστημα είναι πιο βέβαιο στο να προβεί στην εκτέλεση ενός task από ότι το C , μειώνοντας έτσι την παρέμβαση του χρήστη.

➤ D_3 : **Notification validity metric.** Η μετρική αυτή απεικονίζει το ποσοστό των ειδοποιήσεων που ομόφωνα αποφασίζεται και από τα δύο συστήματα. Αυτό σημαίνει ότι το F και το C σύστημα αποφασίζουν την επιλογή 'notify' για τις ίδιες καταστάσεις. Η μετρική αυτή είναι το ποσοστό των καταστάσεων για τις οποίες τα δύο συστήματα ειδοποιούν το χρήστη, άρα,

$$D_3 = 1 - \frac{|W_{NTF}(F) \cap W_{NTF}(C)|}{|W_{NTF}(C)|}$$

Παρόλα αυτά όμως, το F σύστημα προσπαθεί να μειώσει τις ειδοποιήσεις στον χρήστη και να μεγιστοποιήσει την βεβαιότητά του στις αποφάσεις 'take no action' και 'take action'. Έτσι, μια μικρή τιμή της D_3 δείχνει μια πιο διεισδυτική συμπεριφορά

του συστήματος F . Το σύστημα αυτό ειδοποιεί τον χρήστη μόνον 3.36% για όλες τις περιπτώσεις, όπως φαίνεται και στον Πίνακα 5-2.

➤ D_4 και D_5 : **Active and Passive validity metric.** Η μετρική D_4 αναφέρεται στην active rationality μετρική που υποδηλώνει ότι το F σύστημα δεν λαμβάνει τελείως διαφορετικές αποφάσεις από το C σύστημα όσον αφορά την επιλογή 'take action'. Αυτό σημαίνει ότι και τα δύο συστήματα συμφωνούν στις αποφάσεις τους για την εκτέλεση ενός task. Συγκεκριμένα, η μετρική D_4 υποδηλώνει το ποσοστό των καταστάσεων κατά τις οποίες και τα δύο συστήματα συμφωνούν σε στην ίδια επιλογή, δηλαδή,

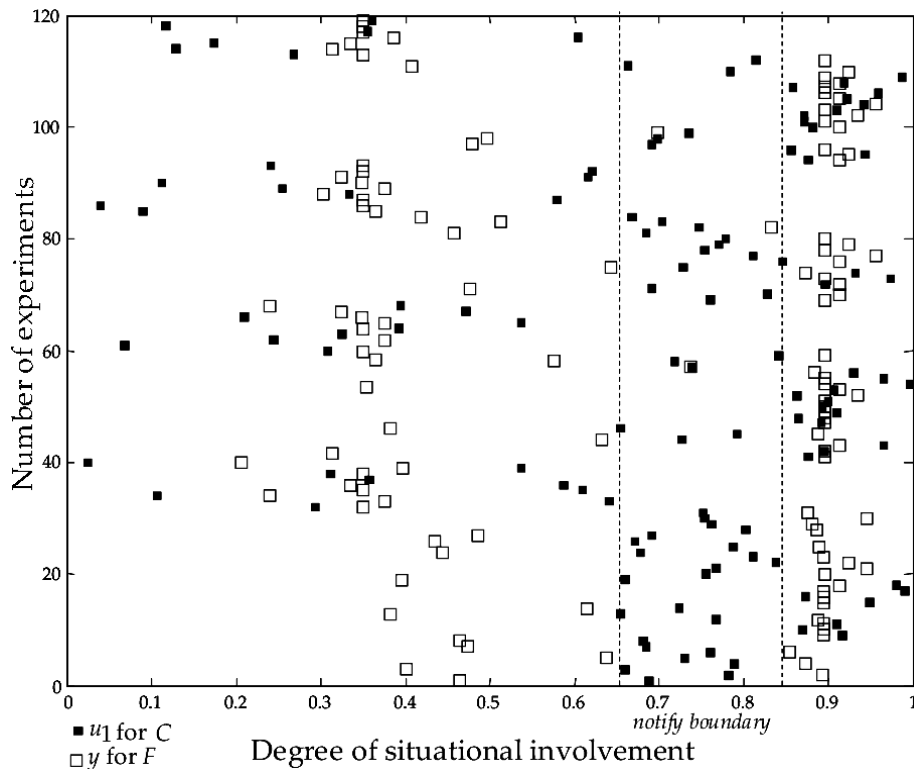
$$D_4 = \frac{|W_{TA}(F) \cap W_{TA}(C)|}{|W_{TA}(C)|}$$

Ανάλογα, η μετρική D_5 αναφέρεται στην passive rationality μετρική που υποδηλώνει ότι τα F και το C σύστημα συμφωνούν στην επιλογή 'take no action', έτσι,

$$D_5 = \frac{|W_{TNA}(F) \cap W_{TNA}(C)|}{|W_{TNA}(C)|}$$

Μια μεγάλη τιμή στην D_4 (D_5) υποδηλώνει ότι και τα δύο συστήματα συμφωνούν στην εκτέλεση (όχι εκτέλεση) του συγκεκριμένου task για τις ίδιες καταστάσεις αποφεύγοντας να ενοχλήσουν τον χρήστη. Τα δύο συστήματα αποκομίζουν τιμή $D_4 = D_5 = 100\%$. Ο συνολικός αριθμός των μη επιθυμητών ειδοποιήσεων είναι καλύτερος (μεγαλύτερη τιμή) για το F σύστημα με ποσοστό 37.80%, όπως φαίνεται στον Πίνακα 5-2.

Στο Σχήμα 5.8 απεικονίζεται η κατανομή των τιμών u_1 και y για 120 πειράματα και για τα συστήματα C και F , αντίστοιχα. Είναι εύληπτη η ομοιομορφία της κατανομής των τιμών του βαθμού u_1 για τις τρεις επιλογές ('take no action', 'notify', 'take action'). Αντίθετα, η κατανομή των τιμών του βαθμού y εμφανίζεται πιο πυκνή στις περιοχές που σχετίζονται με τις επιλογές 'take no action' και 'take action' αφήνοντας έτσι πιο αραιή την περιοχή 'notify'. Αξίζει να σημειωθεί ότι η κατανομή αυτή είναι πιο πυκνή στην περιοχή 'notify' που σχετίζεται με το σύστημα C , δηλώνοντας ότι το F σύστημα είναι εκπαιδευμένο να είναι πιο βέβαιο στις αποφάσεις του να μην ενοχλήσει τον χρήστη, έτσι, κομίζοντας μια πιο δεισδυτική συμπεριφορά από ότι το C σύστημα.



Σχήμα 5.8: Η κατανομή των τιμών u_1 και y για 120 πειράματα και για τα συστήματα C και F, αντίστοιχα.

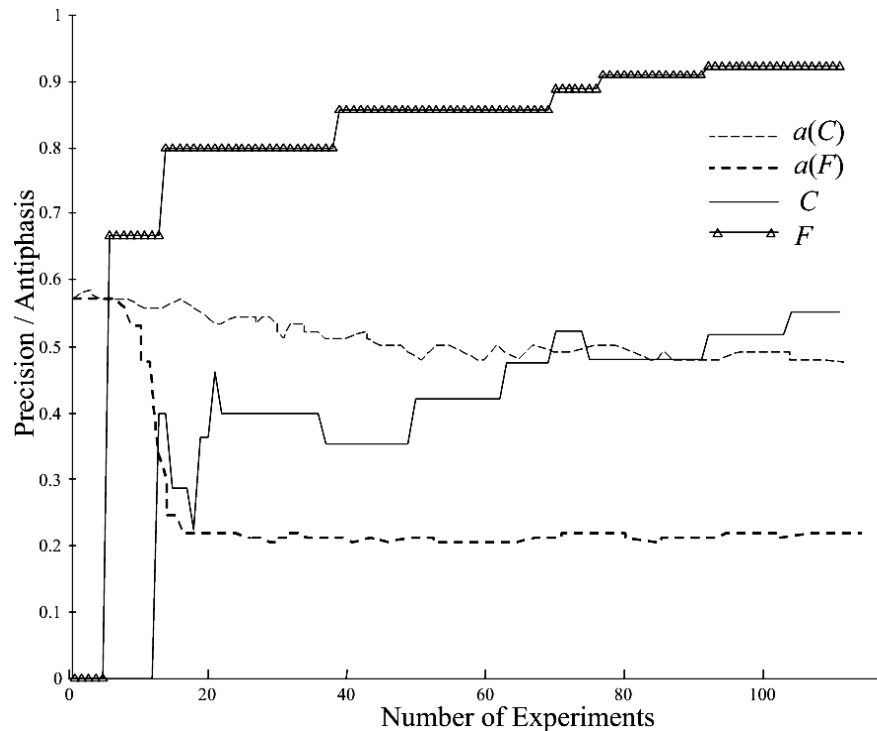
5.10.2.2 Επίδοση συστήματος στην διεισδυτική συμπεριφορά

Στην παράγραφο αυτή εξετάζεται η συμπεριφορά του συστήματος όσον αφορά τις αντιδράσεις του χρήστη. Η συμπεριφορά αυτή μπορεί να ερμηνευτεί ως η παρενόχληση του χρήστη ή η ικανοποίηση του χρήστη κατά την ειδοποίησή του ή όχι. Επίσης, εξετάζεται το κατά πόσο το σύστημα καλύπτει τις προσδοκίες του χρήστη που αναφέρονται είτε στην εκτέλεση ενός task χωρίς την παρέμβαση του χρήστη είτε στην ικανότητα του συστήματος να μαθαίνει τις προτιμήσεις του χρήστη όσον αφορά την ειδοποίησή του.

Ορίζουμε W_{NTF} το σύνολο των ειδοποιήσεων του χρήστη και W_{ACP} το σύνολο των αποδοχών του χρήστη. Το τελευταίο σύνολο αναφέρεται στο γεγονός ότι ο χρήστης ήθελε να ειδοποιηθεί από το σύστημα για την εκτέλεση ενός task και το σύστημα τον ειδοποίησε αντίστοιχα. Ορίζεται έτσι η μετρική *precision* (σε αντιδιαστολή με την μετρική *precision* στο τομέα της Ανάκτησης Πληροφορίας όπου είναι το ποσοστό της ανακτηθέντα (σε αναλογία με την ειδοποίηση) και συναφής (σε αναλογία με την αποδοχή ειδοποίησης από τον χρήστη) πληροφορίας) ως το ποσοστό των περιπτώσεων όπου ο χρήστης δεν ενοχλήθηκε από το σύστημα μέσω ειδοποιήσεων ή

δεν παρενέβη για την τελική απόφαση εκτέλεσης ενός task από όλες τις ειδοποιήσεις που εστάλησαν από το εκάστοτε σύστημα, δηλαδή,

$$precision = \frac{|W_{NTF} \cap W_{ACP}|}{|W_{NTF}|}$$



Σχήμα 5.9: Η τιμή της μετρικής precision και antiphesis για τα δύο συστήματα F και C.

Η τιμή της μετρικής precision υποδηλώνει εκείνον τον αριθμό ειδοποιήσεων που δεν ενόχλησαν τον χρήστη. Μια υψηλή τιμή του precision δείχνει ένα σύστημα ειδοποιεί τον χρήστη κατάλληλα. Μια χαμηλή τιμή όμως δηλώνει ότι το σύστημα δεν είναι επαρκώς εκπαιδευμένο από τις παρελθούσες αντιδράσεις του χρήστη. Το Σχήμα 5.9 απεικονίζει την τιμή της μετρικής precision για τα δύο συστήματα. Το σύστημα F εμφανίζει καλύτερη απόδοση βάσει της precision (precision = 0.9), που σημαίνει ότι συμπεριφέρεται πιο διεισδυτικά, σε σχέση με το σύστημα C (με precision = 0.5).

Επιπρόσθετα, υποθέστε τον βαθμό αντίφασης *antiphesis* α μεταξύ των αποφάσεων του χρήστη και το συστήματος. Ο βαθμός αυτός υποδηλώνει το κατά πόσο ο χρήστης και το σύστημα δεν συμφωνούν στις επιθυμητές αποφάσεις, π.χ., ο χρήστης ήθελε να ενημερωθεί από το σύστημα πριν αυτό προβεί στην εκτέλεση ενός task αλλά το σύστημα δεν τον ειδοποίησε κατάλληλα. Στον Πίνακα 5-3 η αντίφαση $\alpha(F)$ μεταξύ του

χρήστη και του συστήματος F είναι μικρότερη ($\alpha(F) = 21.22\%$) από ότι αυτή του συστήματος C ($\alpha(C) = 50.42\%$).

Πίνακας 5-3 : Μετρικές μελέτης επίδοσης συστήματος

System	<i>Antiphasis</i>	<i>Disturbance</i>	<i>Coherence</i>	<i>Penalty</i>
C	50.42%	3.36%	58.82%	2.55%
F	21.22%	0.08%	93.27%	2.46%

Το Σχήμα 5.9 απεικονίζει τις τιμές της αντίφασης $\alpha(F)$ και $\alpha(C)$ κατά την διάρκεια εκμάθησης / προσαρμογής για τα συστήματα F και C , αντιστοίχως. Η αρχική μέση τιμή της μετρικής αντίφασης $\alpha(F)$ και $\alpha(C)$ είναι 0.57 και για τα δύο συστήματα. Μετά από το 19.3% του ποσοστού των πειραμάτων εκμάθησης για το F σύστημα (δηλαδή, μέχρι η τιμή precision για το σύστημα F συγκλίνει στην τιμή 0.9) και από το 76.7% του ποσοστού των πειραμάτων για το C σύστημα (μέχρι το precision συγκλίνει στο 0.5), η τιμή $\alpha(F)$ συγκλίνει στο 21.22% και η $\alpha(C)$ συγκλίνει στο 50.42%. Αυτό σημαίνει ότι, ο χρήστης ενοχλείται από τις μη επιθυμητές πράξεις του F (C) με μέγιστη πιθανότητα 19.3% (76.7%) στους πρώτους 16 (64) γύρους μάθησης κατά την φάση της εκπαίδευσης των συστημάτων, Αξίζει να σημειωθεί ότι, το 97.54% (97.45%) της τιμής της αντίφασης αναφέρεται στις καταστάσεις όπου ο χρήστης δεν ήθελε να ειδοποιηθεί αλλά το σύστημα τον ειδοποίησε για ένα καθορισμένο task. Έτσι, το σύστημα F (C) αποφάσιζε την επιλογή 'take action' κατά την φάση της εκπαίδευσης συντελώντας σε μια τιμή της αντίφασης $\alpha(F) = 21.22\% (1-0.9754) = 0.52\%$ ($\alpha(C) = 50.42\% (1-0.9745) = 1.28\%$). Δηλαδή το F σύστημα είναι σημαντικά πιο επιφυλακτικό (κατά 147%) από ότι το C σύστημα κατά την διάρκεια της εκμάθησης.

Ορίζουμε επίσης την μετρική *disturbance* ως το ποσοστό εκείνων των ειδοποιήσεων που ενοχλούν τον χρήστη (δηλαδή, notifications που δεν είναι αποδεκτά από τον χρήστη). Συγκεκριμένα, μια μεγάλη τιμή του disturbance υποδηλώνει ότι το σύστημα ειδοποιεί άσκοπα τον χρήστη δείχνοντας έτσι είτε την αβεβαιότητα του συστήματος για την απόφασή του να προβεί στην εκτέλεση ενός task ή την άγνοια του συστήματος στις παρελθούσες αντιδράσεις του χρήστη. Το σύστημα F λαμβάνει πολύ χαμηλή τιμή disturbance (0.08%). Η τιμή της μετρικής αυτής εξαρτάται από την τιμή της μετρικής precision, όπως απεικονίζεται στο Σχήμα 5.9. Μεγάλες τιμές της μετρικής disturbance οδηγούν σε μικρές τιμές της μετρικής precision (για τιμή $\epsilon = 0.65$).

Η μετρική συνοχής (*coherence*) υποδηλώνει ότι ο χρήστης δεν ενοχλήθηκε από την μη-αποστολή μιας ειδοποίησης. Έτσι, ούτε ο χρήστης ενοχλήθηκε από κάποιο άσκοπο μήνυμα αλλά ούτε το σύστημα ενημέρωσε τον χρήστη μέσω ειδοποίησης. Το σύστημα

F συμφωνεί με τις προτιμήσεις του χρήστη στην περίπτωση αυτή έχοντας με πιθανότητα 0.93 σε αντίθεση με το σύστημα *C* όπου η συνοχή αποφάσεων χρήστη-σύστημα έχει τιμή 0.59. Η μετρική coherence δεν πρέπει να συγχέεται με την συμπληρωματική τιμή της μετρικής disturbance. Εξάλλου, η μετρική coherence υπολογίστηκε όταν η μετρική precision υπερέβη την 0.75. Η μη-αποστολή ειδοποίησης από το σύστημα *F* στον χρήστη υπονοεί ότι το *F* είναι βέβαιο στο να μην ειδοποιήσει τον χρήστη πιστεύοντας (με μεγάλο βαθμό πεποίθησης) ότι ο χρήστης δεν επιθυμεί να ειδοποιηθεί (π.χ., ο χρήστης δεν βρίσκεται σε κάποια γνωστή κατάσταση και οι παρελθούσες αντιδράσεις του σηματοδοτούσαν την ενόχλησή του σε οποιαδήποτε ειδοποίηση για αυτών των καταστάσεων). Το γεγονός αυτό δεν είναι συμπληρωματικό του γεγονότος ότι το σύστημα *F* δεν είναι βέβαιο για το εάν πρέπει να ειδοποιήσει τον χρήστη, οπότε προβαίνει στην επιλογή 'take no action'. Στην περίπτωση αυτή, υπάρχει ενόχληση από τον χρήστη δείχνοντας ότι το σύστημα *F* δεν είναι ικανό να συμπεράνει την άρνηση του κανόνα (if involved in a situation then proceed with an action). Για τον λόγο αυτό, η μη-αποστολή ειδοποίησης από το *F* οδηγεί αναπόφευκτα σε μικρές τιμές του disturbance από ένα σύστημα που είναι αβέβαιο για το εάν πρέπει να προβεί στην εκτέλεση ενός task.

Τέλος, ορίζουμε την μετρική *penalty* ως το ποσοστό των contradictory αποφάσεων που λαμβάνονται από το σύστημα και ενοχλούν τον χρήστη, δηλαδή, το σύστημα δεν ειδοποίησε τον χρήστη για την εκτέλεση ενός task ή για την ακύρωσή του). Αυτό σημαίνει ότι, το σύστημα αψηφά την αποδοχή ή την απόρριψη του χρήστη στις ειδοποιήσεις του που σχετίζονται με την εκτέλεση ενός task και αποφασίζει αυτόνομο. Αξίζει να σημειωθεί ότι, το σύστημα *F* αποκομίζει ελάχιστη καλύτερη συμπεριφορά βάσει της μετρικής *penalty* από ότι το σύστημα *C*. Αυτό επειδή, και τα δύο συστήματα λαμβάνουν αποφάσεις βάσει των προτιμήσεων του χρήστη (προδιαγραμμένες στο προφίλ του) και προσπαθούν να προσαρμοστούν στις προθέσεις του χρήστη ακόμη και αν ο χρήστης δεν δρα όπως είχε δηλώσει στις προτιμήσεις του. Έτσι, τα συστήματα δεν μπορούν να λάβουν την πρωτοβουλία να αποφασίσουν αυτόνομα αψηφώντας τις προδιαγραμμένες προτιμήσεις του χρήστη. Σημαντικό είναι εξίσου το γεγονός ότι, διαφορετικά είδη της μετρικής *penalty* θα μπορούσαν να θεωρηθούν, π.χ., ο χρήστης ήθελε το σύστημα να προβεί στην πραγματοποίηση ενός task αλλά το σύστημα δεν το πραγματοποίησε. Συνεπώς, η μετρική *penalty* είναι μια μετρική που αντανακλά την έννοια της μετρικής *antiphesis*.

Ο Πίνακας 5-4 δείχνει την σχετική βελτίωση της συμπεριφοράς του συστήματος *F* σε σχέση με το σύστημα *C*, όπου 'You' είναι μια προσωποποίηση του συστήματος και 'TA', 'TNA', 'NTF' αντιστοιχούν στις επιλογές 'take action', 'take no action' και 'notification'. Παρατηρήθηκαν επτά τύποι αντιδράσεων από τους χρήστες όσον αφορά τις αποφάσεις του συστήματος. Η βελτίωση αυτή υποδηλώνει πόσες φορές οι αποφάσεις του συστήματος *F* συμπίπτουν με τις επιθυμίες του χρήστη σε σχέση με τις αποφάσεις του συστήματος *C*.

Πίνακας 5-4: Σχετική βελτίωση της συμπεριφοράς του συστήματος *F* σε σχέση με το σύστημα *C*,

<i>Reaction</i>	<i>User</i>	<i>C</i>	<i>F</i>	<i>%Impr.</i>
<i>You have Not Learned!</i>	<i>TA</i>	<i>NTF</i>	<i>TA</i>	98.89
<i>You have been actively pervasive!</i>	<i>TA</i>	<i>TA</i>	<i>TA</i>	8
<i>You have been passively pervasive!</i>	<i>TNA</i>	<i>TNA</i>	<i>TNA</i>	5.47
<i>Do not bother me!</i>	<i>TNA</i>	<i>NTF</i>	<i>TNA</i>	97.11
<i>You have forgotten me!</i>	<i>TA</i>	<i>TNA</i>	<i>TA</i>	0
<i>Notify me before doing it!</i>	<i>NTF</i>	<i>TA</i>	<i>NTF</i>	30
<i>Notify me before cancelling it!</i>	<i>NTF</i>	<i>TNA</i>	<i>NTF</i>	4.34

Σύμφωνα με την πρώτη αντίδραση (You Have Not Learned!), κατά την οποία ο χρήστης ήθελε το σύστημα να προβεί στην εκτέλεση ενός task αλλά το σύστημα έκρινε καλύτερο να ειδοποιήσει τον χρήστη, το σύστημα *F* δείχνει μια βελτίωση της τάξης του 98.89%.

Η δεύτερη αντίδραση (You have been more pervasive!) υποδηλώνει ότι σύστημα και χρήστης συμφωνούν στην εκτέλεση ενός task. Στην περίπτωση αυτή, το σύστημα *F* δείχνει μια πιο διεισδυτική συμπεριφορά στην απόφαση 'take action' με μια βελτίωση 8% σε σχέση με το σύστημα *C*.

Στην τρίτη αντίδραση (You have been passively pervasive!) ο χρήστης δεν επιθυμούσε ούτε την εκτέλεση ενός task ούτε την ειδοποίηση του συστήματος. Το σύστημα *F* δείχνει μια βελτίωση 5.47%, έτσι, ο χρήστης είναι πιο ικανοποιημένος από ότι το σύστημα *C*.

Η τέταρτη αντίδραση (Do not bother me!) υποδηλώνει ότι ο χρήστης δεν θέλει να ειδοποιηθεί. Το σύστημα *F* προσαρμόζεται αυτόνομα στις επιθυμίες του χρήστη και στο τρέχον context με μια βελτίωση στα 97.11%.

Η πέμπτη αντίδραση (You have forgotten me!) απεικονίζει ότι και τα δύο συστήματα συμφωνούν. Στην έκτη αντίδραση (Notify me before doing it!) ο χρήστης ήθελε να ειδοποιηθεί από το σύστημα πριν το σύστημα προβεί στην εκτέλεση ενός task. Το σύστημα *F* προσαρμόζεται στο τρέχον context και τις παρελθούσες αντιδράσεις του χρήστη φτάνοντας μια βελτίωση στα 30%.

Στην τελευταία αντίδραση (Notify me before canceling it!) ο χρήστης ήθελε να ειδοποιηθεί από το σύστημα πριν το σύστημα ακυρώσει την εκτέλεση ενός task. Στην περίπτωση αυτή, το σύστημα F δείχνει μια βελτίωση 4.34%. Η συμπεριφορά του συστήματος F στην έβδομη αντίδραση (δηλαδή, στο να επιλεγεί η απόφαση 'take no action' από το να επιλεγεί η απόφαση 'notify') μπορεί να εξηγηθεί όπως ακολουθεί: Το σύστημα F προσπαθεί να γίνει πιο δεισδυτικό, οπότε, αποφεύγει να στέλνει ειδοποιήσεις που να βασίζονται όχι μόνο στο τρέχον context αλλά και στην παρελθούσα συμπεριφορά του χρήστη.

Από την άλλη πλευρά, η συμπεριφορά του συστήματος F στην αντίθετη αντίδραση, δηλαδή στην έκτη αντίδραση (στο να επιλεγεί η απόφαση 'take action' αντί της απόφασης 'notify'), δείχνει μια βελτίωση 30%. Το σύστημα F εμφανίζεται πιο βέβαιο στο να προβεί στην εκτέλεση ενός task (όπως περιγράφεται και στο προφίλ του χρήστη) από το να ακυρώσει την εκτέλεση του αντίστοιχου task (το οποίο δεν περιγράφεται στο προφίλ του χρήστη), έτσι, αποφεύγει να στείλει ειδοποιήσεις στον χρήστη.

Επίσης, οι ασαφείς κανόνες του συστήματος F λειτουργούν με έναν επαγωγικό τρόπο, δηλαδή, το σύστημα F γνωρίζει τι να κάνει εφόσον κάτι συμβεί (modus ponens) και δεν γνωρίζει τι να κάνει εάν κάτι δεν συμβεί (modus tollens): η συλλογιστική κατά modus tollens επάγει το συμπέρασμα ότι $((p \rightarrow q) \wedge \neg q) \rightarrow \neg p$.

Επιπρόσθετα, ασαφείς κανόνες, που μοντελοποιούν την γνώση για το σύστημα στην περίπτωση του τι να μην κάνει θα μπορούσαν να παράγουν μια βελτίωση της συμπεριφοράς του συστήματος βάσει των αντιδράσεων του χρήστη. Για παράδειγμα, ο κανόνας της μορφής, **If** u_1 is not *high* and u_2 is not *high* **Then** y is *notifying* μπορεί να είναι ένας ισχυρισμός στην ασαφή βάση γνώσης. Τέτοιο κανόνες υποδηλώνουν ότι το σύστημα F δεν γνωρίζει ότι ο χρήστης βρίσκεται σε μια κατάσταση και δεν έχει πλήρη άγνοια για τις παρελθούσες του αντιδράσεις, άρα το καλύτερο που έχει να κάνει είναι να ειδοποιήσει τον χρήστη για την εκτέλεση ενός task ή όχι.

5.11. Συμπεράσματα

Το σύστημα επίγνωσης καταστάσεων υιοθετεί οντολογική αναπαράσταση καταστάσεων ως έννοιες Περιγραφικής Λογικής, ταξινόμηση πλαισίου κατάστασης μέσω ενός υβριδικού μοντέλου για τον χειρισμό ασαφούς γνώσης βάσει σημασιολογικής ομοιότητας, επίγνωση καταστάσεων μέσω κανόνων προσδιορισμού ενέργειας και προσαρμογής στην απόφαση ενεργειών βάσει περιρρέουσας κατάστασης και αντιδράσεων του χρήστη. Συγκεκριμένα, η συνεισφορά είναι στα εξής πεδία:

- Αναπαράσταση πλαισίου βάσει οντολογικών εννοιών.
- Χειρισμός ασάφειας κατά την ταξινόμηση πλαισίου μέσω σημασιολογικής ομοιότητας,
- Βελτίωση της δεισδυτικής συμπεριφοράς του συστήματος με ελαχιστοποίηση της εμπλοκής –πιθανής ενόχλησης- του χρήστη.
- Προσαρμοστική συμπεριφορά και επίγνωση της περιρρέουσας κατάστασης του χρήστη μέσω ασαφούς προσαρμοστικού ελεγκτή.

Τα θέματα που αναλύθηκαν στο κεφάλαιο αυτό αναφέρονται στις δημοσιεύσεις: [125], [126], [127].

6 ΒΙΟ-ΜΙΜΗΤΙΚΗ ΣΥΝΕΡΓΑΤΙΚΗ ΕΠΙΓΝΩΣΗ ΠΛΑΙΣΙΟΥ

6.1. Εισαγωγή

Στις μέρες μας συχνά αντιμετωπίζουμε περιπτώσεις όπου άτομα συγκεντρώνονται σε ομάδες σε έναν χώρο, όπως, για παράδειγμα σε μουσεία, σε αίθουσες διδασκαλίας. Γενικά τα άτομα αυτά μοιράζονται (τουλάχιστον μέσα σε όμοια χρονικά πλαίσια) κοινά ενδιαφέροντα και προτιμήσεις (π.χ., άτομα που ενδιαφέρονται για την ίδια έκθεση σε ένα μουσείο). Τα μέλη μιας ομάδας βιώνουν παρόμοιες καταστάσεις καθώς πολλοί από τους φορητούς υπολογιστές / κόμβους (nodes) ανιχνεύουν, εντοπίζουν και περιεργάζονται πανομοιότυπη πληροφορία πλαισίου (context).

Το γεγονός συνύπαρξης κόμβων σε ίδιους χώρους, όπου το φαινόμενο αυτό δεν είναι σπάνιο, εισάγει την ανάγκη για τον χειρισμό επίγνωση πληροφορίας πλαισίου μέσα από ένα πνεύμα συνεργασίας. Η συνεργασία (collaboration) υποδηλώνει την *συνέργια* (synergy) μεταξύ των κόμβων των αντιστοίχων μελών μιας ομάδας όσον αφορά την ανίχνευση, την ερμηνεία και τον διαμοιρασμό (sharing) πληροφορία πλαισίου, π.χ., η πληροφορία που λείπει στον κόμβο A λαμβάνεται και στέλνεται από τον κόμβο B, ο κόμβο C ερμηνεύει την πληροφορία που διαμοιράζεται από τον κόμβο D. Οι βασικοί ορισμοί για την συνεργατική επίγνωση πλαισίου είναι οι επόμενοι:

Η Συνεργατική Επίγνωση Πληροφορίας Πλαισίου – ΣΕΠΠ (Collaborative Context-Awareness) υποδηλώνει την κατανόηση της πληροφορίας πλαισίου από όλα τα μέλη μιας ομάδας παρέχοντας κατά συνέπεια μια πιο αναβαθμισμένη πληροφορία πλαισίου για κάθε μέλος της ίδιας ομάδας ξεχωριστά [44]. Η συνεργασία μεταξύ των κόμβων αναβαθμίζει την ποιότητα πληροφορίας πλαισίου παρέχοντας ένα πιο εκτενές αναβάθμιση και επίγνωση του context σε κάθε έναν κόμβο ατομικώς.

Η «συνεργατική πληροφορία πλαισίου» (collaborative context) είναι εκείνη η πληροφορία πλαισίου που ανακτάται μέσω της γειτονικής δικτύωσης (proximity networking) αισθητήρων ανίχνευσης και κόμβων ώστε να υφίσταται βελτίωση η κοινή κατανόηση / αντίληψη για τον γύρω χώρο αυξάνοντας την διαθεσιμότητα και τον βαθμό αξιοπιστίας του context (μέσω του διαμοιρασμού επιπρόσθετης και συμπληρωματικής πληροφορίας πλαισίου από γειτονικούς κόμβους).

Ένα Σύστημα Συνεργατικής Επίγνωση Πληροφορίας Πλαισίου – ΣΣΕΠΠ (Collaborative Context-Aware System) συνίσταται από μια ομάδα κόμβων ικανών να ανιχνεύουν, συντήκουν, συμπεραίνουν και (ενδο)επικοινωνούν ώστε να προσεγγίσουν μια κοινή ή παρόμοια κατανόηση / αντίληψη για τον γύρω τους χώρο.

Το ΣΕΠΠ πλαίσιο αποφέρει εύρωστες Εφαρμογές Επίγνωσης Πλαισίου (ΕΕΠ), δηλαδή, ασύδοτες σε παροδικές αποτυχίες αισθητήρων ή σε διατάραξη πληροφορίας πλαισίου. Επίσης, σημαντικές οικονομίες κλίμακας μπορούν να επιτευχθούν, δηλαδή, δεν απαιτείται όλοι οι κόμβοι να παρέχουν τα ίδια ή και επικαλυπτόμενα σύνολα αισθητήρων ή ακριβών και σε μεγάλη ανοχή σε σφάλματα συνιστωσών ανίχνευσης πληροφορίας πλαισίου.

Ελλιπής ή εσφαλμένη πληροφορία πλαισίου αντικαθίσταται από γειτονικούς κόμβους οπότε οδηγούμαστε σε πραγματικά εξαρτώμενες εφαρμογές. Συνολικά, τα προνόμια που αποκομίζονται από την εισαγωγή της έννοιας του ΣΕΠΠ μας θυμίζει το Βελγικό motto: «L' union fait la force», που σημαίνει ότι «εν τη δυνάμει ισχύς».

Μια ΕΕΠ εφαρμογή βασίζεται σε αλγόριθμους μετάδοσης πληροφορίας για διαμοιρασμό πλαισίου μέσα σε μια ομάδα από κόμβους. Προτείνεται ένα σχήμα διάδοσης και συνεργατικού προσδιορισμού του πλαισίου και του επαγόμενου πλαισίου μέσα σε ένα ΣΣΕΠΠ. Το προτεινόμενο σχήμα απορρέει από ένα επιδημικό μοντέλο μετάδοσης ιών. Εμφανίζονται πολλές ομοιότητες μεταξύ του επιδημικού μοντέλου και των εσωτερικών λειτουργιών ενός ΣΣΕΠΠ, με έμφαση στην αφηρημένη απεικόνιση της μετάδοσης ιού, στην σοβαρότητα ασθένειας που προκαλεί ο ιός, στις εξαρτήσεις μεταξύ ιών και στις ενδεχόμενες μεταλλάξεις του. Οι αναλογίες / ομοιότητες αυτές επεξηγούνται και μελετώνται εκτενώς στις επόμενες παραγράφους.

Η διάχυση πληροφορίας πλαισίου μπορεί να επιτευχθεί με ένα απλό πρωτόκολλο μετάδοσης μηνύματος ώστε να εκπληρωθούν οι απαιτούμενες προϋποθέσεις μετάδοσης πληροφορίας, όπως, χώρο-χρονικοί περιορισμοί. Το πλαίσιο πρέπει να διανεμηθεί στους πιθανούς κόμβους μέσα σε καθορισμένο χρονικό πλαίσιο (π.χ., σε λιγότερο από 2 λεπτά). Επίσης, το πλαίσιο θεωρείται έγκυρο μέσα σε μια καθορισμένη χωρική απόσταση, για παράδειγμα, η ακριβής θέση που συμπεραίνεται από έναν κόμβο πρέπει να διανεμηθεί μόνο στους πιο άμεσα κοντινούς του κόμβους. Επίσης, η ΕΕΠ εφαρμογή ενός κόμβου δεν απαιτεί αναγκαία όλη την πληροφορία που διανέμεται στην ομάδα όπου υπάρχει ο κόμβος αυτός. Συγκεκριμένα, η ad-hoc τοπολογία του δικτύου των κόμβων (δηλαδή, οι κόμβοι κινούνται και εγκαθιστούν ad-hoc διάλογους μεταξύ τους στοχαστικά) μειώνει την πιθανότητα εφαρμογή πολύπλοκων σχημάτων δρομολόγησης και αναζήτησης. Συγκεκριμένα, η διάρκεια ζωής των κόμβων βασίζεται στην μπαταρία τους οπότε το υιοθετημένο σχήμα διάδοσης πληροφορίας πρέπει να είναι όσο τον δυνατόν αποδοτικό.

Αν και το σχήμα Πλημμύρας θα μπορούσε να υποστηρίξει τις άνω προϋποθέσεις, δεν συντελεί στην εξοικονόμηση ενέργειας των κόμβων καθώς εμφανίζει πολλές μη απαιτούμενες μεταδόσεις πληροφορίας. Άλλα περισσότερο εξελιγμένα σχήματα διάδοσης πληροφορίας είναι επίσης λιγότερο επιθυμητά εφόσον σφάλουν στην προσαρμογή τους σε πολύ δυναμικά συστήματα όμοια με το ΣΣΕΠΠ.

Υιοθετούμε το επιδημικό μοντέλο ως έναν βασικό μηχανισμό για μετάδοση πληροφορίας πλαισίου. Μπορούμε να συλλογιστούμε την αναλογία μεταξύ της διάδοσης του πλαισίου και της επιδημίας ενός ιού: και οι δύο είναι διαδικασίες κατά τις οποίες μεταδίδεται «κάτι».

Μπορεί να υπονοηθεί ότι η στοχαστική φύση του επιδημικού μοντέλου δεν εγγυάται την πλήρη κάλυψη του χώρου (το ποσοστό των κόμβων) με πληροφορία πλαισίου. Παρόλα αυτά, δείχνεται ότι η επιδημική διάδοση του πλαισίου επιτυγχάνει μια ικανοποιητική κάλυψη του χώρου με πληροφορία πλαισίου ακόμη και με χαμηλούς ρυθμούς μετάδοσης (δηλαδή, πιθανότητα διάδοσης ενός μηνύματος μεταξύ δύο κόμβων).

Η ομοιότητα του ΣΕΠΠ με την επιδημιολογία επεκτείνεται πέρα από την απλή μετάδοση πληροφορίας. Το μεταδιδόμενο πλαίσιο ομοιάζει με μία «επιδημία» (epidemic) με την έννοια ότι, ένας κόμβος που φέρει / κομίζει πληροφορία πλαισίου καλείται «μολυσμένος» (infected) κόμβος αλλιώς καλείται «εύτρωτος» / «επιρρεπής» κόμβος (susceptible). Ένας infectious κόμβος υποδηλώνει ότι μπορεί στοχαστικά να μεταδώσει το πλαίσιο στους γειτονικούς του κόμβους. Όταν ένας κόμβος φέρει πλαίσιο το οποίο μπορεί να είναι άκυρο ή απαρχαιωμένο τότε ο κόμβος μεταβαίνει στην κατάσταση susceptible και μπορεί όμως να μολυνθεί ξανά κάποια άλλη στιγμή. Η επικινδυνότητα μιας επιδημίας μπορεί να ερμηνευτεί από την προτεινόμενη αφαιρετική αντίληψή για την διάδοση του πλαισίου. Ορίζουμε μεταφορικά την έννοια της «ισχυρότερης επιδημίας» (stronger epidemic) από αυτή που προηγουμένως είχε μολύνει κάποιον κόμβο. Η ισχυρότερη επιδημία απεικονίζει πιο «ακριβές» πλαίσιο, δηλαδή ένα πλαίσιο που θεωρείται προτιμότερο για έναν κόμβο από το πλαίσιο που είχε λάβει / μολυνθεί προηγουμένως. Η ΕΕΠ εφαρμογή για να είναι ικανή να εκτιμήσει την εγκυρότητα και να ποσοτικοποιήσει την προτίμηση για το ισχυρότερο πλαίσιο που ελήφθη, υιοθετεί ένα σημασιολογικό μοντέλο που, αναμφίβολα, υποστηρίζει σχέσεις εκλέπτυνσης και ιεραρχικών μεταξύ διαφόρων επιπέδων πλαισίου.

Μπορούμε να διακρίνουμε τρεις περιπτώσεις / πιθανά σενάρια:

- Το ελήφθη πλαίσιο είναι ίδιας σημασιολογικής εκτίμησης με το υπάρχον πλαίσιο αλλά καλύτερης ποιότητας πληροφορίας, π.χ., μια ακριβέστερη πληροφορία θέσης,
- Το ελήφθη πλαίσιο είναι καλύτερης σημασιολογικής εκτίμησης από το υπάρχον πλαίσιο λόγω σχέσεων γενίκευση και εκλέπτυνσης, π.χ., μια πιο συγκεκριμένη πληροφορία θέσης, και,
- Το ελήφθη πλαίσιο μπορεί να αποτελέσει καταλυτικό παράγοντα ώστε να ενεργοποιηθεί η διαδικασία συμπερασμού επιπρόσθετης πληροφορίας πλαισίου και επαγωγής νέας γνώσης, π.χ., το ελήφθη πλαίσιο καλύπτει την ελλιπή πληροφορία που απαιτείται για τον συμπερασμό νέας γνώσης.

Οι δύο τελευταίες περιπτώσεις, σχετίζονται άμεσα με την σημασιολογική δομή των διαφόρων πλαισίων όπως καθορίζονται από το ΣΣΕΠΠ. Η σημασιολογική δομή αυτή περιέχει σχέσεις is-a και part-of που καλύπτουν ακριβώς τις δύο τελευταίες περιπτώσεις.

Έτσι, σε κάθε μια από τις περιπτώσεις αυτές η επαγόμενη πληροφορία πλαισίου (δηλαδή αυτή που παράγεται αφού ληφθεί το νέο πλαίσιο από τους γειτονικούς κόμβους), κρίνεται προτιμότερη για οποιαδήποτε εσωτερική / τοπική / ατομική λειτουργία της ΣΕΠΠ εφαρμογής ενός κόμβου. Το φαινόμενο αυτό το καλούμε «επιδημική επιδείνωση» (epidemical aggravation) της κατάστασης του κόμβου.

Επίσης, υιοθετούμε τον όρο «ολοκλήρωση πληροφορίας πλαισίου» (context completion) για την τρίτη περίπτωση όπου μερικές ζωτικής σημασίας συνιστώσες του πλαισίου είναι απύσες / μη προσδιορισμένες μέχρι την λήψη του νέου πλαισίου με σκοπό την επαγωγή νέας γνώσης.

Το τελευταίο μέρος της μεταφοράς του επιδημικού μοντέλου στην διάδοση του πλαισίου σχετίζεται με την επιδημική «μετάλλαξη ενός ιού» (epidemical transmutation). Θεωρώντας της τρίτη περίπτωση (δηλαδή το φαινόμενο του context completion), το επαγόμενο πλαίσιο δεν παραμένει ως γνώση «τοπικά» μόνο στον κόμβο που το συμπέρανε ώστε να το διοχετεύσει ως είσοδο στην αντίστοιχη ΕΕΠ εφαρμογή. Αντιθέτως, το επαγόμενο πλαίσιο διαδίδεται ως νέος ιός στους γειτονικούς κόμβους. Τούτο έχει ως αποτέλεσμα την απαρχή διάδοσης ενός νέου ιού που είναι εφικτή η μόλυνση των γειτονικών κόμβων, σύμφωνα με τις τρεις περιπτώσεις. Έτσι το πλαίσιο συνεργατικότητας σταδιακά δομείται (μέσω μερικώς επαγόμενων πλαισίων που αποστέλλονται από γειτονικούς κόμβους) απολήγοντας στην βελτίωση της κοινής

κατανόησης / αντίληψης για τον γύρω χώρο της ομάδας των κόμβων καθώς επίσης και για κάθε ένα κόμβο ατομικώς.

Παράδειγμα 6.1: Το παρών παράδειγμα δείχνει την χρησιμότητα του ΣΕΠΠ σε ένα σύστημα ΣΣΕΠΠ. Θεωρείστε μια ομάδα από επισκέπτες (visitor nodes) στο μουσείο του Λούβρου μαζί με τον τουριστικό οδηγό τους (guide node) που είναι εφοδιασμένοι με PDAs. Η τρέχουσα έκθεση που ενδιαφέρονται να επισκεφτούν οι visitors είναι τα προσχέδια του Caravaggio στον δεύτερο όροφο (F2) στην τρίτη αίθουσα (R3) του μουσείου.

Υποθέστε ότι δεν έχουν όλα τα PDA των visitors τους ίδιους αισθητήρες ανίχνευση πληροφορίας πλαισίου (π.χ., RFID αναγνώστες) και δεν έχουν όλα τα PDA ασύρματη σύνδεση στο τοπικό δίκτυο του μουσείου ή το δια-δίκτυο. Κάποια στιγμή ο guide node εκτιμά με συγκεκριμένη ακρίβεια την θέση του μέσα στο μουσείο (π.χ., μέσω μιας μεθόδου σύντηξης πληροφορίας [45]) από το WLAN σήμα, έτσι, η πληροφορία θέσης (location context) είναι: $q = \text{context}(\text{location is the floor F2, WLAN-measure})$. Ο guide node διαδίδει την πληροφορία αυτή με την επικεφαλίδα WLAN-measure στους γειτονικούς του visitors της ομάδας του υποδηλώνοντας ότι η τρέχουσα θέση του, άρα και θέση των γειτονικών του κόμβων, είναι η F2 προσδιορισμένη με ακρίβεια WLAN μέτρησης.

Αυτή την ώρα, κάποιος γειτονικός visitor, που προηγουμένως μολύνθηκε από τον υιό / context q , μπορεί να υποκαταστήσει και να ενημερώσει την πληροφορία θέσης του με το πρόσφατο μετρήσιμο q . Αργότερα, ένας γειτονικός visitor j μπορεί να εκμεταλλευτεί το εισερχόμενο q που εστάλη από τον guide node και να εκτιμήσει μια ακριβέστερη πληροφορία θέσης, π.χ., $p = \text{context}(\text{location is the room R3 of the floor F2, RFID-measure})$, εφόσον το PDA του j είναι εφοδιασμένο με ένα RFID αναγνώστη. Συνεπώς, η νεότερη πληροφορία θέσης (p) αναφέρεται σε προτιμότερη πληροφορία από ότι η q βάσει την ακρίβεια μέτρησης. Οπότε, ο κόμβος j διανέμει το πλαίσιο p ως μια βελτίωση του context q στους γειτονικούς κόμβους σε καθορισμένη γεωγραφική περιοχή (π.χ., για συγκεκριμένο αριθμό hops) με την επικεφαλίδα RFID-measure. Οι γειτονικοί visitors του κόμβου j μπορούν τώρα να μολυνθούνε ξανά με ένα ακριβέστερο πλαίσιο p και να συμπληρώσουν ή να επεκτείνουν την γνώση του για τον γύρω χώρο.

Μια ομιλία για το αριστούργημα *L'adoration des Mages* είναι προσχεδιασμένη για τις 11 π.μ. στο R3. Ο guide node συνδυάζει τρέχουσα πληροφορία θέσης, χώρου, χρόνου, και δεδομένα σχετικά με τις ομιλίες του μουσείου (ώρα έναρξης, σύντομη περιγραφή ομιλίας, ευκολίες παροχής πολυμέσων) και συμπεραίνει ότι αυτή η ομιλία για το

συγκεκριμένο αριστούργημα θα γίνει στο συγκεκριμένο χώρο στα επόμενα 15 λεπτά, δηλαδή το επαγόμενο context είναι: $\varphi = \text{context}(a \text{ lecture on the drawing in the room } R3 \text{ of the floor } F2 \text{ at } 11a.m.)$. Το πλαίσιο φ από το οποίο επίσης συνεπάγεται το πλαίσιο ρ , αναφέρεται ως μια βελτίωση της μέχρι τώρα επίγνωσης του χώρου του guide node, δηλαδή το φαινόμενο epidemical aggravation. Ο guide node μπορεί να διαδώσει το επαγόμενο πλαίσιο φ στην ομάδα των ενδιαφερόμενων visitors στο χώρο $R3$ πραγματοποιώντας το φαινόμενο του epidemical transmutation. Αυτό αποσκοπεί στην βελτίωση της κοινής / παρόμοιας αντίληψης του χώρου για τους γειτονικούς κόμβους της αίθουσας $R3$. Στις 11:20 π.μ., οι ενδιαφερόμενοι γειτονικοί κόμβοι παρακολουθούν την ομιλία (collaborative context = φ) στην αίθουσα $R3$ και κάθε κόμβος ξεχωριστά βελτιώνει / επαυξάνει και προσαρμόζεται στο τρέχον context του, π.χ., η ΕΕΠ εφαρμογή μπορεί να του προτείνει διαδρομές στο μουσείο ή η φωτεινότητα της οθόνης του PDA μπορεί να αλλάξει για να έχει καλύτερη ποιότητα οπτικής επαφής με το πολυμεσικό περιεχόμενο της ομιλίας που εμφανίζεται στην οθόνη του PDA.

Τα πλαίσια ρ και q μπορούν να επαχθούν από το πλαίσιο φ που σημαίνει ότι ένας visitor που παρακολουθεί την ομιλία στην αίθουσα $R3$ επίσης βρίσκεται στην αίθουσα αυτή του μουσείου: context aggravation από q σε φ . Επίσης, ένας visitor θα μπορούσε να μολυνθεί με το φ (ή να συμπληρώσει τη γνώση του με ρ) εφόσον δεν έχει την ικανότητα να συμπεράνει το φ (ή να προσδιορίσει το ρ): context transmutation με φ (context completion με ρ).

Το φαινόμενο της «επανα-μόλυνσης» (re-infection) σχετίζεται με το γεγονός ότι ένας κόμβος αντικαθιστά / συμπληρώνει το υπάρχον πλαίσιο με συμπληρωματική πληροφορία (μέσω χρονικών ή μερεολογικών εξαρτήσεων: το ρ είναι πιο πρόσφατα προσδιοριζόμενο από το φ , ή το ρ είναι μέρος του φ) ή μολύνεται από πιο εκλεπτυσμένο / επαγόμενο μεταλλαγμένο πλαίσιο (συσχετίσεις τύπου is-a, φ επάγει ρ). Άρα, σε μια ομάδα από γειτονικά συνεργατικούς κόμβους, πολλαπλά πλαίσια μεταδίδονται από κόμβο σε κόμβο οδηγώντας στην ανάγκη για την μελέτη της «πολύ-επιδημικής διάδοσης πληροφορίας πλαισίου» (multi-epidemical context dissemination).

6.2. Σημασιολογική και Πολύ-επιδημική Διάδοση Πληροφορίας Πλαισίου

Τα βασικά θέματα που πρέπει να αντιμετωπιστούν για ένα ΣΣΕΠΠ σύστημα είναι τα εξής:

- Αναπαράσταση Πληροφορίας Πλαισίου: Οι κόμβοι μοιράζονται κοινά / όμοια μοντέλα αναπαράστασης γνώσης,

- Σύντηξη και Συμπερασμός Πληροφορίας Πλαισίου: Συσχετιζόμενα πλαίσια που ανιχνεύονται από ετερογενείς πηγές πληροφορίας συναθροίζονται, έτσι οι κόμβοι έχουν την ικανότητα να συμπεράνουν περισσότερη γνώση βελτιώνοντας την αντίληψη τους για τον γύρω τους χώρο
- Διάδοση Πληροφορίας Πλαισίου: Το πλαίσιο διανέμεται στο δίκτυο έτσι ώστε όλοι οι κόμβοι είναι ικανοί να μοιράζονται παρόμοιες ερμηνείες για το περιβάλλον τους, και,
- Συλλογισμός Πληροφορίας Πλαισίου: οι κόμβοι είναι ικανοί αυτόνομα να αποφασίζουν για το εάν θα λάβουν και διανείμουν πλαίσιο σε δυναμικά περιβάλλοντα στην περίπτωση που το πλαίσιο ανακτάται άμεσα από πηγή πληροφορίας ή από άλλους κόμβους μέσω συνεργασίας. Επίσης, ένας κόμβος μπορεί να αποθηκεύσει το εν λόγω πλαίσιο ώστε να το διανείμει αργότερα σε κάποιον γειτονικό του κόμβο εφόσον είναι ακόμη έγκυρο.

Το προτεινόμενο επιδημικό μοντέλο υιοθετεί ένα απλό σχήμα δρομολόγησης πληροφορίας στο δίκτυο όπου η διάδοση εξελίσσεται σε τοπική βάση και δεν απαιτείται ένας συγκεκριμένος κεντρικός έλεγχος ή πολύπλοκα σχήματα διάδοσης / δρομολόγησης. Το επιδημικό μοντέλο δεν απαιτεί εγγυημένη συνεκτικότητα μεταξύ των κόμβων και συγκρινόμενο με το μοντέλο Πλημμύρας, εγγυάται αποδοτικότητα και βασίζεται σε ποιοτικά κριτήρια μετάδοσης πλαισίου όπως, χρόνος εγκυρότητας, επιδημική επιδείνωση και μετάλλαξη του ιού.

Επίσης, το επιδημικό μοντέλο είναι εύκαμπτο στις ξαφνικές αποτυχίες ανίχνευσης πληροφορίας των αισθητήρων ή στις αποσυνδέσεις επικοινωνίας μεταξύ των κόμβων. Η απόδοση του μοντέλου αυτού (δηλαδή, ο βαθμός αξιοπιστίας και απόδοσης της διάδοσης) επηρεάζεται κατά πολύ από την συνεκτικότητα των κόμβων (την δικτυακή τοπολογία του δικτύου, π.χ., «scale-free» ή ομογενή δίκτυα). Το επιδημικό μοντέλο παρουσιάζει αξιοπιστία σε ομογενή δίκτυα. Αντιθέτως σε «scale-free» δίκτυα η επιδημική διάδοση πληροφορίας παρουσιάζει περισσότερη αποδοτικότητα σε σχέση με το παραγόμενο φόρτο δικτύου.

6.2.1 Πολύ-επιδημικό Μοντέλο

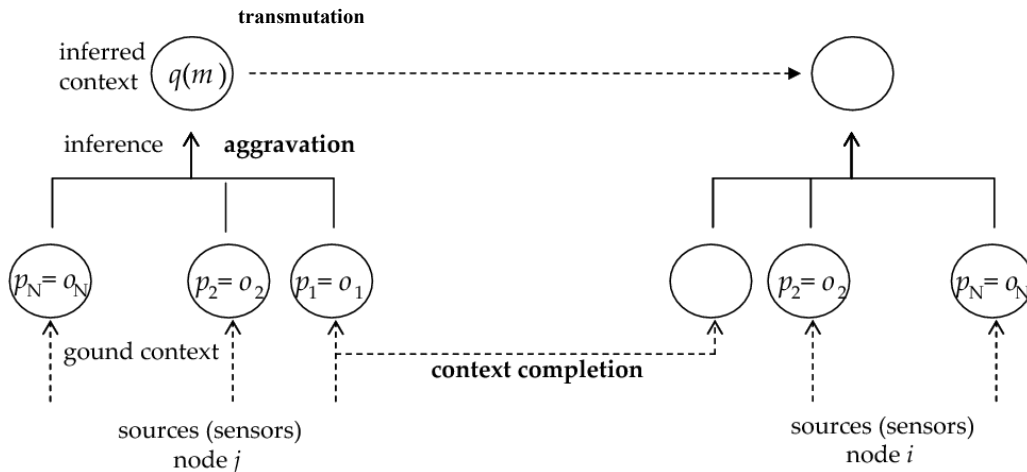
Το επιδημικό μοντέλο υποθέτει ότι τα άτομα μεταβαίνουν σε διάφορες καταστάσεις μέσα από συγκεκριμένους ρυθμούς μετάβασης. Στο SIS (Susceptible – Infected – Susceptible) μοντέλο, μολυσμένα άτομα είναι εκείνα που έχουν συλληφθεί από μια επιδημία και μπορούν να μολύνουν τα υπόλοιπα ευπαθή σε μια ομάδα ατόμων. Μετά

από τυχαίο χρονικό διάστημα τα μολυσμένα άτομα μπορούν να επουλωθούν και να επανέλθουν στην κατάσταση Susceptible. Στην κατάσταση αυτή μπορούν να μολυνθούν ξανά, έτσι στο διηλεκές, όλα τα άτομα μεταβαίνουν με μια δυναμική ισορροπία μεταξύ των καταστάσεων Susceptible – Infected.

Στο SIS μοντέλο, ένας κόμβος σε κατάσταση Infected δεν μπορεί να μολυνθεί ξανά από μια πιο ισχυρή επιδημία. Επεκτείνουμε το μοντέλο αυτό στο σημείο ότι ένας μολυσμένος κόμβος μπορεί να επανα-μολυνθεί από μια ισχυρή επιδημία μέσω μια μετάλλαξης του υιού έτσι ώστε να η τρέχουσα κατάσταση του κόμβου να επιδεινωθεί. Στην περίπτωση αυτή ο κόμβος είναι περισσότερο μολυσματικός και μπορεί να μολύνει γειτονικούς κόμβους με πλαίσιο ή επαγόμενο πλαίσιο (βλέπε Σχήμα 6.1). Από την άλλη πλευρά, η επούλωση ενός μολυσμένου κόμβου αναφέρεται στην καλυτέρευση / βελτίωση της κατάστασής του. Η μεταφορά της επούλωσης ενός κόμβου υποδηλώνει ότι το context που κομίζει δεν είναι πλέον έγκυρο (π.χ., η πληροφορία πλαισίου είναι απαρχαιωμένη ή εκτός ορίων για την ΕΕΠ εφαρμογή). Η προτεινόμενη επέκταση του βιο-μιμητικού μοντέλου SIS, καλείται, Susceptible – a-Infected – Susceptible (SaIS), όπου το a υποδηλώνει aggravation.

Το SaIS μοντέλο είναι, ουσιαστικά, ένας επιδημικός αλγόριθμος, αλλά σε αντίθεση με άλλα σχήματα διανομής πληροφορίας, (π.χ., σχήμα Πλημμύρας) αντιμετωπίζει πολλαπλά εξαρτώμενα πλαίσια συντελώντας στην πολύ-επιδημική διάχυση πληροφορίας. Κάθε πλαίσιο θεωρείται και από μια διαφορετική επιδημία και μεταλλαγμένες επιδημίες μπορούν να διανεμηθούν στο δίκτυο ταυτοχρόνως. Η πιο ισχυρή επιδημία έχει την δυνατότητα να μολύνει το μεγαλύτερο ποσοστό των επιρρεπών κόμβων σε ένα δίκτυο σε αντίθεση με ασθενέστερες επιδημίες, οι οποίες μολύνουν ένα μικρότερο ποσοστό κόμβων στο δίκτυο. Το προτεινόμενο μοντέλο είναι επιδεκτικό όσον αφορά τον αριθμό των δυνατών μεταλλάξεων. Μετά από χρονικό διάστημα εφαρμογής του SaIS μοντέλου, διάφορες μεταλλάξεις υιών διασπείρονται στην ομάδα των κόμβων.

Αυτό είναι εξολοκλήρου διαφορετικό με το φαινόμενο τις διασποράς διαφορετικών μη εξαρτώμενων υιών που συνυπάρχουν στην ομάδα (δηλαδή ιών χωρίς καμία σημασιολογική εξάρτηση μεταξύ τους), όπως εμφανίζεται στην επιλεκτική διάδοση πληροφορίας. Οι σημασιολογικές σχέσεις μεταξύ των υιών και των μεταλλάξεών τους εκμεταλλεύονται από του εμπλεκόμενους στην ομάδα κόμβων ώστε είτε να συμπληρώνουν γνώση, είτε να αντικαθιστούν νέα γνώση είτε να συμπεραίνουν νέα γνώση.



Σχήμα 6.1: Βασικές έννοιες στην συνεργατική επίγνωση πλαισίου

6.3. Αναπαράσταση και Συλλογισμός Πληροφορίας Πλαισίου στο SaIS Μοντέλο

Το πλαίσιο αναφέρεται στις τρέχουσες τιμές των παραμέτρων που αναπαριστούν την δραστηριότητα ενός κόμβου (π.χ., κίνηση), γεγονότα (π.χ., παρακολούθηση μιας ομιλίας), πληροφορία περιβάλλοντος (π.χ., φωτεινότητα) σε συγκεκριμένο χώρο και χρονική στιγμή. Το επαγόμενο πλαίσιο είναι η επιπλέον πληροφορία που μπορεί να επαχθεί από το τρέχον προσδιοριζόμενο πλαίσιο. Σε ένα ΣΣΕΕΠ, η επιδημία αναπαρίσταται ως μια συνιστώσα του πλαισίου (π.χ., χωρική πληροφορία) ή επαγόμενο πλαίσιο και είναι έγκυρη για συγκεκριμένο χώρο (π.χ., για συγκεκριμένο αριθμό hops) και χρόνο. Μια ομάδα από κόμβους μπορούν να μοιράσουν και να ανταλλάξουν πλαίσιο σχηματίζοντας το συνεργατικό πλαίσιο για την ομάδα αυτή. Οι κόμβοι που δεν έχουν την ικανότητα να συμπεράνουν (νέο) πλαίσιο μπορούν να αποκτήσουν την γνώση αυτή εφόσον μια μετάλλαξη του ιού λάβει χώρα:

«εάν ένας συνεργατικός κόμβος μιας ομάδας έχει την ικανότητα να συμπεράνει πλαίσιο τότε μπορεί να το διανείμει στην ομάδα του, έτσι να βελτιώνει την τρέχουσα κοινή γνώση, δηλαδή, το συνεργατικό πλαίσιο για την ομάδα αυτή».

Αυτή η «ανταποδοτικότητα» (reciprocity) των κόμβων εγγυάται την εύρυθμη συνεργατική λειτουργικότητα του συνόλου των αυτόνομων κόμβων βάσει του SaIS μοντέλου για συνεργατική ανίχνευση, προσδιορισμό, διαμοιρασμό και συμπερασμό context.

6.3.1 Αναπαράσταση Πληροφορίας Πλαισίου στο SaIS Μοντέλο

Η αναπαράσταση του πλαισίου σε κάθε έναν κόμβο θέτει ένα σημαντικό πεδίο έρευνας. Η μοντελοποίηση του πλαισίου είναι πολύπλοκη λόγω του γεγονότος ότι διαφορετικοί κόμβοι οριοθετούν, εκτιμούν, προσδιορίζουν και ερμηνεύουν διαφορετικά την πληροφορία πλαισίου. Συγκεκριμένα, σε ένα ΣΣΕΠΠ, διαφορετικοί τύπου πλαισίου μπορούν να εμφανιστούν, για παράδειγμα, το πλαίσιο ενός κόμβου της ομάδας (ατομικό πλαίσιο), το πλαίσιο της ομάδας αυτούσιο (συνεργατικό πλαίσιο), το πλαίσιο μιας ενέργειας [5], [46].

Το πλαίσιο που προσδιορίζεται από έναν sender κόμβο μπορεί να ερμηνεύεται διαφορετικά από εάν recipient κόμβο. Αυτό σημαίνει ότι, το συνεργατικό πλαίσιο φ , που συνεργατικά επάγεται από μια ομάδα κόμβων, δεν υπονοεί απαραίτητα ότι όλοι οι κόμβοι εκτιμούν όμοιο πλαίσιο ατομικώς. Αντιθέτως, το πλαίσιο ρ για κάθε κόμβο μπορεί να είναι τουλάχιστον τόσο συγκεκριμένο όσο το φ , συμβολίζοντάς το ως: $\rho \succ \varphi$. Αυτό επιβεβαιώνει την επιλεκτική ιδιότητα του SaIS μοντέλου, κατά την οποία, κάθε κόμβος αποκτά την ακριβή πληροφορία που απαιτεί. Παρόλα αυτά, κάθε ένας κόμβος επιπλέον μπορεί να εκλεπτύνει το παραληφθέν πλαίσιο ανεξαρτήτως από τους άλλους.

Σύμφωνα με το παράδειγμα, θεωρήστε τον ομιλητή του μουσείου A, που δίνει μια διάλεξη για το έργο στην αίθουσα R3 του μουσείου του Λούβρου και τον επισκέπτη B που παρακολουθεί την ίδια ομιλία στην ίδια αίθουσα. Το συνεργατικό επαγόμενο πλαίσιο και για τα δύο άτομα είναι $\varphi = \text{context}(\text{a lecture in room R3})$ με το οποίο η ΕΕΠ εφαρμογή μπορεί να επάγει επίσης το $q = \text{context}(\text{location is room R3})$, έτσι ώστε, $\varphi \succ q$. Από την άλλη πλευρά, το (ατομικό) πλαίσιο για κάθε άτομο μπορεί να είναι πιο συγκεκριμένο από το φ και το ρ , για παράδειγμα, το $\rho_A = \text{context}(\text{giving a lecture in room R3})$ ισχύει για τον A και το $\rho_B = \text{context}(\text{downloading complementary material for the lecture in room R3})$ ισχύει για τον B, με $\rho_A \succ \varphi \succ q$ και $\rho_B \succ \varphi \succ q$.

Αξίζει να σημειωθεί ότι, δεν έχει νόημα ένας κόμβος να διανείμει το ατομικό πλαίσιο του (π.χ., ρ_A , ρ_B), αντιθέτως, το συνεργατικό πλαίσιο (π.χ., φ) πρέπει να διαχέεται ώστε ορισμένοι ή και όλοι οι κόμβοι να έχουν την ικανότητα για περαιτέρω εκλέπτυνση του πλαισίου τους. Η σημασιολογική δομή του μοντέλου γνώσης ορίζει τα απαραίτητα κριτήρια ώστε να διαχωρίζεται το συνεργατικό από το ατομικό πλαίσιο.

Μια ιεραρχική δομή αναπαράστασης πληροφορίας πλαισίου υιοθετείται για το SaIS μοντέλο. Η εξάρτηση $\varphi \succ \rho$ ερμηνεύεται ανάλογα με την ΕΕΠ εφαρμογή. Για παράδειγμα,

- το φ αναφέρεται σε ένα πιο πρόσφατο προσδιοριζόμενο πλαίσιο από ότι το ρ ,
- το φ αναπαριστά ένα πιο συγκεκριμένο / εκλεπτυσμένο πλαίσιο από το ρ , ή,
- το φ είναι καλύτερης ποιότητας βάσει συγκεκριμένων δεικτών ποιότητας πλαίσιο (π.χ., ακρίβεια μέτρησης) από ότι το ρ .

Η έρευνα εστιάζεται στην δεύτερη περίπτωση, δηλαδή στην σχέση εκλέπτυνσης και γενίκευσης πλαισίου ώστε να εξετασθεί η συμπεριφορά της διάχυσης του πλαισίου, της επιδείνωσης και οποιασδήποτε μετάλλαξης σε βάθος χρόνου.

Έστω $\mathbf{P}(n) = \{p_1(n), \dots, p_k(n)\}$ το πεπερασμένο σύνολο k συνιστωσών πληροφορίας πλαισίου – παραμέτρων- (contextual parameters), $p_i(n)$, $i = 1, \dots, k$ επιπέδου $n \geq 0$, οι οποίες λαμβάνουν τιμές (contextual values) o_i στο πεδίο τιμών Dom_{p_i} . Μια συνιστώσα πλαισίου $p_i(n)$ λαμβάνει τιμή την χρονική στιγμή t , εάν, την στιγμή t , η τιμή $o_i \in Dom_{p_i}$ ανατίθεται στην $p_i(n)$, έτσι ώστε, $p_i(n) = o_i$. *Context* επιπέδου n ορίζεται το σύνολο των instantiated παραμέτρων $p(n) = \{o_1, \dots, o_k\}$ την χρονική στιγμή t .

Το σύνολο των παραμέτρων που ανήκουν στο $\mathbf{P}(0)$ (0-επίπεδο) αναπαριστά ένα μη-επαγόμενο context καλώντας το ως «βασικό» (ground) πλαίσιο, δηλαδή, context το οποίο δεν μπορεί να επαχθεί από άλλες παραμέτρους που ανήκουν στο $\mathbf{P}(0)$ (π.χ., τιμές αισθητήρων, $\mathbf{P}(0) = \{position, time, illumination\}$).

Θεωρείστε τα πλαίσια $p(n)$ και $p(m)$, με $m \neq n$. Τότε, η συμπλήρωση πλαισίου του $p(n)$ με $p(m)$ την χρονική στιγμή t είναι ο κανόνας ενημέρωσης του πλαισίου $p(n)$, έτσι ώστε:

$$p(n^*) \leftarrow p(n) \cup \{o \in \{p(n) \cup p(m) \setminus p(n) \cup p(m)\}\}$$

με $n^* = \max(n, m)$. Εφόσον το $p(n^*)$ έχει συμπληρωθεί με επιπλέον παραμέτρους, μια ΕΕΠ εφαρμογή είναι ικανή να συμπεράνει επιπρόσθετο πλαίσιο. Έστω η N -δική συσχέτιση f από ένα υποσύνολο Καρτεσιανού γινομένου $f \subseteq \mathbf{P}(n_1) \times \dots \times \mathbf{P}(n_N)$. Εάν η συσχέτιση f είναι η λογική σύνθεση των παραμέτρων την χρονική στιγμή t , τότε το επαγόμενο πλαίσιο $p(m) \in \mathbf{P}(m)$ επιπέδου $m > 0$, είναι η λογική συνεπαγωγή (implication) \rightarrow των συνδετικών παραμέτρων $p_i(n_i) \in \mathbf{P}(n_i)$, $i = 1, \dots, N$, $n_i < m$.

Η συσχέτιση $f(p_1(n_1), \dots, p_N(n_N))$ μπορεί να αναπαρασταθεί ως το προγενέστερο μέρος της συνεπαγωγής \rightarrow και το επαγόμενο πλαίσιο $p(m)$ ως το επακόλουθο μέρος. Το

προγενέστερο μέρος αναφέρεται στην πρόταση $p_i(n_i) = o_i$ ή, απλά, $p_i = o_i$, $o_i \in Dom_{p_i}$. Η συνεπαγωγή \rightarrow συνάγει το $p(m)$ ως ένα υψηλότερου επιπέδου πλαίσιο με $m = \max(n_i) + 1$, $i=1, \dots, N$, έτσι ώστε,

$$(p_1 = o_1) \wedge \dots \wedge (p_N = o_N) \rightarrow p(m)$$

Το $p(m)$ είναι η ταξινόμηση του προτύπου $\{p_1 = o_1, \dots, p_N = o_N\}$, όπου τα στοιχεία $p_i = o_i$ μπορούν να μορφοποιηθούν από context completion. Συνεπώς, όσο υψηλότερη είναι η τιμή του m τόσο περισσότερη πληροφορία κομίζεται από το context.

6.3.2 Συλλογισμός Πληροφορίας Πλαισίου στο SaIS Μοντέλο

Θεωρείστε τα επαγόμενα πλαίσια $p(n) \in \mathbf{P}(n)$ και $p(m) \in \mathbf{P}(m)$ επιπέδων $n < m$. Έστω επίσης ότι $A(p(n))$ και $A(p(m))$ και $o_i^p \in Dom_{p_i}$ και $o_i^q \in Dom_{p_i}$ είναι το σύνολο των προγενέστερων παραμέτρων και των τιμών των $p(n)$ και $p(m)$ την χρονική στιγμή t . Τότε, το επαγόμενο πλαίσιο μπορεί να δομηθεί ιεραρχικά ορίζοντας μεταβατικές σχέσεις γενίκευσης \succ όπου η σημασιολογική ερμηνεία των σχέσεων αυτών ορίζεται στην επόμενη ισοδυναμία ως εξής:

$$A(p(n)) \subseteq A(p(m)) \wedge (o_i^p = o_i^q) \leftrightarrow p(m) \succ p(n)$$

με $i = 1, \dots, |A(p(n))|$. Μολονότι το $p = p(n)$ αναπαριστάνει ένα πιο γενικευμένο επαγόμενο πλαίσιο από ότι το $q = q(m)$, η αντίστροφη συνεπαγωγή δεν αληθεύει πάντα. Σύμφωνα με το παράδειγμα, $\varphi \succ p$, δηλαδή, ένα άτομο που παρακολουθεί μια ομιλία στην αίθουσα R3 υπονοεί, επίσης, ότι βρίσκεται και στην αίθουσα αυτή. Έτσι, ένας κόμβος i που κομίζει το πλαίσιο p μπορεί να μολυνθεί με το πλαίσιο φ συντελώντας στην μετάλλαξη του p σε φ .

Εάν $\Phi(p)$ είναι το σύνολο όλων των πλαισίων που είναι πιο γενικευμένα από το p , δηλαδή, $\Phi(p) = \{q \mid p \succ q \vee p = q\}$, τότε η «ταξινόμια πληροφορίας πλαισίου» (contextual taxonomy) H των πλαισίων που σχετίζονται με μεταβατικές σχέσεις \succ ορίζεται ως:

$$H = \{p \succ q \mid \Phi(p) \cap \Phi(q) \neq \emptyset \vee \Phi(p) \supseteq \Phi(q)\}$$

Ένας κόμβος i μπορεί αυτόνομα να συλλογιστεί και να αποφασίσει πότε θα δεχτεί ένα εισερχόμενο πλαίσιο που αποστέλλεται από έναν γειτονικό του κόμβου j ή όχι. Θεωρείστε την ταξινόμια $H = \{\varphi \succ q, q \succ p, p \succ \psi\}$ και το γεγονός ότι ο κόμβος i είναι μολυσμένος με το πλαίσιο p την χρονική στιγμή t . Τότε, ο κόμβος i :

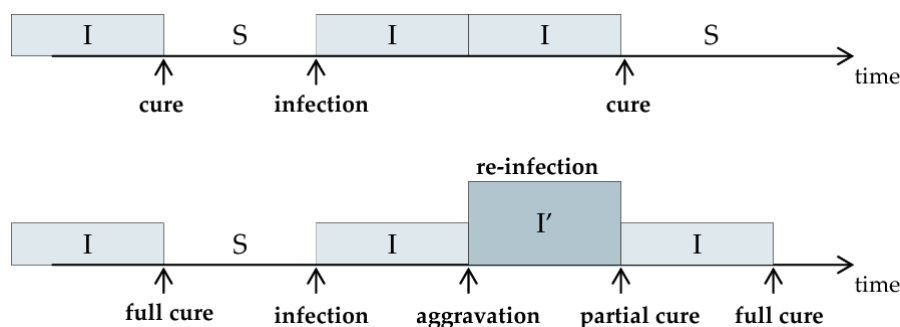
- είναι πιθανών να μολυνθεί με έναν ισχυρότερο ιό q την χρονική στιγμή $t + 1$ (μετάλλαξη του πλαισίου από p σε q), ή,
- μπορεί να συμπεράνει το context p από το q .

Και στις δύο περιπτώσεις, ο κόμβος i δέχεται το πλαίσιο q και, έτσι, η κατάσταση του κόμβου i επιδεινώνεται.

Εάν το πλαίσιο p δεν ισχύει τη χρονική στιγμή t , δηλαδή, $\neg p \rightarrow \text{TRUE}$, τότε και η άρνηση του πλαισίου q ισχύει επίσης, δηλαδή, $\neg q \rightarrow \text{TRUE}$. Αυτό οδηγεί στο γεγονός ότι ένας κόμβος «επουλώνεται μερικώς» (partially recovered) από οποιαδήποτε επιδημία $\varphi \in H$ εφόσον $\varphi \succ q \succ p$ και παραμένει μολυσματικός από οποιαδήποτε επιδημία $\psi \in H$ εφόσον $q \succ p \succ \psi$. Στην περίπτωση αυτή, η κατάσταση του κόμβου i βελτιώνεται. Τέλος, εάν $\Phi(\psi) = \emptyset$ ο κόμβος i ολικά επουλώνεται, όπως στο Σχήμα 6.2.

Κατά την διάρκεια διάχυσης (επαγόμενου) πλαισίου υποτίθεται ότι όλες οι συνιστώσες του πλαισίου είναι έγκυρες (π.χ., πρόσφατες μετρήσεις) και η διάχυση του πλαισίου περιορίζεται σε συγκεκριμένο χώρο (ή αριθμό hops), π.χ., μόνο οι κόμβοι που είναι μέλη στην ίδια ομάδα μπορούν να συνεργαστούν / συν-λειτουργήσουν.

Η εφαρμογή του SaIS μοντέλου εστιάζει στον τρόπο που διανέμεται το πλαίσιο βάσει των λειτουργιών ολοκλήρωσης πλαισίου, την ικανότητα συμπερασμού πλαισίου των κόμβων και τις πιθανές μεταλλάξεις. Παρόλα αυτά, θέματα που αφορούν χρόνο – την χρονική εγκυρότητα των συνιστωσών του πλαισίου, αντιμετωπίζονται από το προτεινόμενο μοντέλο. Στην περίπτωση αυτή, μπορεί να συνυπάρχουν δύο τύποι της εξάρτησης $\varphi \succ p$: η χρονική εξάρτηση, υποδηλώνοντας ότι το φ είναι πιο πρόσφατο από το p , αλλά αυτό δεν υπονοεί ότι το p είναι απαρχαιωμένο (ασφαλώς ένα απαρχαιωμένο πλαίσιο δεν διαχέεται) και η εξάρτηση γενίκευσης υποδηλώνοντας ότι το φ είναι μια εξειδίκευση του p . Ένας κόμβος που είναι μολυσμένος με πλαίσιο p μπορεί να δεχτεί ένα πλαίσιο φ ή όχι ανάλογα με την απόφαση πιο είναι πιο προτιμότερο: ένα πρόσφατο πλαίσιο εις βάρος ενός εξειδικευμένου πλαισίου ή κάποιος άλλος συνδυασμός αυτών των δύο κριτηρίων; Τελικά ο πληθυσμός (η ομάδα συνεργατικών κόμβων) θεωρείται μολυσμένος όταν κάθε κόμβος είναι τουλάχιστον μολυσμένος με το πιο εξειδικευμένο πλαίσιο της ομάδας – φ , δηλαδή, δεν υπάρχει άλλο πλαίσιο (όχι ατομικό -) που να επάγει το φ .



Σχήμα 6.2: Μεταβάσεις στο κλασικό SIS και στο προτεινόμενο SaIS μοντέλο

6.4. Ανάλυση

6.4.1 Σημασιολογία

Ένας πληθυσμός ορίζεται χωρικά, δηλαδή όλοι οι κόμβοι βρίσκονται σε μια καθορισμένη γεωγραφική περιοχή. Οι κόμβοι είναι ικανοί να διανείμουν στοχαστικά τις συνιστώσες του πλαισίου μέσα σε συγκεκριμένο χρονικό διάστημα και χώρο / αριθμό hops ώστε να ενημερώσουν και να συμπεράνουν νέο πλαίσιο με συνεργατικό τρόπο. Η γειτονιά ενός κόμβου i ορίζεται ως το σύνολο των κόμβων στην έκταση που μπορεί να επικοινωνήσει ο κόμβος i εμπεριέχοντας τον κόμβο i . Υποθέτουμε ότι, οι κόμβοι μπορούν να κινούνται φυσικά αλλά οι μετακινήσεις τους δεν επηρεάζουν την τοπολογία του δικτύου τους, δηλαδή, την επικοινωνιακή σύνδεση μεταξύ τους. Χρησιμοποιούμε έναν κατευθυνόμενο γράφο $\Gamma(V, E)$ για να αναπαραστήσουμε το πολύ-επιδημικό δίκτυο, όπου V είναι το σύνολο των κόμβων και E είναι το σύνολο των ακμών.

Η κατάσταση ενός κόμβου i την χρονική στιγμή t σημειώνεται με $x_i(t)$. Η κατάσταση αυτή λαμβάνει $K + 1$ τιμές που αναπαρίστανται από το $K + 1$ -διάστατο διάνυσμα

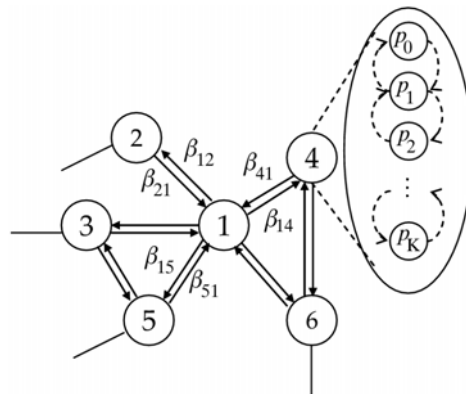
$$p_k = [0, \dots, 0, 1, \dots, 0]^T \quad (6.1)$$

όπου όλες οι διαστάσεις έχουν την τιμή 0 εκτός από την k -στη διάσταση που έχει τιμή 1 ($k = 0, \dots, K$).

Μια κατάσταση με τιμή p_k υποδηλώνει ότι ο κόμβος είναι μολυσμένος με επιδημία p_k επιπέδου k . Επίσης, η πιο εξειδικευμένη πληροφορία πλαισίου που διανέμεται στο δίκτυο αναπαρίσταται με την πιο ισχυρή επιδημία p_K επιπέδου K . Ένας κόμβος είναι ο πιο εύρωτος / επιρρεπής όταν βρίσκεται στην κατάσταση p_0 ενώ είναι ο πιο μολυσματικός όταν βρίσκεται στην κατάσταση p_K .

Η γειτονιά ενός κόμβου i , που συμβολίζεται με V_i , είναι το υποσύνολο του V όπου κάθε κόμβος j στο υποσύνολο αυτό έχει μια ακμή επικοινωνίας με τον κόμβο i , δηλαδή, $V_i = \{j \mid (j, i) \in E\}$. Κάθε ακμή (j, i) στο E σχετίζεται με έναν ρυθμό β_{ji} , δηλώνοντας τον ρυθμό

μόλυνσης του κόμβου i από τον γειτονικό κόμβο j . Το Σχήμα 6.3 αναπαριστάει ένα πολύ-επιδημικό δίκτυο όπου η γειτονιά του κόμβου 1 είναι $V_1 = \{2, 3, 4, 5, 6\}$.



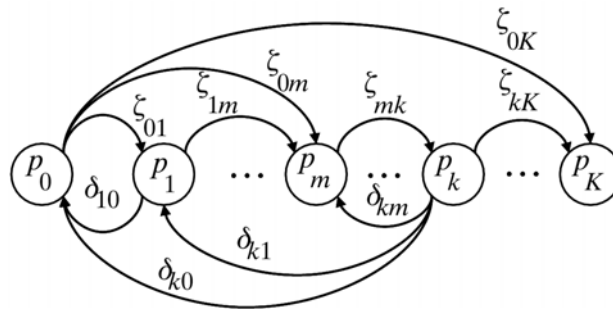
Σχήμα 6.3: Πολύ-επιδημικό δίκτυο

Για τις τιμές των καταστάσεων ενός κόμβου, υποθέτουμε την διάταξη: $p_l > p_k$ εάν $l > k$ δηλαδή, η επιδημία p_k μεταλλάσσεται στην επιδημία p_l . Ένας κόμβος μολυσμένος με την p_k είναι πιθανών να επανα-μολυνθεί με την p_l εφόσον ο δεύτερο πιο ισχυρός ιός έχει εξαπλωθεί στο δίκτυο.

Η πιθανοτική διάχυση πολύ-επιδημιών ασχολείται με το αναμενόμενο ποσοστό $n_k(t)$ των μολυσμένων κόμβων για όλες τις μεταλλάξεις των εξαπλωμένων ιών στο δίκτυο p_k , $k = 0, \dots, K$. Ένας μολυσματικός κόμβος i με ιό p_l μπορεί μόνον να μολύνει έναν γειτονικό του κόμβο j που είναι στην κατάσταση p_k εάν και μόνον εάν $p_l > p_k$, δηλαδή, είτε ο κόμβος j είναι εύρωτος (στην κατάσταση p_0) είτε είναι μολυσμένος με ιό χαμηλότερου επιπέδου από ότι ο p_l .

Ένα κόμβος i μολυσμένος με επίπεδο k μπορεί να επουλωθεί με δύο τρόπους. Στην πλήρης επούλωση, ο κόμβος αυτός μεταβαίνει με ένα βήμα στην εύρωτη κατάσταση p_0 με ρυθμό επούλωσης / ίασης δ_{k0} , όπως στο Σχήμα 6.4. Στην μερική επούλωση, ο κόμβος αυτός, δεδομένου ότι βρίσκεται στην κατάσταση p_l , μεταβαίνει στην κατάσταση p_k με ρυθμό επούλωσης δ_{lk} , $1 \leq k < l$.

Η μερική επούλωση υποδηλώνει ότι ο κόμβος είναι ακόμη μολυσματικός εφόσον έχει μεταβεί σε μια κατάσταση χαμηλότερου επιπέδου που αντιστοιχεί σε μια λιγότερο ισχυρή επιδημία από την προηγούμενη. Παρόλα αυτά, στην μερική επούλωση, ο κόμβος μπορεί να ξανά-μολυνθεί από μια πιο ισχυρή επιδημία. Οι ρυθμοί μετάβασης ζ_{kl} ενός κόμβου στο Σχήμα 6.4 εξαρτώνται από τους γειτονικούς κόμβους, από το επίπεδο μόλυνσής τους και από τους ρυθμούς μόλυνσης β_{ji} .



Σχήμα 6.4: Μετάβαση καταστάσεων στο SaIS μοντέλο

6.4.2 Το Χώρο-Χρονικό SaIS Μοντέλο

Καθώς ένας κόμβος i μπορεί να μολυνθεί μόνο από τους γείτονές του, η κατάσταση του $x_i(t)$ στατιστικά εξαρτάται από την κατάσταση των γειτόνων του και την κατάσταση του την προηγούμενη χρονική στιγμή $x_i(t-1)$. Εφόσον η κατάσταση του γείτονα επίσης εξαρτάται από τους δικούς του γείτονες, η κατάσταση όλων των κόμβων στατιστικά εξαρτάται από τον χώρο και τον χρόνο. Έστω $\mathbf{x}(t)$ το διάνυσμα των καταστάσεων όλων των κόμβων την χρονική στιγμή t , έτσι ώστε:

$$\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)]^T$$

όπου M είναι ο αριθμός των κόμβων στο δίκτυο. Πασιφανώς, το $\mathbf{x}(t)$ είναι μια χώρο-χρονική διαδικασία.

Οι ρυθμοί μόλυνσης και επούλωσης, β_{ji} και δ_{jk} , αντίστοιχα, είναι πολύ σημαντικοί στο πεδίο της επιδημιολογίας. Ο ρυθμός μόλυνσης β_{ji} υποδηλώνει τον ρυθμό γέννησης μιας επιδημίας από έναν κόμβο $j \in V_i$. Δεδομένης της κατάστασης των γειτόνων ενός κόμβου i την χρονική στιγμή t και το γεγονός ότι ο κόμβος i μπορεί να είναι μολυσμένος με επιδημία επιπέδου k , τότε, την επόμενη χρονική στιγμή $t + 1$, ο κόμβος i μπορεί να μολυνθεί με επιδημία επιπέδου l με πιθανότητα Q_{kl} :

$$Q_{kl} = \left(1 - \sum_{m < k} \delta_{km}\right) \cdot \left(1 - \prod_{j \in V_i} (1 - \beta_{ji})^{x_j^T(t) \cdot p_l}\right) \cdot \prod_{j \in V_i} (1 - \beta_{ji})^{x_j^T(t) \cdot \sum_{m > l} p_m} \quad (6.2)$$

Ο τελευταίος παράγοντας του γινομένου στην (6.2) εκφράζει την πιθανότητα ότι όλοι οι κόμβοι $j \in V_i$ μολυσμένοι με ιό επιπέδου ανωτέρου από l δεν θα μολύνουν τον κόμβο i . Οι δύο πρώτοι παράγοντες του γινομένου στην (6.2) εκφράζουν την πιθανότητα ότι ένας

ή και περισσότεροι γειτονικοί κόμβοι να μολύνουν τον κόμβο i με μόλυνση επιπέδου l και ο κόμβος i να μην επουλωθεί.

Βάσει του διαγράμματος μετάβασης καταστάσεων στο Σχήμα 6.4, θεωρούμε μια αλυσίδα Markov με μετάβαση κατάστασης κάθε μιας χρονικής μονάδας, όπου οι μεταβάσεις καταστάσεων εκφράζουν την χρονική εξάρτηση των καταστάσεων του κόμβου i που είναι οι εξής:

Κατάσταση Πλήρης Επούλωσης:

$$P\{x_i(t+1) = p_0 \mid x_i(t) = p_k\} = \delta_{k0} \quad (6.3)$$

Κατάσταση Μερικής Επούλωσης (πιθανότητα βελτίωσης κατάστασης):

$$P\{x_i(t+1) = p_k \mid x_i(t) = p_l\} = \delta_{kl}, 1 \leq k < l \quad (6.4)$$

Κατάσταση Μόλυνσης (πιθανότητα επιδείνωσης κατάστασης) σε υψηλότερο επίπεδο $l > k$:

$$P\{x_i(t+1) = p_l \mid X_{V_i}(t) = \mathbf{x}_{V_i}(t), x_i(t) = p_k\} = Q_{kl} \quad (6.5)$$

όπου το διάνυσμα $X_{V_i}(t) = [x_j(t), j \in V_i]$ υποδηλώνει την κατάσταση όλων των γειτόνων του κόμβου i και $\mathbf{x}_{V_i}(t)$ είναι μια πραγματοποίηση / ανάθεση τιμής του την χρονική στιγμή t . Δεδομένου των υπό-συνθήκη πιθανοτήτων στις εξισώσεις (6.3)-(6.5) μπορούμε να υπολογίσουμε την πιθανότητα ένας κόμβος i να είναι στην κατάσταση p_k την χρονική στιγμή $t+1$, που εκφράζεται ως:

$$\begin{aligned} & P\{x_i(t+1) = p_k\} \\ &= \sum_{p_m} P\{x_i(t+1) = p_k, x_i(t) = p_m\} \\ &= \sum_{p_m} P\{x_i(t+1) = p_k \mid x_i(t) = p_m\} \cdot P\{x_i(t) = p_m\} \\ &= \sum_{p_m} \sum_{\mathbf{x}_{V_i}(t)} P\{x_i(t+1) = p_k, X_{V_i}(t) = \mathbf{x}_{V_i}(t) \mid x_i(t) = p_m\} \cdot P\{x_i(t) = p_m\} \end{aligned}$$

και συνεπώς

$$P\{x_i(t+1) = p_k\} = \sum_{p_m} \sum_{\mathbf{x}_{V_i}(t)} P\{x_i(t+1) = p_k \mid X_{V_i}(t) = \mathbf{x}_{V_i}(t), x_i(t) = p_m\} \cdot P\{X_{V_i}(t) = \mathbf{x}_{V_i}(t) \mid x_i(t) = p_m\} P\{x_i(t) = p_m\} \quad (6.6)$$

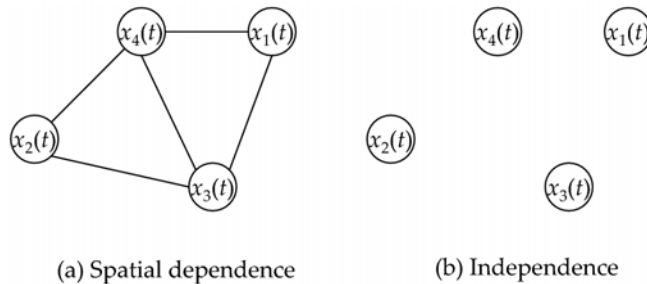
Η υπό-συνθήκη πιθανότητα

$$P_m(t) = P\{X_{V_i}(t) = \mathbf{x}_{V_i}(t) \mid x_i(t) = p_m\} \quad (6.7)$$

άμεσα χαρακτηρίζει την χωρική στατιστική εξάρτηση λόγω της τοπολογίας δικτύου και της ενδοεπικοινωνίας των κόμβων. Για να απλοποιηθεί η ανάλυση, υιοθετούμε την υπόθεση της χωρικής μη-εξάρτησης όπως απεικονίζεται στο Σχήμα 6.5. Για χωρικά ανεξάρτητους κόμβους, η υπό-συνθήκη πιθανότητα στην (6.7) γίνεται:

$$\begin{aligned} P_m(t) &= P\{X_{V_i}(t) = \mathbf{x}_{V_i}(t) \mid x_i(t) = p_m\} \\ &= P\{X_{V_i}(t) = \mathbf{x}_{V_i}(t)\} \\ &= \prod_{j \in V_i} P\{x_j(t)\} \end{aligned} \quad (6.8)$$

Αν και η υπόθεση μη-εξάρτησης αγνοεί την χωρική εξάρτηση μεταξύ των κόμβων, το προτεινόμενο αναλυτικό μοντέλο διατηρεί χρονικές εξαρτήσεις και την τοπολογία του δικτύου. Παρόλα αυτά, εάν ένας κόμβος i έχει $|V_i|$ πλήθος γειτόνων, τότε ο συνολικός αριθμός καταστάσεων που απαιτείται για να περιγραφεί η $P_m(t)$ πιθανότητα μειώνεται από $O((K+1)^{|V_i|})$ σε $O(|V_i|)$.



Σχήμα 6.5:(a) Χωρική εξάρτηση κόμβων και (b) χωρική ανεξαρτησία κόμβων στην διάδοση επιδημίας

Εστιάζουμε τώρα στον υπολογισμό της πιθανότητας

$$Q_{mk} = P\{x_i(t+1) = p_k \mid X_{V_i}(t) = \mathbf{x}_{V_i}(t), x_i(t) = p_m\}$$

της (6.6). Διάφορες περιπτώσεις μπορούν να διερευνηθούν εξαρτώμενες από τις τιμές m και k .

➤ Ο κόμβος i παραμένει έυτρωτος / επιρρεπής

Στην περίπτωση αυτή $m = k = 0$, που σημαίνει ότι ο κόμβος i δεν μολύνεται με καμία επιδημία από τους γειτονικούς του μολυσμένους κόμβους. Η πιθανότητα του γεγονότος αυτού είναι τότε

$$Q_{00} = \prod_{j \in V_i} (1 - \beta_{ji})^{\sum_{k>0} x_j^T(t) \cdot p_k} \quad (6.9)$$

➤ Ο κόμβος i μολύνεται με έναν πιο ισχυρό ιό p_k .

Στην περίπτωση αυτή, η πιθανότητα του ενδεχομένου δίνεται στην (6.2) η οποία επαναλαμβάνεται εδώ για λόγους ομοιομορφίας

$$Q_{mk} = \left(1 - \sum_{l < m} \delta_{ml}\right) \cdot \left(1 - \prod_{j \in V_i} (1 - \beta_{ji})^{x_j^T(t) \cdot p_k}\right) \cdot \prod_{j \in V_i} (1 - \beta_{ji})^{x_j^T(t) \cdot \sum_{l > k} p_l} \quad (6.10)$$

➤ Ο κόμβος i παραμένει μολυντικός στο ίδιο επίπεδο μόλυνσης p_k .

Η πιθανότητα του ενδεχομένου αυτού είναι

$$Q_{kk} = \left(1 - \sum_{l < k} \delta_{kl}\right) \cdot \prod_{j \in V_i} (1 - \beta_{ji})^{x_j^T(t) \cdot \sum_{l > k} p_l} \quad (6.11)$$

Στην περίπτωση αυτή, η κατάσταση του κόμβου δεν επιδεινώνεται από καμία άλλη επιδημία ανώτερου επιπέδου καθώς επίσης και η κατάστασή του δεν βελτιώνεται (ολικώς ή μερικώς)

➤ Ο κόμβος i επουλώνεται μερικώς ή ολικώς

Η πιθανότητα του ενδεχομένου είναι

$$Q_{mk} = \delta_{mk}, m > k \quad (6.12)$$

Εάν $k = 0$, ο κόμβος τότε επουλώνεται ολικώς, αλλιώς επουλώνεται μερικώς, παραμένοντας όμως μολυντικός στο επίπεδο k .

➤ Ο κόμβος i παραμένει στο υψηλότερο επίπεδο μόλυνσης

Η πιθανότητα του ενδεχομένου αυτού είναι

$$Q_{kk} = 1 - \sum_{l < k} \delta_{kl} \quad (6.13)$$

Αναλύουμε τη πολύ-επιδημική διάχυση του πλαισίου και των κατάλληλων κατωφλίων στο δίκτυο μέσω της προσέγγισης της «ιδιοτιμής» (eigenvalue). Συγκεκριμένα, το επιδημικό κατώφλι για μια επιδημία ρ_k ή μια μετάλλαξή της δηλώνει τον τρόπο εξάρσης διάδοσης της επιδημίας – πανδημία- ή την εξάλειψή της.

Το SaIS μοντέλο υποθέτει ότι ένας κόμβος δεν μπορεί να αποκτήσει αντισώματα σε κάποιον ιό μετά την επούλωσή του από αυτόν, δηλαδή, ο ρυθμός ίασης παραμένει σταθερός για κάθε κόμβο. Υιοθετούμε μια αλυσίδα Markov που περιέχει $M \times (K + 1)$ καταστάσεις, όπου M είναι ο αριθμός των κόμβων στο δίκτυο και K είναι ο αριθμός των πιθανών μεταλλάξεων. Οι καταστάσεις της αλυσίδας Markov συμβολίζονται με $S_{i,k}$ που υποδηλώνει ότι ο κόμβος i είναι μολυσμένος με ιό ρ_k . Για να απλοποιήσουμε τον συμβολισμό της ανάλυσης, χρησιμοποιούμε τον όρο $P_{i,t}^k$ για να δηλώσουμε την πιθανότητα ο κόμβος i να είναι μολυσμένος με ιό ρ_k την χρονική στιγμή t , έτσι,

$$P_{i,t}^k = P\{x_i(t) = \rho_k\}$$

Η πιθανότητα δηλώνει ότι η αλυσίδα Markov είναι στην κατάσταση $S_{i,k}$ την χρονική στιγμή t . Οι εξισώσεις ισορροπίας για τις καταστάσεις $S_{i,k}$, $1 \leq k \leq K$ είναι:

$$\begin{aligned} P_{i,t+1}^k &= \sum_{m < k} \sum_{x_{v_i}(t)} Q_{mk} \prod_{j \in V_i} P\{x_j(t)\} \cdot P_{i,t}^m \\ &+ \sum_{x_{v_i}(t)} Q_{kk} \prod_{j \in V_i} P\{x_j(t)\} \cdot P_{i,t}^k \\ &+ \sum_{m > k} \delta_{mk} P_{i,t}^m \end{aligned} \quad (6.14)$$

Η πρώτη γραμμή της (6.14) εκφράζει τις μεταβάσεις στην κατάσταση $S_{i,k}$ από τους γειτονικούς μολυσματικούς κόμβους των οποίων το επίπεδο μόλυνσης είναι μικρότερο από το k . Η δεύτερη γραμμή της (6.14) εκφράζει τη μετάβαση από την κατάσταση $S_{i,k}$ στον εαυτό της. Στην περίπτωση αυτή, ο κόμβος δεν υφίσταται καμία επούλωση ή μόλυνση σε υψηλότερο επίπεδο. Το τελευταίο άθροισμα της (6.14) εκφράζει τις μεταβάσεις των μερικών επουλώσεων του κόμβου i από υψηλότερο επίπεδο μόλυνσης που καθορίζεται από τις καταστάσεις $S_{i,m}$, $m > k$.

Υποθέτουμε ότι όλοι οι κόμβοι έχουν ίδιο ρυθμό μόλυνσης, δηλαδή $\beta_{ji} = \beta$, και χειριζόμαστε κάθε μια περίπτωση από τις τρεις υπό-περιπτώσεις της (6.14) ξεχωριστά.

Δοσμένου τον ορισμό του Q_{mk} στην (6.10) έχουμε ότι:

$$\begin{aligned}
& \sum_{m < k} \sum_{\mathbf{x}_{V_i}(t)} Q_{mk} \prod_{j \in V_i} P\{x_j(t)\} P_{i,t}^m = \\
& P_{i,t}^m \left[\sum_{m < k} \sum_{\mathbf{x}_{V_i}(t)} \left(1 - \sum_{l < m} \delta_{ml} \right) \prod_{j \in V} (1 - \beta)^{x_j(t)^\top \cdot \sum_{l > k} p_l} \prod_{j \in V} P\{x_j(t)\} \right. \\
& \left. - \sum_{m < k} \sum_{\mathbf{x}_{V_i}(t)} \left(1 - \sum_{l < m} \delta_{ml} \right) \prod_{j \in V} (1 - \beta)^{x_j(t)^\top \cdot \sum_{l \geq k} p_l} \prod_{j \in V} P\{x_j(t)\} \right] \\
& = P_{i,t}^m \left[\sum_{m < k} \sum_{\mathbf{x}_{V_i}(t)} \left(1 - \sum_{l < m} \delta_{ml} \right) \prod_{j \in V} (1 - \beta)^{x_j(t)^\top \cdot \sum_{l > k} p_l} P\{x_j(t)\} \right. \\
& \left. - \sum_{m < k} \sum_{\mathbf{x}_{V_i}(t)} \left(1 - \sum_{l < m} \delta_{ml} \right) \prod_{j \in V} (1 - \beta)^{x_j(t)^\top \cdot \sum_{l \geq k} p_l} P\{x_j(t)\} \right] \tag{6.15}
\end{aligned}$$

Εάν για έναν γειτονικό κόμβο $j \in V_i$ θέσουμε όπου $f(x_j(t)) = (1 - \beta)^{x_j(t)^\top \cdot \sum_{l > k} p_l} \cdot P\{x_j(t)\}$ τότε:

$$\begin{aligned}
& \sum_{\mathbf{x}_{V_i}(t)} \prod_{j \in V_i} f(x_j(t)) \\
& = \sum_{x_1(t)} \cdots \sum_{x_{|V_i|(t)}} f(x_1(t)) \cdots f(x_{|V_i|(t)}) \\
& = \left(\sum_{x_1(t)} f(x_1(t)) \right) \cdots \left(\sum_{x_{|V_i|(t)}} f(x_{|V_i|(t)}) \right) \\
& = \prod_{j \in V_i} \sum_{x_j(t)} f(x_j(t))
\end{aligned}$$

Άρα,

$$\begin{aligned}
& \sum_{\mathbf{x}_{V_i}(t)} \prod_{j \in V_i} (1 - \beta)^{x_j^\top \cdot \sum_{l > k} p_l} \cdot P\{x_j(t)\} \\
& = \prod_{j \in V_i} \sum_{x_j(t)} (1 - \beta)^{x_j^\top \cdot \sum_{l > k} p_l} \cdot P\{x_j(t)\} \\
& = \prod_{j \in V_i} (P_{j,t}^0 + P_{j,t}^1 + \cdots + P_{j,t}^k + (1 - \beta)P_{j,t}^{k+1} + \cdots + (1 - \beta)P_{j,t}^K) \\
& = \prod_{j \in V_i} \left(1 - \sum_{l=1}^K P_{j,t}^l + P_{j,t}^1 + \cdots + P_{j,t}^k + (1 - \beta)P_{j,t}^{k+1} + \cdots + (1 - \beta)P_{j,t}^K \right) \\
& = \prod_{j \in V_i} (1 - \beta \cdot P_{j,t}^{k+1} - \cdots - \beta \cdot P_{j,t}^K) \tag{6.16}
\end{aligned}$$

Εάν χρησιμοποιήσουμε την προσέγγιση $(1 - \alpha) \cdot (1 - \beta) \cong 1 - \alpha - \beta$ όταν α και β είναι πολύ μικροί αριθμοί, τότε η (6.16) μπορεί να απλοποιηθεί σε:

$$\sum_{\mathbf{x}_{V_i}(t)} \prod_{j \in V_i} (1-\beta)^{x_j^T(t) \cdot \sum_{l>k} p_l} \cdot P\{x_j(t)\} = 1 - \beta \sum_{\mathbf{x}_{V_i}(t)} (P_{j,t}^{k+1} + \dots + P_{j,t}^K) \quad (6.17)$$

Όμοια λαμβάνουμε ότι:

$$\sum_{\mathbf{x}_{V_i}(t)} \prod_{j \in V_i} (1-\beta)^{x_j^T(t) \cdot \sum_{l \geq k} p_l} \cdot P\{x_j(t)\} = 1 - \beta \sum_{\mathbf{x}_{V_i}(t)} (P_{j,t}^k + P_{j,t}^{k+1} + \dots + P_{j,t}^K) \quad (6.18)$$

και τότε η (6.15) απλοποιείται ως

$$\sum_{m < k} \sum_{\mathbf{x}_{V_i}(t)} Q_{mk} \prod_{j \in V_i} P\{x_j(t)\} P_{i,t}^m = \sum_{m < k} P_{i,t}^m \cdot \beta \left(1 - \sum_{l < m} \delta_{ml} \right) \sum_{j \in V_i} P_{j,t}^k \quad (6.19)$$

Δουλεύοντας παρόμοια έχουμε ότι

$$\begin{aligned} & \sum_{\mathbf{x}_{V_i}(t)} Q_{kk} \prod_{j \in V_i} P\{x_j(t)\} P_{i,t}^k \\ &= \left(1 - \sum_{l < k} \delta_{kl} \right) \sum_{\mathbf{x}_{V_i}(t)} \prod_{j \in V_i} (1-\beta)^{x_j^T(t) \cdot \sum_{l>k} p_l} P\{x_j(t)\} \cdot P_{i,t}^k \\ &= \left(1 - \sum_{l < k} \delta_{kl} \right) \left[1 - \beta \sum_{j \in V_i} (P_{j,t}^{k+1} + \dots + \beta P_{j,t}^K) \right] \cdot P_{i,t}^k \end{aligned} \quad (6.20)$$

Υποκαθιστώντας τις (6.19) και (6.20) στην (6.14), λαμβάνουμε ότι

$$\begin{aligned} P_{i,t+1}^k &= P_{i,t}^0 \beta \sum_{j \in V_i} P_{j,t}^k + \dots + P_{i,t}^{k-1} \beta \left(1 - \sum_{l < k-1} \delta_{k-1,l} \right) \sum_{j \in V} P_{j,t}^k \\ &+ \left(1 - \sum_{l < k} \delta_{kl} \right) \cdot \left[1 - \beta \sum_{j \in V_i} (P_{j,t}^{k+1} + \dots + \beta P_{j,t}^K) \right] P_{i,t}^k \\ &+ \sum_{m > k} \delta_{mk} P_{i,t}^m \end{aligned} \quad (6.21)$$

Η (6.21) εκφράζει την πιθανότητα της κατάστασης $S_{i,k}$ την χρονική στιγμή $t + 1$ δοσμένων των πιθανοτήτων των καταστάσεων $S_{j,m}$ ($j = 1, \dots, M$, $m = 1, \dots, K$) την χρονική στιγμή t . Εξάλλου, οι εξισώσεις δεν είναι γραμμικές και είναι δύσκολο να λάβουμε μια τιμή σύγκλισης των εν λόγω πιθανοτήτων. Έτσι, εάν υποκαταστήσουμε το

$P_{i,t}^0 = 1 - \sum_{k=1}^K P_{i,t}^k$ στην (6.21) και αμελήσουμε όλα τα γινόμενα των πιθανοτήτων έχουμε ότι

$$P_{i,t+1}^k = \beta \sum_{j \in V_i} P_{j,t}^k + \left(1 - \sum_{l < k} \delta_{kl}\right) P_{i,t}^k + \sum_{m > k} \delta_{mk} P_{i,t}^m \quad (6.22)$$

Έστω το διάνυσμα

$$\mathbf{P}_t^k = [P_{1,t}^k, P_{2,t}^k, \dots, P_{M,t}^k]^T$$

Χρησιμοποιώντας τον ορισμό αυτό τότε η (6.22), για $i = 1, \dots, M$, γράφεται στην συνεκτική μορφή

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{t+1}^k &= \beta A \mathbf{P}_t^k + \left(1 - \sum_{l < k} \delta_{kl}\right) I \mathbf{P}_t^k + \sum_{m > k} \delta_{mk} \mathbf{P}_t^m \\ &= \left(\left(1 - \sum_{l < k} \delta_{kl}\right) I + \beta A \right) \mathbf{P}_t^k + \sum_{m > k} \delta_{mk} \mathbf{P}_t^m \end{aligned} \quad (6.23)$$

όπου A είναι ο $M \times M$ πίνακας γεινιάσης που εξαρτάται από την τοπολογία δικτύου και I είναι ο μοναδιαίος πίνακας. Στοιβάζοντας τα διανύσματα \mathbf{P}_{t+1}^k το ένα πάνω στο άλλο για $k = 1, \dots, K$, λαμβάνουμε ότι

$$\begin{pmatrix} \mathbf{P}_{t+1}^1 \\ \mathbf{P}_{t+1}^2 \\ \vdots \\ \mathbf{P}_{t+1}^K \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_1 & \delta_{21}I & \cdots & \delta_{K1}I \\ \mathbf{0} & \mathbf{A}_2 & \cdots & \delta_{K2}I \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{A}_K \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{P}_t^1 \\ \mathbf{P}_t^2 \\ \vdots \\ \mathbf{P}_t^K \end{pmatrix} \quad (6.24)$$

όπου $\mathbf{A}_k = \left(1 - \sum_{l < k} \delta_{kl}\right) I + \beta A$

Ο πίνακας \mathbf{A}_k αναφέρεται ως πίνακας μόλυνσης επιπέδου k . Ο $kM \times kM$ διάστασης πίνακας στην (6.24) είναι ένας άνω διαγώνιος μπλοκ πίνακας όπου οι ιδιοτιμές του είναι οι ιδιοτιμές των \mathbf{A}_k πινάκων του στην κύρια διαγώνιο. Από την άλλη πλευρά, οι πίνακες \mathbf{A}_k και ο A έχουν τα ίδια ιδιοδιανύσματα (είναι γραμμικώς εξαρτημένοι) και οι ιδιοτιμές τους $\varepsilon_{i, \mathbf{A}_k}, \varepsilon_{i, A}, i = 1, \dots, M$, αντιστοίχως, σχετίζονται μέσω της ισότητας

$$\varepsilon_{i, \mathbf{A}_k} = 1 - \sum_{l < k} \delta_{kl} + \beta \varepsilon_{i, A}, i = 1, \dots, M$$

Μια επιδημία επιπέδου k εξαλείφεται και δεν γίνεται πανδημία όταν το διάνυσμα \mathbf{P}_t^k μηδενίζεται για μεγάλο t . Αυτό είναι εφικτό εάν η μεγαλύτερη ιδιοτιμή του \mathbf{A}_k είναι μικρότερη από την μονάδα. Ταξινομώντας τις ιδιοτιμές του πίνακα \mathbf{A}_k κατά φθίνουσα σειρά, έτσι ώστε, $\varepsilon_{1, \mathbf{A}_k} \geq \varepsilon_{2, \mathbf{A}_k} \geq \dots \geq \varepsilon_{M, \mathbf{A}_k}$, η συνθήκη $\varepsilon_{1, \mathbf{A}_k} < 1$ για την επιδημία επιπέδου k να εκλείπει είναι οπότε

$$1 - \sum_{l < k} \delta_{kl} + \beta \varepsilon_{1, A} < 1 \Leftrightarrow \frac{1}{\varepsilon_{1, A}} > \frac{\beta}{\sum_{l < k} \delta_{kl}} \quad (6.25)$$

Η τιμή $\theta_k = \frac{\beta}{\sum_{l < k} \delta_{kl}}$ υποδηλώνει το επιδημικό κατώφλι της επιδημίας ρ_k . Συγκεκριμένα,

η επιδημία ρ_k εκλείπει με έναν αντίστροφο ρυθμό μερικής ή ολικής ίασης $\delta_{k0}, \dots, \delta_{k, k-1}$. Για την συγκεκριμένη περίπτωση της απλής επιδημικής διάχυσης, δηλαδή $K = 1$, λαμβάνουμε από την (6.25) το κλασσικό επιδημικό κατώφλι για την επιδημία ρ_1 που είναι $\theta_1 = \frac{\beta}{\delta}$ [47]

Πολλά συμπεράσματα μπορούν να επαχθούν από την (6.25). Για παράδειγμα, εάν οι ρυθμοί επούλωσης δ_{km} εξαρτώνται από την κατάσταση m , δηλαδή $\delta_{km} = \delta_m$, ή οι ρυθμοί επούλωσης δ_{km} εξαρτώνται από το επίπεδο μετάλλαξης $k - m$, δηλαδή $\delta_{km} = \delta_{k-m}$, τότε, η επιδημία ρ_k εξαλείφεται εάν η επιδημία ρ_m εξαλείφεται επίσης. Ως προς αυτό το συμπέρασμα θέτουμε το ακόλουθο πόρισμα:

[Πόρισμα 1]

Έστω ρ_m μια επιδημία και ρ_k μια μετάλλαξη της έτσι ώστε $\rho_k \succ \rho_m$. Έστω οι ρυθμοί ίασης δ_{kl} έτσι ώστε $\delta_{kl} = \delta_l$ ή $\delta_{kl} = \delta_{k-l}$. Τότε η επιδημία ρ_k εξαλείφεται εάν η επιδημία ρ_m εξαλείφεται επίσης.

[Απόδειξη]

Θεωρήστε την πρώτη περίπτωση όπου $\delta_{kl} = \delta_l$. Εάν η επιδημία ρ_m εκλείπει τότε σύμφωνα με την (6.25) ισχύει ότι:

$$\frac{1}{\varepsilon_{1,A}} > \frac{\beta}{\sum_{l < m} \delta_{ml}} = \frac{\beta}{\sum_{l=0}^{m-1} \delta_l} > \frac{\beta}{\sum_{l=0}^{k-1} \delta_l} = \frac{\beta}{\sum_{l < k} \delta_{kl}}$$

αυτό σημαίνει ότι η μέγιστη ιδιοτιμή του πίνακα του πίνακα ίασης επιπέδου k , \mathbf{A}_k , είναι μικρότερη της μονάδας και τότε η επιδημία p_k εξαλείφεται. Θεωρείστε τώρα την περίπτωση όπου $\delta_{kl} = \delta_{k-l}$. Τότε, θέτοντας $u = m - l$, λαμβάνουμε

$$\frac{1}{\varepsilon_{1,A}} > \frac{\beta}{\sum_{l < m} \delta_{ml}} = \frac{\beta}{\sum_{l=0}^{m-1} \delta_l} > \frac{\beta}{\sum_{l=0}^{k-1} \delta_l} = \frac{\beta}{\sum_{l < k} \delta_{kl}}$$

Για αυθαίρετες τιμές του δ_{kl} κάποιες επιδημίες μπορούν να εξαλείψουν (αυτών των οποίων ο πίνακας ίασης επιπέδου k έχει ιδιοτιμές μικρότερες της μονάδας) και άλλες μπορούν να γίνουν πανδημίες (αυτών των οποίων ο πίνακας ίασης επιπέδου k έχει το πολύ μία ιδιοτιμή μεγαλύτερη της μονάδας).

Οι συνθήκες των κατωφλιών επιδημίας είναι γενικευμένες και ισχύουν για οποιουσδήποτε αυθαίρετους πίνακες γειννίασης A που χαρακτηρίζουν την τοπολογία του δικτύου. Εξάλλου, σε ένα ομογενές δίκτυο ή σε ένα τυχαίο Erdős-Rényi δίκτυο το επιδημικό κατώφλι για μια επιδημία επιπέδου 1 είναι $\theta_1 = \frac{\beta}{\delta} = \frac{1}{\langle d \rangle}$ [48], όπου $\langle d \rangle$ είναι η μέση τιμή της συνεκτικότητας των κόμβων. Έτσι, σε ένα ομογενές ή τυχαίο δίκτυο η μέγιστη ιδιοτιμή του πίνακα γειννίασης A της τοπολογίας των κόμβων είναι $\langle d \rangle$. Αυτό σημαίνει ότι μια επιδημία επιπέδου $k > 1$ γίνεται πανδημία εάν το $\theta_k > \frac{1}{\langle d \rangle}$, αλλιώς εξαλείφεται.

6.5. Συμπεριφορά Ανάλυσης Μοντέλου και Προσομοίωσης

Εξετάζουμε την συμπεριφορά του προτεινόμενου πολύ-επιδημικού μοντέλου χρησιμοποιώντας προσομοιώσεις σε ομογενή και μικρού κόσμου (small-world) δίκτυα. Συγκεκριμένα, εξετάζουμε την διαδικασία διάδοσης πολύ-επιδημιών με βάσει των κατωφλιών διάδοσης όπως μελετήθηκαν στην eigenvalue προσέγγιση.

Ως αναφορικό ομογενές δίκτυο θεωρούμε ένα κανονικό δισδιάστατο πλέγμα 2D. Ένας κόμβος στο πλέγμα αυτό αναπαρίσταται από τις συντεταγμένες του (x,y) όπου x και y είναι ακέραιοι με $1 \leq x,y \leq 100$. Ο κόμβος (x,y) έχει τέσσερις γείτονες, έτσι η μέση τιμή

της συνεκτικότητας όλων των κόμβων (εσωτερικοί και αυτών που είναι στις άκρες του 2D πλέγματος) είναι $\langle d \rangle = 3.96$.

Τα ρεαλιστικά δίκτυα (real worlds) όπως τα social networks [49] και τα scientific collaboration networks [48] μοντελοποιούνται από μη κανονικά και όχι τυχαία δίκτυα, όπως τα small world δίκτυα [50]. Ένα small-world δίκτυο παράγεται από την τυχαία επανασύνδεση ενός τμήματος των ακμών ενός κανονικού δικτύου δεδομένου μια πιθανότητας επανασύνδεσης (rewiring probability) f . Το δίκτυο που παράγεται είναι υβριδικό μεταξύ των δύο ακραίων περιπτώσεων του κανονικού πλέγματος (με $f=0$) και του τυχαίου γράφου (με $f = 1$). Ένα small-world δίκτυο χαρακτηρίζεται από την ιδιότητα της τοπικής γειννίασης – όπως εμφανίζεται στα κανονικά δίκτυα - και από την διάμετρο του δικτύου που αυξάνει λογαριθμικά με τον αριθμό των κόμβων. Η τελευταία ιδιότητα προσδίδει στα δίκτυα αυτά την ονομασία small-world καθώς είναι πιθανόν να επικοινωνήσουν δύο κόμβοι μεταξύ τους μόνο μέσα από λίγα μεταξύ τους hops / συνδέσεις.

Οι συνεργατικοί κόμβοι μπορούν να διαμορφώσουν κοινωνικά δίκτυα υποθέτοντας ότι κάθε κόμβος είναι ικανός να συμπεραίνει και να διαχέει γνώση στους γειτονικούς κόμβους της ομάδας του. Εφαρμόζουμε την eigenvalue προσέγγιση ώστε να εξετάσουμε την πολύ-επιδημική διάχυση (επαγόμενης) πληροφορίας πλαισίου σε διάφορες small-world τοπολογίες.

Ένας κόμβος i που μπορεί να συμπεράνει το πλαίσιο φ μπορεί να διαδώσει το φ στους γείτονές του για πιθανή επαύξηση γνώσης της ομάδας του. Εξάλλου, είναι εφικτό για έναν γειτονικό κόμβο $j \in V_i$ να συμπεράνει το πλαίσιο ψ από το φ , δηλαδή $\psi \succ \varphi$. Παρόμοια, ο κόμβος j μπορεί να διαδώσει το ψ ως την μετάλλαξη του φ . Έτσι, η του πιο εξειδικευμένου πλαισίου σηματοδοτεί την δυναμική ισορροπία καταστάσεων στο πολύ-επιδημικό μοντέλο εφόσον καμιά αλλαγή στην σημασιολογική δομή των κόμβων δεν λαμβάνει χώρα, π.χ., $\neg\psi \rightarrow \text{TRUE}$ (το ψ να μην ισχύει πλέον, να μην είναι έγκυρο, να είναι εκτός πεδίου χώρο-χρονικής εγκυρότητας).

Για τα αποτελέσματα της ανάλυσης και της προσομοίωσης, υποθέτουμε την διάδοση της επιδημίας p_1 υποδηλώνοντας μια συνιστώσα του πλαισίου, π.χ., $p_1 = \text{context}(\text{location is the floor F2 of the Louvre Museum})$ με δύο δυνατές μεταλλάξεις p_2 και p_3 στο δίκτυο. Οι μεταλλάξεις αυτές υποδηλώνουν δύο ιεραρχικά εξαρτώμενα πλαίσια, π.χ., $p_2 = \text{context}(\text{location is the room R3 the floor F2 of the Louvre Museum})$ και $p_3 = \text{context}(\text{a lecture on a drawing in the room R3 of the floor F2 of the Louvre})$

Museum). Έτσι, $K = 3$ και $p_3 \succ p_2 \succ p_1 \succ p_0$. p_0 είναι το πιο γενικευμένο πλαίσιο που δεν κομίζει καμία πληροφορία. Έτσι, ο κόμβος i μεταβαίνει μεταξύ τεσσάρων καταστάσεων και εστιάζουμε στον υπολογισμό των πιθανοτήτων $P\{x_i(t+1) = p_k\}, k = 0, \dots, K$.

Βάσει των (6.6)-(6.13), έχουμε ότι,

$$\begin{aligned} & P\{x_i(t+1) = p_0\} \\ &= \prod_{j \in V_i} (1 - \beta + \beta P\{x_j(t) = p_0\}) P\{x_i(t) = p_0\} \\ &+ \delta_{10} P\{x_i(t) = p_1\} + \delta_{20} P\{x_i(t) = p_2\} \\ &+ \delta_{30} P\{x_i(t) = p_1\} \end{aligned}$$

όμοια έχουμε ότι

$$\begin{aligned} & P\{x_i(t+1) = p_1\} \\ &= \prod_{j \in V_i} (1 - \beta + \beta (P\{x_j(t) = p_2\} + P\{x_j(t) = p_3\})) P\{x_i(t) = p_0\} \\ &- \prod_{j \in V_i} (1 - \beta + \beta P\{x_j(t) = p_0\}) P\{x_i(t) = p_0\} \\ &+ (1 - \delta_{10}) \prod_{j \in V_i} (1 - \beta + \beta (P\{x_j(t) = p_2\} + P\{x_j(t) = p_3\})) P\{x_i(t) = p_1\} \\ &+ \delta_{21} P\{x_i(t) = p_2\} + \delta_{31} P\{x_i(t) = p_3\} \end{aligned}$$

και

$$\begin{aligned} & P\{x_i(t+1) = p_2\} \\ &= \prod_{j \in V_i} (1 - \beta P\{x_j(t) = p_3\}) P\{x_i(t) = p_0\} \\ &- \prod_{j \in V_i} (1 - \beta (P\{x_j(t) = p_2\} + P\{x_j(t) = p_3\})) P\{x_i(t) = p_0\} \\ &+ \prod_{j \in V_i} (1 - \beta P\{x_j(t) = p_3\}) P\{x_i(t) = p_1\} \\ &- \prod_{j \in V_i} (1 - \beta (P\{x_j(t) = p_2\} + P\{x_j(t) = p_3\})) (1 - \delta_{10}) P\{x_i(t) = p_1\} \\ &+ (1 - \delta_{20} - \delta_{21}) \prod_{j \in V_i} (1 - \beta P\{x_j(t) = p_3\}) P\{x_i(t) = p_2\} \\ &+ \delta_{32} P\{x_i(t) = p_3\} \end{aligned}$$

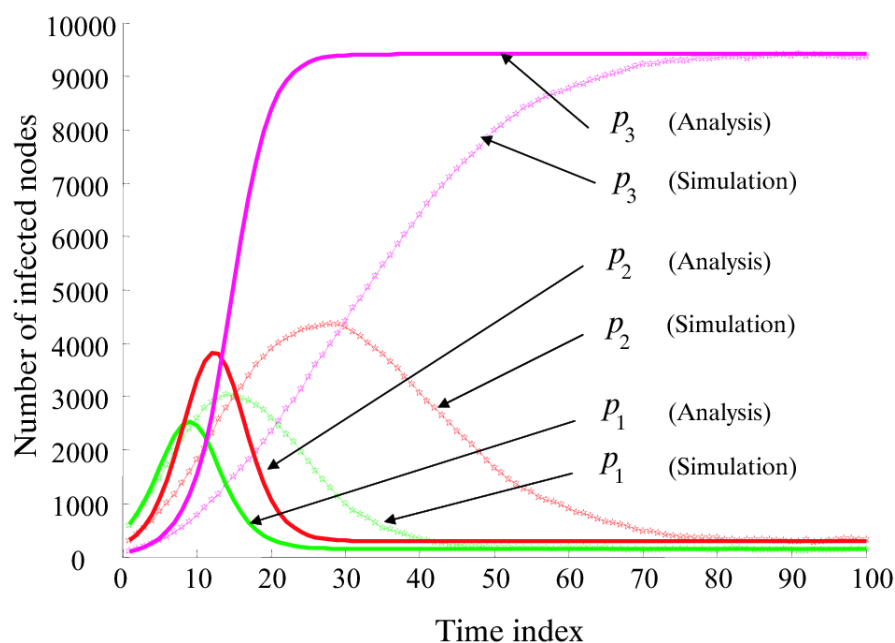
Τέλος, έχουμε ότι

$$P\{x_i(t+1)=p_3\}=\left[1-\prod_{j\in V_i}(1-\beta P\{x_j(t)=p_3\})\right] \cdot (P\{x_i(t)=p_0\}+P\{x_i(t)=p_1\}+P\{x_i(t)=p_2\}) + (1-\delta_{32}-\delta_{31}-\delta_{30})P\{x_i(t)=p_3\}$$

6.5.1 Πολύ-Επιδημική Εξάπλωση

Στις προσομοιώσεις που ακολουθούν, υποτίθεται ότι κάθε μια συνιστώσα του πλαισίου ποτέ δεν χάνει την εγκυρότητά της τόσο κατά την διάρκεια εξάπλωσής της όσο και κατά την διάρκεια επεξεργασίας της. Εξάλλου σκοπός είναι η μελέτη συμπεριφοράς της πολύ-επιδημικής διάχυσης λόγω του φαινομένου της μετάλλαξης. Όλες οι προσομοιώσεις πραγματοποιήθηκαν σε πολλούς κύκλους (>1000) ώστε να αποκτηθούν οι κατάλληλες μέσες τιμές των παραμέτρων μελέτης.

Το Σχήμα 6.6 απεικονίζει την απόδοση του προτεινόμενου μοντέλου των αποτελεσμάτων προσομοίωσης με των αναλυτικών τύπων για την εξέλιξη του φαινομένου της διάδοσης βάσει των ποσοστών μολυσμένων κόμβων για κάθε ένα επίπεδο μόλυνσης, $n_1(t)$, $n_2(t)$ και $n_3(t)$ για τις επιδημίες p_1 , p_2 , p_3 , αντίστοιχα. Χρησιμοποιήθηκε ένα δίκτυο 2D πλέγματος με $M = 10.000$ κόμβους, ρυθμός μόλυνσης $\beta = 0.1$, ρυθμοί ολικής επούλωσης από όλα τα επίπεδα ίασης $\delta_{10} = 0.01$, $\delta_{20} = \delta_{30} = 0.005$ και ρυθμοί μερικής επούλωσης μεταξύ των επιπέδων ίασης $\delta_{21} = \delta_{32} = 0.01$, $\delta_{31} = 0.005$. Η αρχική κατανομή των μολυσμένων κόμβων για όλα τα επίπεδα ίασης επιλέχθηκε τυχαία με πιθανότητες αντίστοιχα [0.06, 0.03, 0.01] για p_1 , p_2 , p_3 .

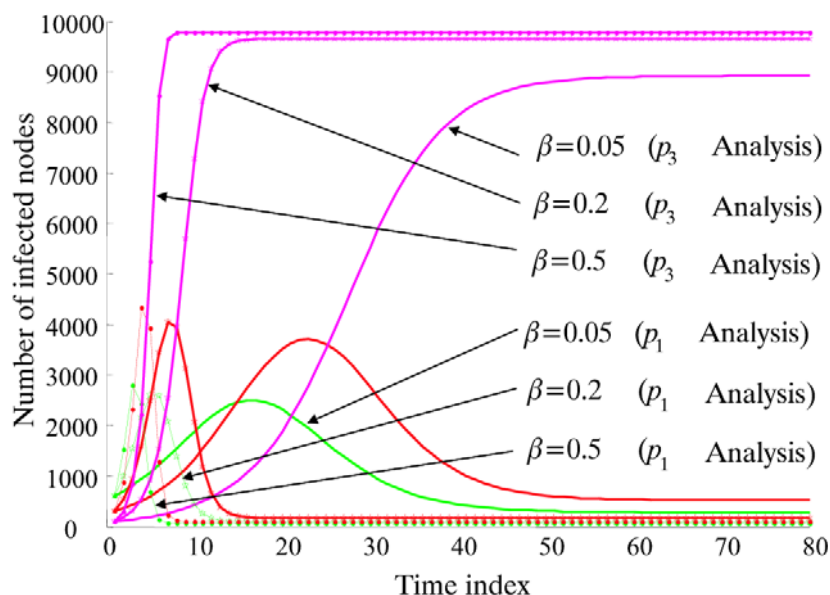


Σχήμα 6.6: Απόδοση του αναλυτικού μοντέλου με τα αποτελέσματα προσομοίωσης στην εξέλιξη του φαινομένου της διάδοσης πλαισίου

Η σημασιολογική επεξεργασία των ιών κατά την διάρκεια της διάδοσής τους αποφέρει ενδιαφέροντα συμπεράσματα. Η πιο ισχυρή επιδημία μολύνει το μεγαλύτερο ποσοστό των κόμβων στο δίκτυο αφού στόχος για κάθε κόμβο είναι να αποκτήσει το πιο εξειδικευμένο context στην ομάδα. Συγκεκριμένα, στην αρχή της διάδοσης παρατηρείται ότι $n_3(t) < n_2(t) < n_1(t)$. Αυτό επειδή, οι περισσότεροι κόμβοι αρχικά έχουν μολυνθεί με ένα πιο γενικευμένο πλαίσιο p_1 το οποίο μπορεί μετέπειτα να μεταλλαχθεί σε ισχυρότερη επιδημία συντελώντας στην επαύξηση γνώσης στο δίκτυο. Εν συνεχεία, περισσότερη γνώση συμπεραίνεται στο δίκτυο εφόσον οι συνεργατικοί κόμβοι μπορούν να επάγουν / συμπεράνουν τον περισσότερο ισχυρό ιό p_2 , έτσι, $n_2(t) > n_1(t)$. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι, πιο ισχυρός ιός – πιο συγκεκριμένη γνώση – μολύνει ξανά τους ήδη υπάρχοντα και μη μολυσμένους ιούς. Τέλος, ο πιο ισχυρός ιός μολύνει τους περισσότερους κόμβους και όπως παρατηρείται το ποσοστό των κόμβων που είναι μολυσμένοι με p_1 και p_2 μηδενίζεται σηματοδοτώντας έτσι την ισορροπία των καταστάσεων με την επικράτηση της επιδημίας p_3 (πανδημία).

Επισημαίνεται ότι κατά την φάση της επιδείνωσης της κατάστασης ενός κόμβου, ο κόμβος αντικαθιστά την επιδημία p_k με την επιδημία p_m εάν ισχύει ότι $p_m > p_k$ (από το p_m συμπεραίνεται και το p_k). Έτσι, ένας κόμβος χρειάζεται μόνον να αποθηκεύει το p_m . Για τον λόγο αυτόν, τα ποσοστά $n_1(t)$ και $n_2(t)$ είναι μικρότερα από το ποσοστό $n_3(t)$ στην δυναμική ισορροπία – δηλαδή μετά την πανδημία του ιού p_3 .

Επίσης, οι ρυθμοί μερικής και ολικής επούλωσης υποδηλώνουν οποτεδήποτε μια επιδημία p_k δεν είναι έγκυρη κάποια δεδομένη στιγμή (π.χ., $\neg p_k \rightarrow \text{TRUE}$, $k = 1,2,3$). Ο τελικός αριθμός των κόμβων που είναι μολυσμένοι από την πιο ισχυρή επιδημία παρατηρείται την στιγμή 100. Επίσης, όσο μεγάλη είναι η τιμή του β (δηλαδή ότι ένα μεγάλο ποσοστό των κόμβων είναι ικανοί να συμπεράνουν και να συλλογιστούν για το πλαίσιο) τόσο πιο γρήγορα το δίκτυο μολύνεται. Το Σχήμα 6.7 απεικονίζει την εξέλιξη της διαδικασίας διάχυσης context για διάφορες τιμές του ρυθμού μόλυνσης $\beta = 0.05$, $\beta = 0.2$ και $\beta = 0.5$. Επίσης, το όλο δίκτυο μολύνεται με την πιο ισχυρή επιδημία γρήγορα, π.χ., τις στιγμές $t = 5$, $t=12$, έχοντας σχετικά χαμηλό ρυθμό μόλυνσης $\beta = 0.5$ και $\beta = 0.2$, αντίστοιχα. Η αποδοτικότητα αυτή, που επίσης επηρεάζει τις καταστάσεις κατανάλωσης ενέργειας των κόμβων, δικαιολογεί την επιλογή του επιδημικού μοντέλου έναντι του απλού σχήματος Πλημμύρας.



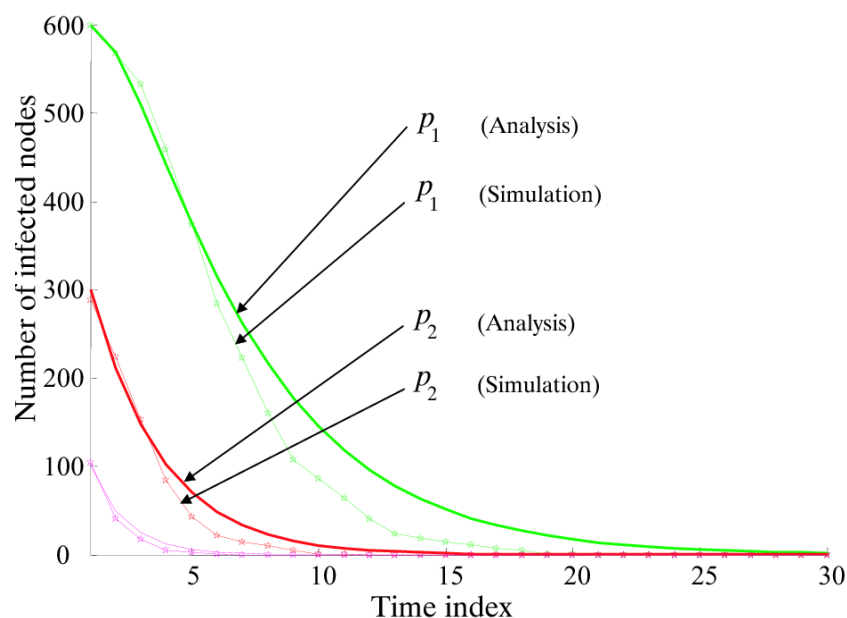
Σχήμα 6.7: Εξέλιξη της διαδικασίας διάχυσης πλαισίου για διάφορες τιμές του ρυθμού μόλυνσης

6.5.2 Πολύ-Επιδημική Εξασθένηση

Στην παράγραφο αυτή συγκρίνουμε την απόδοση του SaIS μοντέλου με τα αποτελέσματα της προσομοίωσης και της ανάλυσης κατά την πολύ-επιδημική εξασθένηση των επιδημιών σε ομογενή και δίκτυα small-world βάσει της eigenvalue προσέγγισης.

- Πρώτον, θεωρείστε ένα 2D πλέγμα με $M = 10.000$ κόμβους, ρυθμό ίασης $\beta = 0.1$ και ρυθμούς ολικής / μερικής επούλωσης, $\delta_{10} = 0.6$, $\delta_{20} = \delta_{30} = 0.4$, $\delta_{21} = \delta_{32} =$

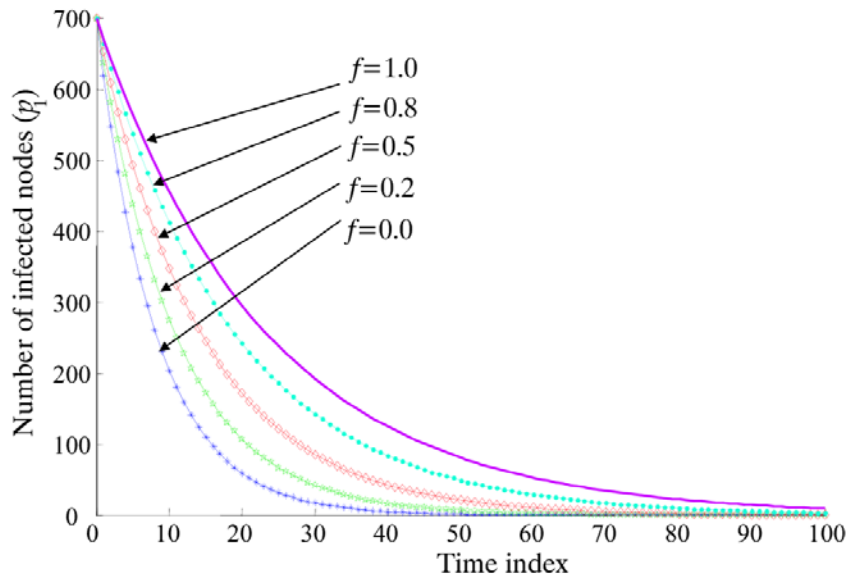
$\delta_{31} = 0.3$, αντίστοιχα. Εξάλλου, η μέγιστη ιδιοτιμή του πίνακα γειτνίασης \mathbf{A} ενός ομογενούς δικτύου είναι $\varepsilon_{1,\mathbf{A}} = \langle d \rangle = 3.96$. Έτσι, το επιδημικό κατώφλι για την επιδημία p_k , είναι $\theta_k = \frac{1}{\langle d \rangle}$, $k = 1,2,3$, ώστε η επιδημία αυτή να διαδοθεί σε ένα 2D πλέγμα. Έχοντας, $\theta_1 < \theta_2 < \theta_3 < 0.252$ τότε και οι τρεις επιδημίες εξασθενούν. Βάσει των προαναφερθέντα ρυθμών ολικής και μερικής επούλωσης, όπως αναμένεται και από το **Πόρισμα 1** η επιδημία p_3 εξασθενεί πιο γρήγορα από την p_2 και η p_2 εξασθενεί πιο γρήγορα από την p_1 . Αυτό σημαίνει ότι το ποσοστό ίασης $n_k(t)$ για μια επιδημία p_k εξασθενεί εκθετικά με έναν παράγοντα $(\varepsilon_{1,A_k})^k$, $k = 1,2,3$ και $\varepsilon_{1,A_3} < \varepsilon_{1,A_2} < \varepsilon_{1,A_1}$.



Σχήμα 6.8: Απόδοση του προτεινόμενου μοντέλου στην εξασθένηση των επιδημιών

Το Σχήμα 6.8 απεικονίζει την απόδοση του προτεινόμενου μοντέλου για την εξασθένηση των επιδημιών. Παρατηρείστε τα γραφήματα της ανάλυσης και της προσομοίωσης που είναι σχεδόν όμοια και ότι η πιο ισχυρή επιδημία εξασθενεί πρώτα από τις άλλες. Συνεπώς, όσο μικρότερος είναι ο ρυθμός μόλυνσης τόσο πιο γρήγορα εξασθενούν οι επιδημίες. Αξίζει να σημειωθεί ότι, κατά την φάση της εξασθένησης της επιδημίας τα γραφήματα της ανάλυσης και της προσομοίωσης μοιάζουν περισσότερο από την φάση της ίασης, όπως απεικονίζεται στο Σχήμα 6.8. Αυτό επειδή η εξασθένηση μια επιδημίας εξαρτάται κατά πολύ από τους

ρυθμούς μερικής / ολικής επούλωσης και όχι από την χωρική εξάρτηση μεταξύ των κόμβων. Από την άλλη πλευρά η έξαρση μια επιδημίας εξαρτάται από την χωρική εξάρτηση των κόμβων. Ένας κόμβος είναι πιθανόν να μολυνθεί εφόσον υπάρχουν μολυσμένοι κόμβοι γύρω στην γειτονιά του. Το προτεινόμενο μοντέλο επισημαίνει την χωρική ανεξαρτησία μεταξύ των κόμβων μέσω της διαφορά αυτής.



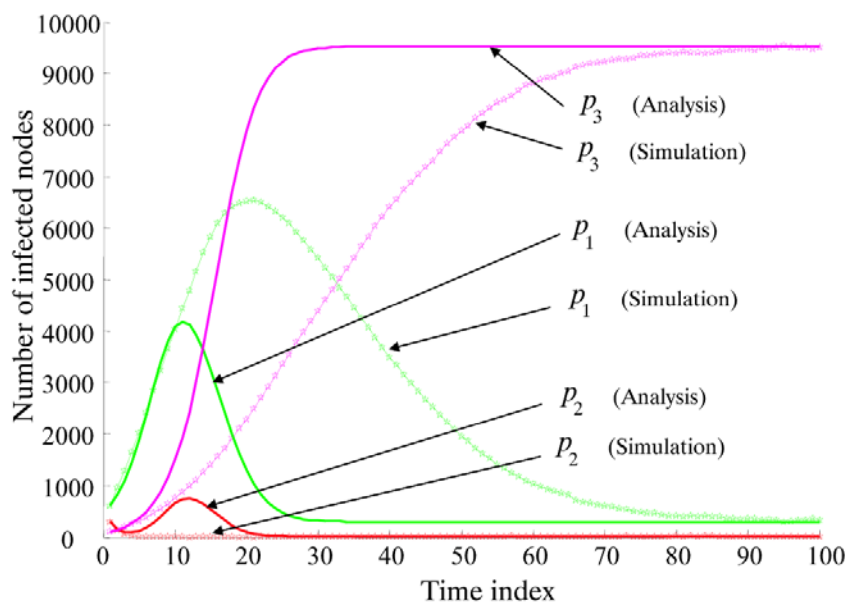
Σχήμα 6.9: Η εξασθένιση των τριών επιδημιών όπως προβλέπεται από την eigenvalue προσέγγιση

- Δεύτερον, θεωρήστε ένα Watts-Strogatz (WS) small-world μοντέλο δικτύου [51] με $M = 10.000$ κόμβους που δημιουργήθηκε από ένα 2D πλέγμα με πιθανότητα επανασύνδεσης $f = 0.2$. Ένα WS δίκτυο έχει χαρακτηριστικό γνώρισμα το μικρό μέσω μήκος διαδρομής και τον υψηλό βαθμό clustering coefficient [51]. Η μέγιστη μέση τιμή της ιδιοτιμής (μετά από 1000 επαναλήψεις) του πίνακα γεινιάσης του WS δικτύου A είναι $\epsilon_{1,A} = 4.1069$ προσεγγίζοντας έτσι ένα επιδημικό κατώφλι 0.4107^8 . Σύμφωνα με την προσέγγισή μας για να εξασθενήσει μια επιδημία p_k , $k = 1,2,3$, σε ένα δίκτυο πρέπει να ισχύει ότι το άθροισμα $(1 - \sum_{l < k} \delta_{kl} + \beta \epsilon_{1,A})^t$ να τείνει στο μηδέν για μεγάλο t . Το Σχήμα 6.9 απεικονίζει την εξασθένιση των τριών επιδημιών όπως προβλέπεται από την eigenvalue προσέγγιση για ρυθμό ίασης $\beta = 0.1$. Έχοντας πιθανότητα επανασύνδεσης $f = 0.8$ το παραγόμενο δίκτυο προσεγγίζει ένα τυχαίο δίκτυο με

⁸ Για ένα small-world δίκτυο, στο οποίο κάθε κόμβος συνδέεται με d γείτονες, ισχύει ότι $\langle d \rangle = d$

μέγιστη μέση τιμή ιδιοτιμής 4.4832 και ενός επιδημικού κατωφλίου 0.4482. Στην περίπτωση αυτή, όλες οι επιδημίες εξασθενούν / εκλείπουν γρηγορότερα σε ένα WS δίκτυο με $f = 0.2$ από ότι σε ένα WS δίκτυο με $f = 0.8$, όπως φαίνεται στην Σχήμα 6.9.

Συνεπώς, η eigenvalue προσέγγιση για την πρόβλεψη της επιδημικής εξασθένησης κρίνεται απαραίτητη για κάθε αυθαίρετη τοπολογία δικτύου (πίνακα γειτνίασης). Ένα επίσης σημαντικό συμπέρασμα στην επιδημική εξασθένηση είναι ότι μια επιδημία μπορεί να εξασθενήσει ανεξάρτητα από την επικρατούσα κατάσταση μια μετάλλαξης της. Ως γνωστών, μια επιδημία p_k εξασθενεί εάν η μέγιστη ιδιοτιμή του αντίστοιχου πίνακα γειτνίασης A_k επιπέδου k είναι μικρότερη της μονάδας. Άρα, σε ένα δίκτυο μερικές επιδημίες μπορούν να εξασθενήσουν και άλλες να γίνουν πανδημίες. Παρόλα αυτά, για συγκεκριμένες τιμές ρυθμού επούλωσης εάν η πιο ασθενής επιδημία εξασθενήσει τότε όλες οι επιδημίες εξασθενούν επίσης σύμφωνα με τον Πόρισμα.

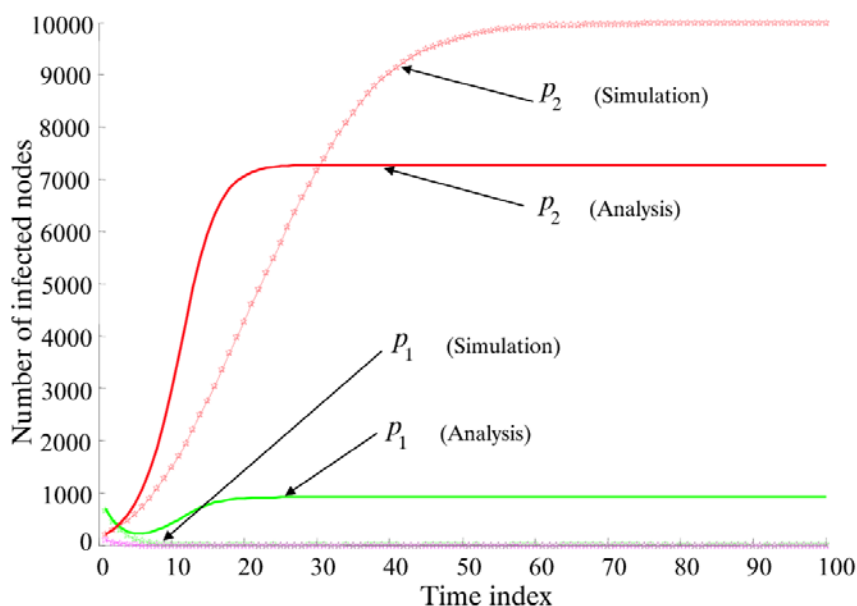


Σχήμα 6.10: Απόδοση του προτεινόμενου μοντέλου όσον αφορά την προσομοίωση και την ανάλυση σε ένα 2D πλέγμα

Το Σχήμα 6.10 απεικονίζει την απόδοση του προτεινόμενου μοντέλου όσον αφορά την προσομοίωση και την ανάλυση σε ένα 2D πλέγμα με $M = 10.000$ κόμβους για ρυθμό μόλυνσης $\beta = 0.1$ και ρυθμούς ολικής / μερικής επούλωσης, $\delta_{10} = \delta_{32} = 0.001$, $\delta_{21} = 0.4$, $\delta_{20} = 0.5$, $\delta_{30} = 0.005$ και $\delta_{31} = 0.01$. Παρατηρείται ότι η p_1 και p_3 επιδημίες γίνονται πανδημίες και η επιδημία p_2 εξασθενεί. Εφόσον το άθροισμα των ρυθμών μερικής και ολικής επούλωσης της επιδημίας p_2 είναι μεγαλύτερο από το $\beta \cdot \langle d \rangle$, η διαδικασία διάδοσης της επιδημίας αυτής φθίνει με τον χρόνο. Αυτό δεν υπονοεί αναγκαστικά το

ίδιο και για τις διαδικασίες διάδοσης των επιδημιών p_1 και p_3 . Αντιθέτως, η επιδημία p_2 δεν μπορεί να μεταλλαχθεί σε μια πιο ισχυρή επιδημία (π.χ., λόγω των μειωμένων ικανοτήτων των κόμβων να συμπεράνουν πιο εξειδικευμένο πλαίσιο από το p_2) αλλά υπάρχουν κόμβοι που μπορούν να συμπεράνουν το p_3 από το p_1 . Εξάλλου, η ύπαρξη του p_3 στο δίκτυο εξαρτάται κατά πολύ από το γεγονός ότι (1) τουλάχιστο ένας κόμβος μπορεί να συμπεράνει το p_3 από το p_1 ή (2) τουλάχιστον ένας κόμβος μολύνεται με p_3 από την αρχή της πολύ-επιδημικής διάδοσης.

Το Σχήμα 6.11 απεικονίζει το ακριβώς αντίθετο φαινόμενο από αυτό που απεικονίζεται στο Σχήμα 6.10. Συγκεκριμένα, επιλέγουμε ρυθμούς ολικής και μερικής επούλωσης ($\delta_{10} = \delta_{30} = 0.7$, $\delta_{20} = \delta_{21} = \delta_{31} = 0.0001$ και $\delta_{32} = 0.1$) έτσι ώστε οι επιδημίες p_3 και p_1 να εξασθενούν και η επιδημία p_2 να γίνεται πανδημία με ρυθμό μόλυνσης β . Συνεπώς, όπως παρατηρείται, η *περίπου* μολυσματική επιδημία p_2 μολύνει το μεγαλύτερο ποσοστό του δικτύου ενώ η πιο ισχυρή επιδημία (p_3) και η πιο ασθενής επιδημία (p_1) εξασθενούν. Τα γραφήματα στο Σχήμα 6.11 που αντιστοιχούν στην p_3 επιδημία έχουν μηδενικές τιμές που γρήγορα (δεν δείχνονται στην εικόνα για λόγους αναγνωσιμότητας)



Σχήμα 6.11: Απόδοση του προτεινόμενου μοντέλου στο οποίο οι επιδημίες p_3 και p_1 να εξασθενούν και η επιδημία p_2 να γίνεται πανδημία με ρυθμό μόλυνσης β .

6.6. Συμπεράσματα

Το σύστημα Βιο-μιμητικής Προσέγγισης Επίγνωσης Πλαισίου αναφέρεται στη συνεργασία μεταξύ των μελών μιας ομάδας για την ανίχνευση και ερμηνεία πλαισίου

καθιστώντας έτσι αναγκαίο το σχεδιασμό μηχανισμών διάχυσης πλαισίου. Συγκεκριμένα, η συνεισφορά είναι στα εξής πεδία:

- Γενίκευση επιδημικού μοντέλου [98] και εφαρμογή στην συνεργατική επίγνωση πλαισίου.
- Αναλυτικό μοντέλο πολύ-επιδημικής διάχυσης (γενίκευση του [93]).
- Κατανεμημένη ευφυΐα για τη διαχείριση πλαισίου

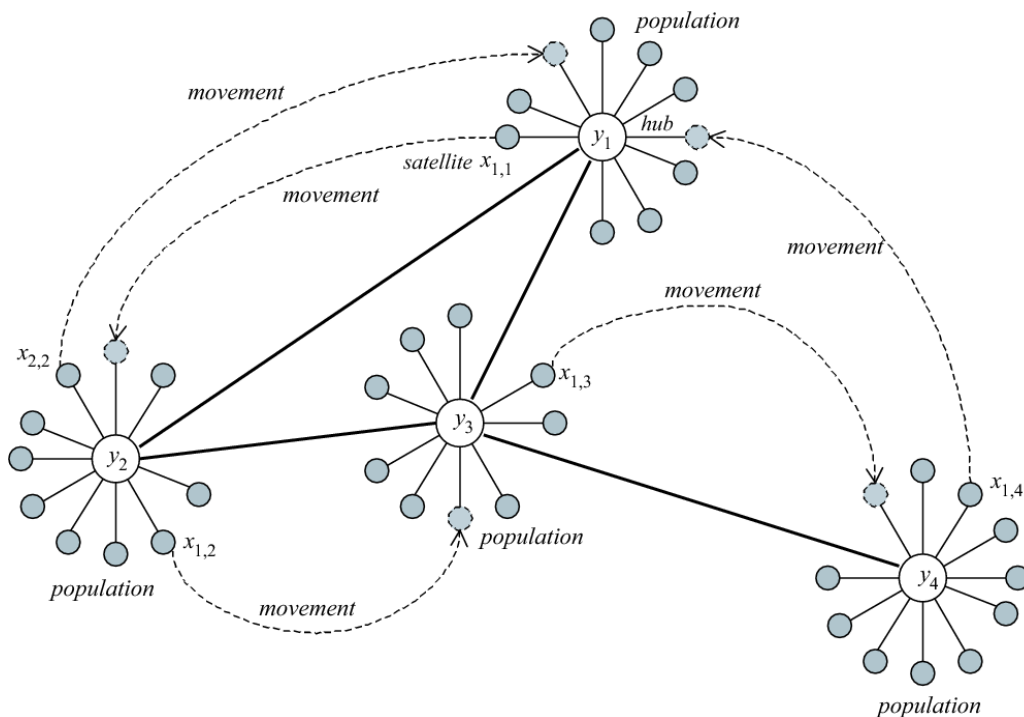
Τα θέματα που αναλύθηκαν στο κεφάλαιο αυτό αναφέρονται στις δημοσιεύσεις: [128], [129], [130], [131].

7 ΚΙΝΗΤΙΚΟΤΗΤΑ ΣΤΗΝ ΣΥΝΕΡΓΑΤΙΚΗ ΕΠΙΓΝΩΣΗ ΠΛΑΙΣΙΟΥ

7.1. Εισαγωγή

Οι κινητοί κόμβοι ενός δικτύου είναι όμοιοι με ένα σύνολο ανθρώπων που έχουν παρόμοια κινητική συμπεριφορά [52], [53]. Τα δίκτυα κινητών κόμβων ποικίλουν στα χαρακτηριστικά τους λόγω την κινητικότητας των κόμβων τους. Μια μη ομογενής κατανομή των κόμβων εμφανίζεται συνηθέστερα σε τέτοιου είδους δίκτυα [54]. Η κατανομή αυτή μπορεί να δημιουργεί νομαδικά δίκτυα στα οποία οι κόμβοι κατανέμονται δημιουργώντας διασυνδεδεμένες «ομάδες» (clusters) από κόμβους ή να δημιουργεί ad-hoc δίκτυα στα οποία οι κόμβοι κινούνται ελεύθερα χωρίς να υπάρχει κάποια συγκεκριμένη δομή (π.χ., η τοπολογία του ασύρματου δικτύου μπορεί να αλλάζει απρόβλεπτα και αυθαίρετα).

Μερικοί κόμβοι μπορούν να έχουν περισσότερες συνδέσεις επικοινωνίας (να προσελκύουν περισσότερους κόμβους) από άλλους. Οι «συγκεντρωτικοί» κόμβοι αυτοί (hubs) μορφοποιούν μη ομογενές κατανομές εφόσον ένα κόμβος «επισκέπτης» (satellite) σε έναν συγκεντρωτικό κόμβο μπορεί να έχει περισσότερους γειτονικούς κόμβους γύρω του παρά από έναν επισκέπτη κόμβο που επισκέπτεται (προσκολλάται) ένα λιγότερο δημοφιλή συγκεντρωτικό κόμβο, όπως απεικονίζεται στο Σχήμα 7.1.



Σχήμα 7.1: Μετακινήσεις επισκεπτών κόμβων μεταξύ συγκεντρωτικών κόμβων σε ένα ad-hoc δίκτυο κινητών κόμβων.

Ένα δίκτυο κινητών κόμβων μπορεί να μοντελοποιηθεί από πολλές ομάδες από συγκεντρωτικούς και επισκέπτες κόμβους (προσκολλημένοι στους συγκεντρωτικούς κόμβους). Κάθε ομάδα μπορεί να θεωρηθεί ως ένας ξεχωριστός «πληθυσμός» (population) και καθώς επισκέπτες μετακινούνται μεταξύ των πληθυσμών κομίζουν πληροφορία πλαισίου (επιδημίες) σε αυτούς. Παρόλα αυτά, πιθανές ετερογενείς κατανομές κόμβων συνδυάζοντας νομαδικά και ad-hoc δίκτυα μπορούν να διαμορφωθούν καθώς χρησιμοποιούνται σε δομημένα ή περίπου δομημένα δίκτυα (π.χ., Local Area Network).

Χωρίς βλάβη της γενικότητας, οι συγκεντρωτικοί κόμβοι σχηματίζουν ένα Erdos-Renyi τυχαίο δίκτυο ή ένα «δίκτυο μικρού κόσμου» (small-world) [55], στο οποίο οι συγκεντρωτικοί κόμβοι μπορούν να μολύνουν ο ένας τον άλλον. Από την άλλη πλευρά, επισκέπτες κόμβοι προσκολλώνται σε ένα συγκεντρωτικό κόμβο και μπορούν να μολύνουν ή να μολυνθούν από τον κόμβο αυτό. Οι γειτονικοί επισκέπτες επικοινωνούν μεταξύ τους μέσα από το κοινό τους συγκεντρωτικό κόμβο σχηματίζοντας έτσι ένα *star-like* σχήματος υπο-δίκτυο. Άρα, οι επισκέπτες κόμβοι μπορούν να επηρεάσουν την κατάσταση μόλυνσης στους επισκεπτόμενους πληθυσμούς μολύνοντας είτε τους επισκέπτες ή τους συγκεντρωτικούς κόμβους στους πληθυσμούς αυτούς.

Σε μια τέτοια υβριδική τοπολογία δικτύου, η μέση συνεκτικότητα ενός κόμβου w είναι διαφορετική για έναν συγκεντρωτικό κόμβο και επισκέπτη κόμβο. Η κινητική συμπεριφορά των επισκεπτών κόμβων εισάγει ένα πολύ συγκεκριμένο χαρακτηριστικό στα δίκτυα αυτού του τύπου: μερικές φορές ένας συγκεντρωτικός κόμβος μπορεί να έχει περισσότερο από w συνδεδεμένους επισκέπτες κόμβους αλλά, άλλες φορές, ίσως και κανέναν επισκέπτη κόμβο. Στην τελευταία περίπτωση, οι γειτονικοί κόμβοι ενός συγκεντρωτικού κόμβου είναι μόνο συγκεντρωτικοί κόμβοι και όχι επισκέπτες κόμβοι.

Λόγω των χαρακτηριστικών αυτών, το SalS μοντέλο, που μελετήθηκε στο Κεφάλαιο 6, δεν μπορεί να βασιστεί αυστηρά στην μέση συνεκτικότητα των κόμβων όπως υποστηρίζεται από τα πιο δημοφιλή επιδημιολογικά μοντέλα [56]. Αντιθέτως, το προτεινόμενο μοντέλο στο τρέχον κεφάλαιο εισάγει τον ορισμό της κινητικότητας των κόμβων για την εξάπλωση των πολύ-επιδημιών.

Η κινητικότητα των κόμβων υποδηλώνει την αλλαγή της συνεκτικότητας μεταξύ τους κάθε χρονική στιγμή. Επίσης, η έρευνα έχει καταλήξει ότι μερικά μη ομογενή δίκτυα υιοθετούν την συνεκτικότητα των power-law τοπολογίες δικτύων, όπου η πιθανότητα για έναν κόμβο i να έχει w_i βαθμό συνεκτικότητας είναι ανάλογο του $w_i^{-\gamma}$ για $\gamma \in [2, 3]$ [57]. Εάν υπάρχουν επισκέπτες κόμβοι οι οποίοι συνδέονται με λίγους κόμβους σε έναν

πληθυσμό τότε η συνεκτικότητα όλου του δικτύου μπορεί να μοιάσει με εκείνη των power-law δικτύων. Παρόλα αυτά, τα επιδημιολογικά μοντέλα για τέτοιου είδους δίκτυα δεν αντιμετωπίζουν την έννοια της κινητικότητας των κόμβων, έτσι δεν είναι εφικτή η υπόθεση για μια τέτοια κατανομή κόμβων κατά την μελέτη της διάδοσης της επιδημίας λόγω κινητικότητας των κόμβων [54]. Από την άλλη, εάν θεωρήσουμε μόνο την μέση τιμή της συνεκτικότητας των κόμβων τότε παραλείπεται η κατανομή των κόμβων που χαρακτηρίζεται από πολλές διακυμάνσεις στην τιμή της.

Στο κεφάλαιο αυτό εξετάζουμε την επίδραση της κινητικότητας των κόμβων κατά την πολύ-επιδημική διαδικασία διάδοσης πληροφορίας πλαισίου. Οι επισκέπτες κόμβοι, που εμφανίζουν μεγάλη κινητική συμπεριφορά, καλύτερα αναμειγνύονται με τους κόμβους του δικτύου σε σχέση με άλλους κόμβους που εμφανίζουν χαμηλότερη κινητική συμπεριφορά για ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα. Οι πρώτοι κόμβοι επικοινωνούν με περισσότερους κόμβους από το δίκτυο έτσι μπορούν να επιταχύνουν την διαδικασία διάδοσης της πληροφορίας πλαισίου αφού, στην περίπτωση αυτή, οι μολυσμένοι κόμβοι θα έχουν την ευκαιρία να επικοινωνήσουν με περισσότερο εύρωστους κόμβους.

7.2. Συνεργατική Επίγνωση Πλαισίου βάσει Κινητικότητας των Κόμβων

Στην συνέχεια του κεφαλαίου, ο συγκεντρωτικός κόμβος και επισκέπτης κόμβος θα καλείται hub και satellite κόμβος, αντίστοιχα. Έστω, M hub κόμβους, h_m , $m = 1, \dots, M$, που σχηματίζουν ένα δίκτυο με πίνακα γειτνίασης \mathbf{H} . Οι satellite κόμβοι προσκολλώνται σε έναν hub h_m . Αυτό σημαίνει ότι επικοινωνούν μέσω του hub κόμβου που είναι συνδεδεμένοι. Ο αριθμός των satellite κόμβων που προσκολλώνται στον h_m εξαρτάται από τον χρόνο και συμβολίζεται με $S_m(t)$. Αυτοί οι satellite κόμβοι του h_m συμβολίζονται με $S_{i,m}(t)$ όπου ο δείκτης m υποδηλώνει το αντίστοιχο hub κόμβο και ο δείκτης i τον satellite κόμβο, έτσι ώστε, $i = 1, \dots, S_m(t)$. Τα hub δεν μπορούν να αλλάξουν την δικτυακή τους τοπολογία ενώ οι satellite κόμβοι μπορούν να κινούνται από hub κόμβο σε hub κόμβο κομίζοντας έτσι πληροφορία πλαισίου σε κάθε μια ομάδα που επισκέπτονται, δηλαδή, το σύνολο των satellite κόμβων που είναι προσκολλημένοι σε ένα hub κόμβο.

Οι satellite κόμβοι μπορούν να μολύνουν τους hub κόμβους που επισκέπτονται με ρυθμό μόλυνσης β_{sh} . Επίσης, οι hub κόμβοι μπορούν να μολύνουν άλλα γειτονικά hub με ρυθμό μόλυνσης β_{hh} ή τα προσκολλημένα satellite με ρυθμό μόλυνσης β_{hs} .

Ο συνολικός αριθμός satellite κόμβων στο δίκτυο είναι $S = \sum_{m=1}^M S_m(t)$. Κάθε satellite κόμβος $S_{i,m}$ παραμένει προσκολλημένος σε ένα hub κόμβο h_m για χρόνο που

κατανέμεται εκθετικά $T_{i,m} \propto \exp\{\lambda\}$. Εάν T είναι μια τυχαία μεταβλητή που εκφράζει τον εναπομείναντα χρόνο μέχρι να γίνει μια αλλαγή στην τοπολογία του δικτύου λόγω μιας μετακίνησης ενός satellite κόμβου τότε $T = \min_{i,m}(T_{i,m})$. Έτσι, η T είναι εκθετικά κατανομημένη με παράμετρο $\lambda = \lambda'S$, έτσι ώστε

$$T \propto \exp\left\{\lambda \sum_{m=1}^M S_m(t)\right\}$$

Επίσης, υποθέτουμε ότι το σύστημα εξελίσσεται σε μικρά χρονικά διαστήματα χρονικού μήκους d . Αυτό σημαίνει ότι πιθανές μολύνσεις λαμβάνουν χώρα στο τέλος κάθε χρονικού διαστήματος μήκους d . Άρα, η πιθανότητα η τυχαία χρονική μεταβλητή T να λάβει τιμές στο διάστημα $(nd, (n+1)d]$ είναι

$$P\{nd < T \leq (n+1)d\} = (1 - e^{-\lambda d}) (e^{-\lambda d})^n \quad (7.1)$$

που, όπως αναμένεται, είναι μια γεωμετρική κατανομή με πιθανότητα επιτυχίας $1-\mu = 1 - e^{-\lambda d}$. Κανονικοποιούμε τον χρόνο θέτοντας $d = 1$. Έτσι, η πιθανότητα να έχουμε μια κίνηση ενός satellite κόμβου σε χρονικό διάστημα d , «πιθανότητα μετακίνησης» (mobility probability) είναι

$$\mu = e^{-\lambda d} \quad (7.2)$$

Εάν ένας satellite κόμβος κινηθεί, τότε, ο hub κόμβος έναρξης h_o (originating hub) επιλέγεται με πιθανότητα

$$P\{h_o = m_o\} = \frac{S_{m_o}(t)}{\sum_{m=1}^M S_m(t)} \quad (7.3)$$

που υποδηλώνει ότι, όλοι οι satellite κόμβοι ομοιόμορφα επιλέγονται για να μετακινηθούν. Ο κόμβος προορισμού h_d (destination hub) επιλέγεται σύμφωνα με την πιθανότητα

$$P\{h_d = m_d | h_o = m_o\} = f(h_{m_d}, S_{m_d}(t)) \quad (7.4)$$

Η $f(\cdot)$ συνάρτηση υποδηλώνει το κατά πόσο πιθανό είναι ο h_{m_d} κόμβος να είναι ένας κόμβος προορισμός για το οποίο $S_{m_d}(t)$, σε αριθμό satellite κόμβοι, είναι προσκολλημένοι σε αυτόν την χρονική στιγμή t . Εάν υποτίθεται μια ομογενή κατανομή των προσκολλημένων σε hub κόμβους των satellite κόμβων τότε κάθε ένα hub είναι ίσοπίθανο να γίνει κόμβος προορισμού, δηλαδή,

$$f(h_{m_d}, S_{m_d}(t)) = \frac{1}{M}$$

Εάν satellite κόμβοι προσκολλώνται στους πιο δημοφιλήs hub κόμβους τότε, υπό μια μη-ομογενή τοπολογία δικτύου, έχουμε ότι

$$f(h_{m_d}, S_{m_d}(t)) = \frac{w_{h_{m_d}}}{\sum_{m=1}^M w_{h_m}}$$

όπου $w_{h_{m_d}}$ είναι ο «βαθμός συνεκτικότητας» (degree of connectivity) του hub h_{m_d} . Είναι πασιφανές, ότι το ζευγάρι των κόμβων έναρξης και προορισμού επιλέγεται με πιθανότητα

$$P\{(h_o, h_d) = (m_o, m_d)\} = \frac{S_{m_o}(t)}{\sum_{m=1}^M S_m(t)} f(h_{m_d}, S_{m_d}(t)) \quad (7.5)$$

7.3. Πολύ-επιδημικές Πιθανότητες

Έστω ότι $x_{i,m}(t)$ και $y_m(t)$ δηλώνουν την κατάσταση ενός satellite $S_{i,m}$ και ενός hub h_m , αντιστοίχως, την χρονική στιγμή t . Καθώς ένας κόμβος i (είτε satellite είτε hub) μπορεί να μολυνθεί μόνο από τους γείτονές του η κατάσταση $x_{i,m}(t)$ (ή τη κατάσταση $y_m(t)$) είναι στατιστικά εξαρτημένη από την κατάσταση των γειτόνων του και από την προηγούμενη κατάσταση $x_{i,m}(t-1)$ (ή τη κατάσταση $y_m(t-1)$). Εφόσον η κατάσταση ενός γειτονικού κόμβου εξαρτάται επίσης από του γείτονές του, τότε, η κατάσταση όλων των κόμβων είναι στατιστικά εξαρτώμενη από τον χώρο και τον χρόνο.

Έστω ότι τα διανύσματα $x(t)$ και $y(t)$ δηλώνουν την κατάσταση των satellites και των hubs την χρονική στιγμή t έτσι ώστε $x(t) = [x_{i,m}(t)]^T$, $y(t) = [y_m(t)]^T$, $i = 1, \dots, S_m(t)$, $m = 1, \dots, M$. Είναι εμφανές ότι τα διανύσματα αυτά είναι χώρο-χρονικές διαδικασίες.

Εάν οι κόμβοι του δικτύου ταξινομούνται στις δύο κατηγορίες των satellite και των hub τότε υπάρχουν M^S διαφορετικά configuration για το δίκτυο. Από την άλλη πλευρά, για μη ταξινομημένους κόμβους, ο αριθμός αυτός μειώνεται στο $\binom{S+M+1}{S}$. Παρόλα αυτά, για

κάθε ένα configuration του δικτύου, ο αριθμός των διαφορετικών καταστάσεων είναι $(K+1)^{S+M}$ και οπότε ο τελικός αριθμός των καταστάσεων την αλυσίδας Markov είναι απαγορευτικά μεγάλος.

Για να απλοποιήσουμε την ανάλυση, εισάγουμε τις δύο επόμενες υποθέσεις:

- Υποθέτουμε μια ομογενή κατανομή των satellites. Αυτό σημαίνει ότι, για κάθε hub m η κατανομή της κατάστασης $x_{i,m}(t)$ εξαρτάται μόνον από τον m δηλαδή, $x_{i,m}(t) = x_m(t)$. Αυτή η υπόθεση δικαιολογείται από το γεγονός ότι σε ένα ημι-

κινητικότητας δίκτυο (σπάνια κινούνται οι satellites σε σχέση με τον αριθμό των χρονικών διαστημάτων d όπου εμφανίζεται μια μόλυνση), οι hub, και συνάμα οι προσκολλημένοι satellites, συγκλίνουν τις δυναμικές ισορροπίες των πιθανοτήτων μόλυνσης σε λίγα βήματα.

- Η δεύτερη υπόθεση εμπλέκει την κινητικότητα των satellites. Υποθέστε ότι ένα satellite κινείται από τον hub εκκίνησης m_o και κινείται από το hub προορισμού m_d που έχει ήδη $S_{m_d}(t)$ προσκολλημένους satellites. Τότε η κατανομή των προσκολλημένων satellites στον hub m_d την χρονική στιγμή t δίνεται από την ισοζυγισμένη μέση τιμή πιθανότητας

$$P\{x_{m_d}(t+1) = p_l\} = \frac{1}{S_{m_d}(t)+1} (S_{m_d}(t)P\{x_{m_d}(t) = p_l\} + P\{x_{m_o}(t) = p_l\}) \quad (7.6)$$

Εστιάζουμε τώρα στον υπολογισμό των πιθανοτήτων $P\{x_m(t) = p_k\}$ και $P\{y_m(t) = p_k\}$. Ορίζουμε ως E_t το ενδεχόμενο ένας satellite να κινηθεί στο χρονικό διάστημα $(t-1, t]$ και με \bar{E}_t το συμπληρωματικό του ενδεχόμενο. Έχοντας αυτόν τον συμβολισμό τότε,

$$\begin{aligned} P\{x_m(t) = p_k\} &= \mu \cdot P\{x_m(t) = p_k | \bar{E}_t\} + (1-\mu) \cdot P\{x_m(t) = p_k | E_t\} \\ P\{y_m(t) = p_k\} &= \mu \cdot P\{y_m(t) = p_k | \bar{E}_t\} + (1-\mu) \cdot P\{y_m(t) = p_k | E_t\} \end{aligned} \quad (7.7)$$

όπου μ είναι η πιθανότητα κίνησης που υπολογίζεται στην (7.2).

Εστιάζουμε τότε στον υπολογισμό των αναδρομικών τύπων $P\{x_m(t) = p_k | \bar{E}_t\}, P\{y_m(t) = p_k | \bar{E}_t\}$. Χειριζόμαστε την περίπτωση της κίνησης και της μη-κίνησης ξεχωριστά και παραλείπουμε τα υπό συνθήκη ενδεχόμενα για λόγους αναγνωσιμότητας.

7.3.1 Η Στατική (Μη-Κίνηση) Περίπτωση

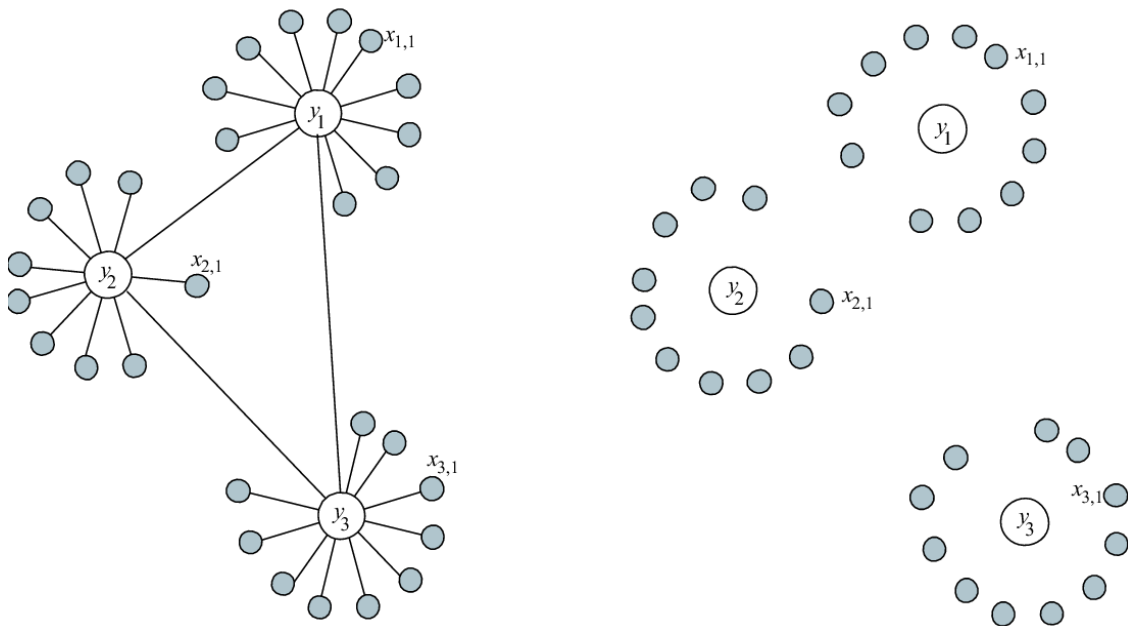
Στην περίπτωση αυτή εξετάζουμε τις πιθανότητες μόλυνσης $P\{x_m(t) = p_k | \bar{E}_t\}, P\{y_m(t) = p_k | \bar{E}_t\}$ για satellite και hub κόμβους, αντίστοιχα, υποθέτοντας ένα περιβάλλον όπου δεν υφίστανται κίνηση οι satellites. Δεδομένου ότι δεν υπάρχει καμία αλλαγή στην τοπολογία του δικτύου, δηλαδή δεν κινούνται οι satellites τότε η πιθανότητα ώστε ένας satellite m να είναι στην κατάσταση p_k την χρονική στιγμή t είναι

$$\begin{aligned} P\{x_m(t+1) = p_k\} &= \sum_{p_l} \sum_{p_j} P\{x_m(t+1) = p_k | y_m(t) = p_j, x_m(t) = p_l\} \\ &\quad \cdot P\{y_m(t) = p_j | x_m(t) = p_l\} \cdot P\{x_m(t) = p_l\} \end{aligned} \quad (7.8)$$

Μια κοινή υπόθεση που απλοποιεί την ανάλυση είναι αυτή της χωρικής ανεξαρτησίας μεταξύ των κόμβων (βλέπε Σχήμα 7.2). Τότε έχουμε ότι

$$P\{y_m(t) = p_j \mid x_m(t) = p_l\} = P\{y_m(t) = p_j\} \quad (7.9)$$

Αν και η υπόθεση της χωρικής ανεξαρτησίας αγνοεί τις χωρικές συσχετίσεις μεταξύ των κόμβων το προτεινόμενο μοντέλο διατηρεί την χρονική εξάρτηση των καταστάσεων καθώς και τη λεπτομερή τοπολογία δικτύου. Επίσης εάν ένας κόμβος i έχει $|V_i|$ γειτονικούς κόμβους σε αριθμό τότε ο συνολικός αριθμός των καταστάσεων που απαιτείται να περιγραφεί η πιθανότητα $P_m(t)$ μειώνεται από $O((K+1)^{|V_i|})$ σε $O(|V_i|)$. Η υποσυνθήκη πιθανότητα στην (7.9) έμμεσα εκφράζει την χωρική στατιστική εξάρτηση των κόμβων λόγω της τοπολογίας του δικτύου και των αλληλοεπιδράσεων μεταξύ τους.



(i) *Spatial dependence*

(ii) *Independence*

Σχήμα 7.2: (i) Χωρική εξάρτηση και (ii) χωρική ανεξαρτησία κινούμενων κόμβων στην διάδοση πληροφορίας πλαισίου

Εστιάζουμε τώρα στον υπολογισμό της πιθανότητας της (7.8), θέτοντας

$$Q_{l,k,m} = P\{x_m(t+1) = p_k \mid y_m(t) = p_j, x_m(t) = p_l\}$$

Συγκεκριμένα,

$$Q_{l,k,m} = \begin{cases} \delta_{lk} & l > k \\ \left(1 - \sum_{n < k} \delta_{kn}\right) (1 - \beta_{hs})^{p_j^T \cdot \sum_{n > k} p_n} & l = k \\ \left(1 - \sum_{n < k} \delta_{kn}\right) (1 - (1 - \beta_{hs}))^{p_j^T \cdot p_k} & l < k \end{cases} \quad (7.10)$$

όπου β_{hs} είναι ο ρυθμός μόλυνσης ενός satellite από το hub στο οποίο είναι προσκολλημένο. Διάφορες περιπτώσεις μπορούν να εμφανιστούν για τις διάφορες τιμές του k και l .

- Ο satellite κόμβος m παραμένει εύρωτος: στην περίπτωση αυτή $l = k = 0$, που σημαίνει ότι ο κόμβος m δεν μολύνεται από καμία επιδημία από κάποιον γειτονικό του μολυσματικό hub,
- Ο satellite κόμβος m παραμένει μολυσματικός στο ίδιο επίπεδο μόλυνσης p_k : αυτό σημαίνει ότι $0 < l = k$. Συγκεκριμένα, η κατάσταση του satellite κόμβου δεν επιδεινώνεται λόγω κάποιας μόλυνσης από κάποια πιο ισχυρή επιδημία και δεν βελτιώνεται (ολικώς ή μερικώς),
- Ο satellite κόμβος m μολύνεται με μια πιο ισχυρή επιδημία p_k : στην περίπτωση αυτή $0 < l < k$ που σημαίνει ότι η κατάσταση του κόμβου επιδεινώνεται εφόσον ο κόμβος m είναι προσκολλημένος σε ένα hub που είναι μολυσμένο με μια ισχυρότερη επιδημία από αυτή του m και επίσης ο κόμβος m δεν επουλώνεται (ολικώς ή μερικώς),
- Ο satellite κόμβος m παραμένει στο πιο ισχυρό επίπεδο μόλυνσης: στην περίπτωση αυτή $l = k = K$ υποδηλώνοντας ότι ο κόμβος m είναι ο πιο μολυσματικός κόμβος στο δίκτυο, έτσι ώστε

$$Q_{K,K,m} = 1 - \sum_{n < K} \delta_{Kn}$$

- Ο satellite κόμβος m επουλώνεται μερικώς ή ολικώς: εάν $k = 0$ τότε ο κόμβος m επουλώνεται ολικώς, αλλιώς επουλώνεται μερικώς σε κατώτερο επίπεδο μόλυνσης.

Συνδυάζοντας τις εξισώσεις (7.8-7.10), έχουμε

$$P\{x_m(t+1) = p_k\} = \sum_{p_l} \sum_{p_j} Q_{l,k,m} \cdot P\{y_m(t) = p_j\} \cdot P\{x_m(t) = p_l\} \quad (7.11)$$

Ας εστιάσουμε στον υπολογισμό της πιθανότητας $P\{y_m(t+1) = p_k\}$. Οι γειτονικοί κόμβοι του hub h_m την χρονική στιγμή t συμβολίζονται με $V_m(t)$. Αυτή η γειτονιά αποτελείται από satellite και hub κόμβους, δηλαδή,

$$V_m(t) = V_{m,h}(t) \cup V_{m,s}(t)$$

Στη περίπτωση της μη-κίνησης των satellite κόμβων, έχουμε ότι

$$P\{y_m(t+1) = p_k\} = \sum_{p_l} \sum_{\mathbf{y}_{V_m}(t)} P\{y_m(t+1) = p_k \mid Y_{V_m}(t) = \mathbf{y}_{V_m}(t), y_m(t) = p_l\} \cdot P\{Y_{V_m}(t) = \mathbf{y}_{V_m}(t) \mid y_m(t) = p_l\} \cdot P\{y_m(t) = p_l\} \quad (7.12)$$

όπου το τυχαίο διάνυσμα $Y_{V_m}(t)$ υποδηλώνει την κατάσταση όλων των γειτονικών κόμβων του hub m δηλαδή,

$$Y_{V_m}(t) = [(y_i(t), x_j(t)), i \in V_{m,h}, j \in V_{m,s}]$$

και

$$\mathbf{y}_{V_m}(t) = (\mathbf{y}_{V_{m,h}}(t), \mathbf{y}_{V_{m,s}}(t))$$

είναι μια πραγματοποίηση του διανύσματος $Y_{V_m}(t)$. Χρησιμοποιώντας την στατιστική ανεξαρτησία των κόμβων λαμβάνουμε ότι

$$\begin{aligned} P\{Y_{V_m}(t) = \mathbf{y}_{V_m}(t) \mid y_m(t) = p_l\} &= P\{Y_{V_m}(t) = \mathbf{y}_{V_m}(t)\} \\ &= P\{Y_{V_{m,h}}(t) = \mathbf{y}_{V_{m,h}}(t)\} \cdot P\{Y_{V_{m,s}}(t) = \mathbf{y}_{V_{m,s}}(t)\} \\ &= P\{Y_{V_{m,h}}(t) = \mathbf{y}_{V_{m,h}}(t)\} \cdot \prod_{j=1}^{S_m(t)} P\{x_{j,m}(t)\} \end{aligned} \quad (7.13)$$

Ας ορίζουμε τώρα την πιθανότητα μετάβασης από την επιδημία p_l στην επιδημία p_k ενός κόμβου hub m βάσει των καταστάσεων μόλυνσης των γειτονικών κόμβων του (satellite και hub κόμβους), που είναι,

$$R_{l,k} = P\{y_m(t+1) = p_k \mid Y_{V_m}(t) = \mathbf{y}_{V_m}(t), y_m(t+1) = p_l\}$$

Εάν $l > k$, δηλαδή, ο hub m έχει μερικώς ($k > 0$) επουλωθεί ή ολικώς ($k = 0$) τότε

$$R_{l,k} = \delta_{lk} \quad (l > k) \quad (7.14)$$

Για $l = k$ έχουμε ότι ο hub m παραμένει μολυσματικός στο ίδιο επίπεδο, δηλαδή, η κατάσταση του hub m δεν επιδεινώνεται αλλά και δεν βελτιώνεται. Εάν β_{sh} και β_{hh} είναι οι ρυθμοί μόλυνσης ενός hub από ένα satellite ή ένα άλλο hub αντίστοιχα τότε

$$R_{k,k} = \left(1 - \sum_{n < k} \delta_{kn}\right) \cdot \prod_{j \in V_{m,h}} (1 - \beta_{hh})^{y_j^{\top}(t) \cdot \sum_{n > k} p_n} \cdot \prod_{j=1}^{S_m(t)} (1 - \beta_{sh})^{x_{j,m}^{\top}(t) \cdot \sum_{n > k} p_n} \quad (7.15)$$

Η (7.15) εκφράζει ότι ένα hub m παραμένει μολυσματικό στο ίδιο επίπεδο μόλυνσης k όταν το hub m

- (1) δεν επουλώνεται πλήρως ή μερικώς (όπως εκφράζεται από τον πρώτο παράγοντα του γινομένου) και
- (2) δεν μολύνεται από κάποιο άλλο γειτονικό hub ή προσκολλημένο satellite με μια πιο ισχυρή επιδημία p_k (όπως εκφράζεται με τους δύο τελευταίους παράγοντες του γινομένου της (7.15)).

Τέλος, για $l < k$ έχουμε ότι ο hub m επιδεινώνει την κατάστασή του λόγω της μόλυνσης από μια πιο ισχυρή επιδημία p_k από την p_l έτσι ώστε:

$$R_{l,k} = \left(1 - \prod_{j \in V_{m,h}} (1 - \beta_{hh})^{y_j^{\top}(t) \cdot p_k} \cdot \prod_{j=1}^{S_m(t)} (1 - \beta_{sh})^{x_{j,m}^{\top}(t) \cdot p_k}\right) \cdot \prod_{j \in V_{m,h}} (1 - \beta_{hh})^{y_j^{\top}(t) \cdot \sum_{n > k} p_n} \cdot \prod_{j=1}^{S_m(t)} (1 - \beta_{sh})^{x_{j,m}^{\top}(t) \cdot \sum_{n > k} p_n} \quad (7.16)$$

Η (7.16) εκφράζει την πιθανότητα επιδείνωσης της κατάστασης ενός hub από το επίπεδο μόλυνσης l στο k . Αυτό σημαίνει ότι το hub μολύνεται μόνο από μια ισχυρή επιδημία p_k και δεν μολύνεται από άλλες επιδημίες p_n , τέτοιες ώστε, $p_n > p_k$. Αντικαθιστώντας τις εξισώσεις (7.13-7.16) στην (7.12), έχουμε ότι

$$P\{y_m(t+1) = p_k\} = \sum_{p_l} \sum_{y_{V_{m,h}}(t)} \sum_{y_{V_{m,s}}(t)} R_{l,k} \cdot P\{Y_{V_{m,h}}(t) = y_{V_{m,y}}(t)\} \cdot \prod_{j=1}^{S_m(t)} P\{x_{j,m}(t)\} P\{y_m(t) = p_l\} \quad (7.17)$$

7.3.2 Η Περίπτωση της Κίνησης

Στην περίπτωση αυτή οι satellites κινούνται μεταξύ των hub αλλάζοντας τον πίνακα γειννίασης του γράφου τοπολογία του δικτύου κάθε χρονική στιγμή. Είναι πιθανόν σε κάθε κίνηση των μολυσμένων satellites μεταξύ διαφορετικών ομάδων κόμβων να μεταφέρουν την επιδημία μαζί τους και να μολύνουν είτε τους κόμβους σε ομάδες που πηγαίνουν είτε να επιδεινώνουν την δική τους κατάσταση. Εφόσον οι satellites επιλέγουν τυχαία τους πιθανούς υποψήφιους hub για να προσκολληθούν τότε μπορεί να υπάρξει χρονική διάρκεια κατά την οποία κάποιοι hub να έχουν πολύ λίγους προσκολλημένους satellites. Εξάλλου, για να επικρατήσει μια επιδημία τότε αυτή πρέπει να είναι πολύ ισχυρή ώστε να εγγυηθεί ότι μια ποσότητα των μολυσμένων κόμβων πρέπει να αυξηθεί κατά την διάρκεια των επαφών μόλυνσης. Αυτό υπονοεί ότι η ικανότητα μιας ασθένειας να επικρατήσει είναι συνάρτηση με την κινητική συμπεριφορά των κόμβων και των επιπέδων μόλυνσης των επιδημιών που διαχέονται στο δίκτυο. Η κινητικότητα των κόμβων δημιουργεί συνεχόμενες αλλαγές στο σύνολο των γειτονικών κόμβων ενός hub.

Εστιάζουμε τώρα στο υπολογισμό των πιθανοτήτων μόλυνσης και για τους δύο τύπους κόμβων στην περίπτωση της μόλυνσης, δηλαδή, $P\{x_m(t) = p_k | E_t\}$ και $P\{y_m(t) = p_k | E_t\}$ για τον satellite και τον hub κόμβο αντίστοιχα. Όμοια παραλείπουμε τον συμβολισμό E_t (το ενδεχόμενο την κίνησης ενός satellite κόμβου) για καλύτερη αναγνωσιμότητα των τύπων που θα ακολουθήσουν.

Ορίζουμε την ειδική συνάρτηση $I(v, m)$ έτσι ώστε

$$I(v, m) = \begin{cases} 1, v = m \\ 0, \text{otherwise} \end{cases}$$

Υποθέτοντας ότι ένας satellite κόμβος κινείται από τον h_o στον h_d τότε έχουμε

$$P\{y_m(t+1) = p_k\} = \sum_{m_o=1}^M \sum_{\substack{m_d=1 \\ m_d \neq m_o}}^M P\{(m_o, m_d)\} P\{y_m(t+1) = p_k | (m_o, m_d)\} \quad (7.18)$$

Οπότε,

$$\begin{aligned}
P\{y_m(t+1) = p_k | (m_o, m_d)\} &= P\{y_{m_o}(t+1) = p_k\}I(m, m_o) \\
&\quad + P\{y_{m_d}(t+1) = p_k\}I(m, m_d) \\
&\quad + P\{y_m(t+1) = p_k\}(1 - I(m, m_o) - I(m, m_d))
\end{aligned} \tag{7.19}$$

Η πιθανότητα $P\{y_m(t) = p_k\}$ στην τελευταία γραμμή της (7.19) υπολογίζεται χρησιμοποιώντας την (7.17). Όμοια,

$$\begin{aligned}
P\{y_{m_o}(t+1) = p_k\} &= \sum_{p_l} \sum_{y_{V_{m_o,h}}(t)} \sum_{y_{V_{m_o,s}}(t)} R_{l,k} \cdot P\{Y_{V_{m_o,h}}(t) = y_{V_{m_o,y}}(t)\} \\
&\quad \cdot \prod_{j=1}^{S_{m_o}(t)} P\{x_{j,m}(t)\} P\{y_{m_o}(t) = p_l\}
\end{aligned} \tag{7.20}$$

Αξίζει να σημειωθεί ότι η γειτονιά $V_{m_o,s}(t)$ αποτελείται από $S_{m_o}(t) - 1$ αφού ένας satellite πρόκειται να μετακινηθεί από τον κόμβο h_o . Με παρόμοιο τρόπο βρίσκουμε ότι:

$$\begin{aligned}
P\{y_{m_d}(t+1) = p_k\} &= \sum_{p_l} \sum_{y_{V_{m_d,h}}(t)} \sum_{y_{V_{m_d,s}}(t) \cup x_{l,m_o}(t)} R_{l,k} \cdot P\{Y_{V_{m_d,h}}(t) = y_{V_{m_d,y}}(t)\} \\
&\quad \cdot \prod_{j=1}^{S_{m_d}(t)} P\{x_{j,m_d}(t)\} P\{x_{l,m_o}(t)\} P\{y_{m_d}(t) = p_l\}
\end{aligned} \tag{7.21}$$

Τώρα εστιάζουμε στον υπολογισμό της πιθανότητας $P\{x_m(t) = p_k\}$ που σχετίζεται για έναν satellite κόμβο στην περίπτωση της κίνησης. Έτσι,

$$P\{x_{i,m}(t+1) = p_k\} = \sum_{\substack{m_o = m_d = 1 \\ m_d \neq m_o}}^M \sum_{m_d}^M P\{(m_o, m_d)\} P\{x_{i,m}(t+1) = p_k | (m_o, m_d)\} \tag{7.22}$$

Οι περιπτώσεις όπου $m \neq m_d$ χειρίζονται όπως στην (7.11). Η μόνη περίπτωση που παρουσιάζει ενδιαφέρον είναι όταν $m = m_d$ στην οποία χρησιμοποιούμε την (7.7). Η πιθανότητα $P\{x_{i,m_d}(t+1) = p_k | (m_o, m_d)\}$ υπολογίζεται αναδρομικά ως

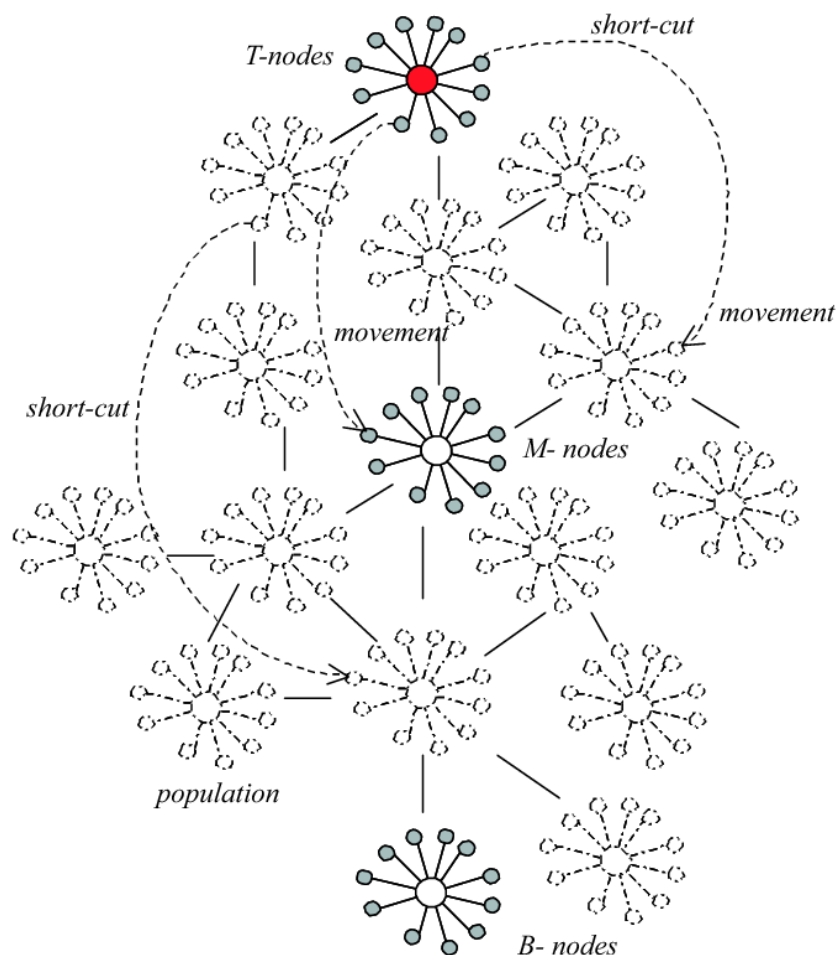
$$P\{x_{i,m_d}(t+1) = p_k | (m_o, m_d)\} = \sum_{p_l} \sum_{p_j} Q_{l,k,m_d} P\{y_{m_d}(t) = p_j\} \cdot \frac{1}{S_{m_d}(t)+1} (S_{m_d}(t)P\{x_{i,m_d}(t) = p_l\} + P\{x_{i,m_o}(t) = p_l\}) \quad (7.23)$$

Η (7.23) εκφράζει την πιθανότητα ένας satellite κόμβος να μολυνθεί με μια επιδημία p_k την χρονική στιγμή $t+1$ εφόσον ήταν μολυσμένος με την επιδημία p_l την χρονική στιγμή t και μετακινήθηκε από το hub εκκίνησης m_o στο hub προορισμό m_d .

7.4. Αποτελέσματα Ανάλυσης και Προσομοίωσης

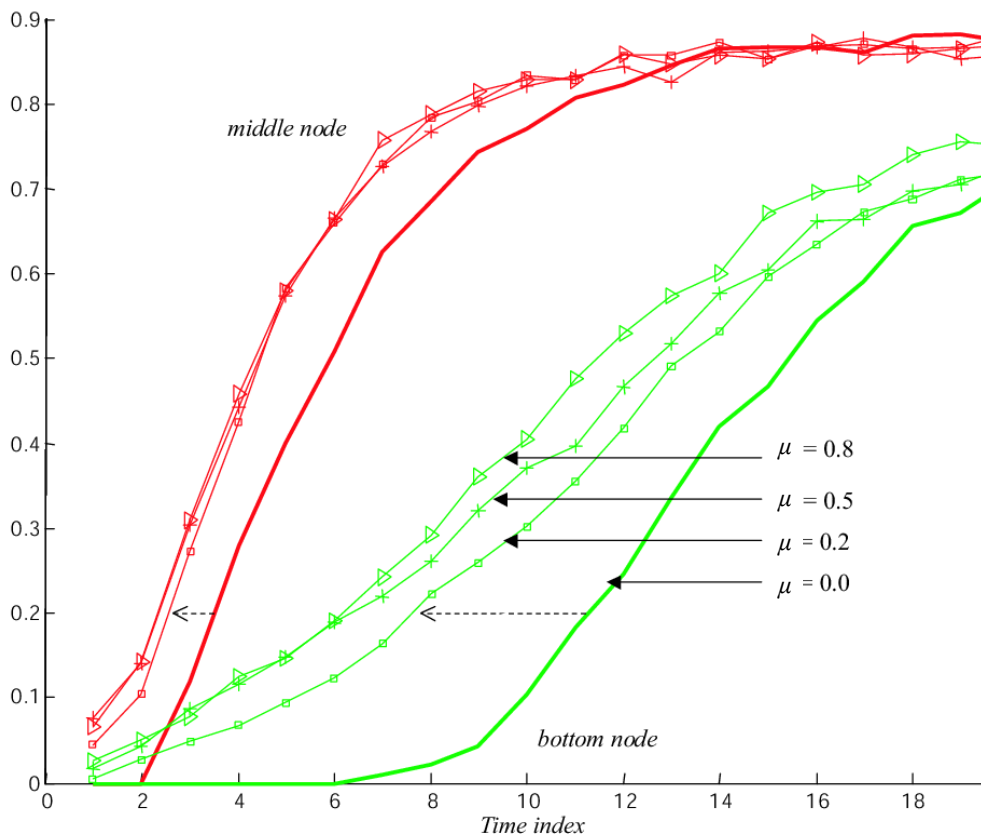
Οι ακίνητοι satellite κόμβοι στην περίπτωση της μη-κίνησης δεν συνεισφέρουν στην επιτάχυνση της διάδοσης του context στο δίκτυο καθώς δεν μετακινούνται σε διαφορετικές ομάδες κομίζοντας έτσι πληροφορία πλαισίου. Εξάλλου, για να δείξουμε πως η κίνηση των satellite επιταχύνει την πολύ-επιδημική εξάπλωση εστιάζουμε στην πιθανότητα μόλυνσης μεγίστου επιπέδου $P\{x_{i,m}(t) = p_k\}$ και $P\{y_m(t) = p_k\}$, $i = 1, \dots, S_m(t)$, $m = 1, \dots, M$ που αντιστοιχεί στην διάδοση της πιο ισχυρής επιδημίας p_k . Θεωρείστε επίσης την πιθανότητα μετακίνησης μ όπου μια μεγάλη τιμή μ υποδηλώνει ότι σε κάθε βήμα της διαδικασίας διάδοσης οι satellite κόμβοι είναι πολύ πιθανόν να μετακινηθούν σε διαφορετικές ομάδες.

Εξετάζουμε την πιθανότητα μόλυνσης για κόμβους στο κέντρο και στο κάτω μέρος του δικτύου καθώς το άνω μέρος του δικτύου είναι αρχικά μολυσμένο εστιάζοντας έτσι στην ταχύτητα μετάδοσης της πιο ισχυρής επιδημίας κατά την κατεύθυνση που δείχνει το Σχήμα 7.3. Για τον λόγο αυτό θέτουμε όλους τους κόμβους (satellite και hub) ως εύτρωτους (δηλαδή στην κατάσταση p_0) εκτός από τον κόμβο στο άνω άκρο του δικτύου (T-node). Έτσι μπορούμε να παρατηρήσουμε την επίδραση της κινητικότητας των satellites στην επιδημική διάχυση αρχίζοντας από τον T-node συγκρινόμενη με της αλληλοεπιδράσεις των κόμβων στην περίπτωση της μη-κίνησης.



Σχήμα 7.3: Δίκτυο από satellite και hub κόμβους.

Στην περίπτωση της μη-κίνησης κάθε κόμβος στην μέση του δικτύου (M-node) μολύνεται γρηγορότερα από την πιο ισχυρή επιδημία από κάποιον κόμβο στο τέλος του δικτύου (B-node). Αυτό επειδή οι αλληλεπιδράσεις των κόμβων για την μόλυνσή τους πραγματοποιούνται μόνο λόγω της δικτυακής τους τοπολογίας. Δηλαδή, στην περίπτωση αυτή, η διαδικασία μόλυνσης ακολουθεί το δίκτυο των hubs έτσι οι B-nodes (satellites και hubs που ανήκουν στο κάτω άκρο του δικτύου) μπορούν να μολυνθούν εφόσον έχουν μολυνθεί οι ενδιάμεσοι κόμβοι του δικτύου. Από την άλλη πλευρά, στην περίπτωση της κίνησης, μπορεί να υπάρχουν satellites που ενδέχεται να μολύνουν απομακρυσμένες ομάδες σε ένα ή και σε περισσότερα βήματα έτσι να επιταχύνουν την διαδικασία μόλυνσης και σύγκλισης της πιθανότητας μόλυνσης. Για παράδειγμα, στην αρχή της διαδικασίας μόλυνσης, μολυσμένοι satellites μπορούν να μετακινηθούν από τον T-node και να δημιουργήσουν σύντομες διαδρομές shortcuts έτσι να μολύνουν απομακρυσμένους satellites ή και hubs γρηγορότερα στο δίκτυο. Με τον τρόπο αυτό, η πιθανότητα μόλυνσης των τελευταίων κόμβων αυξάνεται δραματικά ακόμη και από τα πρώτα κίολας βήματα της διαδικασίας μόλυνσης λόγω της κινητικότητας των satellites.



Σχήμα 7.4: Διάδοση πιθανότητας μόλυνσης της πιο ισχυρής επιδημίας p_K για διάφορες τιμές πιθανότητας μετακίνησης των satellite κόμβων

Το Σχήμα 7.4 απεικονίζει την πιθανότητα μόλυνσης $P\{y_{M-node}(t) = p_K\}$ και $P\{y_{B-node}(t) = p_K\}$ για την πιο ισχυρή επιδημία p_K για τους M- και B-nodes αντίστοιχα για τις περιπτώσεις κίνησης και μη-κίνησης για διάφορες τιμές μ μετά από 1000 επαναλήψεις ($\beta_{hs}, \beta_{hh}, \beta_{sh} = 0.4$). Εάν ένα hub είναι μολυσμένο με την πιο ισχυρή επιδημία τότε οι αντίστοιχοι προσκολλημένοι satellites έχουν την ευκαιρία να μολυνθούν στο ίδιο επίπεδο μόλυνσης. Πασίφανώς, η πιθανότητα μόλυνσης για το p_K των M- και B-nodes αυξάνει περισσότερο γρήγορα στην περίπτωση της κίνησης σε σχέση της περίπτωσης μη-κίνησης.

Παρατηρείται επίσης ότι όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή της μ τόσο πιο πιθανή είναι η μόλυνση. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι, οι μολυσμένοι satellites μετακινούνται μεταξύ ομάδων μεταδίδοντας την επιδημία γρηγορότερα από ότι στην περίπτωση που οι satellites δεν κινούνται.

Περισσότερο ενδιαφέρον έχει η περίπτωση όπου μια μεγάλη αλλαγή στην πιθανότητα μόλυνσης εμφανίζεται για μικρές τιμές μ και ο ρυθμός με τον οποίο οι πιθανότητες αυξάνουν μειώνεται όσο η τιμή της μ τείνει στην μονάδα (το ποσοστό των κινήσεων των satellites αυξάνει τη τιμή της πιθανότητας με μειωμένο ρυθμό καθώς το μ τείνει στην μονάδα).

Πίνακας 7-1: Σχετική αύξηση της πιθανότητας μόλυνσης των M- και B-nodes στον μισό χρόνο της διαδικασίας μόλυνσης

y_{M-node}	y_{B-node} ($\beta_{hs} = 0.4$)	y_{M-node} ($\beta_{hs} = 0.7$)	y_{B-node}	μ
4.15%	207.61%	4.67%	215.74%	0.05
6.48%	252.38%	6.70%	266.00%	0.20
7.65%	280.00%	8.43%	287.03%	0.50
8.94%	281.90%	9.11%	294.44%	0.80
9.10%	285.71%	9.89%	316.66%	1.00

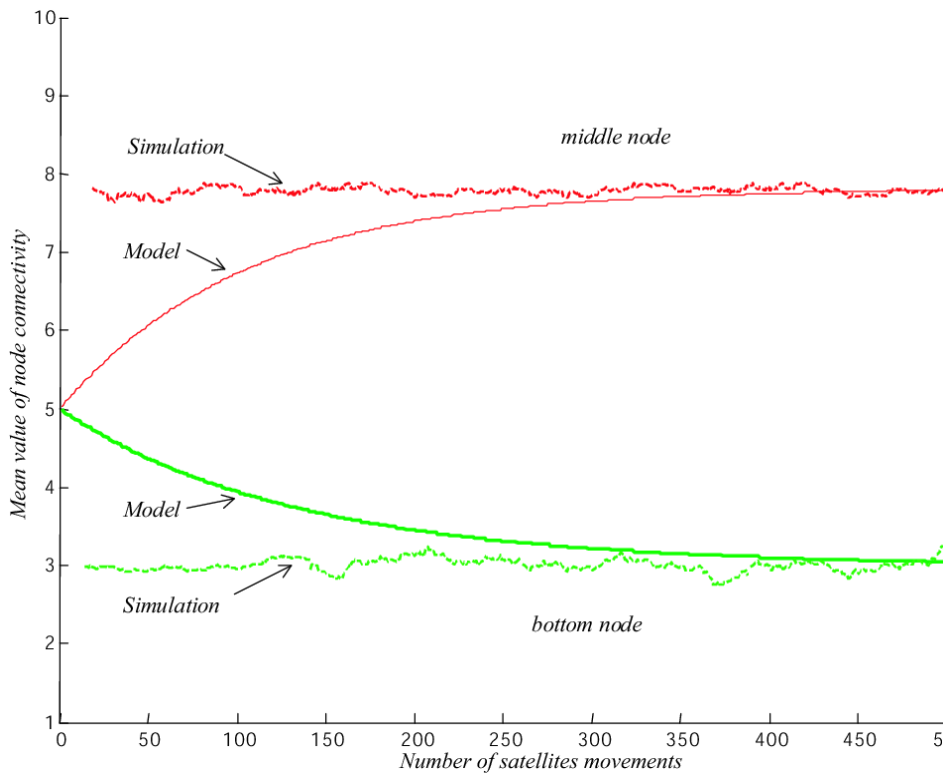
Πίνακας 7-2: Το τελικό ποσοστό των μολυσμένων κόμβων βάση πιθανότητας επικράτειας

$\tilde{P}\{y_{M-node} = p_K\}$	$\tilde{P}\{y_{B-node} = p_K\}$	μ
0.882	0.709	0.00
0.888	0.712	0.05
0.889	0.742	0.20
0.890	0.753	0.50
0.899	0.795	1.00

Επιπλέον παρατηρείται ότι, οι κινήσεις των satellites επηρεάζουν την τιμή των πιθανοτήτων για τους B-nodes περισσότερο από αυτών των M-nodes. Ο πληθυσμός των B-nodes έχει λιγότερες γειτονικές ομάδες και η επίδραση της κινητικότητας στην αύξηση της πιθανότητας μόλυνσης είναι μεγαλύτερη από αυτή στους M-nodes (που έχουν μεγαλύτερη μέση τιμή συνεκτικότητας). Ο Πίνακας 7-1 απεικονίζει την σχετική αύξηση της πιθανότητας μόλυνσης των M- και B-nodes στον μισό χρόνο της διαδικασίας μόλυνσης μέχρι την κατάσταση δυναμικής ισορροπίας. Συνεπώς, η κινητικότητα των κόμβων συναρτησει ενός ρυθμού μόλυνσης β_{sh} επιταχύνουν την πολύ-επιδημική εξάπλωση σημαντικά. Επιπρόσθετα, για μια συγκεκριμένη τιμή μ η πολύ-επιδημική διάδοση ενισχύεται για μεγάλες τιμές β_{sh} (βλέπε Πίνακας 7-1 για $\beta_{sh} = 0.4$ και $\beta_{sh} = 0.7$). Επίσης παρατηρείται ότι, ο ρυθμός αύξησης της πιθανότητας μόλυνσης μειώνει με την αύξηση της κινητικότητας των κόμβων (μεγάλες τιμές του μ). Για συνεχόμενη κίνηση των satellites ($\mu=1$) λαμβάνουμε μια αύξηση 9,10% και 285,71% για τους M- και B-nodes αντίστοιχα με $\beta_{sh} = 0.4$ (όμοια, 9.89% και 316.66% για β_{sh}).

Ο Πίνακας 7-2 απεικονίζει το τελικό ποσοστό των μολυσμένων κόμβων (όλων των επιπέδων) που χαρακτηρίζεται από την πιθανότητα επικράτειας $P\{y_{M-node}(t) = p_K\}$ και $P\{y_{B-node}(t) = p_K\}$ για τις διάφορες τιμές του μ . Αυτό σημαίνει ότι η κινητικότητα των κόμβων όχι μόνο επιφέρει αύξηση της πιθανότητας μόλυνσης σε λιγότερα βήματα από την αρχή της διαδικασίας διάδοσης αλλά επίσης και στην αύξηση της απόδοσης του επιδημικού αλγορίθμου. Αυτό υποδηλώνει ότι ένα μεγάλο ποσοστό των κόμβων τελικά

μολύνεται το οποίο οδηγεί στην αύξηση της πιθανότητας επικράτειας στην δυναμική ισορροπία του συστήματος. Για παράδειγμα, για κινητικότητα $\mu = 1$ λαμβάνουμε ένα ποσοστό αύξησης 2,0% και 12,13% της πιθανότητας επικράτειας για τους M- και B-nodes αντιστοίχως.

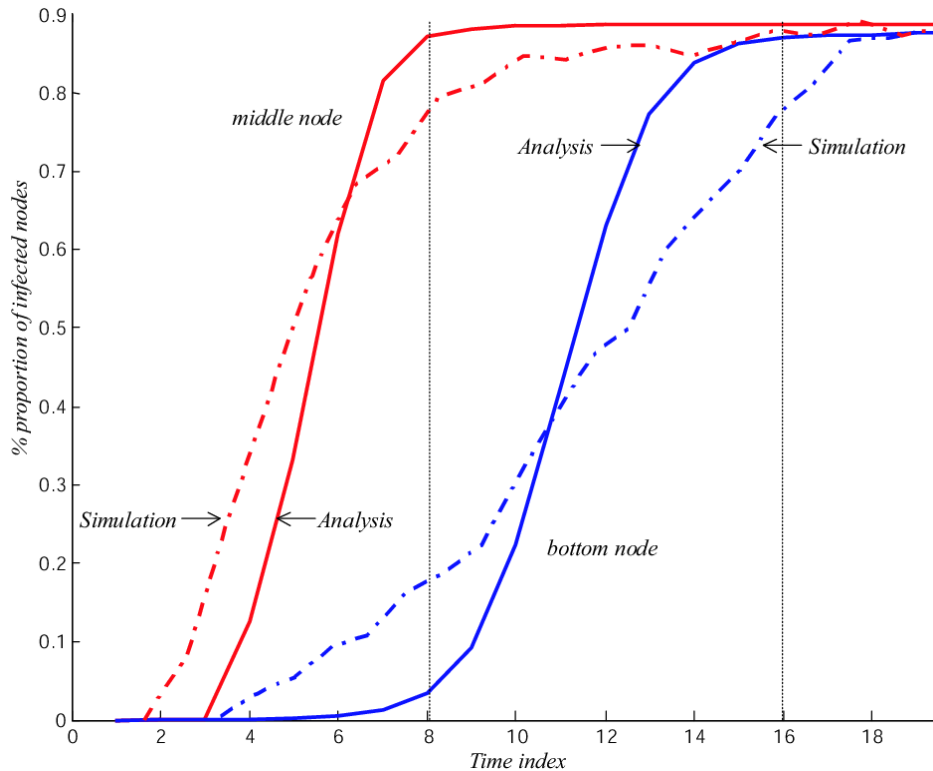


Σχήμα 7.5: Ο μέσος αριθμός των satellite κόμβων που είναι προσκολλημένοι σε κάποιον hub κόμβο μετά από κάποιον αριθμό μετακινήσεων.

Για να εκτιμήσουμε την απόδοση των αναλυτικών τύπων του SaIS κατά την περίπτωση της κίνησης με βάση τις προσομοιώσεις πρέπει πρώτα να διαβεβαιωθεί ότι η κατανομή των satellites σε κάθε hub είναι σταθερή μετά από καθορισμένο χρονικό διάστημα. Το Σχήμα 7.5 απεικονίζει τον μέσο αριθμό των satellites που είναι προσκολλημένοι σε κάποιον hub μετά από κάποιον αριθμό μετακινήσεων των satellites. Συγκεκριμένα, στην αρχή της διαδικασίας κάθε κόμβος hub έχει ίσο αριθμό προσκολλημένων satellites (στην προσομοίωση στο Σχήμα 7.5 $S_m(t=0) = 5, m = 1, \dots, M$). Μετά από κάποια στιγμή από την αρχή της διαδικασίας καθώς οι satellites κινούνται μεταξύ ομάδων οι πιο δημοφιλείς hub συγκεντρώνουν περισσότερους satellite κόμβους από εκείνα τα hub με μικρό βαθμό συνεκτικότητας. Αυτό οφείλεται στην συνάρτηση ομογενούς κατανομής f στην (7.4).

Στο Σχήμα 7.5 μπορεί να παρατηρηθεί το αποτέλεσμα της ανάλυσης και της προσομοίωσης για την μέση τιμή του βαθμού συνεκτικότητας για τους M- και B-nodes.

Μετά από έναν αριθμό μετακινήσεων κάθε hub έχει έναν σταθερό αριθμό προσκολλημένων satellites συντελώντας σε μια δυναμική ισορροπία του συστήματος. Για παράδειγμα, η μέση τιμή της συνεκτικότητας είναι 3 και 7.8 για τους B- και M-nodes αντίστοιχα.



Σχήμα 7.6: Απόδοση του προτεινόμενου μοντέλου βάσει των αποτελεσμάτων της προσομοίωσης για πιθανότητες μόλυνσης $P\{y_{M-node}(t) = p_K\}$ και $P\{y_{B-node}(t) = p_K\}$.

Στο Σχήμα 7.6 εξετάζουμε το προτεινόμενο μοντέλο για τα αποτελέσματα της προσομοίωσης (1000 επαναλήψεις) για τις πιθανότητες μόλυνσης $P\{y_{M-node}(t) = p_K\}$ και $P\{y_{B-node}(t) = p_K\}$ με κινητικότητα $\mu = 0.2$ και $\beta_{hs} = 0.5, \beta_{hh} = \beta_{sh} = 0.1$ και ρυθμοί επούλωσης $[\delta_{10}, \delta_{20}, \delta_{30}, \delta_{21}, \delta_{32}, \delta_{31}] = [0.1, 0.1, 0.1, 0.01, 0.01, 0.001]$. Κάποιος μπορεί να παρατηρήσει ότι το αναλυτικό μοντέλο λαμβάνει την χρονική στιγμή κατά την οποία η πιθανότητα μόλυνσης για την πιο ισχυρή επιδημία έχει μη μηδενικές τιμές, την φάση μετάβασης και την τιμή των πιθανοτήτων στην δυναμική ισορροπία για τους M- και B-nodes.

7.5. Συμπεράσματα

Το σύστημα Κινητικότητας Οντοτήτων στη Βιο-μιμητική Προσέγγιση Επίγνωσης Πλαισίου μελετά την επίδραση της πολύ-επιδημικής μόλυνσης των scale-free δικτύων με δυναμικές αλλαγές στην συνεκτικότητα των κόμβων λόγω κινητικότητας. Η συνεισφορά είναι στο αναλυτικό επιδημικό μοντέλο που αφορά σε δυναμικές καταστάσεις λόγω κινητικότητας των κόμβων.

Τα θέματα που αναλύθηκαν στο κεφάλαιο αυτό αναφέρονται στις δημοσιεύσεις: [128], [132].

8 ΑΝΑΚΑΛΥΨΗ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΠΛΑΙΣΙΟΥ

8.1. Εισαγωγή

Η έννοια «ανακάλυψη πληροφορίας πλαισίου» αναφέρεται στον μηχανισμό που υιοθετούν κινητοί κόμβοι σε μια καθορισμένη περιοχή ώστε να αναζητούν πηγές πληροφορίας. Οι πηγές αυτές περιέχουν την πληροφορία πλαισίου που χρειάζονται οι κινητοί κόμβοι για την συγκεκριμένη εφαρμογή τους. Οι πηγές αυτές μπορεί να είναι κινητές ή στατικές, με ικανότητα όμως ανάκτησης πληροφορίας, π.χ., αισθητήρες. Στόχος των κόμβων είναι να εντοπίσουν τις πηγές αυτές το συντομότερο δυνατό ελαχιστοποιώντας τον επικείμενο φόρτο επικοινωνίας και ανταλλαγής πληροφορίας.

Η πληροφορία πλαισίου που κρίνεται κατάλληλη για έναν κόμβο, δεν κρίνεται αναγκαστικά εξίσου κατάλληλη από κάποιον γειτονικό του κόμβο. Ο χαρακτηρισμός κατάλληλη πληροφορία πλαισίου βασίζεται στην εκτίμηση της ποιότητας πλαισίου που θέτει κάθε εφαρμογή επίγνωσης πλαισίου για την διαθέσιμη πληροφορία. Για παράδειγμα, μια εφαρμογή η οποία απαιτεί διαρκώς πρόσφατη ανακτημένη και ενημερωμένη πληροφορία είναι περισσότερο αυστηρή στην εκτίμηση της πληροφορίας, που θα λάβει από έναν γειτονικό κόμβο, σε σχέση με μια άλλη εφαρμογή, που δεν ενδιαφέρεται για μια τόσο πρόσφατη ενημερωμένη πληροφορία πλαισίου. Επίσης, η έννοια κατάλληλη πληροφορία δεν βασίζεται μόνο στην χρονική εγκυρότητα του πλαισίου αλλά, για παράδειγμα, στην ακρίβεια μέτρησης, στην αξιοπιστία της πηγής από όπου ανακτάται, καθώς και σε άλλες μετρικές εγκυρότητας, όπως χωρική διαθεσιμότητα.

Ας φανταστούμε μια ομάδα M κόμβων, όπου ένα υποσύνολο της ομάδας αυτής αποτελείται από N πηγές πληροφορίας με ικανότητα ανάκτησης και αντίληψης του περιβάλλοντα χώρου και της περιρρέουσας κατάστασης. Οι πηγές δεν πασχίζουν για ανακάλυψη πλαισίου εφόσον έχουν την ικανότητα να ανακτούν άμεσα το πλαίσιο. Οι υπόλοιποι κόμβοι πασχίζουν να εντοπίσουν της (κινούμενες) πηγές, έτσι ώστε, να ανακτήσουν την απαιτούμενη πληροφορία πλαισίου. Οι κόμβοι αυτοί καλούνται «οπαδοί» (followers). Οι οπαδοί ακολουθούν τις πηγές εφόσον τις εντοπίσουν στην ακτίνα δράσης επικοινωνίας τους και, τότε, ανάλογα με συγκεκριμένες «πολικές ανακάλυψης» (foraging policies), που θα αναλυθούν παρακάτω, ανακτούν το κατάλληλο για αυτούς πλαίσιο.

Στην περίπτωση που οι πηγές δεν κινούνται και έχουμε μια πλήρως επιβλεπόμενη κατάσταση όλων των κόμβων τότε ο μηχανισμός ανακάλυψης πλαισίου ομοιάζει κατά

πολύ με τους αλγορίθμους Ant Colony Optimization [58]. Παρόλα αυτά όμως οι υπάρχουν βασικές διαφορές με τους αλγορίθμους αυτούς (όπως αναφέρονται και παρακάτω). Γενικά, για το πρόβλημα ανακάλυψης πλαισίου πρέπει να ληφθούν υπόψη ότι:

1. δεν υφίσταται η έννοια του πλήρους ελέγχου όλων των κόμβων, κάτι που ισχύει σε περιβάλλοντα κατανεμημένου ελέγχου και διάχυτου υπολογισμού,
2. η πληροφορία που αναζητείται δεν μπορεί να εκτιμηθεί καθολικά εξίσου από όλους τους κόμβους, κάτι που ισχύει σε ένα σύστημα κατά το οποίο ο κάθε κόμβος αυτόνομα εκτιμά και θέτει τις δικές του προτιμήσεις και περιορισμούς εγκυρότητας πλαισίου,
3. η εκτίμηση για την πληροφορία πλαισίου μεταβάλλεται χρονικά εφόσον οι συνιστώσες πλαισίου μεταβάλλονται επίσης,
4. οι πηγές δεν είναι πάντα ακίνητες, άρα μπορεί να ανακαλυφθεί μόνον μια προσωρινά βέλτιστη λύση, κάτι που υφίσταται σε δυναμικά περιβάλλοντα στα οποία η κινητικότητα αποτελεί αναπόσπαστο μέρος της δυναμικής συμπεριφοράς των περιβαλλόντων αυτών, και,
5. οι κόμβοι δεν μπορούν να έχουν πάντα πλήρη συνεργατική συμπεριφορά. Ενδέχεται να υπάρξει μια ημι-συνεργατική συμπεριφορά η οποία αναλύεται παρακάτω κατά την οποία όμως το συμφέρον των κόμβων για αυτόνομη αναζήτηση δεν εξαλείφεται.

Επικαλούμαστε να ορίσουμε έναν μηχανισμό ανακάλυψης πλαισίου σε περιβάλλοντα διάχυτου υπολογισμού, όπου πρέπει να αντιμετωπίσει τα προαναφερθέντα χαρακτηριστικά. Ο μηχανισμός αυτός υιοθετεί τον Particle Swarm Optimization (PSO) [59], [60] αλγόριθμο καθώς και επεκτείνει την λειτουργικότητά του στο πεδίο της χρονικής εγκυρότητας της εκτίμησης του πλαισίου. Σύμφωνα με την θεώρηση αυτή, οι οπαδοί και οι πηγές αποτελούν κινούμενους «οργανισμούς» (particle) και κινούμενη τροφή, αντίστοιχα, σε μια «αγέλη» (swarm) $M+N$ οργανισμών. Στόχος είναι:

«οι κινούμενοι οργανισμοί να εντοπίσουν τις πηγές τροφής. Η προσδιορισμός της τροφής επιτυγχάνεται με συνεχόμενες μεταβολές του διανύσματος της κατεύθυνσης κίνησης (διεύθυνση, φορά και μέτρο ταχύτητας) ενός οργανισμού προκειμένου να τείνει σε εκείνον τον οργανισμό που είναι πιο κοντά (π.χ., χωρικά) στην πηγή τροφής».

Ο PSO αλγόριθμος είναι επαναληπτικός και, σε κάθε βήμα του, εντοπίζεται η μέχρι τότε πλησιέστερη χωρική θέση της πηγής. Έτσι, η επόμενη μεταβολή του διανύσματος κίνησης ενός οργανισμού / οπαδού βασίζεται όχι μόνον στην τρέχουσα εκτίμηση θέσης, που είναι καθορισμένη από τον κάθε οργανισμό αυτόνομα, αλλά και από την εκτίμηση που προκύπτει από την (χωρική) γειτονία του κάθε οργανισμού. Η πρώτη εκτίμηση αποτελεί τη τρέχουσα «τοπικά» καλύτερη εκτίμηση που υπολογίζεται από έναν οπαδό (υποκειμενική εκτίμηση ότι πλησιάζει την πηγή). Η δεύτερη εκτίμηση υπολογίζεται από τις υποκειμενικές εκτιμήσεις των γειτονικών οπαδών (αντικειμενική εκτίμηση της γειτονιάς ενός οπαδού). Ο συνδυασμός της πρώτης και της δεύτερης εκτίμησης συνεισφέρουν στην συνολική εκτίμηση και προσδιορισμό του διανύσματος κίνησης του οπαδού.

Συγκεκριμένα, το βάρος της απόφασης για την μελλοντική κατεύθυνση του κόμβου βασίζεται τόσο στην προσωρινή υποκειμενική όσο και στην προσωρινή αντικειμενική εκτίμηση. Προσδιορίζονται έτσι δύο βάρη σημαντικότητας όπου καθορίζουν το ποσοστό μεταβολής του διανύσματος κίνησης:

- Το υποκειμενικό βάρος, που αναφέρεται στην βιβλιογραφία ως ο παράγοντας «νόησης» (cognitive factor). Το βάρος αυτό θέτει την σημαντικότητα της υποκειμενικής εκτίμησης για την μελλοντική απόφαση του οπαδού ως προς τα που θα κινηθεί. Στην περίπτωση της ανακάλυψης πλαισίου, η υποκειμενική εκτίμηση είναι μεταβαλλόμενη εφόσον εξαρτάται από την κίνηση του οπαδού, την κίνηση της πηγής, την κίνηση των γειτονικών κόμβων του οπαδού και την εγκυρότητα εκτίμησης του πλαισίου.
- Το αντικειμενικό βάρος, που αναφέρεται στην βιβλιογραφία ως ο «κοινωνικός» παράγοντας (social factor). Το βάρος αυτό θέτει την σημαντικότητα της εκτίμησης των γειτονικών οπαδών για την μελλοντική απόφαση. Στην περίπτωση της ανακάλυψης πλαισίου, η αντικειμενική εκτίμηση είναι μεταβαλλόμενη εφόσον εξαρτάται από την κίνηση των γειτονικών κόμβων του οπαδού και την εγκυρότητα εκτίμησης του πλαισίου, που καθορίζεται από τους γειτονικούς κόμβους του οπαδού, όπως θα αναφερθεί παρακάτω.

Τα δύο αυτά βάρη και σε συνδυασμό με την τρέχουσα κατεύθυνση του ορίζουν την μελλοντική κατεύθυνση του οπαδού στον χώρο.

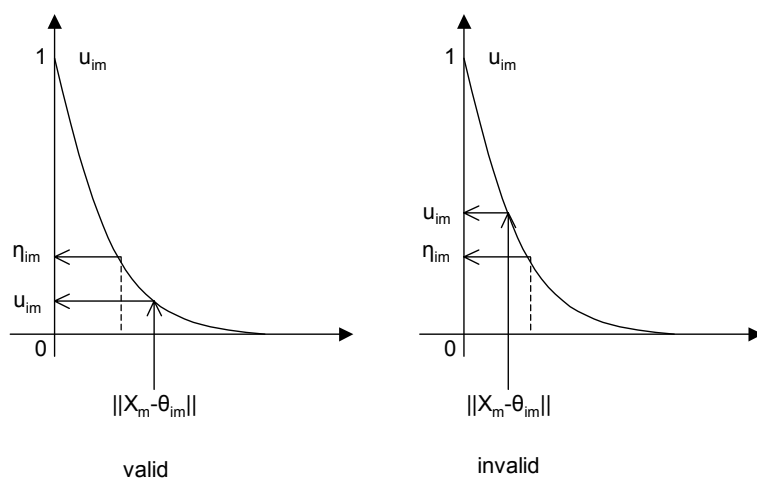
Επίσης, ο μηχανισμός ανακάλυψης μελετά και το κομμάτι της βελτιστοποίησης της αναζήτησης του πλαισίου βάσει περιορισμών όπως ενέργειας επικοινωνίας μεταξύ

κόμβων και ενέργειας διατήρησης διαδρομής των οπαδών κόμβων προς τις τρέχουσες πηγές πληροφορίας πλαισίου.

8.2. Μηχανισμός Ανακάλυψης Πλαισίου

8.2.1 Το Πρόβλημα Ανακάλυψης Πλαισίου

Έστω $\mathbf{X} = [X_1, \dots, X_n]$ το διάνυσμα πλαισίου με n συνιστώσες που λαμβάνουν x_m τιμές στο πεδίο $\text{Dom}(X_m)$, $m=1, \dots, n$. Μια τιμή x_m ανατίθεται στη συνιστώσα X_m την χρονική στιγμή k . Οπότε το πλαίσιο την χρονική στιγμή k είναι το $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_n]$. Για κάθε συνιστώσα έχει ορισθεί μια συνάρτηση εγκυρότητας τιμής $u_{im}(k)$ που δηλώνει εάν η τιμή x_m την στιγμή k για τον κόμβο i είναι έγκυρη βάσει των περιορισμών του κόμβου i . Συγκεκριμένα, η τιμή x_m είναι έγκυρη εάν για δεδομένο κατώφλι εγκυρότητας $\theta_{im} \in \text{Dom}(X_m)$ που ορίζεται από τον κόμβο i για την τιμή της συνιστώσας X_m , υπάρχει μια τιμή της μετρικής $u_{im}(k) = e^{-\|x_m - \theta_{im}\|} \in (0, 1]$ που είναι μικρότερη από την τιμή καταλληλότητας η_{im} . Δηλαδή ισχύει ότι: $0 \approx u_{im}(k) < \eta_{im}$. Σε κάθε άλλη περίπτωση, δηλαδή, $\eta_{im} \leq u_{im}(k) \leq 1$, η τιμή x_m θεωρείται μη-έγκυρη για τον κόμβο i την χρονική στιγμή k . Στο Σχήμα 8.1 απεικονίζεται η έννοια του βαθμού της εγκυρότητας μιας τιμής. Αναφέρεται ότι ο τελεστής απόστασης $\|\cdot\|$ (π.χ., Ευκλείδεια απόσταση) εξαρτάται από το πεδίο τιμών μιας συνιστώσας, έτσι, με τον τρόπο αυτό, για όλες τις τιμές των συνιστωσών η έκφραση εγκυρότητας τιμής αναφέρεται ως ένας καθολικός βαθμός συγγένειας στο ασαφές σύνολο εγκυρότητα, εφόσον ο βαθμός αυτό είναι μικρότερος του κατωφλίου η_{im} (συγκεκριμένα είναι το η_{im} -cut του ασαφούς συνόλου εγκυρότητας). Η τιμή $\eta_{im} = 1$ δηλώνει ότι η τιμή x_m είναι μη-έγκυρη μόνον όταν $x_m = \theta_{im}$ αλλιώς θεωρείται πάντα έγκυρη με βαθμό u_{im} .



Σχήμα 8.1: Συνάρτηση βαθμού εγκυρότητας συνιστώσας πλαισίου.

Για παράδειγμα εάν $u_{im}(k)$ είναι η συνάρτηση χρονικής εγκυρότητας της τιμής της συνιστώσας $X_m \sim$ θερμοκρασία σε $^{\circ}\text{C}$ για την χρονική στιγμή k τότε, η τιμή $x_m = 30^{\circ}\text{C}$ αναφέρεται ως «πρόσφατα ενημερωμένη τιμή» (fresh value) όταν το κατώφλι χρόνου εγκυρότητας θ_{im} για τον κόμβο i είναι 6 λεπτά και η τιμή x_m μετρήθηκε πριν από $t = 3$ λεπτά. Έτσι, η τιμή x_m είναι έγκυρη με βαθμό εγκυρότητας $e^{-(t-\theta_{im})} = 0.05$, για μια γραμμική συνάρτηση απόστασης χρόνου (δηλαδή κάθε χρονική στιγμή η τιμή απαρχαιώνεται γραμμικά με τον χρόνο). Εάν ο κόμβος απαιτεί βαθμό εγκυρότητας $\eta_{im} = 0.01$ τότε η τιμή θεωρείται κατάλληλη για τον κόμβο μέχρι $t = 1.39$ λεπτά από την στιγμή που μετρήθηκε. Εάν ο κόμβος απαιτεί βαθμό εγκυρότητας $\eta_{im} = 1$ τότε η τιμή που μετρήθηκε μέχρι 6 λεπτά πριν είναι έγκυρη. Έπειτα η τιμή x_m θεωρείται «απαρχαιωμένη» (obsolete).

Ορίζεται ως δείκτης εγκυρότητας πλαισίου \mathbf{x} , $g_{ix}(k)$, την χρονική στιγμή k που κουβαλάει ο κόμβος i , τον μέγιστο βαθμό εγκυρότητας όλων των συνιστωσών του \mathbf{x} με κατώφλι εγκυρότητας, η_{ix} , ίσο με το ελάχιστο κατώφλι εγκυρότητας των συνιστωσών \mathbf{x} , δηλαδή:

$$g_{ix}(k) = \max_{m=1,\dots,n}\{u_{im}(k)\} \text{ και } \eta_{ix} = \min_{m=1,\dots,n}\{\eta_{im}(k)\}$$

Ο τελεστής $g_{ix}(k)$ παράγεται από την αρχή της επέκτασης (ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 11.1). Εάν $g_{ix}(k) < \eta_{ix}$ τότε το πλαίσιο \mathbf{x} την χρονική στιγμή k για τον κόμβο i καλείται «έγκυρο πλαίσιο» (valid context) αλλιώς καλείται «μη-έγκυρο πλαίσιο» (invalid context). Η διαδικασία ανακάλυψης πλαισίου βασίζεται στην προθυμία των κόμβων να μεγιστοποιήσουν τον χρόνο Δt κατά τον οποίο $g_{ix}(k + \Delta t) < \eta_{ix}$ για κάθε χρονική στιγμή k .

Όπως αναφέρθηκε και στην εισαγωγή του κεφαλαίου, κάθε κόμβος έχει υποκειμενική εκτίμηση εγκυρότητας του πλαισίου, δηλαδή θέτει τα δικά του κατώφλια εγκυρότητας η_{im} στις τιμές των συνιστωσών του πλαισίου. Με άλλα λόγια, δεν ενδέχεται πάντα να ισχύει ότι $g_{jx}(k) = g_{hy}(k)$ για δύο κόμβους j και h με πλαίσια \mathbf{x} και \mathbf{y} , αντίστοιχα. Ένας κόμβος j μπορεί να δεχθεί το πλαίσιο \mathbf{y} που κουβαλάει ένας γειτονικός του κόμβος h εφόσον το πλαίσιο \mathbf{x} για τον πρώτο κόμβο θεωρηθεί έγκυρο ανεξαρτήτως της εκτίμησης του πλαισίου στο δεύτερο κόμβο. Επίσης, ένας κόμβος j μπορεί να αντικαταστήσει το τρέχον του πλαίσιο \mathbf{x} με το πλαίσιο \mathbf{y} του γειτονικού του κόμβου h ακόμη και στην περίπτωση που το \mathbf{x} δεν θεωρείται έγκυρο αντικειμενικά (δηλαδή βάσει των κατωφλίων εγκυρότητας που έχει θέσει ο κόμβος j). Αλλά όμως μπορεί το πλαίσιο \mathbf{y} να έχει μικρότερη τιμή εγκυρότητας πλαισίου από το \mathbf{x} πλαίσιο οπότε να μην αντικειμενικά δεν είναι το κάλλιστο αλλά είναι όμως προτιμότερο από το \mathbf{x} . Είναι πλέον θέμα πολιτικής του κάθε κόμβου για το αν θα αντικαταστήσει το τρέχον του μη-έγκυρο πλαίσιο με ένα

Λιγότερο μη-έγκυρο ή με ένα έγκυρο πλαίσιο που εντόπισε στον γειτονικό του κόμβο, όπως θα αναλυθεί εκτενέστατα παρακάτω.

Παράδειγμα 8.1: Έστω το πλαίσιο $\mathbf{X} = [X_1, X_2, X_3]$, με X_1 να αναφέρεται στην θέση του χρήστη, με X_2 να αναφέρεται στο επίπεδο φωτεινότητας του περιβάλλοντα χώρου του χρήστη και X_3 να αναφέρεται στη θερμοκρασία του περιβάλλοντα χώρου. Θεωρείστε τη συνάρτηση εκλέπτυνσης θέσης $I(x_1)$. Δηλαδή μια τιμή $x_1 = \text{«Αίθουσα-1 του Ορόφου-1»}$ αναφέρεται σε έναν ακριβέστερο εντοπισμό θέσης με επίπεδο ανάλυσης $I(x_1) = 2$ ενώ η τιμή $x_1 = \text{«Όροφος-1»}$ αναφέρεται σε λιγότερη ακρίβεια εντοπισμού θέσης με $I(x_1) = 1$. Θεωρείστε επίσης το βαθμό αξιοπιστίας (βλέπε ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3) $d(x_2) \in [0, 1]$ της μέτρησης x_2 , έτσι ώστε, $d(x_2) = 1$ να αναφέρεται σε αξιόπιστη μέτρηση για την τιμή x_2 της συνιστώσας X_2 (το αντίθετο ισχύει για τιμή $d(x_2) = 0$). Τέλος, θεωρείστε τη μετρική $\tau(x_3)$ που αναφέρεται στο χρόνο που πέρασε από την τελευταία μέτρηση της τιμής x_3 της συνιστώσας X_3 . Έστω ότι ο κόμβος 1 έχει ορίσει τα εξής κατώφλια εγκυρότητας $\theta_{11} = I(x_1) = 1$, $\theta_{12} = d(x_2) = 0.5$, $\theta_{13} = \tau(x_3) = 10$ λεπτά και ότι ο κόμβος 2 έχει θέσει τα κατώφλια $\theta_{21} = I(x_1) = 2$, $\theta_{22} = d(x_2) = 0.9$, $\theta_{23} = \tau(x_3) = 1$ λεπτό. Ο κόμβος 1 την χρονική στιγμή k κουβαλάει το πλαίσιο \mathbf{x} με εκτίμηση $u_{11}(k) = 2$, $u_{12}(k) = 0.7$ και $u_{13}(k) = 5$ λεπτά. Υποθέστε ότι και οι δύο κόμβοι έχουν το ίδιο $\eta_{\mathbf{x}}$. Τότε ο δείκτης εγκυρότητας του κόμβου 1 για το πλαίσιο \mathbf{x} έχει τιμή $g_{1\mathbf{x}}(k) > \eta_{\mathbf{x}}$ και εφόσον το \mathbf{x} μεταδοθεί στον κόμβο 2, τότε ο τελευταίος το εκτιμά με $g_{2\mathbf{x}}(k) < \eta_{\mathbf{x}}$. Το πλαίσιο \mathbf{x} για τον κόμβο 1 είναι μη-έγκυρο ενώ ο κόμβος 2 το θεωρεί έγκυρο και συνεπώς το αντικαθιστά με το παλαιότερο μη-έγκυρό του.

Χωρίς βλάβη της γενικότητας και για λόγους απλότητας, στις προσομοιώσεις μας, θεωρούμε ότι όλες οι συναρτήσεις εγκυρότητας αναφέρονται στην χρονική εγκυρότητα των τιμών των συνιστωσών και όλοι οι κόμβοι θέτουν τα ίδια κατώφλια εκτίμησης εγκυρότητας. Έτσι, στην περίπτωση αυτή, το έγκυρο πλαίσιο αναφέρεται ως «φρέσκο πλαίσιο» (fresh context) και το μη-έγκυρο πλαίσιο ως «απαρχαιωμένο πλαίσιο» (obsolete context).

8.3. Πρότυπη Συμπεριφορά στην Ανακάλυψη Πλαισίου

Η τιμή του $g_{i\mathbf{x}}(k)$ υποδηλώνει την προθυμία του κόμβου i να αναζητήσει καλύτερη πληροφορία πλαισίου από την υπάρχουσα. Ο όρος καλύτερη μπορεί να αναφέρεται ταυτόχρονα (ή μονοσήμαντα) σε πιο σύγχρονη, πιο ακριβή ή πιο αξιόπιστη πληροφορία όπως αναφέρθηκε στην προηγούμενη παράγραφο. Ο αλγόριθμος για την μετακίνηση ενός οπαδού i βασίζεται στον τρόπο με τον οποίο ο οπαδός μετακινείται στον χώρο προκειμένου να πλησιάσει την πηγή. Ο οπαδός προσαρμόζει κάθε χρονική στιγμή την

κατεύθυνσή του βάσει της γνώσης που έχει αποκομίσει έως τώρα και την κατάσταση των γειτόνων του. Η ποσότητα μετακίνησης βασίζεται στον εντοπισμό του χωρικού σημείου όπου έχει προσδιορίσει την καλύτερη υποκειμενική εκτίμηση και στον εντοπισμό του σημείου όπου έχει προσδιορίσει την τρέχουσα καλύτερη εκτίμηση.

Έστω ότι οι οπαδοί και οι πηγές κινούνται στο Καρτεσιανό επίπεδο Λ . Έστω, $\lambda_i = (x, y)$ το διάνυσμα θέσης για τον οπαδό i με γειτονικούς οπαδούς V_i την χρονική στιγμή k . Έστω μ_i το διάνυσμα θέσης κατά το οποίο ο οπαδός i είχε την καλύτερη εκτίμηση για την εγκυρότητα του πλαισίου κάποια στιγμή $t < k$. Εάν J αναφέρεται στο υποσύνολο των γειτονικών οπαδών του οπαδού i , δηλαδή, $J \subseteq V_i \subseteq M$, τότε η εγκυρότητα $g_{Jx} = |J|^{-1}(g_{1x} + \dots + g_{mx})$, $m = |J|$ δηλώνει την αντικειμενική εκτίμηση του οπαδού i . Έτσι, το διάνυσμα μ_i είναι η θέση του οπαδού i εφόσον έχει εκτιμηθεί η τιμή g_{Jx} βάσει των υποκειμενικών εκτιμήσεων των γειτονικών οπαδών για το πλαίσιο x . Η τιμή μ_i απεικονίζει το κατά πόσο μια γειτονιά του οπαδού i περιέχει έγκυρη πληροφορία πλαισίου, δηλαδή τη θέση του οπαδού i όταν η γειτονιά του $J \subseteq V_i$ είχε την καλύτερη εκτίμηση για το πλαίσιο x . Ο οπαδός i αποθηκεύει την θέση που περιείχε την καλύτερη αντικειμενική εκτίμηση πλαισίου.

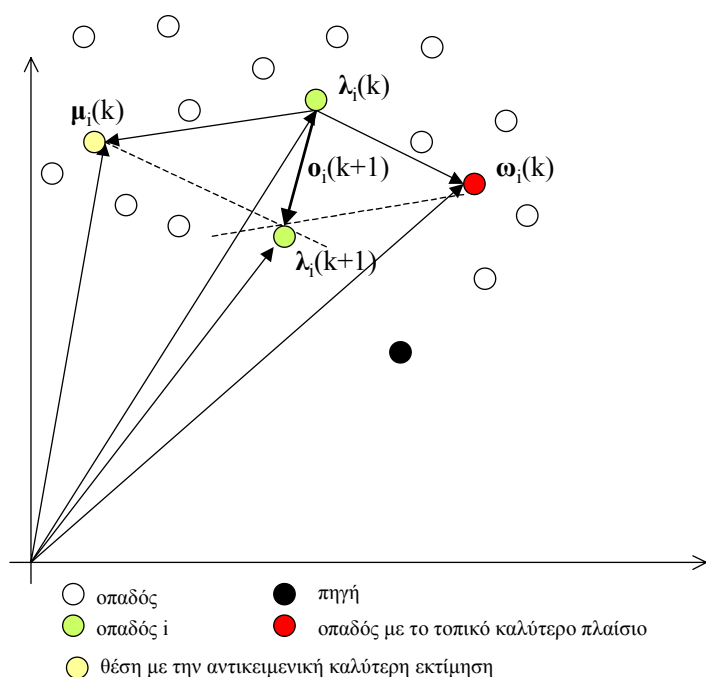
Η μέση τιμή της εγκυρότητας g_{Jx} μειώνεται με τον χρόνο, συνεπώς, το διάνυσμα μ_i δεν αντιπροσωπεύει την καλύτερη εκτίμηση πλαισίου. Αυτό σημαίνει ότι ο οπαδός αναθεωρεί τις αντικειμενικές του εκτιμήσεις όποτε αυτές δεν είναι έγκυρες. Αυτό είναι λογικό, εφόσον η θέση στην οποία βρέθηκε ο οπαδός να αντιστοιχούσε σε μια εκτίμηση η οποία αργότερα να μη ισχύει για τους δύο λόγους:

- οι γειτονικοί οπαδοί μετακινήθηκαν, και
- η εκτίμηση του πλαισίου έχει απαρχαιωθεί, εφόσον το πλαίσιο απαρχαιώνεται.

Έτσι, ο οπαδός i μπορεί να αποθηκεύει το διάνυσμα θέσης που αντιπροσωπεύει το πιο αντικειμενικά έγκυρο πλαίσιο χωρικά αλλά αυτή η πληροφορία δεν θα είναι έγκυρη για πάντα.

Επίσης, έστω ω_i το διάνυσμα θέσης όπου αναφέρεται στην τρέχουσα υποκειμενική εκτίμηση του οπαδού για το πλαίσιο. Αυτό δεν σημαίνει πάντα ότι τα διανύσματα ω_i και μ_i είναι ίδια. Για παράδειγμα, έστω ότι σε μια γειτονιά με 3 οπαδούς, ο οπαδός 1 περιέχει φρέσκο πλαίσιο, δηλαδή, $g_{1x}(k) < \eta_x$, και οι υπόλοιποι 2 οπαδοί απαρχαιωμένο, δηλαδή, $g_{2x}(k), g_{3x}(k) > \alpha \eta_x$, για κάποιο $\alpha > 1$. Τότε, η γειτονιά αυτή να μην περιέχει τον οπαδό 1 με το φρέσκο πλαίσιο, αλλά η συνολική εκτίμηση της γειτονιάς $g_{1x}(k) + g_{2x}(k) + g_{3x}(k) \gg \eta_x$ (για α πολύ μεγάλο) αναφέρεται σε απαρχαιωμένο πλαίσιο. Φανταστείτε μια γειτονιά όπου οι τρεις οπαδοί έχουν περίπου φρέσκο πλαίσιο, δηλαδή, $g_{1x}(k) = g_{2x}(k) =$

$g_{3x}(k) \approx \eta_x$. Συνολικά η γειτονιά αυτή είναι καλύτερη από την προαναφερθείσα γειτονιά, εφόσον, $g_{1x}(k) + g_{2x}(k) + g_{3x}(k) \approx \eta_x$. Αλλά, όμως, η πρώτη γειτονιά περιέχει τον οπαδό με το φρέσκο πλαίσιο. Έτσι, ο οπαδός i θα πρέπει να λάβει υπό όψιν του ότι μια μετακίνηση προς την πρώτη γειτονιά μπορεί να οδηγήσει σε θέσεις όπου δεν υπάρχουν οπαδοί με φρέσκο πλαίσιο εκτός από το τρέχοντα οπαδό που περιέχει το φρέσκο. Από την άλλη, μια μετακίνηση στην δεύτερη γειτονιά θα αποσκοπεί σε μια συνολικά καλύτερη γειτονιά αλλά, όμως, δεν θα ανακτήσει φρέσκια πληροφορία από κάποιον οπαδό. Συνεπώς, η αντικειμενική μετρική g_{Jx} που αναφέρεται στο διάνυσμα μ_i παίζει σημαντικό ρόλο για την πλοήγηση του οπαδού στην ανακάλυψη πλαισίου. Στο Σχήμα 8.2 απεικονίζεται ο τρόπος πλοήγησης του οπαδού i βάσει των διανυσμάτων μ_i , λ_i και ω_i . Το διάνυσμα ταχύτητας \mathbf{o}_i εξαρτάται από την τρέχουσα γνώση, που αντιστοιχεί στο διάνυσμα ω_i , και από την γνώση που είχε αποκομίσει ο οπαδός, που αντιστοιχεί στο διάνυσμα μ_i .



Σχήμα 8.2. ο τρόπος πλοήγησης του οπαδού i βάσει των διανυσμάτων μ_i , λ_i και ω_i .

Ο αλγόριθμος μετακίνησης του οπαδού i προκειμένου να ανακαλύψει έγκυρο πλαίσιο είναι ο εξής:

1. **Αρχικοποίηση** των τυχαίων διανυσμάτων θέσης λ_i και ταχύτητας \mathbf{o}_i για κάθε οπαδό i . Κυρίως η αρχική ταχύτητα $\mathbf{o}_i = \mathbf{0}$. Οι παράγοντες c_1 και $c_2 \in [0, 1]$ καθορίζουν το κατά πόσο ο οπαδός θα χρησιμοποιήσει την γνώση ω_i και μ_i ,

αντίστοιχα. Εάν c_1 και $c_2 \in (0, 1]$ τότε αναφερόμαστε σε πλοήγηση βάσει αντικειμενικής και υποκειμενικής γνώσης. Όταν $c_2 = 0$, τότε ο οπαδός κατευθύνεται πάντα στην τοπική τρέχουσα καλύτερη υποκειμενική εκτίμηση. Επίσης, ορίζεται ο πίνακας καταστάσεων \mathbf{K} του οπαδού. Οι καταστάσεις είναι:

- «έωλος», δηλαδή περιέχει अपαρχαιωμένο πλαίσιο,
- «συμβιβάσιμος», δηλαδή υπάρχει κάποιος γειτονικός οπαδός που περιέχει καλύτερο πλαίσιο από το δικό του αλλά όχι αυτό που πραγματικά ζητά, και
- «ικανοποιημένος», δηλαδή έχει βρει το κατάλληλο για αυτόν πλαίσιο.

Οι μεταβάσεις των καταστάσεων ενός κόμβου απεικονίζονται στο Σχήμα 8.3. Οι συνθήκες ικανοποίησης Σ μπορεί να είναι μέγιστος χρόνος αναζήτησης ή το μέγιστο ποσοστό κατανάλωσης ενέργειας.

2. $\mu_i \leftarrow \lambda_i, \omega_i \leftarrow \lambda_i, \mathbf{K}(i) \leftarrow \text{«έωλος»}, 1 \leq i \leq M, k \leftarrow 0$
3. **Υπολογισμός** αντικειμενικής εγκυρότητας πλαισίου $g_{jx}^* = g_{jx}(0)$
4. **Υπολογισμός** υποκειμενικής εγκυρότητας πλαισίου $g_{ix}^\# = \min_{j \in v_i} \{g_{jx}(0)\}$
5. **Επανάλαβε** έως ότου ικανοποιηθούν οι συνθήκες Σ

Για κάθε έναν οπαδό $1 \leq i \leq M$

- i. **Δημιουργία** τυχαίων διανυσμάτων βαρών θέσης $\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2: \mathbf{r}_{ij} \in [0, 1]$
- ii. **Ενημέρωση** του διανύσματος θέσης:

$$\lambda_i \leftarrow \lambda_i + \mathbf{o}_i$$

- iii. **Ενημέρωση** του διανύσματος κίνησης με βάση τον κανόνα προσαρμογής:

$$\mathbf{o}_i \leftarrow \mathbf{o}_i + c_1 \cdot \mathbf{r}_1 \circ (\boldsymbol{\omega}_i - \boldsymbol{\lambda}_i) + c_2 \cdot \mathbf{r}_2 \circ (\boldsymbol{\mu}_i - \boldsymbol{\lambda}_i)$$

- iv. **Ενημέρωση** του αντικειμενικού παράγοντα:

Εάν $g_{jx}^* > g_{jx}(k)$ τότε

$$\boldsymbol{\mu}_i \leftarrow \boldsymbol{\lambda}_i$$

$$g_{jx}^* \leftarrow g_{jx}(k)$$

Τέλος Αν

- v. **Ενημέρωση** του υποκειμενικού παράγοντα:

Εάν $g_{ix}^\# > \min_{j \in v_i} \{g_{jx}(k)\}$ τότε

$$\boldsymbol{\omega}_i \leftarrow \boldsymbol{\lambda}_i$$

$$g_{ix}^\# \leftarrow \min_{j \in v_i} \{g_{jx}(k)\}$$

Τέλος Αν

- vi. **Ενημέρωση** της κατάστασης του οπαδού:

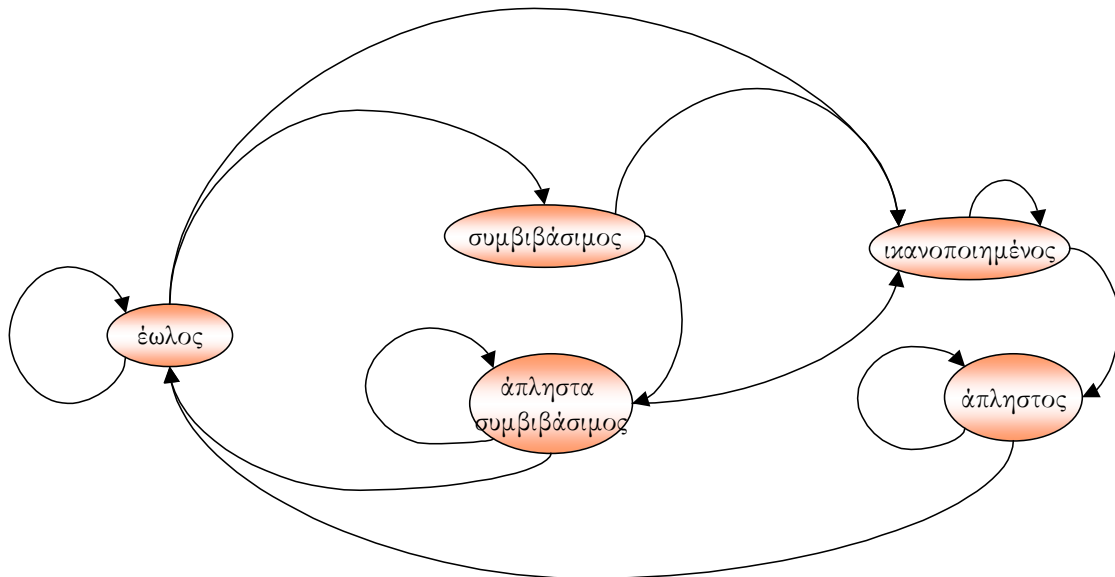
1. Εάν $g_{ix}(k) > \eta_x$ τότε $\mathbf{K}(i) \leftarrow$ «έωλος»
 - a. Εάν $g_{ix}^\# > g_{ix}(k) > \eta_x$ τότε $\mathbf{K}(i) \leftarrow$ «συμβιβάσιμος»
 2. Εάν $g_{ix}(k) < \eta_x < g_{ix}^\#$ τότε $\mathbf{K}(i) \leftarrow$ «ικανοποιημένος»
- vii. **Ενημέρωση** της χρονικής εγκυρότητας $g_{ix}^\#, g_{ix}(k), g_{jx}^*$ του πλαισίου
6. ω_i είναι η καλύτερη προσωρινή θέση εντοπισμού τροφής

Ανάλογα με το αν ο κόμβος κουβαλάει απαρχαιωμένο ή φρέσκο πλαίσιο υιοθετεί κάποιες πολιτικές ανακάλυψης πλαισίου, όπως αναφέρονται παρακάτω.

8.3.1 Περίπτωση Απαρχαιωμένου Πλαισίου

Ο οπαδός i ξεκινά μια «διαδικασία ανακάλυψης πληροφορίας πλαισίου» (context foraging process) για όσο διάστημα παραμένει στην κατάσταση «έωλος» (βλέπε κατάσταση «έωλος» Σχήμα 8.3), δηλαδή για όσο διάστημα κουβαλάει απαρχαιωμένο πλαίσιο. Σε αυτήν την περίπτωση διακρίνονται δύο είδη συμπεριφοράς:

- ο οπαδός i κινείται τυχαία σε ένα δίκτυο κόμβων προκειμένου να προσεγγίσει έναν οπαδό j , ο οποίος διαθέτει πληροφορία πλαισίου \mathbf{y} έτσι ώστε:
 - $g_{ix}(k) > 0$ ή
 - $\eta_{iy} < g_{iy}(k) < g_{ix}(k) < 1$. Πρέπει να σημειωθεί ότι το \mathbf{y} πλαίσιο δεν είναι η «ακριβής» πληροφορία πλαισίου που ψάχνει ο οπαδός i , αλλά είναι προτιμότερη από τη διαθέσιμη \mathbf{x} βάσει κάποιας μετρικής εκτίμησης (βλέπε κατάσταση «συμβιβάσιμος» Σχήμα 8.3).
- ο οπαδός i μένει ακίνητος και προσδοκά την εμφάνιση κάποιου γειτονικού οπαδού με πιο «φρέσκια» πληροφορία πλαισίου \mathbf{y} από την υπάρχουσα \mathbf{x} . Μόνο σε αυτήν την περίπτωση ο οπαδός i αποφασίζει να κινηθεί προς το μέρος του j , δηλαδή να γίνει οπαδός του j και να τον ακολουθεί.



Σχήμα 8.3: Μετάβαση καταστάσεων οπαδών κόμβων κατά την ανακάλυψη πληροφορίας πλαισίου

Ο κόμβος i κινείται με τυχαίο τρόπο μεταξύ των υπολοίπων κόμβων και επικοινωνεί μαζί τους έτσι ώστε να ανιχνεύσει κάποιον κόμβο j με καταλληλότερη πληροφορία πλαισίου από την δική του. Συνεπώς, ο κόμβος i αντικαθιστά το x με το y . Με κριτήριο την επιλογή λιγότερο «απαρχαιωμένης» πληροφορίας πλαισίου, ο κόμβος i που κινείται τυχαία έχει δύο επιλογές:

- αντικαθιστά το υπάρχον x με το y που δέχτηκε από κάποιο γειτονικό κόμβο j και έπειτα τον ακολουθεί ελπίζοντας ότι θα οδηγηθεί σε μια περιοχή με ακόμα πιο προτιμητέα πληροφορία από αυτήν του j ,
- δεν αντικαθιστά το υπάρχον x έως ότου βρεθεί η ακριβώς κατάλληλη πληροφορία που να καλύπτει όλες τις προδιαγραφές που έχει θέσει. Αυτό όμως μπορεί να σημαίνει ότι ο κόμβος i ακολουθεί τον κόμβο j που έχει λιγότερο «απαρχαιωμένη» πληροφορία πλαισίου ελπίζοντας έτσι ότι θα βρεθεί σε μια πιο πρόσφορη περιοχή όπου μπορεί τότε να αντικαταστήσει πλήρως το πλαίσιο του x με το ακριβώς κατάλληλο πλαίσιο και να αποδεσμευτεί από τον προσωρινό κόμβο j που ακολουθούσε.

Στην πρώτη υπο-περίπτωση, ο οπαδός i συμβιβάζεται με την μικρότερης αξίας πληροφορία y (του κόμβου j), δηλαδή, μεταπίπτει στην κατάσταση «συμβιβάσιμος», αλλά συνεχίζει να αναζητά πληροφορία υψηλότερης ποιότητας (μέσω κάποιου άλλου κόμβου) (βλέπε κατάσταση «άπληστα συμβιβάσιμου» Σχήμα 8.3). Από εδώ και στο εξής ο κόμβος j αποκαλείται «οδηγός» (leader).

Στην δεύτερη υπο-περίπτωση, ο κόμβος i ικανοποιείται μόνο με «εντελώς φρέσκια» πληροφορία πλαισίου και για αυτό το λόγο υπάρχει η πιθανότητα να κινείται για μεγάλο χρονικό διάστημα προκειμένου να πετύχει το στόχο του. Έτσι ο κόμβος δεν δέχεται συμβιβασμούς.

Και στις δύο περιπτώσεις, μόλις ο κόμβος i συναντήσει κάποιον άλλο κόμβο και δεχτεί την κατάλληλη πληροφορία πλαισίου, ο κόμβος i πλέον ονομάζεται «ικανοποιημένος» (βλέπε κατάσταση «ικανοποιημένος» στο Σχήμα 8.3).

Στην περίπτωση που ο κόμβος i παραμένει ακίνητος, επικοινωνεί με οποιονδήποτε κινητό κόμβο στην περιοχή του μέχρις ότου βρεθεί η ζητούμενη πληροφορία πλαισίου μέσω κάποιου κόμβου j , οπότε και αποφασίζει να κινηθεί προς το μέρος του. Πρέπει να αναφερθεί ότι υιοθετώντας μια τέτοια συμπεριφορά, ο κόμβος i ενδέχεται να απομονωθεί, μια που η προσέγγιση κάποιου άλλου κόμβου βασίζεται στην τυχαιότητα. Επίσης, σύμφωνα με τη διαδικασία αναζήτησης, ένας κόμβος αποτελεί αντικείμενο ενδιαφέροντος και προσεγγίζεται από άλλους κόμβους όταν κουβαλά «φρέσκια» πληροφορία πλαισίου. Άρα με την πολιτική αυτή, ο κόμβος αυξάνει την πιθανότητα να παραμένει απομονωμένος. Έτσι, ενώ ο κόμβος επιλέγει να μη καταναλώνει ενέργεια με το να κινείται τυχαία και να αναμένει κάποιον γειτονικό του κόμβο να του παρέχει το κατάλληλο πλαίσιο, υπάρχει περίπτωση να μη συνεισφέρει στην συλλογική ανακάλυψη πλαισίου και, άρα, να μένει απομονωμένος.

Σημαντικός είναι επίσης ο παράγοντας του μοντέλου κατά το οποίο μόνον ένας από τους δύο κόμβους ερωτάται για την εκτίμηση του πλαισίου που κουβαλάει. Εάν μόνον ο ένας κόμβος ρωτάει τον γειτονικό του για την εκτίμηση του πλαισίου και έπειτα δεν ανταποδίδει την ίδια πληροφορία στο ερωτηθέντα κόμβο, τότε ο ερωτηθέντα κόμβος δεν μπορεί να γνωρίζει την εκτίμηση του πλαισίου από τον ερωτηθείς κόμβο. Φανταστείτε την περίπτωση όπου ο κόμβος i κουβαλάει πλαίσιο που είναι προτιμητέο για τον γειτονικό του κόμβο j και το αντίθετο. Σε αυτή την περίπτωση, ο κόμβος i ρωτάει από τον κόμβο j για την εκτίμηση πλαισίου και εφόσον είναι το κατάλληλο, τότε, ο κόμβος i αντικαθιστά το παλιό πλαίσιο με το εισερχόμενο πλαίσιο από τον κόμβο j έτσι εκπίπτει στην κατάσταση «ικανοποιημένος». Το ίδιο θα γινόταν εάν και ο j κόμβος έκανε τη ερώτηση στον κόμβο i κάτι όμως που δεν επιτρέπεται στην περίπτωση αυτή. Έτσι κρίνεται απαραίτητο και οι δύο κόμβοι να ανταλλάσσουν τις εκτιμήσεις που έχουν για το πλαίσιο που κουβαλούν οπότε να αυξάνει η πιθανότητα ένας κόμβος να οδηγηθεί στην κατάσταση «ικανοποιημένος».

Επιπρόσθετα, όταν ο κόμβος i συμβιβάζεται με την αντικατάσταση του \mathbf{x} με το \mathbf{y} , συνεχίζει να ακολουθεί τον κόμβο leader και παράλληλα εξετάζει τους γειτονικούς κόμβους για καλύτερη πληροφορία πλαισίου.

8.3.2 Περίπτωση Φρέσκου Πλαισίου

Όταν $g_{ix}(k) < \eta_{ix}$, δηλαδή ο κόμβος i διαθέτει «φρέσκια» πληροφορία πλαισίου \mathbf{x} , πασχίζει να τη διατηρήσει «φρέσκια» για όσο το δυνατό περισσότερο χρόνο. Παρόλα αυτά η συνάρτηση $u_{im}(k)$ για την τιμή x_m τη χρονική στιγμή k αρχίζει να ελαττώνεται μέχρι τη στιγμή $k+t_0$, οπότε και κρίνεται απαρχαιωμένη, π.χ. $v_{im}(k + t_0) \leq \theta_{im}$. Ως εκ τούτου, η τιμή της συνιστώσας X_m πρέπει να δειγματοληπτείται με συχνότητα $f_m = 1/t_0$ (συχνότητα απαρχαίωσης πλαισίου). Ο κόμβος i μεταφέρει «φρέσκια πληροφορία πλαισίου» για το χρονικό διάστημα $t \in [k, k + t_0)$ και πρέπει να το ανανεώσει όταν $t \rightarrow k + t_0$. Με στόχο την ενημέρωση του \mathbf{x} , ο κόμβος i οφείλει να ακολουθήσει κάποιον leader κόμβο j , ο οποίος κουβαλά πληροφορία πλαισίου \mathbf{y} που έχει ληφθεί πιο πρόσφατα από τη \mathbf{x} .

Στην περίπτωση όπου ο κόμβος i κουβαλάει φρέσκο πλαίσιο μπορεί εναλλακτικά να λειτουργήσει ως εξής:

- μένει ακίνητος και δεν επικοινωνεί με τους γειτονικούς κόμβους. Στην ουσία συμπεριφέρεται όπως και στην περίπτωση όπου η πληροφορία πλαισίου γίνεται απαρχαιωμένη,
- ο κόμβος i κατέχει «φρέσκια» πληροφορία πλαισίου αλλά ακολουθεί το leader κόμβο j , έτσι ώστε να αποκτήσει ακόμα πιο «φρέσκια», δηλαδή $\eta_{iy} > g_{ix} > g_{iy}$ (βλέπε κατάσταση «άπληστος» Σχήμα 8.3). Αυτή η άπληστη συμπεριφορά του κόμβου i έχει ως αποτέλεσμα την ατέρμονη αναζήτηση κόμβων που διαθέτουν πιο «φρέσκια» πληροφορία πλαισίου (βλέπε Σχήμα 8.3). Επομένως, ο κόμβος i επικοινωνεί συνεχώς με γειτονικούς κόμβους. Θα πρέπει να σημειωθεί ότι υπάρχει τουλάχιστον ένας γειτονικός leader κόμβος j όσο ο κόμβος i δε σταματά να ακολουθεί κάποιον κόμβο που έχει καλύτερη πληροφορία πλαισίου. Στην περίπτωση που κανένας από τους γειτονικούς κόμβους δεν έχει καλύτερη πληροφορία, ο κόμβος i κινείται τυχαία ψάχνοντας για «φρέσκια» πληροφορία πλαισίου. Αυτή η συμπεριφορά είναι τελείως διαφορετική από την αντίστοιχη της περίπτωσης όπου πληροφορία πλαισίου δεν γίνεται ποτέ απαρχαιωμένη, αρκεί ο γειτονικός leader κόμβος j να συνεχίσει να διαθέτει «φρέσκια» πληροφορία πλαισίου. Τέλος, ο κόμβος i ενδέχεται να προσεγγίζει μια πηγή και, έπειτα, την ακολουθεί πάντα.

8.3.3 Συνεργατική Ανακάλυψης Πλαισίου

«Συνεργατική συμπεριφορά» (collaborative behavior) ονομάζεται η συμπεριφορά κατά την οποία ένας κόμβος αφήνει να διαρρεύσει προς τους υπόλοιπους κόμβους τον «δικό» του leader κόμβο (βλέπε Σχήμα 8.3). Αυτό σημαίνει ότι κατά τη διαδικασία αναζήτησης οι κόμβοι λειτουργούν με πνεύμα συνεργασίας όταν διαφημίζουν το leader κόμβο που ακολουθούν στους γειτονικούς κόμβους. Το γεγονός αυτό ενδέχεται να οδηγήσει σε μείωση του χρόνου αναζήτησης πληροφορίας πλαισίου για κάποιους κόμβους.

Συγκεκριμένα, ας υποθέσουμε ότι ο κόμβος i ακολουθεί το leader κόμβο $j \in V_i$, όπου V_i είναι η το σύνολο των γειτονικών κόμβων του κόμβου i , προκειμένου να διατηρεί «φρέσκια» την πληροφορία πλαισίου x τη χρονική στιγμή k . Υιοθετώντας τη συνεργατική συμπεριφορά, ο κόμβος i στέλνει μήνυμα στους γειτονικούς κόμβους $e \in V_i$, ανακοινώνοντας ότι ο j κουβαλά «φρέσκια» πληροφορία πλαισίου. Πρέπει να σημειωθεί η σιωπηλή υπόθεση ότι οι αποδέκτες αυτού του μηνύματος αξιολογούν την πληροφορία πλαισίου με την ίδια συνάρτηση εγκυρότητας που χρησιμοποιεί ο αποστολέας i . Διαφορετικά, η πληροφορία ότι ο κόμβος j είναι leader και διαθέτει «φρέσκια» πληροφορία πλαισίου δεν έχει αξία. Μετά τη διαφήμιση του leader, οι γειτονικοί κόμβοι με απαρχαιωμένη πληροφορία πλαισίου είναι σε θέση να ακολουθήσουν τον υποδεικνυόμενο leader κόμβο j .

Το ζήτημα που ανακύπτει μέσα από τη συνεργατική συμπεριφορά του κόμβου i είναι αυτό της «πλημμύρας» του μηνύματος του leader προς τους υπόλοιπους κόμβους που ανήκουν στο V_i . Συγκεκριμένα, αν ο κόμβος i διαφημίσει το leader κόμβο στους γειτονικούς σύμφωνα με την περίπτωση στην παράγραφο 8.3.1, συντρέχει ο κίνδυνος της αύξησης της κατανάλωσης ενέργειας που οφείλεται στην αδιάλειπτη και συνεχή επικοινωνία. Η συνεργατική συμπεριφορά επιχειρεί να ελαττώσει το χρόνο αναζήτησης πληροφορίας για κάποιους κόμβους με τίμημα την κατανάλωση ενέργειας για τους κόμβους i, j . Για αυτό το λόγο υιοθετούμε την επιδημική διάδοση του διαφημιστικού μηνύματος του leader κόμβου με αποτέλεσμα τη ειδοποίηση μόνο ενός ποσοστού των γειτονικών κόμβων που επιλέγονται τυχαία.

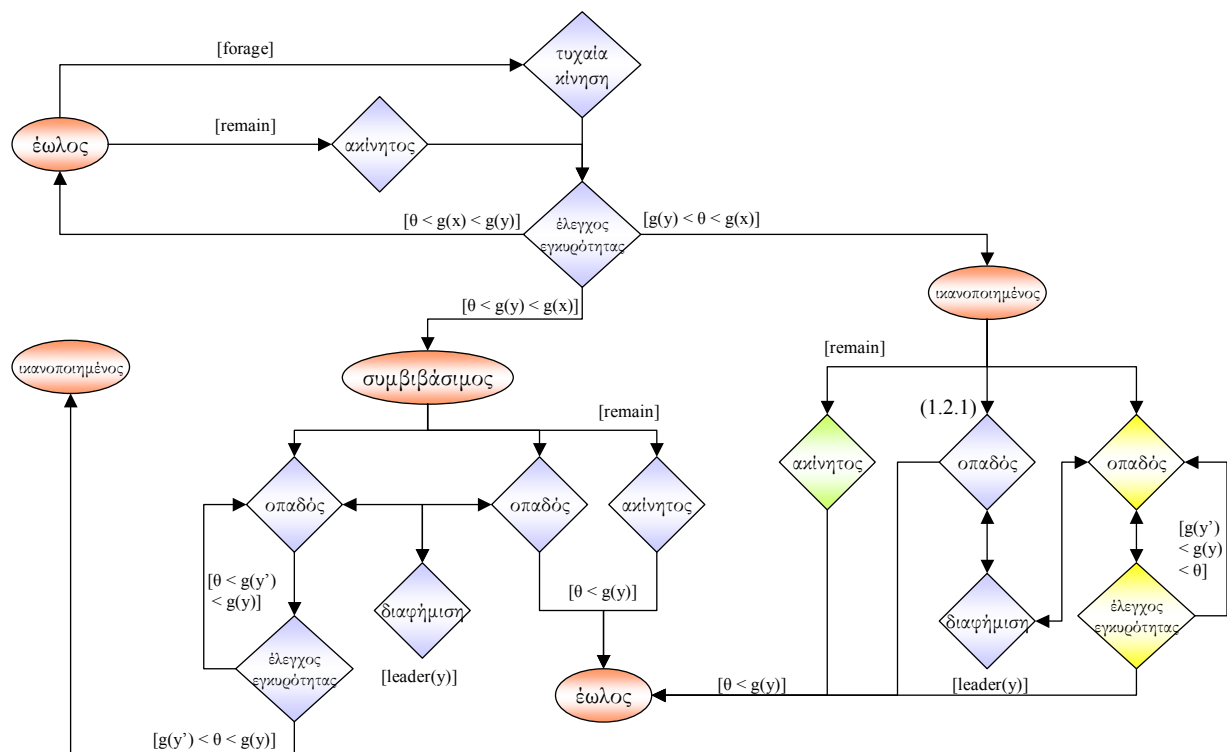
Επιπλέον, άλλοι κόμβοι που αγνοούν την ύπαρξη του leader, κινούνται προς άλλες κατευθύνσεις με την ελπίδα της ανίχνευσης άλλων leader κόμβων, περιορίζοντας με αυτόν τον τρόπο το ενδεχόμενο της «τελμάτωσης». Η τελμάτωση αφορά την κατάσταση

κατά την οποία οι κόμβοι σταματούν να ψάχνουν για εναλλακτικές λύσεις, δηλαδή leaders. Αυτό σημαίνει ότι ίσως υπάρχουν leader κόμβοι σε άλλες περιοχές που παρέχουν «φρέσκια» πληροφορία πλαισίου ή ακόμα πιο «φρέσκια» από την αντίστοιχη του διαφημιζόμενου leader κόμβου j . Επομένως, η επιδημική διάδοση προσφέρει δύο πλεονεκτήματα:

- Ο leader κόμβος j δεν ακολουθείται από έναν μεγάλο αριθμό γειτονικών κόμβων, και
- ίσως υπάρχουν άλλοι leader κόμβοι που διαθέτουν πιο «φρέσκια» πληροφορία πλαισίου από αυτή του leader j . Ειδικά για τους κόμβους που προσπαθούν να γίνουν κόμβοι σε κατάσταση «ικανοποιημένος», είναι καλύτερο να μην ειδοποιηθούν για την παρουσία του leader j , έτσι ώστε να συνεχίσουν να ερευνούν για πιο «φρέσκια» πληροφορία.

Επιπρόσθετα, ο σκοπός των κόμβων κατά την αναζήτηση είναι η μικρότερη δυνατή επιβάρυνση του δικτύου καθώς και η εξοικονόμηση ενέργειας που σχετίζεται με τα μηνύματα που ανταλλάσσονται χάριν επικοινωνίας και συνδεσιμότητας και ενέργειας αναμονής για ανακάλυψη προτιμητέας πληροφορίας πλαισίου.

Το Σχήμα 8.4 αναφέρεται σε έναν γράφο που απεικονίζει όλες τις πολιτικές ανακάλυψης πλαισίου βάσει των μεταβάσεων καταστάσεων των κόμβων. Πολλά και διαφορετικά πρότυπα συμπεριφοράς μπορούν να ληφθούν υπό όψιν κατά τα οποία ο κάθε κόμβος εστιάζει στην ελάχιστη κατανάλωση ενέργειας και στον ελάχιστο χρόνο ανακάλυψης πλαισίου βάσει κάποιων συμπεριφορών κινητικότητας, συνεργατικότητας και απληστίας.



Σχήμα 8.4. Γράφος πολιτικών ανακάλυψης πληροφορίας πλαισίου

8.4. Μελέτη Επιδόσεων στην Ανακάλυψη Πλαισίου

Στην παράγραφο αυτή μελετάμε την συμπεριφορά του αλγορίθμου ανακάλυψης πλαισίου εστιάζοντας στο ποσοστό των κόμβων που βρίσκονται στην κατάσταση «ικανοποιημένος» και στην αποδοτικότητα του αλγορίθμου βάσει πολιτικών ανακάλυψης πλαισίου. Συγκεκριμένα μελετάμε:

- την επίδραση της υιοθέτησης των αντικειμενικών και υποκειμενικών εκτιμήσεων στην πλοήγηση ενός οπαδού,
- την κινητική συμπεριφορά των κόμβων όταν βρίσκονται στις καταστάσεις «έωλος» και «ικανοποιημένος» και, τέλος,
- την αποδοτικότητα της άπληστης συμπεριφοράς των οπαδών κατά την ανακάλυψη του πλαισίου.

Στον Πίνακα 8-1, οι γραμμές αναφέρονται στο κατά πόσο ένας οπαδός υιοθετεί, πέραν της υποκειμενικής εκτίμησης, και την αντικειμενική εκτίμηση στην πλοήγησή του στην διαδικασία ανακάλυψη πλαισίου. Οι στήλες αναφέρονται στις πολιτικές κατά τις οποίες ο κόμβος είτε ακολουθεί τον κόμβο με το καλύτερο από αυτόν πλαίσιο (οπαδός), είτε κινείται τυχαία όταν αποκτήσει το πλαίσιο που επιθυμούσε, είτε γίνεται άπληστος επιθυμώντας πάντα να έχει το καταλληλότερο πλαίσιο. Για κάθε μια από τις πολιτικές αυτές, μελετάμε την αξιοπιστία του αλγορίθμου, δηλαδή, ποσοστό κόμβων που έχουν

βρει το κατάλληλο για αυτούς πλαίσιο, και την αποδοτικότητα του αλγορίθμου, δηλαδή, το ποσοστό ενέργειας που δαπανήθηκε προκειμένου να αναζητηθεί το κατάλληλο πλαίσιο. Επίσης, σημαντικό ρόλο παίζει η συχνότητα απαρχαίωσης του πλαισίου. Όταν το πλαίσιο απαρχαιώνεται ταχύτατα, τότε οι κόμβοι πρέπει διαρκώς να ανανεώνουν τις αποφάσεις τους. Όπως θα παρατηρηθεί, η αξιοπιστία του αλγορίθμου συγκλίνει σε μια τιμή υποδεικνύοντας την δυναμική κατάσταση του συστήματος. Ο ρυθμός σύγκλισης είναι εκθετικός με απόσβεση αναλογική την συχνότητας απαρχαίωσης του πλαισίου.

Πίνακας 8-1. Παράμετροι πολιτικών ανακάλυψης πλαισίου

Πολιτική	Συμπεριφορά			
	Οπαδός	Ανεξάρτητος	Άπλητος	Συνεργατικός
Αντικειμενική Εκτίμηση				
Ναι	A	B	Γ	Δ
Όχι	E	-	Z	-

➤ Το πείραμα που αναφέρεται στην πολιτική **A** μελετά την συμπεριφορά των κόμβων που στην κατάσταση «έωλος» είναι ακίνητοι και σε κάθε άλλη κατάσταση θυμούνται το διάνυσμα θέσης που αντιστοιχούσε στην αντικειμενική καλύτερη εκτίμηση πλαισίου. Η πληροφορία αυτή όμως χρησιμοποιείται εφόσον δεν θεωρηθεί απαρχαιωμένη από τον κόμβο και είναι καλύτερη από την τρέχουσα αντικειμενική εκτίμηση. Αυτό οδηγεί στο γεγονός ότι, ο κόμβος προσπαθεί να μην απομακρυνθεί πολύ από την γειτονιά όπου εντόπισε κάποιο κατάλληλο πλαίσιο. Από την άλλη όμως, στην πολιτική **A**, ο κόμβος ακολουθεί κατά ένα ποσοστό τον κόμβο που περιέχει καταλληλότερο από αυτόν πλαίσιο. Ενδεχομένως, ο κόμβος που ακολουθεί μπορεί να είναι πηγή και τότε πάντα τόσο η αντικειμενική όσο και η υποκειμενική εκτίμηση θα πλοηγούν τον οπαδό σε φρέσκο πλαίσιο. Στην περίπτωση όμως που ο κόμβος που ακολουθεί δεν είναι πηγή και ενδέχεται το πλαίσιο του να απαρχαιωθεί, τότε ο οπαδός κατευθύνεται στην γειτονιά με την τρέχουσα καλύτερη εκτίμηση εγκυρότητας πλαισίου. Με άλλα λόγια, ο οπαδός που ακολουθεί την πολιτική **A** δεν μένει τις περισσότερες φορές απομονωμένος από κάποια γειτονιά όπου το πλαίσιο είναι ως επί τον πλείστον καλύτερο από αυτό που κουβαλάει. Προφανώς, ο οπαδός της πολιτικής **A** καταναλώνει ενέργεια ώστε να εντοπίζει διαρκώς το διάνυσμα θέσης που αντιστοιχεί στην αντικειμενική εκτίμηση προκειμένου να βρίσκεται σε χώρους όπου υπάρχει τουλάχιστο καταλληλότερη πληροφορία πλαισίου.

➤ Η πολιτική **B** αναφέρεται στην πολιτική κατά την οποία οι κόμβοι που είναι σε κατάσταση «έωλος» είναι ακίνητοι και σε κάθε άλλη κατάσταση θυμούνται το διάνυσμα θέσης που αντιστοιχούσε στην αντικειμενική καλύτερη εκτίμηση πλαισίου ενώ όμως δεν ακολουθούν τον κόμβο από τον οποίο έλαβαν το καταλληλότερο πλαίσιο. Αντιθέτως, οι κόμβοι αυτοί, που δεν είναι πλέον οπαδοί αλλά κινούνται ανεξάρτητα, συνεχίζουν όμως να εντοπίζουν το διάνυσμα θέσης καλύτερης αντικειμενικής εκτίμησης. Με τον τρόπο όμως αυτόν, διαχέονται περισσότερο στο χώρο, αφού το μοντέλο κινητικότητάς τους είναι πάλι τυχαίο και δεν ακολουθεί το μοντέλο κινητικότητας του οδηγού τους. Έτσι, προκαλείται αύξηση της αξιοπιστίας του αλγορίθμου εφόσον παρευρίσκονται σε περισσότερες περιοχές του χώρου κομίζοντας έτσι την φρέσκια πληροφορία πλαισίου τους. Στην περίπτωση δε που το πλαίσιο τους απαρχαιώνεται, τότε, ακολουθούν το διάνυσμα θέσης καλύτερης αντικειμενικής εκτίμησης που ενδεχομένως να αντιστοιχεί σε μια γειτονιά κατάλληλου πλαισίου.

➤ Η πολιτική **Γ** αναφέρεται στην πολιτική κατά την οποία οι κόμβοι που είναι σε κατάσταση «έωλος» είναι ακίνητοι και σε κάθε άλλη κατάσταση θυμούνται το διάνυσμα θέσης που αντιστοιχούσε στην αντικειμενική καλύτερη εκτίμηση πλαισίου. Όμως ακολουθούν τον κόμβο από τον οποίο έλαβαν το καταλληλότερο πλαίσιο και συνεχίζουν να ψάχνουν για ακόμη καλύτερο πλαίσιο ακόμη και στην περίπτωση όπου είναι πλήρως ικανοποιημένοι. Αυτή η άπληστη συμπεριφορά φυσικά επιφέρει πολύ μειωμένη αποδοτικότητα του αλγορίθμου εφόσον ο άπληστος πλέον οπαδός είναι σε διαρκής αναζήτηση πλαισίου, ακόμη και στην περίπτωση όπου έχει βρει το κάλλιστο. Σημαντική είναι η περίπτωση στην οποία ο άπληστος οπαδός έχει εντοπίσει μια πηγή. Τότε σύμφωνα με την πολιτική αυτή, ο οπαδός δεν θα αποκλίνει ποτέ από το μοντέλο κινητικότητας της πηγής εφόσον, η πηγή θα περιέχει πάντα το φρέσκο πλαίσιο. Αξίζει να σημειωθεί ότι στην πολιτική **A** ο οπαδός ενδέχεται να προσκολληθεί στον οδηγό του και να αψηφήσει μια ενδεχόμενη επικοινωνία με μια πηγή, όπου θα τον οδηγούσε σε διαρκώς φρέσκο πλαίσιο, κάτι που συμβαίνει στην πολιτική **Γ**.

➤ Η πολιτική **E** αναφέρεται στην πολιτική κατά την οποία οι κόμβοι που είναι σε κατάσταση «έωλος» είναι ακίνητοι και σε κάθε άλλη κατάσταση δεν θυμούνται το διάνυσμα θέσης που αντιστοιχούσε στην αντικειμενική καλύτερη εκτίμηση πλαισίου. Αυτό σημαίνει ότι δεν απαιτείται διαρκώς υπολογισμός της

αντικειμενικής μετρικής εκτίμησης και απλά ο οπαδός ακολουθεί πάντα την κατεύθυνση του οδηγού του. Στην περίπτωση που το πλαίσιο του οδηγού του οπαδού απαρχαιωθεί, τότε ο οπαδός δεν έχει καμία απόφαση για το που θα μετακινηθεί. Η επιλογή του στην πολιτική αυτή είναι να παραμείνει ακίνητος με κατάσταση «έωλος» όπως ξεκίνησε στην αρχή. Προφανώς, το σενάριο της τυχαίας κίνησης όταν βρίσκεται στην κατάσταση «έωλος» είναι εφικτό, και όπως θα δειχθεί παρακάτω, η κινητικότητα των κόμβων (οπαδών ή όχι) αυξάνει, προφανώς, την αξιοπιστία του αλγορίθμου.

➤ Η πολιτική **Z** αναφέρεται στην πολιτική κατά την οποία οι κόμβοι που είναι σε κατάσταση «έωλος» είναι ακίνητοι και σε κάθε άλλη κατάσταση δεν θυμούνται το διάνυσμα θέσης που αντιστοιχούσε στην αντικειμενική καλύτερη εκτίμηση πλαισίου. Όμως ακολουθούν τον κόμβο από τον οποίο έλαβαν το καταλληλότερο πλαίσιο και συνεχίζουν να ψάχνουν για ακόμη καλύτερο πλαίσιο ακόμη και στην περίπτωση όπου είναι πλήρως ικανοποιημένοι. Αυτή η άπληστη συμπεριφορά φυσικά επιφέρει πολύ μειωμένη αποδοτικότητα του αλγορίθμου εφόσον ο άπληστος πλέον οπαδός είναι σε διαρκής αναζήτηση πλαισίου, ακόμη και στην περίπτωση όπου έχει βρει το κάλλιστο. Αξίζει να σημειωθεί ότι διαφέρει από την άπληστη συμπεριφορά των κόμβων της πολιτικής **Γ** στο σημείο ότι, ο άπληστος οπαδός που υιοθετεί την πολιτική **Z** ακολουθεί πιστά του οδηγό του χωρίς να υπολογίζει διαρκώς την αντικειμενική μετρική καταλληλότητας, δείχνοντας εμπιστοσύνη στον οδηγό του. Στην περίπτωση εντοπισμού πηγής, τότε η συμπεριφορά είναι ίδια με αυτή της πολιτικής **Γ**.

➤ Η πολιτική **Δ** αναφέρεται στην πολιτική κατά την οποία οι κόμβοι που είναι σε κατάσταση «έωλος» είναι ακίνητοι και σε κάθε άλλη κατάσταση θυμούνται το διάνυσμα θέσης που αντιστοιχούσε στην αντικειμενική καλύτερη εκτίμηση πλαισίου. Επίσης, οι οπαδοί που είναι σε κατάσταση «συμβιβάσιμος» και «ικανοποιημένος» διαφημίζουν στους οπαδούς που είναι σε κατάσταση «έωλος» αλλά και σε κατάσταση «συμβιβάσιμος» τον οδηγό που ακολουθούν. Η μετάδοση διαφήμισης γίνεται με επιδημική μετάδοση πιθανότητας μόλυνσης $\beta = 0.5$ (βλέπε Κεφάλαια 6 και 7 για επιδημική μετάδοση πληροφορίας), ώστε να αποφευχθεί το φαινόμενο αποτελμάτωσης, όπως αναφέρθηκε στην παράγραφο 8.3.3. Προφανώς, η αξιοπιστία του αλγορίθμου αυξάνει αλλά όμως η

κατανάλωση ενέργειας για την διαφήμιση του οδηγού επιφέρει πρόσθετο φόρτο επικοινωνίας.

Πέραν των πολιτικών, ο ρυθμός με τον οποίο ανακτάται το πλαίσιο, σ (σε μονάδα: χρόνος⁻¹), το πλήθος των πηγών, N , η ακτίνα δράσης επικοινωνίας, R , η κινητική συμπεριφορά των οπαδών και των πηγών παίζουν επιπρόσθετο σημαντικό ρόλο στον τρόπο ανακάλυψης και διάδοσης πλαισίου. Μελετάται η περίπτωση στην οποία έχουμε κινούμενες πηγές για σταθερές τιμές των σ , N και R .

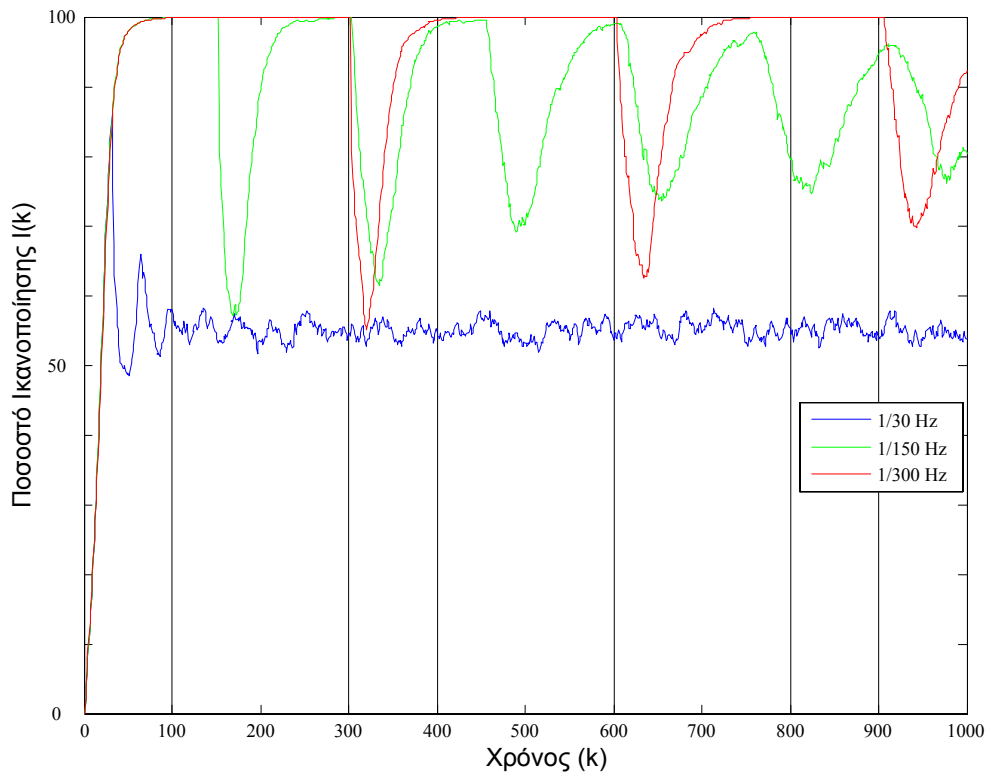
- Υπολογίζουμε το ποσοστό των κόμβων $I(k)$ που είναι στην κατάσταση «ικανοποιημένος» κάθε χρονική στιγμή k , δηλαδή την αξιοπιστία του αλγορίθμου.
- Υπολογίζεται η αποδοτικότητα του αλγορίθμου, $a(k)$, για κάθε μια πολιτική κάθε χρονική στιγμή k και,
- Υπολογίζεται η μέση τιμή της συνάρτησης εγκυρότητας όλων των κόμβων, $g(k)$, κάθε χρονική στιγμή k .

Το ποσοστό $I(k)$ ουσιαστικά συγκλίνει στην μέγιστη τιμή αξιοπιστίας του αλγορίθμου για καθορισμένη πολιτική, εφόσον υπάρχουν ταλαντώσεις στην αρχική περίοδο ανακάλυψης πλαισίου λόγω της συχνότητας απαρχαίωσης πληροφορίας σ . Η τιμή $g(k)$ αναμένεται να είναι η ελάχιστη και να συγκλίνει στην ελάχιστη αυτή τιμή. Η ελάχιστη τιμή είναι τουλάχιστον $\eta \sigma^{-1}$ εφόσον όλοι οι κόμβοι (οπαδοί) επιθυμούν τουλάχιστον να έχουν φρέσκο πλαίσιο κάτω από το καθορισμένο κατώφλι εγκυρότητας. Από χρόνο μεγαλύτερο από σ^{-1} το πλαίσιο απαρχαιώνεται και πρέπει να ανακτηθεί πάλι.

Πασιφανώς, μπορεί για κάποιες πολιτικές το ποσοστό των ικανοποιημένων κόμβων να είναι μεγαλύτερο από κάποιες άλλες πολιτικές, αλλά, όμως, βασικό είναι η μέση τιμή της εγκυρότητας $g(k)$ όλων των κόμβων πρέπει να είναι η ελάχιστη δυνατή. Για παράδειγμα, εάν με την πολιτική X , το ποσοστό I_X συγκλίνει στην τιμή 60% και για την πολιτική Y το ποσοστό I_Y συγκλίνει στην τιμή 90%, αυτό σημαίνει ότι οι κόμβοι που ακολούθησαν την πολιτική Y θα είναι περισσότερο ικανοποιημένοι από αυτούς που ακολούθησαν την πολιτική X . Παρόλα αυτά όμως, πρέπει να ληφθεί υπόψη το κατά πόσο ικανοποιημένοι εμφανίζονται οι κόμβοι. Δηλαδή, το κατά πόσο η τιμή της εγκυρότητας του πλαισίου είναι «μακριά» από την τιμή του κατωφλίου. Με την υιοθέτηση της πολιτικής X , το ποσοστό εγκυρότητας συγκλίνει στην τιμή σ^{-1} ενώ με την πολιτική Y το ποσοστό εγκυρότητας συγκλίνει σε μεγαλύτερη τιμή. Αυτό σημαίνει ότι οι κόμβοι στην πολιτική X είναι περισσότεροι ικανοποιημένοι αλλά όμως ενδέχεται να είναι λιγότεροι αυτοί που είναι στην κατάσταση «ικανοποιημένος». Για τον λόγο αυτό εξετάζουμε όλες τις

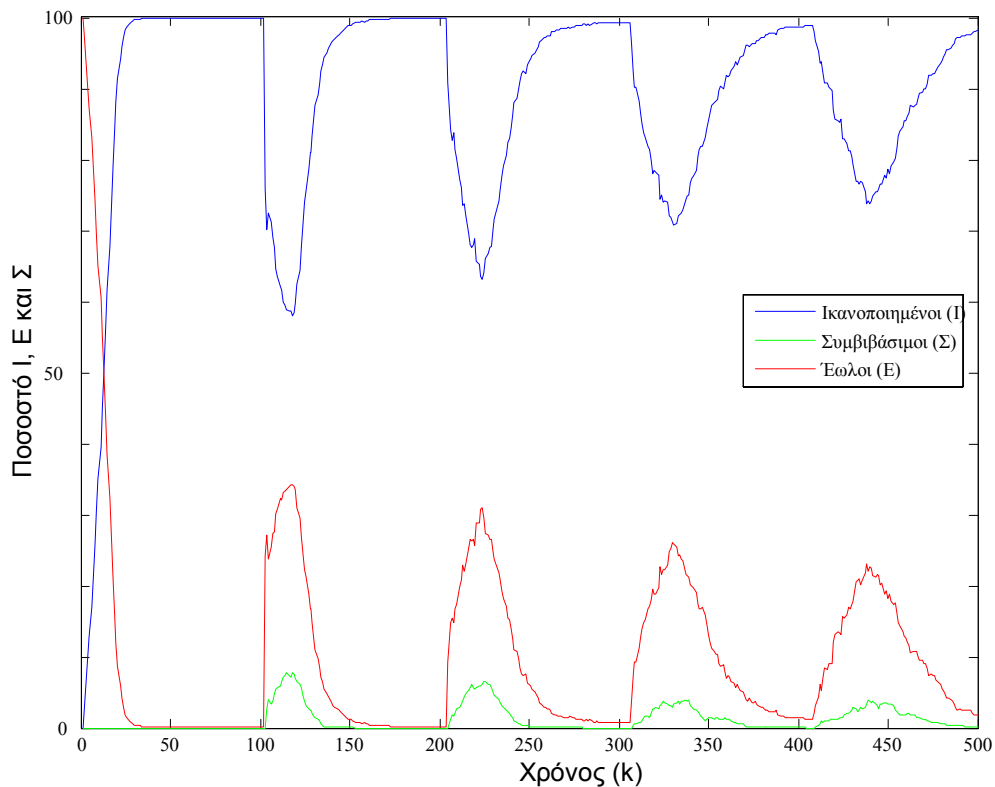
πολιτικές με όλες τις αναφερόμενες μετρικές για να λάβουμε μια πιο εύληπτη και αντικειμενική άποψη για την καταλληλότητα κάθε πολιτικής.

Στο Σχήμα 8.5 απεικονίζεται η τιμή του ποσοστού ικανοποίησης $I(k)$ για την πολιτική **A** σε διάφορες τιμές ρυθμού απαρχαίωσης πλαισίου σ . Παρατηρείται πως όσο ο ρυθμός απαρχαίωσης πλαισίου είναι μικρός (δηλαδή $\sigma = 1/150$, $\sigma = 1/300$) τόσο οι κόμβοι μέχρι να απαρχαιωθεί το πλαίσιο έχουν φτάσει σε μεγάλα επίπεδα ικανοποίησης (μέσω μεγάλων τιμών του $I(k)$). Στην περίπτωση όμως που το πλαίσιό τους απαρχαιώνεται τότε, το ποσοστό μειώνει εκθετικά. Με την πάροδο όμως του χρόνου, οι μεταβολές αυτές μειώνονται και τελικά το ποσοστό συγκλίνει σε σταθερές τιμές. Αυτό συμβαίνει διότι, στην αρχή όλοι οι κόμβοι δεν μπορούν να ανακαλύψουν ταυτόχρονα το πλαίσιο. Έτσι, το πλαίσιο των κόμβων που το είχαν ήδη ανακαλύψει απαρχαιώνεται ενώ ενδέχεται τότε κάποιοι κόμβοι να ανακαλύπτουν φρέσκο πλαίσιο. Συνεπώς, οι κόμβοι που μετέπεσαν στην κατάσταση «έωλος» μπορούν να ανακαλύψουν το πλαίσιο από άλλους γειτονικούς κόμβους, που εκείνη την στιγμή το ανακάλυψαν. Για πολύ μεγάλο ρυθμό απαρχαίωσης (δηλαδή $\sigma = 1/30$), το ποσοστό $I(k)$ ταλαντεύεται και συγκλίνει σε μια σταθερή τιμή ποσοστού που είναι όμως μικρότερη για μεγαλύτερο ρυθμό. Αξίζει να σημειωθεί ότι, στην περίπτωση που το πλαίσιο απαρχαιώνεται τότε, οι κόμβοι μεταβαίνουν στην κατάσταση «έωλος» και μέχρι να μεταβούν πάλι στην κατάσταση «ικανοποιημένος» μεταπίπτουν στην κατάσταση «συμβιβάσιμος» ώστε τουλάχιστον να πλοηγούνται σε περιοχές όπου υπάρχει ήδη φρέσκο πλαίσιο. Συμβιβάζονται έτσι με πλαίσιο που είναι προτιμότερο από το απαρχαιωμένο τους, αλλά όμως συνεχίζουν την ανακάλυψή του έως ότου μεταβούν στην κατάσταση «ικανοποιημένος».



Σχήμα 8.5. Ποσοστό ικανοποιημένων κόμβων $I(k)$ σε σχέση με τον ρυθμό απαρχαίωσης (σ) σε Hz για την πολιτική **A.**

Στο Σχήμα 8.6 απεικονίζεται το ποσοστό των κόμβων που είναι σε κατάσταση «συμβιβάσιμος» βάσει της πολιτικής **A**. Οι κόμβοι μεταπίπτουν στην κατάσταση αυτή, ως μια ενδιάμεση κατάσταση έως ότου ικανοποιηθούν πλήρως. Η βοηθητική αυτή κατάσταση είναι χρήσιμη διότι, λειτουργεί ως οδηγός των κόμβων σε χώρους όπου υπάρχει λιγότερο απαρχαιωμένο πλαίσιο από αυτό που βρίσκονται. Συνεπώς, οι κόμβοι τείνουν σε περιοχές όπου η πιθανότητα ανακάλυψης φρέσκου πλαισίου είναι μεγάλη. Στο Σχήμα 8.6, όταν ο ρυθμός απαρχαίωσης είναι είτε μικρός είτε μεγάλος, το ποσοστό των κόμβων που μεταπίπτουν στην κατάσταση «συμβιβάσιμος» παραμένει σταθερό. Η μόνη διαφορά είναι ότι το ποσοστό αυτό εμφανίζεται πάντα την χρονική στιγμή που για πρώτη φορά το πλαίσιο απαρχαιώνεται. Δηλαδή, για ρυθμό $\sigma = 1/100$ Hz, τότε εμφανίζεται ένα ποσοστό συμβιβάσιμων κόμβων από την χρονική στιγμή 100 (από την αρχή του πειράματος) και συγκλίνει σε μια σταθερή τιμή. Η σύγκλιση αυτή υποδηλώνει ότι πάντα ο αλγόριθμος προσπαθεί να πλοηγεί τους κόμβους / οπαδούς σε μέρη με ικανοποιητικής ποιότητας πλαίσιο. Ειδικά στην περίπτωση όπου ένας οπαδός απαρχαιώνεται κατέχει μια ελάχιστη γνώση ώστε να πλοηγηθεί σε χώρους που περιέχουν κόμβους σχετικά κοντά σε πηγές.

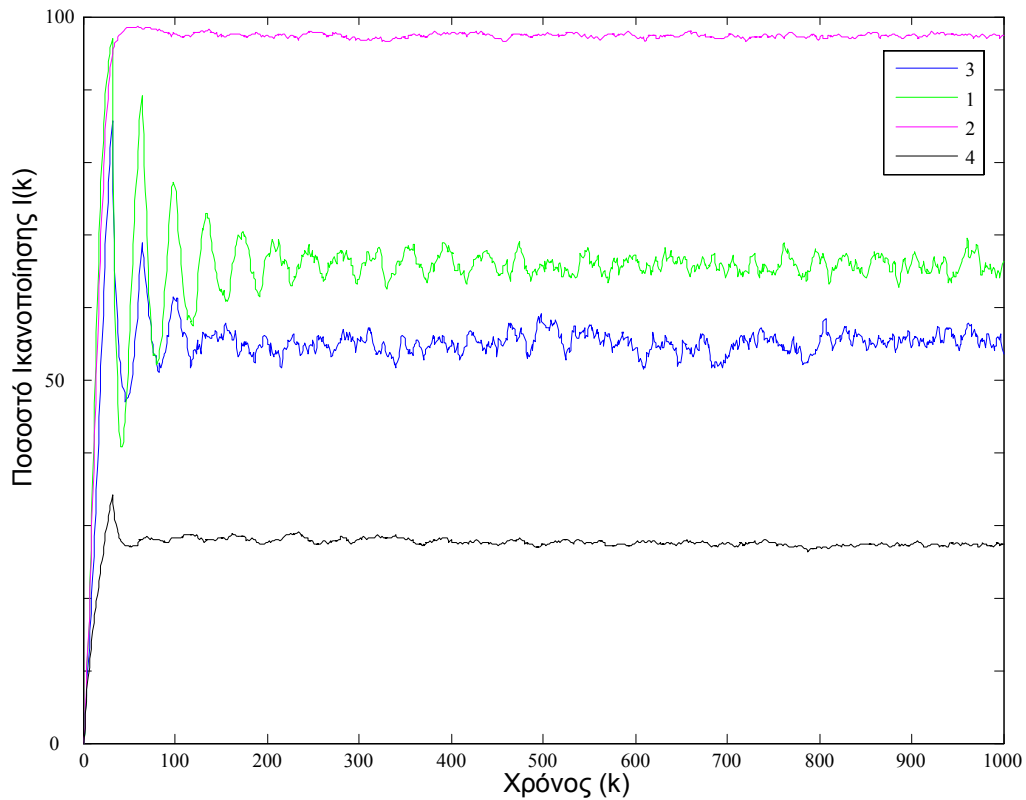


Σχήμα 8.6. Ποσοστό ικανοποιημένων (I), εώλων (E) και συμβιβάσιμων (Σ) κόμβων.

Στο Σχήμα 8.7 απεικονίζεται η επίδραση την κινητικότητας στην ανακάλυψη πλαισίου για την πολιτική **A**. Συγκεκριμένα, απεικονίζεται το ποσοστό ικανοποίησης $I(k)$ των κόμβων όταν:

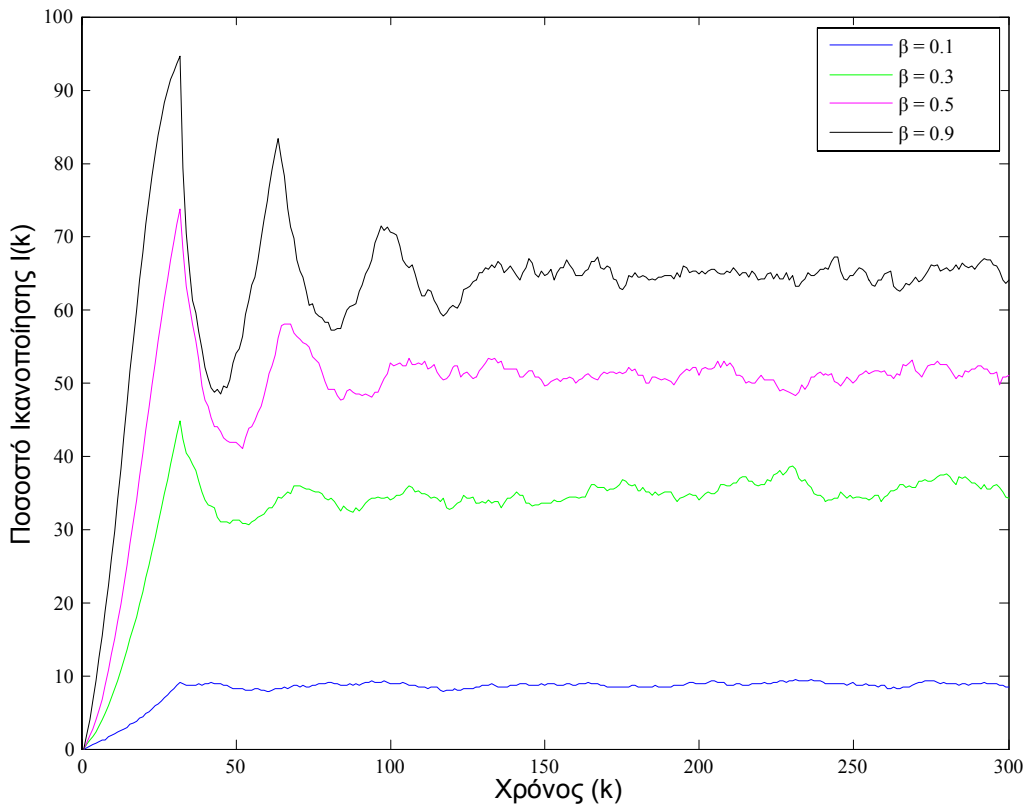
- ο κόμβος κινείται όταν είναι σε κατάσταση «έωλος» και όταν είναι κατάσταση «ικανοποιημένος» (γράφημα 1),
- ο κόμβος κινείται όταν είναι σε κατάσταση «έωλος» και όταν είναι σε κατάσταση «ικανοποιημένος» και «άπληστος» (γράφημα 2),
- ο κόμβος δεν κινείται όταν είναι σε κατάσταση «έωλος» αλλά μόνον όταν είναι σε κατάσταση «ικανοποιημένος» (γράφημα 3), και τέλος,
- ο κόμβος δεν κινείται όταν είναι είτε σε κατάσταση «έωλος» είτε σε κατάσταση «ικανοποιημένος» (γράφημα 4).

Προφανώς η κινητικότητα των κόμβων ανάλογα σε πια κατάσταση είναι παίζει μεγάλο ρόλο στην εύρεση του καταλληλότερου πλαισίου. Παρόμοια συμπεριφορά εμφανίζεται και στις άλλες πολιτικές.



Σχήμα 8.7. Επίδραση της κινητικότητας των κόμβων ανάλογα με την κατάστασή τους για την πολιτική A.

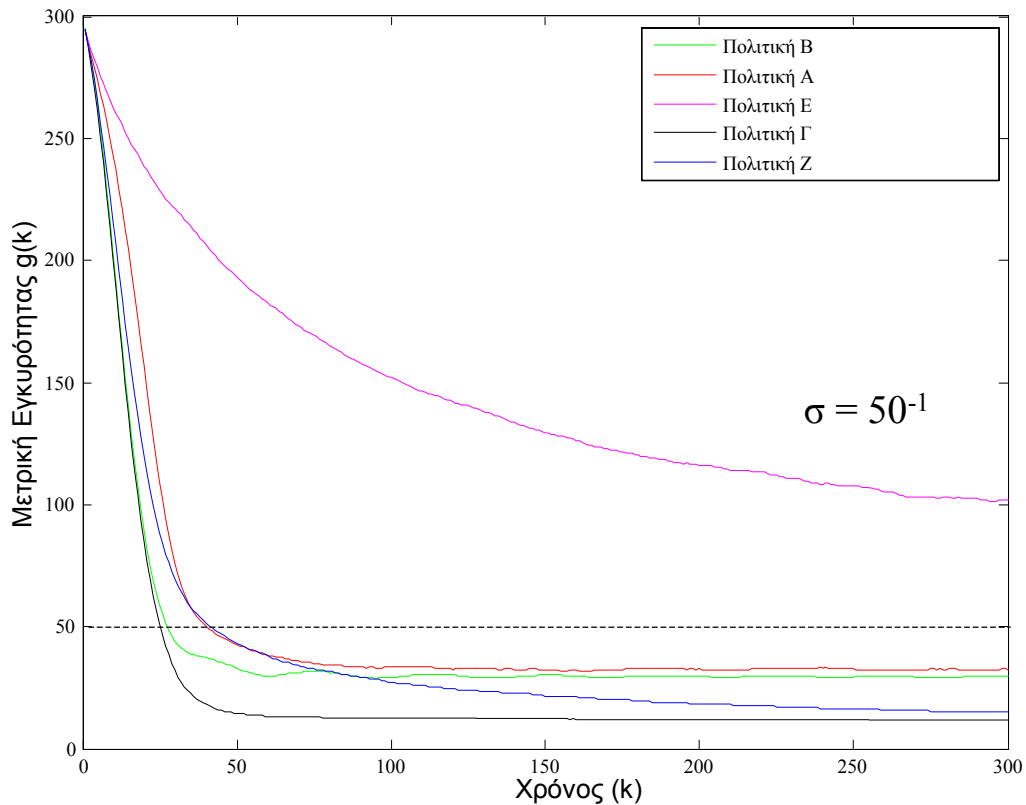
Στο Σχήμα 8.8 απεικονίζεται η επίδραση του επιδημικού μοντέλου διάχυσης πληροφορίας πλαισίου κατά την ανακάλυψη του πλαισίου της πολιτικής Δ . Συγκεκριμένα, στον αλγόριθμο ανακάλυψης πλαισίου ένας οπαδός i ελέγχει την γειτονική του περιοχή για τον εντοπισμό κόμβων που ενδέχεται να έχουν πιο κατάλληλο πλαίσιο από αυτόν. Η επιλογή αυτή γίνεται ρωτώντας όλη την γειτονιά του $\mathbf{J} = V_i$. Στην περίπτωση που οι γείτονες του οπαδού i ερωτηθούν με πιθανότητα β , δηλαδή, $\mathbf{J} \subseteq V_i$, τότε το αποτέλεσμα του ποσοστού ικανοποίησης όλων των κόμβων απεικονίζεται στο Σχήμα 8.8, για διάφορες τιμές του β .



Σχήμα 8.8. Επίδραση επιδημικού μοντέλου διάδοσης πληροφορίας πλαισίου για διάφορες τιμές πιθανότητας μόλυνσης (β)

Στο

Σχήμα 8.9 απεικονίζεται το ποσοστό $g(k)$ για όλα τις πολιτικές για ρυθμό απαρχαίωσης $\sigma = 50^{-1}$. Συγκεκριμένα, όλες οι πολιτικές επιθυμούν να ελαχιστοποιήσουν το ποσοστό $g(k)$ και, κατ' επέκταση, επιθυμούν να πετύχουν τελική τιμή μικρότερη του σ^{-1} , δηλαδή κάτω από την τιμή 50. Η τιμή αυτή δηλώνει το κατώφλι εγκυρότητας του πλαισίου. Παρατηρείται ότι, όλες οι πολιτικές εκτός από την **E** συγκλίνουν σε μια βέλτιστη λύση. Προφανώς, ο συνυπολογισμός του διανύσματος θέσης ανακάλυψης πλαισίου βάσει της υποκειμενικής μετρικής επιφέρει την ελάχιστη τιμή σύγκλισης για την μέση μετρική εγκυρότητας. Αξίζει να σημειωθεί ότι, η πολιτική **Γ** του άπληστου οπαδού επιφέρει την ελάχιστη συγκλίνουσα τιμή της μετρικής g και από την πολιτική **Z** του άπληστου οπαδού, με τίμημα βέβαια την υπερβολική κατανάλωση ενέργειας, έναντι των άλλων πολιτικών. Συμπερασματικά, όλες οι πολιτικές εστιάζουν την ελαχιστοποίηση της μέσης μετρικής εγκυρότητας g εφόσον οι οπαδοί / κόμβοι χρησιμοποιήσουν την αντικειμενική εκτίμηση της εγκυρότητας πλαισίου.



Σχήμα 8.9. Μετρική εγκυρότητας (g) για όλες τις πολιτικές ανακάλυψης πλαισίου.

Επίσης, μια καθολική μετρική για την εκτίμηση της πολιτικής ανακάλυψης πλαισίου είναι το ποσοστό ικανοποίησης των κόμβων συνδυαζόμενο με την κατανάλωσης ενέργειας, $\epsilon(k)$, που δαπανήθηκε κατά την εύρεση του καταλληλότερου πλαισίου. Δηλαδή, η αποδοτικότητα μιας πολιτικής ισούται με

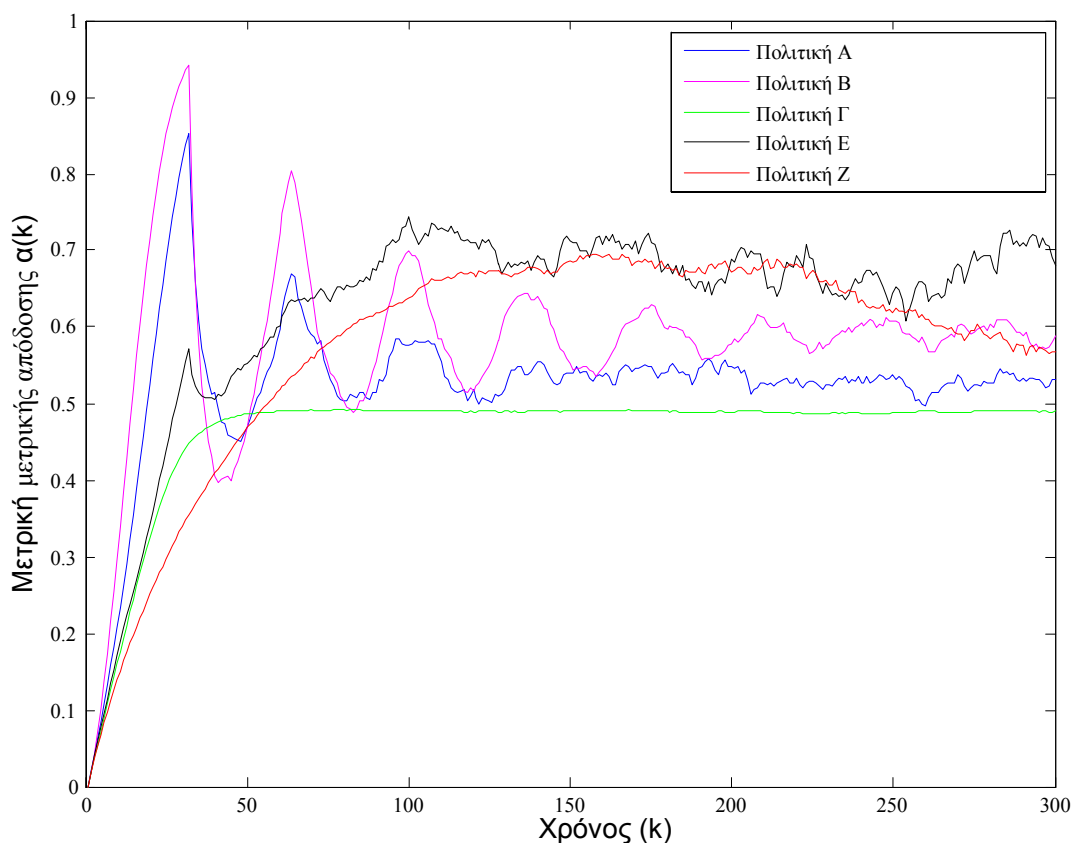
$$\alpha(k) = I(k) / \epsilon(k)$$

Όσο μεγαλύτερο είναι το ποσοστό $\alpha(k)$ τόσο αποδοτικότερη εμφανίζεται μια πολιτική. Παρόλα αυτά όμως, η μετρική αποδοτικότητας $\alpha(k)$ δεν υπονοεί την βέλτιστη πολιτική ανακάλυψης πλαισίου βάσει ποσοστού ικανοποίησης των κόμβων. Στο Σχήμα 8.10 απεικονίζεται η τιμή $\alpha(k)$ για κάθε πείραμα πολιτικής. Επισημαίνεται ότι, η πολιτική **E** επιφέρει την καλύτερη απόδοση αλλά όμως είναι η χειρίστη λύση για την ανακάλυψη πλαισίου αφού η μέση τιμή της συνάρτησης εγκυρότητας συγκλίνει σε μεγάλη τιμή. Επίσης, οι άπληστες πολιτικές **Γ** και **Z** είναι οι βέλτιστες πολιτικές στην ανακάλυψη πλαισίου εφόσον ελαχιστοποιούν πάρα πολύ την μέση συνάρτηση εγκυρότητας, αλλά όμως είναι οι λιγότερο αποδοτικές από πλευράς κατανάλωσης ενέργειας. Συνεπώς, επιλέγεται μια πολιτική που να ισοσταθμίζει την βελτιστοποίηση από πλευράς μετρικής εγκυρότητας και την ικανοποιητική αποδοτικότητα από πλευράς κατανάλωσης ενέργειας.

Για ισόποση ισοστάθμιση μεταξύ των πολιτικών, μπορεί να επιλεχθεί εκείνη που ελαχιστοποιεί την μετρική βελτίωσης

$$\gamma = 0.5 \cdot g^\# + 0.5 \cdot (1 - \alpha^\#),$$

όπου $g^\#$ είναι η συγκλίνουσα τιμή της g , $\alpha^\#$ είναι η μέση αποδοτικότητα α της πολιτικής. Έτσι, για τις πολιτικές έχουμε: $\gamma(\mathbf{A}) = 0.1635$, $\gamma(\mathbf{B}) = 0.1458$, $\gamma(\mathbf{\Gamma}) = 0.5127$, $\gamma(\mathbf{E}) = 0.5003$, $\gamma(\mathbf{Z}) = 0.4152$. Οι πολιτικές \mathbf{A} και \mathbf{B} είναι ικανοποιητικές βάσει της μετρικής γ .



Σχήμα 8.10. Τιμή της μετρικής απόδοσης (α) για κάθε μια πολιτική ανακάλυψης πλαισίου.

8.5. Συμπεράσματα

Το σύστημα Ανακάλυψης Πλαισίου ασχολείται με την ανάλογη φύση του επιδημικού μοντέλου όπου οι κόμβοι ανακαλύπτουν πληροφορία πλαισίου που τους αρμόζει βάσει συναρτήσεων εγκυρότητας. Η συνεισφορά είναι στα πεδία:

- Επέκταση του αλγορίθμου «νοημοσύνη του σμήνους» βάσει συναρτήσεων εγκυρότητας (χώρο-χρονική εγκυρότητα).
- Εφαρμογή στην ανακάλυψη πλαισίου,
- Εισαγωγή πολιτικών ανακάλυψης πλαισίου βάσει καταστάσεων.
- Μελέτη συμπεριφοράς πολιτικών ανακάλυψης πλαισίου.

9 ΣΧΕΤΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ

9.1. Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό αναφέρεται η βασικότερη σχετική έρευνα καθώς και σχετική σύγκριση με όλα τα ερευνητικά πεδία που εστίασε η διδακτορική διατριβή. Συγκεκριμένα, για κάθε κεφάλαιο αναφέρεται και η αντίστοιχη σχετική έρευνα. Η σειρά των υπο-παραγράφων του κεφαλαίου αυτού είναι σε αντιστοιχία με την σειρά των κεφαλαίων της διατριβής.

9.2. Σχετική Έρευνα στις Εφαρμογές Πληροφορίας Πλαισίου

Στη παράγραφο αυτή αναφέρουμε τις πιο βασικές πλατφόρμες παροχής υπηρεσιών επίγνωσης πληροφορίας πλαισίου σε συνδυασμό με τις εφαρμογές επίγνωσης κατάστασης που αναπτύχθηκαν στις πλατφόρμες αυτές. Συγκεκριμένα, η τεχνολογία των Smart-Its [61] αναφέρεται σε embedded συσκευές που αναρτώνται σε αντικείμενα καθημερινής χρήσης προσκειμένου να ανακτούν και να διαχέουν πληροφορία πλαισίου σε κινητούς χρήστες όπως επιτυγχάνεται με την τεχνολογία των Smart-CAPs [62]. Η εφαρμογή επίγνωσης κατάστασης Smart-Its Friends βασίζεται στις προαναφερθείσες τεχνολογίες. Σύμφωνα με την εφαρμογή αυτή ο κινητός χρήστης ενημερώνεται για την ύπαρξη ενός «φίλου» του σε μια καθορισμένη ακτίνα δράσης. Έτσι, οι δύο «φίλοι» μπορούν να εκκινήσουν μια διαδικασία επικοινωνίας και ανταλλαγής πληροφορίας πλαισίου για όσο χρόνο βρίσκονται σε ακτίνα δράσης. Οι εφαρμογές αυτού του τύπου αναφέρονται σε εφαρμογές επίγνωσης γειτνίασης οντοτήτων (proximity awareness).

Το σύστημα επίγνωσης χωρικού πλαισίου RAUM [63] παρέχει μια πλατφόρμα εντοπισμού θέσης του χρήστη και επίγνωσης του περιβάλλοντος χώρου του χρήστη σε εσωτερικούς χώρους. Το σύστημα RAUM μπορεί να «τρέξει» σε Desktop Computers και σε PDA. Η εφαρμογή επίγνωσης κατάστασης που δημιουργήθηκε βάσει του RAUM είναι η Smart-Door-Plate. Η εφαρμογή αυτή εμφανίζει πληροφορίες σχετικές για τον χώρο (δωμάτιο / αίθουσα) όπου βρίσκεται ο χρήστης, όπως επίσης και τους γειτονικούς χρήστες στο δωμάτιο αυτό και τα τρέχοντα γεγονότα που λαμβάνουν χώρα, π.χ., συνάντηση, ομιλία, διδασκαλία. Ο μηχανισμός αναγνώρισης των γεγονότων (π.χ., συνάντηση) αναφέρεται σε συμπερασμό πληροφορίας πλαισίου που έχει εγκατασταθεί στα embedded MediaCups [64]. Συγκεκριμένα, τα MediaCups είναι μικρο-υπολογιστές αναρτημένοι στο κάτω μέρος των κουπών του καφέ εφοδιασμένα με ικανότητα υπέρυθρης επικοινωνίας δεδομένων και αισθητήρων θερμοκρασίας, φωτός και πυκνότητας ήχου.

Η εφαρμογή επίγνωσης κατάστασης, Easy-Meeting [65], εστιάζει σε γεγονότα που σχετίζονται με την συνάντηση χρηστών και βασίζεται σε ένα πολύ-πρακτορικό σύστημα. Το σύστημα αυτό χρησιμοποιεί οντολογική αναπαράσταση πληροφορίας πλαισίου και ανακτά πληροφορία από τον Σημασιολογικό Ιστό. Για την αναπαράσταση του πλαισίου αυτή, αναπτύχθηκε η Βασική Οντολογία Διάχυτου Υπολογισμού (Standard Ontology for Ubiquitous and Pervasive Applications) όπου αποτελείται από συνιστώσες που περιγράφουν πλαίσιο τύπου: προτιμήσεις και επιθυμίες χρηστών, χώρου, χρόνου, δραστηριοτήτων και ενεργειών. Η οντολογία αυτή βασίζεται στην οντολογία υψηλού επιπέδου MoGATU [66]. Επίσης, η εφαρμογή Easy-Meeting χρησιμοποιεί συνιστώσες της πλατφόρμας διάχυτου υπολογισμού CoBrA [67]. Η εφαρμογή Easy-Meeting παρέχει πληροφορίες στους συμμετάσχοντες μιας συνάντησης βάσει των καταστάσεών τους.

9.3. Σχετική Έρευνα στη Σύντηξη Πληροφορίας Πλαισίου

Το εμπορικό σύστημα Ekaheu [68] χρησιμοποιεί τεχνικές διόρθωσης για τον προσδιορισμό χωρικής πληροφορίας πλαισίου. Συγκεκριμένα, η θέση του χρήστη υπολογίζεται βάσει στατιστικών μεγεθών που εκμεταλλεύονται μετρήσεις σήματος ισχύος στον δέκτη (Received Signal Strength). Το μοντέλο εκτίμησης θέσης στην [26] βασίζεται σε Δυναμικά Δίκτυα Bays. Παρόλα αυτά, η επίγνωση πλαισίου δεν στηρίζεται μόνο στον εντοπισμό χωρικού πλαισίου. Η σύντηξη πολλών διαφορετικών συνιστωσών πλαισίου κρίνεται απαραίτητη. Η έρευνα [69] ασχολείται με την σύντηξη πολλαπλών δεδομένων που αντιστοιχούν σε συνιστώσες πλαισίου για τον συμπερασμό της τρέχουσας πληροφορίας πλαισίου. Το μοντέλο όμως αυτό δεν λαμβάνει υπό όψιν την πιστότητα των μετρήσεων – δεδομένων κατά τον συμπερασμό του πλαισίου. Επίσης, η εκτίμηση του πλαισίου στην [70] χρησιμοποιώντας ταξινόμηση κατά Naïve-Bays επιτυγχάνεται χωρίς την ανακριβή φύση του πλαισίου συντελώντας έτσι σε μη ικανοποιητικά αποτελέσματα.

9.4. Σχετική Έρευνα στη Σημασιολογική Ομοιότητα Πλαισίου

Οι περισσότερες μέθοδοι που υπολογισμού ομοιότητας που εφαρμόζονται σε μοντέλα πλαισίου αναφέρονται είτε σε λογικά κατηγορήματα που αναπαριστάνουν το πλαίσιο μιας οντότητα είτε σε αντικείμενα. Η έρευνα στην [71] αναφέρει την χρήση σημασιολογίας προκειμένου να ανακτηθεί πληροφορία πλαισίου από λεξικές ταξινομίες. Οι συγγραφείς στην [72] εκμεταλλεύονται μια μετρική απόστασης στην οντολογία WordNet ανακτώντας έννοιες σημασιολογικά όμοιες. Επιπρόσθετα, μετρικές ομοιότητας για την ανάκτηση πλαισίου έχουν προταθεί στον συλλογισμό βάση περιπτώσεων (case-based reasoning) στην [73].

Παρόλα αυτά, ιδιαίτερο ενδιαφέρον εστιάζεται στην ανάκτηση γνώσης σε σχέση ενός πολύ δυναμικού πλαισίου όσον αφορά τις αλλαγές των τιμών των συνιστωσών του. Η ανάκτηση πληροφορίας πλαισίου από οντολογικές αναπαραστάσεις εμφανίζεται ως μια πολύ συγκεκριμένη μέθοδος ανάκτησης γνώσης. Το μοντέλο στην [74] εξάγει γνώση από το πλαίσιο του χρήστη (π.χ., πρότυπα συμπεριφοράς, προφίλ, προτιμήσεις). Επίσης, οι συγγραφείς στην [75] αναφέρονται σε μια μετρική ομοιότητα βάση περιεχομένου που εκμεταλλεύεται τις προτιμήσεις του χρήστη. Η έρευνα στην [76] σχετίζεται με πιθανο-θεωρητικές μεθόδους που συνδυάζουν προτασιακή λογική και θεωρία αβεβαιότητας για την ανάκτηση πλαισίου.

9.5. Σχετική Έρευνα στην Ταξινόμηση Πλαισίου

Η έρευνα στην ανάκτηση, σύντηξη, αναπαράσταση, συμπερασμό και συλλογισμό βάσει πληροφορίας πλαισίου καλύπτει αρκετά θέματα που σχετίζονται με την επίγνωση πλαισίου και κατάστασης. Στην [77] αναφέρεται μια τεχνική συμπερασμού πλαισίου χρήση Δυναμικών Δικτύων Bays προκειμένου ο χρήστης να μπορεί να καθορίζει την συμπεριφορά μιας ΕΕΠ. Παρόλα αυτά, το μοντέλο αυτό δεν αντιμετωπίζει την δυνατή αβεβαιότητα που μπορεί να υπεισέρχεται κατά τον συμπερασμό πλαισίου καθώς επίσης ούτε ορίζεται κάποια δομή του πλαισίου (όπως ιεραρχική δομή) προκειμένου να αντιμετωπιστεί η περίπτωση των συμβατών και αμοιβαία αποκλειόμενων πλαισίων. Το μοντέλο στην [78] αναπαριστάνει το πλαίσιο ως ένα πολυ-διάστατο διάνυσμα σε έναν Ευκλείδειο χώρο, όπου οι διαστάσεις αντιστοιχούν σε συνιστώσες πλαισίου. Κάθε υπο-χώρος αποτελεί και έναν χώρο κατάστασης όπου οι συνιστώσες αναπαρίστανται με συγκεκριμένα διαστήματα τιμών (άγνωστα το πως σχηματίζονται). Επίσης, οι συνιστώσες αυτές είναι είτε προαιρετικές είτε απαιτούμενες με μια σχετική αναλογία με τον ορισμό των εξωγενών και εγγενών συνιστωσών, αντίστοιχα. Παρόλα αυτά, το μοντέλο στην [78] εστιάζει μόνο στον συμπερασμό πλαισίου και δεν αναφέρεται κάποιο σχήμα εκπαίδευσης και προσαρμογής του καθορισμού των συνιστωσών που ορίζουν τον υπο-χώρο καταστάσεων καθώς και τον τρόπο παραγωγής των κατάλληλων διαμερίσεων των πεδίων τιμών. Επίσης δεν υφίσταται συλλογισμός βάσει πλαισίου και σχέσεων μεταξύ συνιστωσών (δεν ορίζεται κάποια δομή μεταξύ των πλαισίων καθώς επίσης και δεν αντιμετωπίζονται οι μη συμβατές και αμοιβαία αποκλειόμενες καταστάσεις) καθώς επίσης δεν αντιμετωπίζεται η εισερχόμενη ασάφεια και ανακρίβεια κατά την ανάκτηση του πλαισίου προκειμένου τον συμπερασμό του. Τέλος η κατηγοριοποίηση των συνιστωσών σε προαιρετικές και σε απαιτούμενες δεν χρησιμοποιείται κατά τον συμπερασμό του πλαισίου όπως χρησιμοποιείται από το δικό μας μοντέλο μέσω του συλλογισμού βάσει αναλογίας.

Το μοντέλο στην [79] αναπαριστά το πλαίσιο μέσω καταστάσεων με χρήση ασαφών συνόλων όπου οι τιμές για τις συνιστώσες του πλαισίου ανακτώνται από δίκτυα αισθητήρων. Οι βασικές και κατάλληλες συνιστώσες του πλαισίου παράγονται με χρήση της τεχνικής της Principal Component Analysis και της Independent Component Analysis, αντίστοιχα. Με βάση των τεχνικών αυτών όμως δεν προτείνεται κάποιο σχήμα ώστε να οδηγήσει σε συμπερασμό και κατ' επέκταση σε συλλογισμό βάσει πλαισίου καθώς επίσης και στην αντιμετώπιση πιο σύνθετων σχέσεων μεταξύ καταστάσεων. Στην [80] το πλαίσιο αναπαρίσταται από προ-καθορισμένα ασαφή σύνολα που αναφέρονται σε συγκεκριμένες συνιστώσες πλαισίου. Τα σύνολα αυτά απλά είναι είσοδοι σε έναν ασαφή ελεγκτή παρέχοντας μόνο προσαρμοστικότητα στις διάφορες τιμές των συνιστωσών του πλαισίου με βάση κάποιων αυθαίρετα προκαθορισμένων κανόνων. Παρόλα αυτά ο τρόπος μοντελοποίησης των ασαφών συνόλων καθορίζεται από τον άνθρωπο και δεν αντανακλά τις πραγματικές τιμές των συνιστωσών όπως υφίσταται μέσα από μια μέθοδο εκμάθησης. Επίσης, δεν αναφέρονται σχέσεις μεταξύ των συνιστωσών ελαχιστοποιώντας έτσι την διαδικασία συμπερασμού και συλλογισμού βάσει πλαισίου.

Παρόλη την σχετική βιβλιογραφία που σχετίζεται με την μοντελοποίηση του πλαισίου, αξίζει να αναφερθεί η σύγκριση της δική μας έρευνας με την πιο πρόσφατη έρευνα μοντελοποίησης πλαισίου. Συγκεκριμένα, τα περισσότερα μοντέλα πλαισίου εστιάζουν στην ανάκτηση, σύντηξη και συμπερασμό πλαισίου και καταστάσεων. Θέματα που σχετίζονται με την ικανότητα συλλογισμού βάσει πλαισίου χρησιμοποιώντας ειδικές σχέσεις (π.χ., εξαγωγή σχέσεων γενίκευσης) μεταξύ συνιστωσών πλαισίου δεν αναπτύσσονται πολύ εύκολα. Σύμφωνα με την έρευνά μας, η πιο συναφή έρευνα με την δική μας αναφέρεται στην [81]. Η μηχανή συμπερασμού και συλλογισμού βάσει πλαισίου στην [81] βασίζεται σε Λογική Πρώτης Τάξης. Τα λογικά προγράμματα (σε Prolog) αναφέρονται ως καταστάσεις. Τα προγράμματα αυτά μοντελοποιούν σημασιολογικές εξαρτήσεις μεταξύ καταστάσεων, όπως διακριτές και συν-υπάρχουσες καταστάσεις. Παρόλα αυτά, το μοντέλο αυτό αντιμετωπίζει μόνον υψηλού επιπέδου πλαίσιο μέσω αναπαράστασης σε κατηγορήματα Prolog και μπορεί να θεωρηθεί μια επέκταση του προτεινόμενου μοντέλου μας όσον αφορά το πλαίσιο υψηλού επιπέδου. Από την άλλη όμως πλευρά, δεν υφίσταται κάποιος μηχανισμός για την εξαγωγή αυτών των σημασιολογικών εξαρτήσεων μεταξύ των καταστάσεων που ορίζονται. Επίσης, δεν μπορεί να υποστηριχθεί μια ιεραρχία πλαισίου έτσι ώστε οι σχέσεις εκλέπτυνσης και αμοιβαίου αποκλεισμού δεν μπορούν να ορισθούν στο συλλογισμό βάσει πλαισίου.

Σχετική έρευνα για συλλογισμό βάσει ιεραρχικής δομής πλαισίου αναφέρεται στην [39]. Το μοντέλο στην [39] αναπαριστάνει το πλαίσιο μέσω μιας ταξινομίας ικανή για συλλογισμό πλαισίου και καταστάσεων με χρήση Περιγραφικής Λογικής. Παρόλα αυτά η έρευσά μας είναι συμπληρωματική της έρευνας στην [39] εφόσον το υψηλού επιπέδου πλαίσιο μπορεί κάλλιστα να αναπαρασταθεί ως έννοιες σε ταξινομίες Λογικής Πρώτης Τάξης.

Η ιδέα της εκπαίδευσης ενός ΣΕΚ προκειμένου να αντιμετωπίσει ασαφή γνώση για συλλογισμό και λήψη αποφάσεων βάσει καταστάσεων είναι σχετικά πρωτοπόρα. Το μοντέλο στην [82] περιγράφει το πλαίσιο ως ένα σύνολο από ρόλους / σχέσεις μέσω μιας ιεραρχίας χαμηλού επιπέδου πλαισίου προκειμένου να εξαχθεί η κατάσταση στην οποία εμβυθίζεται μια οντότητα. Παρόλα αυτά, ο μηχανισμός επαγωγής των σχέσεων και ρόλων αυτών δεν υφίσταται. Οι συγγραφείς στην [83] χρησιμοποιούν προτασιακή λογική για την αναπαράσταση καταστάσεων ως λογικά άτομα και λογικές συνδέσεις προκειμένου να αποφανθεί η τρέχουσα κατάσταση μιας οντότητας. Το μοντέλο όμως αυτό ούτε λαμβάνει υπό όψιν ασαφή και ανακριβή πληροφορία πλαισίου από μετρήσεις αισθητήρων (όπου είναι σύννηθες φαινόμενο στην ΕΠ) ούτε και αναφέρεται σε κάποιον μηχανισμό συλλογισμού.

Οι συγγραφείς στην [84] χρησιμοποιούν την οντολογική αναπαράσταση για την αναπαράσταση καταστάσεων αλλά χωρίς να εμπλέκουν σημασιολογικές εξαρτήσεις μεταξύ των εννοιών της οντολογίας πέραν των σχέσεων γενίκευσης και εξειδίκευσης. Έτσι, η ικανότητα συλλογισμού βάσει πλαισίου είναι περιορισμένη λόγω έλλειψης σημασιολογίας. Επιπρόσθετα, το μοντέλο πλαισίου στην [85] αντιμετωπίζει μόνο συμπερασμό καταστάσεων χρησιμοποιώντας τεχνικές σύντηξης δεδομένων. Το μοντέλο αυτό αναφέρεται στον πιθανο-θεωρητικό συμπερασμό καταστάσεων και δεν υφίσταται άλλος μηχανισμός συλλογισμού βάσει πλαισίου. Επίσης, το μοντέλο της [85] δεν εστιάζει στην ασαφή και ανακριβή πληροφορία πλαισίου κατά τον συμπερασμό καταστάσεων ούτε και ορίζει πιθανές σχέσεις μεταξύ των συνιστωσών πλαισίου και των εγγενών καταστάσεων. Τέλος, η έρευνα στην [86] αναφέρεται στην χρήση ΘΑΣ παρέχοντας έναν μηχανισμό μη-επιβλεπόμενης μάθησης προκειμένου να προσαρμόζεται η ΕΕΚ στις δραστηριότητες του χρήστη. Το μοντέλο της [86] αναφέρεται σε χαμηλού επιπέδου πλαίσιο. Έτσι δεν υποστηρίζεται κάποια πλούσια σημασιολογική αναπαράσταση που να αντιμετωπίζει συμβατές καταστάσεις, έλεγχο συνέπειας, σχέσεις γενίκευσης και αμοιβαίου αποκλεισμού μεταξύ καταστάσεων, όπως επιτυγχάνεται από το μοντέλο μας βάσει υψηλού επιπέδου πλαισίου.

9.6. Σχετική Έρευνα στα Συστήματα Επίγνωσης Καταστάσεων

Η ιδέα εκμάθησης ενός συστήματος προκειμένου να είναι προσαρμοστικό στις αντιδράσεις και αντενέργειες του χρήστη καθώς επίσης και στην τρέχουσα πληροφορία πλαισίου και την περιρρέουσα κατάσταση είναι σχετικά πρωτοπόρα. Συγκεκριμένα το μοντέλο στην [87] περιγράφει το πλαίσιο μέσα από ένα σύνολο σχέσεων και ρόλων των οντοτήτων με χρήση οντολογικής αναπαράστασης. Παρόλα αυτά όμως το μοντέλο δεν είναι ικανό να προσαρμοστεί σε οποιεσδήποτε αντενέργειες του χρήστη καθώς δεν υφίσταται ούτε κάποιος μηχανισμός εκμάθησης – ταξινόμησης καταστάσεων ούτε κάποιος μηχανισμός προσαρμοστικότητας. Οι συγγραφείς στην [88] χρησιμοποιούν προτασιακό λογισμό για την αναπαράσταση καταστάσεων. Το μοντέλο όμως αυτό όχι μόνον δεν αντιμετωπίζει την εγγενή ασάφεια και ανακρίβεια των ετερογενών πηγών ανάκτησης πληροφορίας πλαισίου αλλά και δεν υιοθετεί κανένα μοντέλο προσαρμοστικότητας στις αντιδράσεις του χρήστη.

Τέλος τα μόνα μοντέλα που μπορούν να λεχθούν ως συναφή με το προτεινόμενο μοντέλο προσαρμοστικότητας καταστάσεων είναι στις [89] και [86]. Στην [89] δεν υφίσταται κάποιος μηχανισμός για προσεγγιστικό συμπερασμό πλαισίου καθώς επίσης και για συλλογισμό λήψης αποφάσεων. Παρόλα αυτά, η οντολογία μας O μπορεί να προσαρτήσει την οντολογία O' από την [89] εφόσον η O' έχει την ικανότητα να τμηματοποιηθεί βελτιώνοντας έτσι τον μέσω υπολογιστικό χρόνο ταξινόμησης κατάστασης, την επαναχρησιμότητα και την επεκτασιμότητα. Το μοντέλο στην [89] μπορεί μόνον να συγκριθεί με το μοντέλο μας όσον αφορά τον συμπερασμό καταστάσεων (ίδια μηχανή λογισμού DL-reasoner χρησιμοποιείται). Για βάθος $k = 0$, λαμβάνουμε την ίδια ποσότητα γνώσης με την οντολογία O' με την οποία ο χρόνος ταξινόμησης κατάστασης είναι απαγορευτικός για μια ΕΕΚ. Επίσης, το μοντέλο στην [89] εν υποστηρίζει καμία μηχανή συλλογισμού συμβατών καταστάσεων όπως υποστηρίζεται στο δικό μας μοντέλο μέσω του Αλγορίθμου στο Κεφάλαιο 5. Τέλος, δεν υφίσταται ένα σύστημα που να εκπαιδεύεται από παραδείγματα και να προβλέπει / προσαρμόζει σε μελλοντικές αντέδρασης του χρήστη όπως υποστηρίζονται από τα C και F προτεινόμενα συστήματα. Το μοντέλο στην [86] αναφέρεται σε πλαίσιο χαμηλού επιπέδου. Έτσι, δεν μπορεί να υποστηριχθεί κανένας συλλογισμό βάσει σημασιολογικών οντολογικών αναπαραστάσεων όπως σχέσεις συμβατότητας καταστάσεων, έλεγχος συνέπειας ισχυρισμών ταξινόμησης στην οντολογία καθώς και επεκτασιμότητα αναπαράστασης λόγω τμηματοποίησης της οντολογίας καταστάσεων.

9.7. Σχετική Έρευνα στην Συνεργατική Επίγνωση Πλαισίου

Υπάρχουν πολλές προσεγγίσεις για την μοντελοποίηση και ανάλυση μονο-επιδημικής διάδοσης πληροφορίας σε ad-hoc δίκτυα, όπως [90]. Στην [91] παρουσιάζεται ένα μοντέλο ανάλυσης επιδημικής διάδοσης σε τυχαίους γράφους. Οι συγγραφείς στην [92] μελετούν την επιδημική διάδοση σε πολύπλοκα δίκτυα ενώ οι συγγραφείς στην [47] προτείνουν μια μελέτη διάδοσης σε αυθαίρετες τοπολογίες δικτύων. Η προτεινόμενη αρχιτεκτονική στην [92] χρησιμοποιεί την κινητικότητα των χρηστών για μετάδοση αρχείων μεταξύ κινητών τερματικών. Αξιόλογη εργασία παρουσιάζεται στην [93] όπου αναλύεται μια διαδικασία βασισμένη σε αλυσίδες Markov ώστε να χαρακτηριστεί η μονο-επιδημική διάδοση μέσω του SIS μοντέλου καθώς και η επίδραση της τοπολογίας δικτύου στην διάδοση αυτή. Στην εργασία αυτή ορίζεται μια μονο-επιδημική διάδοση πληροφορίας ανάμεσα σε σταθερούς κόμβους λαμβάνοντας υπό όψιν την χωρική εξάρτηση των κόμβων. Παρόλα αυτά, η έννοια της μετάλλαξης της επιδημίας δεν μελετάται καθώς επίσης και δεν αναφέρεται η έννοια της συλλογικής επεξεργασίας της πληροφορίας. Επίσης, το προτεινόμενο μοντέλο μας επεκτείνει το αναλυτικό μοντέλο στην [93] καθώς το γενικεύει για πολλές σημασιολογικά εξαρτημένες επιδημίες και έτσι γενικεύονται τα κατάλληλα κατώφλια διάδοσης επιδημίας. Στην περίπτωση που δεν υφίσταται καμία μετάλλαξη τότε το αναλυτικό μοντέλο μας εκφυλίζεται στο αναλυτικό μοντέλο στην [93] με τον κλασσικό υπολογισμό κατωφλίου στο ερευνητικό πεδίο της επιδημιολογίας. Το εκφυλισμένο αυτό αναλυτικό μοντέλο παράγεται από το προτεινόμενο SaIS μοντέλο για $K = 1$ (για μία μόνον επιδημία χωρίς καμία μετάλλαξη).

Επιπρόσθετα, η αρχιτεκτονική που προτείνεται στην [94] αναφέρεται στην συνεργατική διάδοση πλαισίου σε ομάδες κόμβων λαμβάνοντας υπό όψιν την πιστότητα του πλαισίου κατά την διάδοση. Παρόλα αυτά, ο μηχανισμός διάδοσης επιτυγχάνεται με τον αλγόριθμο της Πλημμύρας όπως το πρόβλημα που εμφανίζεται στον αλγόριθμο αυτό βάσει του φόρτου δικτύου αναφέρεται στην [95]. Η έρευνα στην [ΑΝΑΦΟΡΑ-27] αναφέρεται στο μοντέλο SI για την διάδοση πλαισίου. Το μοντέλο αυτό δεν θεωρείται κατάλληλο για την συνεργατική μετάδοση πλαισίου επειδή ένα κόμβος δεν μπορεί να επανα-μολυνθεί και να ανανεώσει την πληροφορία του ή ακόμη και να την αντικαταστήσει με κάποια περισσότερο συναφή. Επίσης στην [96] ερευνάται ο αυτόνομος αλγόριθμος επιδημικής διάδοσης βάσει κριτηρίου επιλεξιμότητας. Ο αλγόριθμος όμως αυτός δεν αναφέρεται σε καμία μέθοδο συμπερασμού πλαισίου οπότε δεν υποστηρίζεται η κατανομημένη ευφυΐα στο σύστημα και άρα έλλειψη συλλογικού προσδιορισμού πιο συγκεκριμένου πλαισίου.

Το προτεινόμενο μοντέλο στην [97] εστιάζει μόνο στην υπό περιορισμό χωρική διάδοση πλαισίου και δεν μπορεί όμως να υποστηρίξει τόσο τον συμπερασμό πλαισίου ώστε να επιτευχθεί συλλογική διάδοση γνώσης μεταξύ κόμβων μέσω της μεταφοράς της επιδημικής μετάλλαξης. Οι συγγραφείς στην [98] μελετούν τα επιδημικά κατώφλια μονο-επιδημικής διάδοσης πληροφορίας εκμεταλλευόμενη την ιδιοτιμή του πίνακα γειτνίασης της τοπολογίας δικτύου. Το προτεινόμενο μοντέλο μας γενικεύει την μέθοδο αυτή και στην περίπτωση της απώλειας μετάλλαξης μιας επιδημίας αναφερόμαστε στο εκφυλισμένο μοντέλο στην [98]. Στο εκφυλισμένο αυτό μοντέλο το επιδημικό κατώφλι είναι β/δ όπως ορίζεται και από το SaIS μοντέλο όπου $K=1$. Στην βιβλιογραφία δεν υπάρχει έρευνα που να αναφέρεται στην έννοια και στην ανάλυση του φαινομένου της πολυ-επιδημικής διάδοσης πληροφορίας πλαισίου και με την κατάλληλη εφαρμογή της στην συλλογική επίγνωση πλαισίου.

Επίσης δεν έχει αναφερθεί έρευνα σχετική με την πολυ-επιδημική διάδοση πληροφορίας βάσει της κινητικότητας των κόμβων. Στο Kerhart-White μοντέλο [99] αναφέρεται η μονο-επιδημική διάδοση πληροφορίας σε ομογενή τοπολογίες. Παρόλα αυτά το μοντέλο αυτό δεν είναι καθόλου κατάλληλο για την πολυ-επιδημική διάδοση πληροφορίας ιδίως σε ανομοιογενή δίκτυα όπου προέρχονται από την κινητική συμπεριφορά των κόμβων. Από την άλλη πλευρά όμως η μελέτη μονο-επιδημικής διάδοσης σε μη-ομογενή δίκτυα, όπως στην [100] δεν εφαρμόζεται σε δίκτυα κινητών κόμβων για προβλήματα που αναπτύσσονται στην [101]. Τα επιδημικά πλαίσια βάση power-law δικτύων δεν ενθυλακώνουν στην μελέτη του και στην ανάλυσή του κινητικότητα κόμβων. Επίσης σε κινητά περιβάλλοντα δεν μπορεί να εφαρμοσθεί η μέθοδος ιδιοτιμής του πίνακα γειτνίασης των κινητών κόμβων εφόσον δεν είναι σαφές ένας πίνακας με στοχαστικές ιδιοτιμές που αλλάζουν τυχαία. Επίσης, η κινητικότητα των κόμβων συντελεί σε μη ομογενές κατανομές που δεν μπορούν να αναπαρασταθούν μόνο με απλές μέσες τιμές των βαθμών συνεκτικότητας των κόμβων. Ακόμη η κινητικότητα των κόμβων εισάγει συνεχόμενες αλλαγές στον αριθμό των γειτόνων του κάθε κόμβου. Η έρευνα στην [101] περιγράφει ένα μονο-επιδημικό μοντέλο που λαμβάνει υπό όψιν την κινητικότητα των κόμβων. Παρόλα αυτά η βασική διαφορά του μοντέλου SaIS με το μοντέλο στην [101] είναι ότι η κινητικότητα στο δικό μας μοντέλο αναφέρεται ως ο ρυθμός αλλαγής των συνδέσεων κάθε κόμβου στην μονάδα του χρόνου χωρίς να απαιτείται η πλήρη και ακριβής γνώση θέσης για κάθε κόμβο (π.χ., χωρικές συντεταγμένες). Έτσι είναι ανεξάρτητο από χωρική πληροφορία, που εξάλλου δεν είναι πάντα διαθέσιμη και ακριβής. Ειδικά σε εσωτερικούς χώρους η ακριβής πληροφορία θέσης δεν είναι εύκολα προσπελάσιμη και πρέπει όλοι οι κόμβοι να έχουν

εφοδιαστεί με αισθητήρες αναγνώρισης και εντοπισμού θέσης. Αντιθέτως, οι κόμβοι έχουν γνώση των μεταξύ τους συνδέσεων όπως καθορίζεται από την ακτίνα δράσης του κάθε κόμβου. Επίσης, το μοντέλο μας υποστηρίζει την πολυ-επιδημική διάδοση των σημασιολογικά εξαρτώμενων επιδημιών που δεν υποστηρίζεται στην ανάλυση στην [101].

10 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΚΑΤΕΥΘΥΝΣΕΙΣ

10.1. Συμπεράσματα

Στη Διατριβή αυτή παρουσιάστηκε ένα σύνολο από μελέτες που αφορούν τη διαχείριση πλαισίου σε συστήματα Διάχυτου Υπολογισμού. Ο Διάχυτος Υπολογισμός αναφέρεται στην εξελιγμένη κλάση συστημάτων του Κινητού Υπολογισμού. Τα συστήματα αυτά καλούνται να διαχειριστούν την πληροφορία που χαρακτηρίζει την περιρρέουσα κατάσταση των επενεργουσών οντοτήτων (π.χ., χρήστες, κινητοί υπολογιστές). Η έννοια «πληροφορία πλαισίου» ή «πλαίσιο» αναφέρεται στην πληροφορία που χαρακτηρίζει την περιρρέουσα, αντιλαμβανόμενη από το σύστημα, κατάσταση μιας οντότητας. Τα συστήματα Διάχυτου Υπολογισμού καλούνται:

- να προσαρμόζονται καταλλήλως στη συμπεριφορά των οντοτήτων αυτών βάσει της κατάστασής τους, καθώς και,
- να λαμβάνουν αυτόνομα αποφάσεις ελαχιστοποιώντας τη συμβολή, διαμεσολάβηση και παρέμβαση των οντοτήτων.

Η διαχείριση πλαισίου συντελεί στην αξιοποίηση ενέργειας και πόρων σε κατανομημένα συστήματα, και στην προσαρμοστικότητα της συμπεριφοράς της εφαρμογής κινητού υπολογισμού σύμφωνα με την τρέχουσα κατάσταση του χρήστη. Συνεπώς, ο υπολογισμός βάσει Επίγνωσης Πλαισίου (ΕΠ) αναφέρεται στην παροχή αξιόπιστων υπηρεσιών που είναι συνυφασμένες με τη δραστηριότητα μιας οντότητας. Η ΕΠ προσδιορίζει την ικανότητα του συστήματος να ανακαλύπτει, να ερμηνεύει, να συμπεραίνει, να συλλογίζεται και να προσαρμόζεται βάσει της περιρρέουσας κατάστασης προκειμένου να λαμβάνει αποφάσεις και να προβαίνει σε (προ)καθορισμένες ενέργειες. Εξετάστηκαν διάφορα προβλήματα σε διαφορετικά και συμπληρωματικά επίπεδα. Βασικός άξονας της μελέτης που διενεργήθηκε αποτελεί η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε για την μοντελοποίηση, αλλά κι επίλυση των εν λόγω προβλημάτων, στα οποία ενέχονται στοιχεία αναπαράστασης και συμπερασμού γνώσης, καθώς και προσαρμοστικότητας καταστάσεων επικουρώντας την έννοια της ΕΠ.

Στην Διατριβή έχει προταθεί ένα μοντέλο αναπαράστασης, συλλογισμού και διαχείρισης πληροφορίας πλαισίου καθώς επίσης και μεθόδους και επεκτάσεις θεωριών για την υλοποίηση ενός συστήματος υπολογισμού βάσει ΕΠ. Η παρούσα Διατριβή χωρίζεται σε δύο μέρη: στην «Αναπαράσταση και Μοντελοποίηση Πλαισίου» και στην «Διαχείριση

Πλαισίου». Η συνεισφορά και τα αποτελέσματα για κάθε ένα μέρος αναφέρονται παρακάτω.

- Σημεία εστίασης Αναπαράστασης και Μοντελοποίησης Πλαισίου: η αναπαράσταση / μοντελοποίηση πλαισίου για ένα σύνολο οντοτήτων καθώς και η σημασιολογική επαύξηση του πλαισίου μέσω μηχανισμών αναπαράστασης, συμπερασμού, συλλογισμού γνώσης, ανάκτησης ελλιπούς και σύντηξης πλαισίου (Κεφάλαια 1, 2, 3, και 4),
- Σημεία εστίασης Διαχείρισης Πλαισίου: η προσαρμοστικότητα στις αποφάσεων του συστήματος, η τείνουσα διεισδυτική συμπεριφορά του διάχυτου συστήματος στις απαιτήσεις / προτιμήσεις / συνήθειες των οντοτήτων, η συνεργατική επίγνωση πλαισίου καθώς και η μέθοδος ανακάλυψης πλαισίου σε κατανεμημένα συστήματα (Κεφάλαια 5, 6, 7, και 8).

Από τη μελέτη των υφιστάμενων προσεγγίσεων, προέκυψαν τα κάτωθι σημαντικά συμπεράσματα.

10.1.1 Συμπεράσματα από την Αναπαράσταση Πλαισίου

Η προτεινόμενη αναπαράσταση πλαισίου αφορά σε μοντέλα αναπαράστασης γνώσης ώστε να καλύπτονται οι προϋποθέσεις μοντελοποίησης ετερογενούς, ανακριβούς, αβέβαιης, ασαφούς και ελλιπούς πληροφορίας πλαισίου. Συγκεκριμένα, για κάθε πρόβλημα, ορίζεται ένα ιεραρχικό μοντέλο πληροφορίας πλαισίου. Με βάση τη φύση της πληροφορίας που καλείται να αντιμετωπίσει το εκάστοτε πρόβλημα, το μοντέλο επιλέγει μεταξύ Οντολογικής αναπαράστασης / συλλογιστικής και Ασαφούς αναπαράστασης / συμπερασμού. Συγκεκριμένα:

- Η Οντολογική αναπαράσταση υιοθετήθηκε για την σημασιολογική ομοιότητα πλαισίου στο Κεφάλαιο 4, αναπαράσταση καταστάσεων στο Κεφάλαιο 5 και επιδημική αναπαράσταση πλαισίου Κεφάλαιο 6 και Κεφάλαιο 7 (όσον αφορά στον συμπερασμό επιδημικής επιδείνωσης).
- Η Ασαφής αναπαράσταση υιοθετήθηκε για την αντιμετώπιση ανακριβούς πληροφορίας πλαισίου (βάσει ασαφούς ταξινόμησης) στο Κεφάλαιο 2, σύντηξη και ανάκτηση ελλιπούς πλαισίου στο Κεφάλαιο 3, ασαφούς επιδημική αναπαράσταση πλαισίου Κεφάλαιο 6 όσον αφορά στον συμπερασμό επιδημικής επιδείνωσης, και στον μηχανισμό ανακάλυψης πλαισίου.

Βάσει της ιεραρχικής αναπαράστασης πλαισίου, το Σύστημα ΕΠ (ΣΕΠ) είναι ικανό να χειριστεί πολλαπλά επίπεδα αφαίρεσης γνώσης και να συμπεράνει οποιεσδήποτε

σημασιολογικές εξαρτήσεις μεταξύ των συνιστωσών πλαισίου, προκειμένου να συντελέσει αποτελεσματικότερα στον μηχανισμό συμπερασμού και συλλογισμού.

Επίσης, η προτεινόμενη αναπαράσταση πλαισίου εισάγει την έννοια της «κατάστασης» μιας οντότητας, δηλαδή, την πολύ συγκεκριμένη πληροφορία που χαρακτηρίζει όχι μόνο το στιγμιότυπο της περιρρέουσας κατάστασης αλλά και τις παρελθούσες δραστηριότητες μιας οντότητας. Η μοντελοποίηση πλαισίου ως κατάσταση αποτέλεσε στον συλλογισμό βάσει ιεραρχικών σημασιολογικών δομών (π.χ., εξαρτήσεων εκλέπτυνσης), ομοιότητας και αναλογίας καταστάσεων, εξαρτήσεων άρνησης, μερεολογικών εξαρτήσεων, σχέσεων συμβατότητας και αμοιβαίου αποκλεισμού (Κεφάλαιο 2).

Επίσης, η προτεινόμενη αναπαράσταση καταστάσεων υιοθετεί τη Θεωρία Ασαφών Συνόλων και τη Θεωρία Δυνατοτήτων, ώστε να αντιμετωπιστεί το ελλιπές, ανακριβές και ασαφές πλαίσιο. Επιπρόσθετα, υιοθετείται η αναπαράσταση γνώσης βάσει Περιγραφικής Λογικής. Με βάση τη λογική αυτή αναπαράσταση, η κατάσταση μιας οντότητας αναπαρίσταται μέσω οντολογικών εννοιών και συσχετίσεων, προτείνοντας, έτσι, μια οντολογία πλαισίου και καταστάσεων. Ο προτεινόμενος μηχανισμός συμπερασμού εισάγει (1) μια συλλογιστική καταστάσεων βάσει οντολογικής ομοιότητας, (2) έναν αλγόριθμο συμπερασμού βάσει οντολογικής αναλογίας καταστάσεων και (3) έναν προσεγγιστικό συλλογισμό ασαφούς πλαισίου (Κεφάλαιο 3).

Τέλος, το πλαίσιο που συλλέγεται από διαφορετικές πηγές πληροφορίας, είναι σε μεγάλο βαθμό ετερογενές. Ως εκ τούτου, προτείνεται ένας μηχανισμός σύντηξης, συνάθροισης και συμπερασμού πληροφορίας πλαισίου. Σύμφωνα με τον μηχανισμό αυτό, καθορίζεται ο «βαθμός αξιοπιστίας μιας πηγής», που εκφράζει το κατά πόσο η ανακτηθείσα πληροφορία προέρχεται από ποιοτικές πηγές (δηλαδή πηγές που εμφανίζουν π.χ., ακρίβεια και εγκυρότητα μετρήσεων). Ο μηχανισμός σύντηξης πλαισίου υιοθετεί τα Δυναμικά Δίκτυα Bayes και στηρίζεται σε έναν αλγόριθμο προσεγγιστικού συλλογισμού βάσει Θεωρίας Ασαφούς Λογικής. Ο αλγόριθμος αυτός συμπεραίνει πληροφορία πλαισίου συνδυασμένη με τον βαθμό αξιοπιστίας των πηγών. Προτείνεται, επίσης, ένας μηχανισμός ανάκτησης ελλιπούς πλαισίου αναπτύσσοντας ένα Ασαφές Σύστημα Προσδιορισμού (Κεφάλαιο 4).

10.1.2 Συμπεράσματα από την Επίγνωση Πλαισίου

Η μοντελοποίηση του συστήματος προσαρμοστικότητας λήψης αποφάσεων και διεισδυτικής συμπεριφοράς των καταστάσεων των εμπλεκόμενων οντοτήτων βάσει ενός προσαρμοστικού ασαφή ελεγκτή συνείσφερε στην έννοια της διεισδυτικότητας

(Κεφάλαιο 5). Η επίγνωση πλαισίου αναφέρεται στη δυνατότητα αντίληψης και προσαρμογής του ΣΕΠ σύμφωνα με την περιρρέουσα κατάσταση της επενεργούσας οντότητας. Ένα σύστημα επίγνωσης καταστάσεων έχει τη δυνατότητα να παρέχει στο χρήστη τις απαιτούμενες πληροφορίες με διάχυτο τρόπο. Το ΣΕΠ αυτό υποστηρίζει τη δυνατότητα προσαρμογής στη τρέχουσα κατάσταση και, πιθανόν, στις μελλοντικές καταστάσεις του χρήστη. Έτσι, το ΣΕΠ λαμβάνει αποφάσεις εξαρτώμενο τόσο από την κατάσταση του χρήστη όσο και από τις προηγούμενες αντιδράσεις του σε ενέργειες του συστήματος. Η αναγνώριση, ταξινόμηση και πρόβλεψη πλαισίου και καταστάσεων αποτελούν τους βασικούς μηχανισμούς επίγνωσης πλαισίου.

Εισάγεται η έννοια του «βαθμού εμπύθισης κατάστασης» μιας οντότητας, ο οποίος εκφράζει τη βεβαιότητα του συστήματος όσον αφορά την αναγνώριση και την ταξινόμηση της κατάστασης. Με βάση το βαθμό αυτόν, το ΣΕΠ μαθαίνει αυτόματα τις συνήθειες και τις δραστηριότητες μιας οντότητας και προσαρμόζεται δυναμικά στις αλλαγές τους.

Επίσης, η εκμάθηση και η προσαρμογή οφείλει να εκπληρώνεται σε πραγματικό χρόνο. Εισάγεται, έτσι, ο «βαθμός διεισδυτικότητας συστήματος» ο οποίος εκφράζει την ικανότητα του συστήματος να λαμβάνει αποφάσεις και να προβαίνει στην ενδεχόμενη εκτέλεση ενεργειών που έχουν καθοριστεί από τον χρήστη. Προτείνεται, έτσι, ένας μηχανισμός ασαφούς συλλογισμού λήψης αποφάσεων, βασισμένος σε έναν ασαφή προσαρμοστικό ελεγκτή. Ο μηχανισμός αυτός συνδυάζει τους βαθμούς εμπύθισης κατάστασης και διεισδυτικότητας κατά τους οποίους, το ΣΕΠ αλληλεπιδρά πιο αποτελεσματικά με τον χρήστη και δρα αυτόνομα για προκαθορισμένες ενέργειες. Έτσι, η αλληλεπίδραση με το χρήστη παραμένει σε χαμηλό επίπεδο και διεκπεραιώνεται όσο το δυνατόν πιο διακριτικά. Κατ' επέκταση, ο μηχανισμός αυτός εστιάζει στην ελαχιστοποίηση της ενόχλησης του χρήστη από το ΣΕΠ. Στην περίπτωση που η προσπάθεια προσαρμογής αποτυγχάνει, το ΣΕΠ λαμβάνει υπόψη τις αντενέργειες του χρήστη για τις επόμενες προσπάθειες προσαρμογής λήψης αποφάσεων.

10.1.3 Συμπεράσματα από την Συνεργατική Επίγνωση και Ανακάλυψη Πλαισίου

Η εισαγωγή της έννοιας της συνεργατικής ΕΠ στα Κεφάλαια 6 και 7 βάσει επιδημικών αλγορίθμων συνέβαλε όχι μόνον ως μια απλή διάδοση δεδομένων αλλά ως μετάδοση γνώσης. Η συνεργατική επίγνωση συνεισφέρει στη προσαρμοστική και διεισδυτική συμπεριφορά του συστήματος καθώς και στην υλοποίηση της κατανεμημένης ευφυΐας.

Το γεγονός συνύπαρξης χρηστών σε ένα χώρο ή γενικά η ταύτιση τιμών παραμέτρων / συνιστωσών πλαισίου για ένα σύνολο οντοτήτων εισάγει τη δυνατότητα ΕΠ μέσα από

πνεύμα συνεργατικής ΕΠ. Η «συνεργατικότητα» υποδηλώνει τη συνέργια των διαφόρων ΣΕΠ όσον αφορά στην ανάκτηση, συμπερασμό, συλλογισμό και διάχυση πλαισίου. Το «συνεργατικό πλαίσιο» είναι το πλαίσιο που ανακτάται μέσω της ανταλλαγής πληροφορίας μεταξύ των ΣΕΠ ώστε να εμπλουτίζεται η κοινή αντίληψη για τον περιβάλλοντα χώρο και να αυξάνει η διαθεσιμότητα και ο βαθμός αξιοπιστίας του πλαισίου. Το συνεργατικό πλαίσιο επιβλέπει σε εύρωστες εφαρμογές επίγνωσης πλαισίου (π.χ., ανθεκτικές σε παροδικές αποτυχίες αισθητήρων) και σημαντικές οικονομίες κλίμακας (π.χ., δεν απαιτείται όλα τα ΣΕΠ να διαθέτουν τα ίδια ή και επικαλυπτόμενα σύνολα αισθητήρων και να προσφέρουν ανάλογη πληροφορία πλαισίου). Το προτεινόμενο μοντέλο συνεργατικής επίγνωσης πληροφορίας πλαισίου βασίζεται στο επιδημικό μοντέλο μετάδοσης ιών. Εμφανίζονται πολλές ομοιότητες μεταξύ του επιδημικού μοντέλου και των εσωτερικών λειτουργιών του προτεινόμενου μοντέλου ενός συνεργατικού ΣΕΠ: (1) στην αφηρημένη απεικόνιση της μετάδοσης ιού, (2) στη σοβαρότητα ασθένειας που προκαλεί ο ιός, (3) στις εξαρτήσεις μεταξύ ιών, και (4) στις ενδεχόμενες μεταλλάξεις του. Εισάγεται το φαινόμενο της «επαναμόλυνσης», το οποίο σχετίζεται με το γεγονός ότι ένα ΣΕΠ αντικαθιστά / συμπληρώνει την υπάρχουσα γνώση του με συμπληρωματική πληροφορία πλαισίου ή με επαγόμενο πλαίσιο. Συνεπώς, το ληφθέν πλαίσιο κρίνεται προτιμότερο από το υφιστάμενο για οποιαδήποτε εσωτερική / ατομική λειτουργία ενός ΣΕΠ. Το φαινόμενο αυτό καλείται «επιδημική επιδείνωση» της κατάστασης μιας οντότητας. Επίσης, εισάγεται ο όρος «ολοκλήρωση πλαισίου», όπου μερικές, ζωτικής σημασίας, συνιστώσες του πλαισίου είναι μη προσδιορισμένες μέχρι την επιδημική λήψη τους. Η επιδημική διάχυση του επαγόμενου πλαισίου σχετίζεται με την «επιδημική μετάλλαξη» ενός ιού, δηλαδή, το επαγόμενο πλαίσιο δεν παραμένει ως γνώση τοπικά μόνο στην οντότητα -ΣΕΠ- που το συμπέρανε. Αντιθέτως, διαδίδεται ως νέος ιός σε συνεργατικά ΣΕΠ. Τούτο έχει ως αποτέλεσμα την απαρχή διάδοσης ενός νέου ιού. Συνεπώς, πολλαπλά επαγόμενα πλαίσια μεταδίδονται μεταξύ γειτονικών οντοτήτων οδηγώντας στην μελέτη της «πολύ-επιδημικής» διάδοσης πλαισίου. Το προτεινόμενο πολύ-επιδημικό μοντέλο αναλύεται με χρήση μοντέλου αλυσίδων Markov και αποτελεί την θεωρητική γενίκευση του μόνο-επιδημικού μοντέλου. Η εισαγωγή του προβλήματος ανακάλυψης πλαισίου (Κεφάλαιο 8) βάσει ελάχιστης αρχικής επίγνωσης του περιβάλλοντα χώρου σε ένα σύστημα Διάχυτου Υπολογισμού συνεισφέρει σε έναν συνεργατικό τρόπο αναζήτησης πλαισίου. Ο μηχανισμός ανακάλυψης πλαισίου είναι συμπληρωματικός του μηχανισμού πολύ-επιδημικής διάχυσης πλαισίου. Σύμφωνα με το πρώτο μηχανισμό, οι οντότητες μπορούν να μετακινούνται προς αναζήτηση ποιοτικότερης πληροφορίας πλαισίου. Για την

υποστήριξη της διαδικασίας καθορίζονται μετρικές ποιότητας πλαισίου (π.χ., χρονικά έγκυρο και ακριβές πλαίσιο). Βασική επιδίωξη στον σχεδιασμό του μηχανισμού αποτελεί η ελαχιστοποίηση του χρόνου αναζήτησης και κατανάλωσης ενέργειας. Ο μηχανισμός αυτός υιοθετεί έννοιες από τα βιο-μιμητικά σχήματα βελτιστοποίησης ευφυΐας αγέλης (particle swarm optimization).

10.2. Μελλοντικές Κατευθύνσεις

Μελλοντικές κατευθύνσεις της έρευνας που διενεργήθηκε στα πλαίσια της παρούσας Διατριβής μπορούν να προκύψουν με αφετηρία κάθε ένα από τα επιμέρους προβλήματα που μελετήθηκαν. Συγκεκριμένα:

Στο Κεφάλαιο 2, ο μηχανισμός αναπαράσταση ασαφούς πλαισίου μπορεί να επαυξηθεί με βάσει τη Θεωρία Ασαφών Συνόλων 2^{ou} Επιπέδου (Type-2 Fuzzy Sets Theory). Τα ασαφή σύνολα 2^{ou} επιπέδου εστιάζουν στην αβεβαιότητα που προκύπτει από τις μονάδες συγγένειας των λεκτικών όρων που αναπαριστούν συνιστώσες πλαισίου. Βάσει των εξελικτικών αυτών συνόλων, το ΣΕΠ είναι ικανό να προσαρμόζει τους ασαφείς λεκτικούς όρους στη μονάδα του χρόνου, ώστε «ολόκληρη» η ασαφής βάση γνώσης να αναπροσαρμόζεται σε νέα δεδομένα πλαισίου.

Επίσης, μπορούν να προταθούν προσαρμοστικοί μηχανισμοί εκμάθησης της ασαφούς βάσης γνώσης του ασαφούς ταξινομητή του Κεφαλαίου 2 λαμβάνοντας υπόψη μια συνεχόμενης μη επιβλεπομένη μάθηση. Τέτοιοι μηχανισμοί μπορεί να υιοθετηθούν από τη Θεωρία των Τοπικών Μοντέλων, όπως Αυτό-Οργανωμένη Δομή Προτύπων (Self Organizing Maps) και Θεωρίας Αυτόματης Προσαρμογής (Adaptive Resonance Theory).

Στο Κεφάλαιο 3, ο μηχανισμός σύντηξης πλαισίου μπορεί να επεκταθεί μέσω της Θεωρίας Ενδείξεων (Evidential Theory) εφόσον το τρέχον πιθανοτικό μοντέλο απαιτεί πλήρες κάλυψη των τιμών των πιθανοτήτων. Επίσης, η επερχόμενη ασάφεια βασίζεται μόνον στον βαθμό εμπιστοσύνης των πηγών κατά τη σύντηξη πλαισίου. Σαφώς, πιο εξελιγμένες μέθοδοι υπολογισμού εμπιστοσύνης των πηγών μπορούν να ορισθούν εστιάζοντας στην χρονική εγκυρότητα των πηγών πλαισίου.

Επίσης, ο μηχανισμός ανάκτησης ελλιπούς πλαισίου μπορεί να βελτιωθεί με αναδρομικά μοντέλα παρεμβολής (π.χ., Recursive Least Squares) στα οποία δεν απαιτείται σχετικά μεγάλη βάση δεδομένων κατά των υπολογισμό των πολύ-παραμετρικών συναρτήσεων παρεμβολής. Τέλος, μη-παραμετρικές μέθοδοι (Kernel / Nearest Neighbor Smoother, Local Linear / Polynomial Regression) για τον μηχανισμό

ανάκτησης ελλιπούς πλαισίου μπορούν να υιοθετηθούν προκειμένου να ελαχιστοποιηθεί το μέσο τετραγωνικό σφάλμα του μηχανισμού ανάκτησης.

Η οντολογική αναπαράσταση πλαισίου βάσει Περιγραφικής Λογικής στο Κεφάλαιο 4 μπορεί να επεκταθεί υιοθετώντας μοντέλα όπου ενσωματώνουν αβεβαιότητα σε έννοιες Περιγραφικής Λογικής (Probabilistic / Fuzzy Description Logics). Με βάσει τα μοντέλα αυτά, η σημασιολογική ομοιότητα και αναλογία καταστάσεων λαμβάνει υπόψη και την επερχόμενη ασάφεια των εννοιών που περιγράφουν έναν πραγματικό κόσμο.

Επίσης, η προτεινόμενη μετρική ομοιότητας που βασίζεται τόσο στην ιεραρχική δομή του πλαισίου όσο και στους σημασιολογικούς περιορισμούς των εννοιών μπορεί να επιφέρει καλύτερα αποτελέσματα (μέσω των μετρικών Precision και Recall) εφόσον συμπεριληφθεί και η ιεραρχία που ανακτάται μετά από συλλογισμό βάσει Περιγραφικής Λογικής (DL Reasoning). Πράγματι, δύο έννοιες μπορεί να είναι σημασιολογικά όμοιες εφόσον «επάγουν» παρόμοιες έννοιες.

Ο ασαφής εκλεκτής που εισάγεται και υλοποιείται στο Κεφάλαιο 5 για την αυτόνομη λήψη αποφάσεων μπορεί να εξελιχθεί σε έναν αυτό-προσαρμοζόμενο ασαφή εκλεκτή μέσω ενός Ανάστροφου Ασαφούς Μοντέλου (Fuzzy Inverse Model). Συγκεκριμένα, ο εξελιγμένος αυτός ασαφής εκλεκτής μπορεί να προσαρμόζεται όχι μόνον στη περιρρέουσα κατάσταση του χρήστη και στις παρελθούσες του ενέργειες, αλλά, επίσης, και στις μακροπρόθεσμες αλλαγές των προτιμήσεών του. Οι αλλαγές αυτές ενδέχεται να αντιφάσκουν με τις προδιαγραμμένες προτιμήσεις του χρήστη κατά την «πρωταρχική» εκπαίδευση του ασαφούς εκλεκτή. Συνεπώς, ο εξελιγμένος εκλεκτής είναι ικανός να αντιμετωπίζει ακόμη και τις καταστάσεις εκείνες όπου ο χρήστης έχει εισάγει αντιφατικές προτιμήσεις ή ακόμη και όταν ο χρήστης μπορεί να αλλάζει τις προτιμήσεις του δυναμικά χωρίς να απαιτείται επανεκπαίδευση του προσαρμοστικού ελεγκτή.

Τέλος, ο εκλεκτής βάσει Αναστροφού Ασαφούς Μοντέλου μπορεί να αντιμετωπίσει πολλαπλές συνιστώσες πλαισίου των οποίων ο αριθμός τους να αλλάζει δυναμικά μεταβάλλοντας έτσι την σημασιολογική δομή του πλαισίου.

Στο Κεφάλαιο 6, όπου αναπτύχθηκε η έννοια της Συνεργατικής Επίγνωσης Πλαισίου βάσει χρονικής εγκυρότητας του πλαισίου, μπορεί να μελετηθεί και να αναλυθεί και η χωρική εγκυρότητα του πλαισίου. Αυτό σημαίνει ότι το πλαίσιο διαχέεται μέσα στα χωρικά πλαίσια των ΕΕΠ. Έτσι η πληροφορία για ένα συμβάν έχει ταυτόχρονα χωρική και χρονική εγκυρότητα.

Σημαντική επίσης επέκταση της πολύ-επιδημικής μελέτης του Κεφαλαίου 6 είναι η προσαρμογή του ρυθμού μόλυνσης (β) ενός κόμβου βάσει του δυναμικού πλήθους των «γειτονικών» συνδέσεων του κόμβου. Αυτό σημαίνει ότι ο κάθε κόμβος προσαρμόζει τον ρυθμό μόλυνσής του ανάλογα με την «κίνηση» των μηνυμάτων πλαισίου που διαχέονται προκειμένου να εξοικονομήσει ενέργεια καθώς και να μειωθεί το συνολικό φόρτο του δικτύου.

Επίσης, η μελέτη της κινητικότητας στην πολύ-επιδημική διάδοση πλαισίου στο Κεφάλαιο 7 μπορεί να συμπεριλάβει δίκτυα κινητών κόμβων χωρίς καμία δομή καθώς επίσης και το φαινόμενο «μόλυνσης» πληροφορίας πλαισίου απομακρυσμένων ομάδων από κόμβους. Το φαινόμενο αυτό εστιάζει στην χωρο-χρονική μελέτη διάδοσης πλαισίου μεταξύ μη-ισχυρά συνδεδεμένων «μολυσμένων» πληθυσμών. Τέλος, ο μηχανισμός ανακάλυψης πλαισίου στο Κεφάλαιο 8 μπορεί να επεκταθεί και σε άλλες διαστάσεις «πλοήγησης» των κόμβων / οπαδών πέραν από τις χωρικές διαστάσεις (π.χ., εύρεση υπηρεσιών επίγνωσης πλαισίου στο διαδίκτυο).

11 ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

11.1. Ασαφής Λογική

Μια λογική βασισμένη στις τιμές true και false μπορεί να αποδειχθεί ανεπαρκής για την περιγραφή του context. Η Ασαφής Λογική (Fuzzy Logic) είναι η λογική που χρησιμοποιεί ολόκληρο το διάστημα μεταξύ του 0 (false) και του 1 (true) για να περιγράψει το context, παρέχοντας έτσι μεγαλύτερες δυνατότητες αναπαράστασης και χρησιμοποιείται συνήθως σε τομείς όπως η αναπαράσταση ανθρώπινου συλλογισμού (human reasoning) και η τεχνολογία αυτόματων ελεγκτών (fuzzy controllers). Οι παράμετροι movement, light, sound και at_hand του activity context αναπαρίστανται με fuzzy sets (ασαφή σύνολα). Έτσι, μια ασαφής τιμή movement δεν είναι απαραίτητα είτε walking, είτε walking_fast, είτε running, είτε halt, αφού μπορεί ο χρήστης να κινείται με ένα ρυθμό που δεν καθιστά εύκολη τη διάκριση ανάμεσα σε walking και walking_fast. Μπορεί να είναι κατά ένα ποσοστό walking, κατά ένα άλλο walking fast, κατά ένα τρίτο running και κατά ένα τέταρτο halt, με τον περιορισμό ότι το συνολικό άθροισμα των ποσοστών αυτών να είναι ίσο με τη μονάδα. Για παράδειγμα μια τιμή movement είναι η ακόλουθη :

$$\text{movement} = \{ 0.5/\text{walking} + 0.4/\text{walking_fast} + 0.1/\text{running} + 0.0/\text{halt} \},$$

όπου το σύμβολο '+' αναπαριστά την πράξη της ασαφούς πρόσθεσης.

Ένα ασαφές σύνολο (*fuzzy set*) ορίζεται για να περιγράψει μια ανακριβή / ελλιπή / αβέβαια έννοια όπως, π.χ., ύψος, ταχύτητα, χρονική διάρκεια. Το κάθε στοιχείο x ενός διακριτού συνόλου D μπορεί να έχει διαφορετικούς βαθμούς συμμετοχής σε ένα ασαφές σύνολο A μέσω μιας συνάρτησης βαθμού συγγένειας (*membership function*), έτσι ώστε

$$\mu_A: D \rightarrow [0, 1]$$

Ένα ασαφές σύνολο A μπορεί να αναπαρασταθεί από ένα πεπερασμένο (αριθμήσιμο ή όχι) σύνολο ζευγαριών $(x, \mu(x))$, δηλαδή,

$$A = \{(x, \mu_A(x)) \mid \mu_A(x) \in [0, 1] \text{ και } x \in D\}$$

Στην δυαδική λογική η μονάδα συγγένειας λαμβάνει τιμές 0 ή 1. Ένα σύνολο C λέγεται core όταν $\mu_C(x) = 1, \forall x \in C$. Από ένα ασαφές σύνολο μπορούμε να ορίσουμε τις εξής ιδιότητες:

support of A (sup(A)): Είναι το crisp σύνολο όπου $\text{sup}(A) = \{x \mid \mu_A(x) > 0\}$

core of A ($cor(A)$): Είναι το crisp σύνολο όπου $cor(A) = \{x \mid \mu_A(x) = 1\}$

a-cut of A (A_a): Είναι το crisp σύνολο όπου $A_a = \{x \mid \mu_A(x) \geq a\}$

height of A (h_A): Είναι η μέγιστη τιμή $h_A = \max_x \{\mu_A(x)\}$

Ορίζονται διάφοροι τελεστές για τα ασαφή σύνολα. Συγκεκριμένα, οι νόρμες T και S μπορούν να θεωρηθούν ότι αντικαθιστούν του λογικούς δυαδικούς τελεστές *and* και *or* αντιστοίχως. Ένας δυαδικός τελεστής

$$t: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$$

καλείται τριγωνική νόρμα ή εν συντομία *T-norm* όταν είναι commutative, associative, non-decreasing, έτσι ώστε για κάθε $a, b, c, d \in [0, 1]$ ισχύει ότι

$$atb = bta$$

$$at(btc) = (atb)tc$$

$$atb \leq ctd \text{ οποτεδήποτε } a \leq c \text{ και } b \leq d$$

$$at1 = a$$

Ο δυαδικός τελεστής $s: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ για τον οποίο ισχύουν οι ιδιότητες από 1 έως 3 ονομάζεται τριγωνική conorm ή εν συντομία *T-conorm* ή *S-norm* έτσι ώστε

$$as0 = 0$$

Κυρίως συνηθίζεται η *T-norm* να είναι το ασαφές \wedge και η *S-norm* είναι το ασαφές \vee μεταξύ ασαφών συνόλων. Αυτό σημαίνει ότι για δύο ασαφή σύνολα A και B οι ασαφείς τελεστές παράγουν ένα νέο ασαφές σύνολο ώστε:

$$A \wedge B = \{(x, \min_u \{\mu_A(u), \mu_B(u)\}), x \in D\}$$

$$A \vee B = \{(x, \max_u \{\mu_A(u), \mu_B(u)\}), x \in D\}$$

$$\neg A = \{(x, 1 - \mu_A(x)), x \in D\}$$

$$A \rightarrow B = \{(x, \max(1 - \mu_B(x), \mu_A(x))), x \in D\}$$

Εάν η μεταβλητή που θέλουμε να χαρακτηρίσουμε μπορεί να πάρει τιμές που μπορούν να αναπαρασταθούν με ασαφή σύνολα (που έχουν λογική σημασία) τότε η μεταβλητή αυτή ονομάζεται (γλωσσική μεταβλητή) *linguistic variable* και οι τιμές (γλωσσική τιμή) *linguistic values*. Για τον λόγο αυτό, κάθε μία ασαφής τιμή μιας ασαφούς μεταβλητής μπορεί να χαρακτηρίζεται από ένα σύνολο γλωσσικών όρων (*linguistic terms*), όπως π.χ., οι γλωσσικοί όροι *υψηλή*, *μεγάλο* και *τεράστια* στις εκφράσεις *υψηλή ταχύτητα*, *μεγάλο ύψος*, *τεράστια χρονική διάρκεια*.

Ένας ασαφής κανόνας αποτελείται από δύο μέρη: από το antecedent μέρος που υποδηλώνει τις συνθήκες για να ενεργοποιηθεί ο κανόνας (προγενέστερες συνθήκες) και το consequent μέρος που υποδηλώνει τα επακόλουθα του κανόνα. Κυρίως ένας κανόνας αποτελεί μια γλωσσική αναπαράσταση μιας ασαφούς συνεπαγωγής $A \rightarrow B = \neg A \vee B$ που ερμηνεύεται ως: Αν ισχύει η ασαφής παράσταση A τότε θα συνεπάγεται και η ασαφής παράσταση B .

Η πιο τυπική μορφή κανόνα είναι η σύζευξη ασαφών συνόλων που ερμηνεύονται από linguistic variables και linguistic values. Ένας ασαφής κανόνας R_j έχει την μορφή:

$$R_j: \text{If } V_{1j} \text{ is } A_{1j} \text{ and } V_{2j} \text{ is } A_{2j} \text{ and } \dots \text{ and } V_{nj} \text{ is } A_{nj} \text{ Then } C_j \text{ is } B_j$$

όπου V_{kj} είναι η k -οστή ασαφή μεταβλητή για τον κανόνα R_j που έχει ασαφή τιμή A_{kj} και τότε το επακόλουθο του κανόνα είναι C_j με ασαφή τιμή B_j . Μια βάση γνώσης με ένα σύνολο ασαφών κανόνων καλείται Ασαφής Βάση Γνώσης (ΑΒΓ). Οι ασαφείς κανόνες χρησιμοποιούνται για ασαφείς συμπερασμούς στους οποίους παράγεται τελικά μια καθορισμένη crisp τιμή, όπως ορίζεται στην επόμενη παράγραφο.

Ο Ασαφής Συμπερασμός (ΑΣ) είναι η διαδικασία εκτίμησης των ασαφών κανόνων σε μια ΑΒΓ, δηλαδή, ο συνδυασμός των εξόδων του κάθε κανόνα βάσει των αντίστοιχων εισόδων. Η διαδικασία του ΑΣ περιέχει τρία στάδια:

Διαδικασία Ενσωμάτωση Ασάφειας (fuzzification): Η δημιουργία συνάρτησης βαθμού συγγένειας και αναπαράσταση της εισόδου ως ασαφές σύνολο, κυρίως όταν η είσοδος είναι crisp. Παρόλα αυτά, η είσοδος μπορεί να είναι ήδη ένα ασαφές σύνολο που μπορεί να προέρχεται από κάποια έξοδο ενός άλλου ΑΣ.

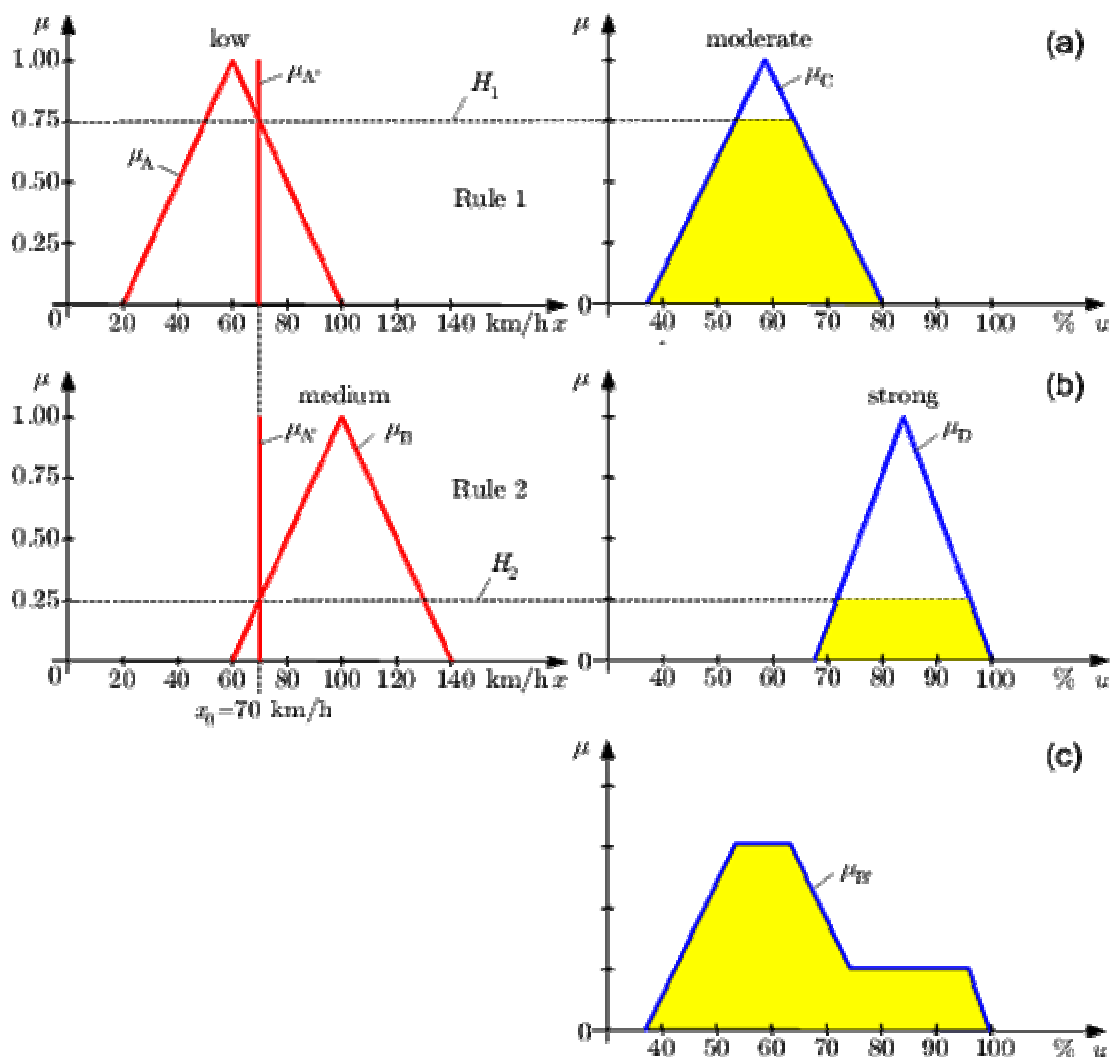
Συμπερασμός (inference): Ο υπολογισμός του ποσοστού ικανοποίησης όλων των κανόνων για την παραγωγή συμπεράσματος και η απόφαση / προσδιορισμός του ασαφούς συνόλου εξόδου. Ο υπολογισμός αυτός βασίζεται στην εφαρμογή των T-norm και S-norm ανάμεσα των συνόλων των «antecedent» και «consequent» μερών των ασαφών κανόνων από μια καθορισμένη ΑΒΓ.

Αποσαφήνιση (defuzzification): Εάν απαιτείται η έξοδος του ΑΣ να αναπαρασταθεί σε crisp μορφή τότε εφαρμόζονται διάφοροι μέθοδοι αποσαφήνισης, όπως , που μετατρέπουν την ασαφή έξοδο σε διακριτή έξοδο

Στο Σχήμα 11.1 απεικονίζεται ο ΑΣ όταν η είσοδος στο σύστημα είναι $x_0 = 70\text{Km/h}$ με χρήση max / min συμπερασμού και οι κανόνες στην ΑΒΓ είναι:

R_1 : If velocity is low Then risk is moderate

R_2 : If velocity is medium Then risk is strong



Σχήμα 11.1: Διαδικασία Ασαφούς Συμπερασμού

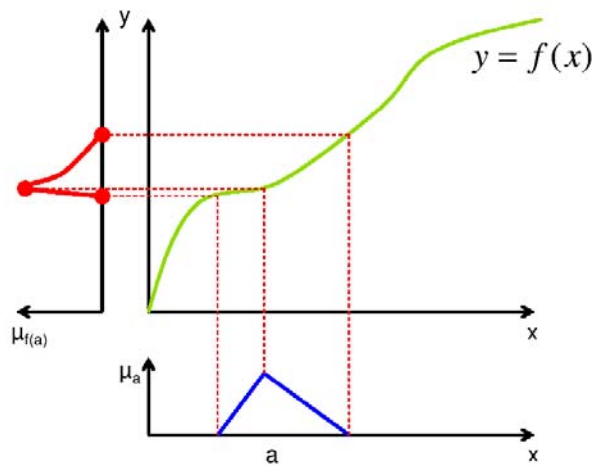
Η αρχή της επέκτασης (extension principle) περιγράφει την λειτουργική εξάρτηση μεταξύ ασαφών αριθμών και συναρτήσεων. Η αρχή αυτή επιτρέπει την εφαρμογή πραγματικών συναρτήσεων, έστω f , σε ασαφείς αριθμούς (σε ασαφείς σύνολα) έτσι ώστε για μια τιμή $x \in \mathfrak{R}$ παράγεται ένας βαθμός συγγένειας για την εικόνα του y που είναι ο μέγιστος από τους βαθμούς συγγένειας από εκείνα τα x , έτσι ώστε $y = f(x)$, δηλαδή,

$$\mu_{f(a)}(y) = \max\{\mu_a(x) \mid \forall x : f(x) = y\},$$

και στην περίπτωση που η συνάρτηση $f(x_1, \dots, x_n)$ έχει πολλές μεταβλητές τότε,

$$\mu_{f(a_1, \dots, a_n)}(y) = \max\{\min\{\mu_{a_1}(x_1), \dots, \mu_{a_n}(x_n)\} \mid \forall x : f(x_1, \dots, x_n) = y\}.$$

Στο Σχήμα 11.2 απεικονίζεται η αρχή της επέκτασης.



Σχήμα 11.2: Αρχή της Επέκτασης

11.2. Οντολογική Αναπαράσταση Γνώσης

Η οντολογία αποτελεί μία σχετικά σύγχρονη μέθοδο αναπαράστασης γνώσης, αλλά και ερευνητικό πεδίο της τεχνητής νοημοσύνης, γενικότερα. Ένας εύστοχος και περιεκτικός ορισμός της οντολογίας είναι ο εξής: «οντολογία είναι μια τυπική, ρητή προδιαγραφή μιας κοινής εννοιολογικής θεώρησης ενός φαινομένου».

Μια «οντολογία» (ontology) [102] είναι η μια αυστηρά μαθηματική περιγραφή ενός πεδίου γνώσης (επιστημολογικό πεδίο) και περιλαμβάνει ένα σύνολο από όρους και συσχετίσεις μεταξύ τους. Οι όροι περιγράφουν κλάσεις αντικειμένων, δηλαδή έννοιες σχετικές με αντικείμενα. Οι συσχετίσεις συνήθως αφορούν ιεραρχικές μεταβατικές εξαρτήσεις μεταξύ των όρων. Άλλες πληροφορίες που μπορεί να υπάρχουν σε μία οντολογία είναι οι ιδιότητες των εννοιών, περιορισμοί γύρω από αυτές, σχέσεις ισοδυναμίας, καθώς και σημασιολογικοί συσχετισμοί μεταξύ των εννοιών με τη χρήση της λογικής.

Η πιο κοινή μορφή οντολογίας είναι η «ταξινόμια» (taxonomy) και ένα σύνολο κανόνων συμπερασμού. Σε μια ταξινόμια ορίζονται κλάσεις καθώς και σχέσεις μεταξύ τους. Οι κλάσεις, οι υποκλάσεις τους, οι σχέσεις μεταξύ τους καθώς και οι κανόνες συμπερασμού αποτελούν ένα πολύ ισχυρό εργαλείο.

Ο όρος οντολογία έχει χρησιμοποιηθεί για να περιγράψει τεχνουργήματα με διάφορους βαθμούς δομής. Για παράδειγμα, ο «Σημασιολογικός Ιστός» (Semantic Web) χρειάζεται οντολογίες με έναν σημαντικό βαθμό δομής οι οποίες πρέπει να διευκρινίσουν τις περιγραφές για τα είδη εννοιών Κλάσεις (γενικά πράγματα) σε πολλές περιοχές ενδιαφέροντος, σχέσεις που μπορούν να υπάρξουν μεταξύ των πραγμάτων και ιδιότητες (ή γνωρίσματα) που μπορούν να έχουν οι κλάσεις.

Οι οντολογίες μπορούν να αποδειχθούν πολύ χρήσιμες για μια κοινότητα ως ο τρόπος αναπαράστασης της έννοιας των όρων μεταδεδομένων που συλλέγονται και τυποποιούνται αυτήν την περίοδο.

11.2.1 Περιγραφική Λογική

Με τον όρο «Περιγραφική Λογική» (Description Logic - DL) [103] αναφερόμαστε σε μια δομημένη μέθοδο αναπαράστασης γνώσης, υποσύνολο της Λογικής Πρώτης Τάξης, με τη βοήθεια της οποίας μπορούμε να αναπαραστήσουμε τις έννοιες και τις συσχετίσεις ενός πεδίου εφαρμογής με φορμαλιστικό τρόπο που επιτρέπει εξαγωγή συμπερασμάτων μέσω συλλογισμού (reasoning). Τα βασικά στοιχεία που απαρτίζουν μια τέτοια γλώσσα είναι η «έννοια» (concept), ο «ρόλος» / η «σχέση» (role / relation), το «χαρακτηριστικό» (attribute) και το «στιγμιότυπο» (individual). Μία έννοια είναι μία περιγραφή των κοινών χαρακτηριστικών που περιγράφουν τα στιγμιότυπα που ανήκουν σε αυτή την έννοια. Το συντακτικό και η σημασιολογία που διέπει μία τέτοια γλώσσα φαίνεται στον Πίνακα 11-1.

Πίνακας 11-1: Συντακτικό και σημασιολογία σε DL

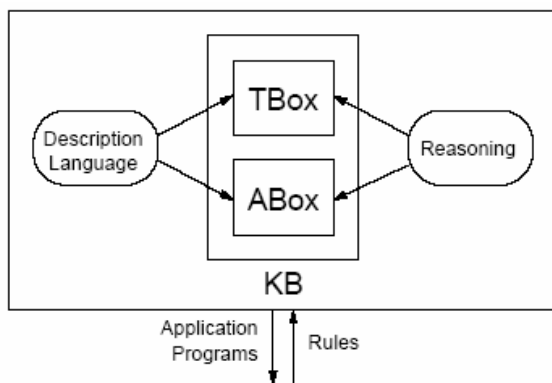
Constructor	Syntax	Semantics
Concept	A	$A^I \subseteq \Delta^I$
Role name	R	$R^I \subseteq \Delta^I \times \Delta^I$
Conjunction	$C \sqcap D$	$C^I \cap D^I$
Value restriction	$\forall R.C$	$\{X \in \Delta^I \mid \forall y.(x,y) \in R^I \Rightarrow y \in C^I\}$
Existential quantification	$\exists R$	$\{X \in \Delta^I \mid \exists y.(x,y) \in R^I\}$
Top	\top	Δ^I
Bottom	\perp	\emptyset
Negation(C)	$\neg A \neg C$	$\Delta^I \setminus C^I$
Disjunction(U)	$C \sqcup D$	$C^I \cup D^I$
Existential restriction(E)	$\exists R.C$	$\{X \in \Delta^I \mid \exists y.(x,y) \in R^I \wedge y \in C^I\}$
Inverse role	R	$\{(y,x) \mid (x,y) \in R^I\}$

Στον Πίνακα 11-1 παρουσιάζονται οι έννοιες (C και D) που αποτελούνται από ατομικές έννοιες» (A), οι ρόλοι (R), καθώς και τα χαρακτηριστικά. Οι ρόλοι αποτελούνται από ατομικούς ρόλους και χαρακτηριστικά. Μία τέτοια γλώσσα παρέχει τη δυνατότητα περιγραφής των διαφόρων ρόλων των εννοιών και τη δυνατότητα αναπαράστασης πολύπλοκων εννοιών και συσχετίσεων, οι οποίες αποτελούνται από επιμέρους απλούστερες.

Οι έννοιες της DL αναπαριστούν ουσιαστικά κλάσεις αντικειμένων, δηλαδή σύνολα στιγμιότυπων, ενώ οι ρόλοι αναπαριστούν δυαδικές συσχετίσεις μεταξύ στιγμιότυπων και ουσιαστικά περιγράφουν τις ιδιότητες των εννοιών [104].

Ο φορμαλισμός και η σημασιολογία των DL γλωσσών είναι βασισμένα στην επιστήμη της λογικής. Ένα άλλο σημαντικό χαρακτηριστικό τους, που προέρχεται από το γεγονός ότι είναι βασισμένες στη λογική, είναι η έμφαση που δίνουν στο μηχανισμό εξαγωγής συμπερασμάτων. Επιτρέπουν την κατηγοριοποίηση των εννοιών (υποκλάσεις, υπερκλάσεις) οδηγώντας σε μία ιεραρχική δόμηση των εννοιών. Η ιεραρχία αυτή βοηθά τόσο στη μοντελοποίηση ενός πεδίου γνώσης όσο και στη διαδικασία εξαγωγής νέας γνώσης.

Ένα σύστημα αναπαράστασης γνώσης βασισμένο σε DL, παρέχει ευκολίες στη δυνατότητα διαχείρισης της Βάσης Γνώσης - ΒΓ (Knowledge Base-KB). Το Σχήμα 11.3 παρουσιάζει την αρχιτεκτονική ενός συστήματος αναπαράστασης γνώσης βασισμένο σε DL.



Σχήμα 11.3 : Αρχιτεκτονική ενός συστήματος αναπαράστασης γνώσης βασισμένο σε DL

Όπως φαίνεται στο Σχήμα 11.3, η ΒΓ ενός τέτοιου συστήματος αποτελείται από τα εξής δύο συστατικά: TBox και ABox. Με τον όρο TBox (Terminological Box) συμβολίζουμε το τμήμα της ΒΓ που περιέχει το λεξιλόγιο του πεδίου της εφαρμογής του συστήματος, ενώ με τον όρο ABox (Assertional Box) συμβολίζουμε επιπλέον γνώση που αφορά τα άτομα του πεδίου της εφαρμογής. Με άλλα λόγια, το τμήμα TBox περιέχει τους ορισμούς των εννοιών και των ρόλων του πεδίου γνώσης, ενώ το ABox περιέχει τους ορισμούς των στιγμιότυπων του συστήματος.

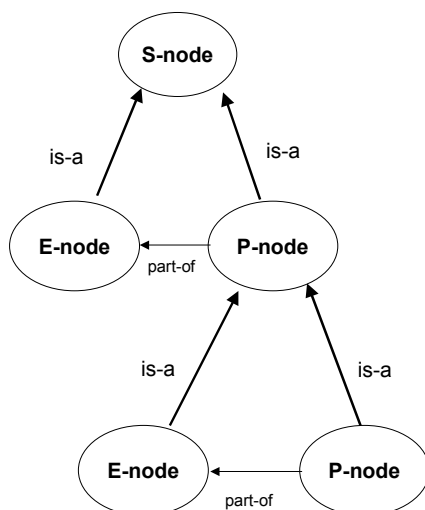
Ένα σύστημα αναπαράστασης γνώσης βασισμένο σε DL δεν προσφέρει μόνο δυνατότητες για την αναπαράσταση της γνώσης, αλλά και δυνατότητες συλλογισμού για την εξαγωγή νέας γνώσης. Αυτό επιτυγχάνεται βάσει της ιεραρχικής δόμησης των εννοιών και τη θεωρία της λογικής. Τυπική συλλογιστική μέθοδος είναι η εξέταση αν μία έκφραση είναι αληθής βάσει των στιγμιότυπων που υπάρχουν στη βάση γνώσης.

Τέλος, στα συστήματα DL είναι δυνατό να προστεθούν κανόνες για το συμπερασμό γνώσης [103]. Αυτοί τοποθετούνται συνήθως στο TBox, μιας και δεν αποτελούν επιπλέον γνώση, αλλά συμπληρώνουν τους ορισμούς των εννοιών και των ρόλων.

11.2.2 Μερεολογικός Συλλογισμός βάσει Περιγραφικής Λογικής

Η έρευνα για τη μοντελοποίηση των «μερών» (parts) βασίζεται στους τελεστές SEP-τριπλέτες (Structure Entity Part) [105], [106]. Αυτοί οι τελεστές αποτελούν μία σύνθετη δομή αποτελούμενη από τρία στοιχεία, όπως παρουσιάζεται στο Σχήμα 11.4:

- τον S-κόμβο, που αναπαριστά την υπερ-κλάση του E και του P-κόμβου
- τον E-κόμβο, που αποτελεί την οντότητα (entity) που θέλουμε να μοντελοποιήσουμε
- τον P-κόμβο, που αποτελεί το μέρος (part) της οντότητας.



Σχήμα 11.4: SEP τελεστής που μοντελοποιεί τη σχέση part-of

Έτσι, για παράδειγμα, αν θέλουμε να μοντελοποιήσουμε τη δομή του ανθρώπινου χεριού και των μερών του, μπορούμε να το κάνουμε με τον τρόπο που φαίνεται στο Σχήμα 11.5. Επίσης, παρουσιάζεται και η κατηγοριοποίηση των κλάσεων που προκύπτουν μετά από συλλογισμό βάσει DL. Εάν part-of είναι η μερεολογική μεταβατική σχέση τότε η έννοια Injury-to-hand υπάγεται (is-a) στην έννοια Injury-to-arm εφόσον κατά DL η επόμενη συλλογιστική είναι ορθή (Σχήμα 11.5)

$\text{part-of} \equiv \text{part-of}^+ \subseteq \text{is-a}$ (ταξινόμια μεταβατικών σχέσεων γενίκευσης)

$\text{Arm-OR-Part-of_Arm} \equiv \text{Arm} \cup \text{Part-of-Arm}$ (ισοδυναμία)

$\text{Arm} \subseteq \text{Arm-OR-Part-of_Arm}$ (υπαγωγή / σχέση εκλέπτυνσης)

$\text{Part-of-Arm} \subseteq \text{Arm-OR-Part-of_Arm}$ (υπαγωγή / σχέση εκλέπτυνσης)

$\text{Arm-OR-Part-of_Arm} \equiv \exists \text{part-of. Arm}$ (μερεολογική σχέση)

$\text{Arm-OR-Part-of_Arm} \subseteq \neg \text{Arm}$ (disjoint αξίωμα / ρητά διαφορετικές έννοιες)

$\text{Part-of_Arm} \equiv \text{Hand} \cup \text{Forearm}$ (ισοδυναμία)

$\text{Hand} \subseteq \text{Part-of_Arm}$ (υπαγωγή / σχέση εκλέπτυνσης)

$\text{Forearm} \subseteq \text{Part-of_Arm}$ (υπαγωγή / σχέση εκλέπτυνσης)

$\text{Forearm} \equiv \exists \text{part-of. Hand}$ (μερεολογική σχέση)

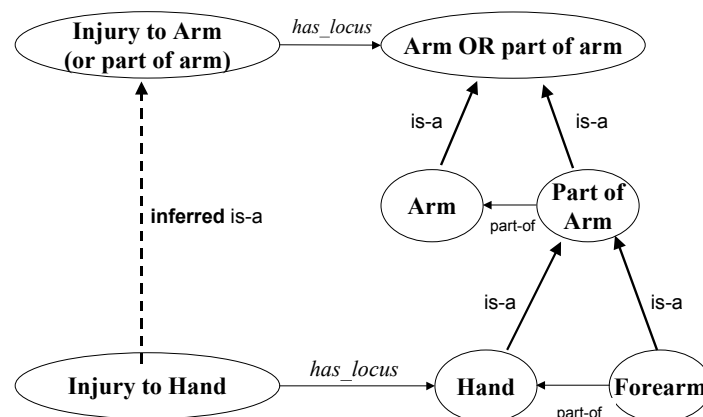
$\text{Forearm} \subseteq \neg \text{Hand}$ (disjoint αξίωμα / ρητά διαφορετικές έννοιες)

$\text{Injury-to-Hand} = \exists \text{has-locus. Hand}$ (απλή σχέση)

$\text{Injury-to-Arm} = \exists \text{has-locus. Arm-OR-part-of_Arm}$ (απλή σχέση)

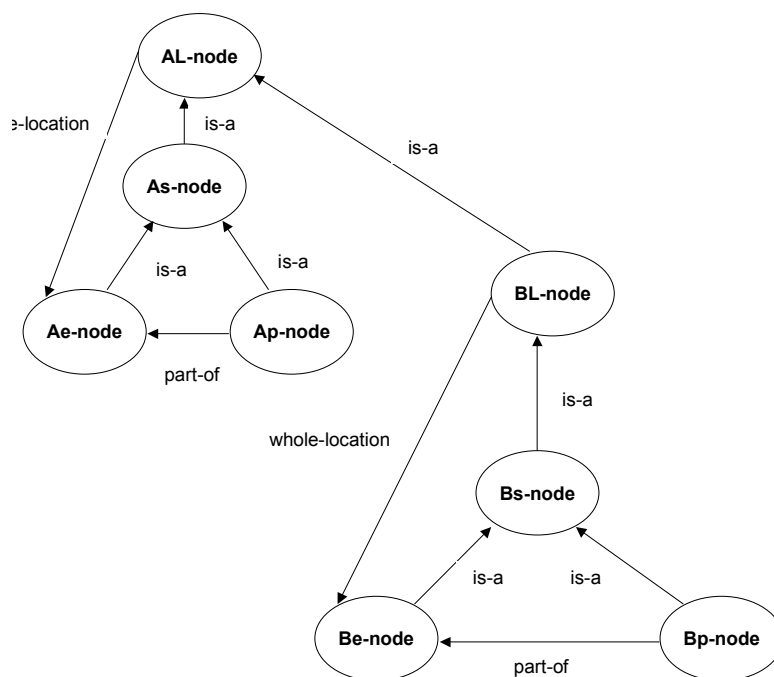
\Rightarrow (συμπερασμός)

$\text{Injury-to-Hand} \subseteq \text{Injury-to-Arm}$ (επαγόμενη σχέση εκλέπτυνσης)



Σχήμα 11.5: SEP τελεστής για τη μοντελοποίηση του «χεριού» ως μέλος του «ανθρώπινου σώματος» καθώς επίσης και συμπερασμός σχέσης γενίκευσης.

Όταν τα μέρη καλύπτουν τμήματα χώρου (π.χ., χωρικές συνιστώσες πλαισίου), τότε βρίσκει εφαρμογή μία μικρή παραλλαγή των τελεστών SEP, η LSEP-δομή. Στην LSEP-δομή εισάγουμε και έναν τέταρτο κόμβο, τον L-κόμβο. Ο L-κόμβος (Location node) περιέχει τον S-κόμβο και συνδέεται με τον E-κόμβο μέσω της σχέσης whole-location, όπως παρουσιάζεται στο Σχήμα 11.6.



Σχήμα 11.6: LSEP-δομή για τη μοντελοποίηση μερών χώρου με τη συσχέτιση whole location (wl)

Ο L-κόμβος περιέχει χωρικά οτιδήποτε είναι στιγμιότυπο του E-κόμβου. Στο Σχήμα 11.6 φαίνεται πως ο B περιέχεται εξολοκλήρου στον A, λόγω της σύνδεσης των A_L -node και B_L -node. Επίσης, ο B δεν αποτελεί «μέρος» του A. Με αυτό τον τρόπο μπορούμε να μοντελοποιήσουμε σχέσεις «μερών» όταν αναφερόμαστε σε τμήματα που καταλαμβάνουν χώρους, δηλαδή συλλογίζομαστε βάσει χωρικού πλαισίου.

ΑΝΑΦΟΡΕΣ

1. A. Dey and G. Abowd, "Towards a Better Understanding of Context and Context-Awareness", Proc. CHI'00, The Netherlands, 2000.
2. M. Weiser, "Some computer science issues in ubiquitous computing", Communications of the ACM, vol. 36, no. 7, pp. 75-84, July, 1993.
3. R. Want, A. Hopper, V. Falcao, J. Gibbons, "The active bage location system". ACM Transactions on Information Systes, vol. 10, no. 1, pp. 91-102, January, 1992.
4. B. Schilit, M. Theimer, "Disseminating active map information to mobile hosts", IEEE Network, vol. 8, no. 5, pp. 22 – 32, Sep/Oct, 1994.
5. C. Anagnostopoulos, A. Tsounis, S. Hadjiefthymiades, "Context Awareness in Mobile Computing Environments", Wireless Personal Communications, vol. 42, pp. 445-464, 2006.
6. K. Henriksen, J. Indulska, A. Rakotonirainy, "Modeling Context Information in Pervasive Competing Systems", Proc. Pervasive02, pp. 169-180, 2002.
7. J. Coutaz and G. Rey, "Foundations for a theory of contextor", CLIPS-IMAG, BP 53, 2000.
8. P. Prekop and M. Burnett, "Activities, context and ubiquitous computing", Computer Communications vol. 26, pp. 1168-1176, 2003.
9. S. Vosniadou and A. Ortony, "Similarity and Analogical Reasoning", NY, Cambridge University Press, 1989.
10. S. Mitra, Y. Hayashi, "Neuro-Fuzzy Rule Generaiton: A Survey in Soft computing Framework", IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 11, pp. 748-768, May, 2000.
11. L. Zadeh, "Fuzzy Sets as a Basis for a Theory of Possibility", Fuzzy Sets and Systems, vol.1, pp.3-28, 1978.
12. R. Yager, "Possibilistic Decision Making", IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol.9, pp.388-392, 1979.
13. L. Zadeh, "The Concept of a Linguistic Variable and Its Application to Approximate Reasoning-III", Information Sciences, vol.9, pp.43-80, 1975.

14. K. Passino, S. Yurkovich, "Fuzzy Control", Addison-Wesley Longman, 1998,
15. D. Nauck, "Fuzzy Data Analysis with NEFCLASS", Journal of Approximate Reasoning, vol. 32, no. 2, pp.103-130, 2003.
16. A. Nürnberger, D. Nauck, R. Kruse, "Neuro-fuzzy control based on the NEFCON-model: recent developments", Soft Computing, Springer, vol. 2, no. 4, pp. 168-182, February, 1999.
17. H. Larsen, R. Yager, "A framework for fuzzy recognition technology", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C, vol. 30, no. 1, pp. 65- 76, 2000.
18. S.Roychowdhury and W.Pedrycz, "An Alternative Characterization of Fuzzy Complement Functional", Soft Computing, vol. 7, no. 8, pp. 563- 565, Aug. 2003.
19. J. Halpern, "Reasoning About Uncertainty", MIT Press, 2003.
20. C. Anagnostopoulos, O. Sekkas and S. Hadjiefthymiades, "Context Fusion: Dealing with Sensor Reliability," Proc. Fourth IEEE Int'l Conf. Mobile Ad-hoc and Sensor Systems (MASS '07), pp. 1-6, 2007.
21. Y. Shoham, "A Logic for Perception and Belief", Technical Report CS-TR-91-1391, Department of Computer Science, Stanford University, 1991.
22. U. Hahn, S. Schulz, M. Romacker, "Part-Whole Reasoning in Medical Knowledge Bases Using Description Logics", Proc. Conf. Artificial Intelligence:, Advances in Artificial Intelligence, pp. 237-248, 1998.
23. R.Brachman and H. Levesque, "Knowledge Representation and Reasoning", Morgan Kaufmann, 2004.
24. Rodriguez M., Egenhofer M., "Determining Semantic Similarity among Entity Classes from Different Ontologies", IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, vol. 15, no. 2, pp. 442-456, 2003.
25. J.Himberg, J. Mantyjarvi, P. Korpipaa, "Using PCA and ICA for Exploratory Data Analysis in Situation Awareness". IEEE Conf. on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems, pp. 127-131, 2001.
26. O. Sekkas, S. Hadjiefthymiades, E. Zervas, "Enhancing location estimation through data fusion", IEEE Int. Symp. Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, pp., 1-5, 2006.

27. D. Nauck, R. Kruse, "NEFCLASS - A Neuro-Fuzzy Approach for the Classification of Data", ACM Symposium on Applied Computing, pp. 461-465, 1995.
28. R. Little, D. Rubin, "Statistical Analysis with Missing Data", Wiley Series in Probability and Statistics, 2nd Edition, New Jersey, 2002.
29. S. Russell, "Analogy by Similarity, in David Helman" , Analogical Reasoning,, Boston, MA: D. Reidel, 1988.
30. Rodriguez M., Egenhofer M., "Determining Semantic Similarity among Entity Classes from Different Ontologies", IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, vol. 15, no. 2, pp.442-456, 2003
31. Tversky A., "Features of Similarity", Psychological Review, vol. 84, pp.327-352, 1977.
32. S. Grimm, B. Motik, "Closed World Reasoning in the Semantic Web through Epistemic Operators", Proc. OWL: Experiences and Direction Workshop, 2005.
33. Gonzales J, Trastour D, Bartolini C, "Description Logics for Matchmaking of Services", Proc. of the Joint German/Austrian Conference on Artificial Intelligence, pp.139-154, 2001.
34. H. Larsen and R. Yager, "The Use of Fuzzy Relational Thesauri for Classificatory Problem Solving in Information Retrieval and Expert Systems," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 23, no. 1, pp. 31-41, 1993.
35. M. d'Aquin, A. Schlicht, H. Stuckenschmidt, M. Sabou, "Ontology Modularization for Knowledge Selection: Experiments and Evaluations," Proc. 18th Int'l Conf. Database and Expert Systems Applications (DEXA '07), pp. 874-883, 2007.
36. A. Maedche and V. Zacharias, "Clustering Ontology-Based Metadata in the Semantic Web," Proc. of the Joint Conferences: 13th European Conference on Machine Learning (ECML'02) and 6th European Conference on Principles and Practice of Knowledge Discovery in Databases (PKDD'02), Springer, 2002.
37. M. Rodriguez and M. Egenhofer, "Determining Semantic Similarity among Entity Classes from Different Ontologies," IEEE Transactions on Knowledge and Data Eng., vol. 15, no. 2, pp. 442-456, 2003.
38. S. Santini and R. Jain, "Similarity Measures," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 21, no. 9, pp. 871-883, 1999.

39. C. Anagnostopoulos, Y. Ntirladimas, and S. Hadjiefthymiades, "Reasoning about Situation Similarity," Proc. Third Int'l IEEE Conf. Intelligent Systems, pp. 109-114, 2006.
40. V. Haarslev and R. Moeller, "RACER System Description," Proc. Int'l Joint Conf. Automated Reasoning (IJCAR '01), pp. 701-705, 2001.
41. F. Baader, D. Calvanese, D. McGuinness, D. Nardi, and P. Patel-Schneider, The Description Logic Handbook Theory, Implementation, Applications. Cambridge Univ. Press, 2003.
42. D. Buell and D. Kraft, "Performance Measurement in a Fuzzy Retrieval Environment," Proc. Fourth Ann. Int'l ACM SIGIR Conf. Information Storage and Retrieval: Theoretical Issues in Information Retrieval, pp. 56-62, 1981.
43. V. Tsetsos, C. Anagnostopoulos, and S. Hadjiefthymiades, "On the Evaluation of Semantic Web Service Matchmaking Systems," Proc. Fourth IEEE Int'l Conf. Web Services (ICWS '06), pp. 255-264, 2006.
44. P. Brezillon, M. Borges, J. Pino, J. Pomerol, "Context-awareness in Group Work: Three Case Studies". IFIP Int. Conf. on Decision Support Systems Decision Support in Uncertain and Complex World, 115-124, 2004.
45. C. Anagnostopoulos, O. Sekkas, S. Hadjiefthymiades, "Context Fusion: Dealing with Sensor Reliability", IEEE Workshop on Information Fusion and Dissemination in Wireless Sensor Networks, pp. 1-6, 2007.
46. P. Brezillon, J. Pomerol, "Contextual Knowledge Sharing and Cooperation in Intelligent Assistant Systems", Le Travail Humain, vol. 62, no. 3, pp. 223-246, 1999.
47. F. Comellas and M. Sampels, "Deterministic Small-world Networks", Physica A, vol. 309(1-2), pp. 231-235, June, 2002.
48. S.Ni, Y. Tseng, Y.Chen, J.Sheu, "The Broadcast Storm Problem in a Mobile ad hoc Network", ACM / IEEE Int. Conf. on Mobile Computing and Networking, pp. 152-162, 1999.
49. D. Watts and D. Strogatz, "Collective Dynamics of Small-world Networks", Nature, vol. 393(6684), pp. 440-442, June, 1998.

50. A. Salkham, R. Cunningham, A. Cahill, "A Taxonomy of Collaborative Context-Aware Systems", Ubiquitous Mobile Information and Collaboration Systems Workshop, pp. 899-911, 2006.
51. J. Kephart, S. White, "Directed-Graph Epidemiological Models of Computer Viruses", IEEE Int. Symposium on Research in Security and Privacy, pp. 343-359, 1991.
52. J. Scott, "Social Network Analysis: A Handbook", Sage Publications, London, 2nd Edition, 2000.
53. S. Wasserman, K. Faust, "Social Network Analysis", Cambridge University Press, 1994.
54. J. Mickens, B. Noble, "Modeling epidemic spreading in mobile environments", ACM Wireless Security, pp. 77-86, 2005.
55. D. Watts, "Small Worlds: The Dynamics of Networks Between Order and Randomness", Princeton University Press, 1999.
56. J. Kephart, S. White, "Directed-graph epidemiological models of computer viruses", IEEE Research in Security and Privacy pp. 343-359, 1991.
57. S. Hamed, G. Bianconi, M. Marsili, "Scale-free networks with an exponent less than two", Physical Review, E 73: 046113, 2006.
58. M. Dorigo, V. Maniezzo & A. Coloni, "Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part B, vol. 26, no. 1, pp. 29–41, 1996.
59. M. Clerc, and J. Kennedy, "The Particle Swarm-Explosion, Stability, and Convergence in a Multidimensional Complex Space", IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 6, pp. 58-73, 2002.
60. J. Kennedy, and R. Eberhart, "Particle swarm optimization", Proc. of the IEEE Int. Conf. on Neural Networks, Piscataway, NJ, pp. 1942–1948, 1995.
61. E. Holmquist, F. Mattern, B. Schiele, P. Alahuhta, M. Beigl and H.W. Gellersen, "Smart-Its Friends: A Technique for Users to Easily Establish Connections between Smart Artefacts", Proc. UBICOMP01, 2001.
62. M. Samulowitz, F. Michahelles, and C. Linnhoff-Popien, "Adaptive Interaction for Enabling Pervasive Service", MobiDE01, 2001.

63. S. Ichiro, «Location-aware Communications in Smart Spaces», International Conference on Multimedia and Ubiquitous Engineering, pp. 1027 – 1034, 2007.
64. M. Beigl, H. Gellersen and A. Schmidt, “MediaCups: Experience with Design and Use of Computer-Augmented Everyday Objects”, Computer Networks, vol. 35, no. 4, Special Issue on Pervasive Computing, Elsevier, pp. 401-409, March 2001.
65. H. Chen, F. Perich, D. Chakraborty, T. Finin, A. Joshi, “Intelligent agents meet semantic web in a smart meeting room”, Proc. of the Third International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-agent Systems, pp. 854 – 861, 2004.
66. F. Perich, “On Data Management in Pervasive Computing Environments”, IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, vol.16, no.5, pp. 621-634, 2004.
67. H. Chen, T. Finin, and A. Joshi, “An Ontology for Context-Aware Pervasive Computing Environments, Special Issue on Ontologies for Distributed Systems”, Knowledge Engineering Review, vol. 11, 2003.
68. T. Roos, P. Myllymaki, H. Tirri, P. Misikangas, J. Sievanen, “A Probabilistic Approach to WLAN User Location Estimation”, Wireless Information Networks, vol. 9, no. 3, pp. 155-164, 2002
69. C. Anagnostopoulos, Y. Ntirladimas, S. Hadjiefthymiades, “Situational computing: an innovative architecture with imprecise reasoning”, Journal of Systems and Software, Elsevier, vol. 80, no. 12, pp. 1993-2014, December, 2007.
70. P. Korpipaa, M. Koskinen, J. Peltola, S. Makela, T. Seppanen, “Bayesian approach to sensor-based context awareness”, Pervasive and Ubiquitous Computing, vol. 7, pp. 113–124, 2003.
71. J. Jiang and D. Conrath, “Semantic similarity based on corpus statistics and lexical taxonomy” Proc. of the 10th International Conference on Research on Computational Linguistics, pp.19–33,1997.
72. W. Lewis, “Measuring conceptual distance using WordNet: The design of a metric for measuring semantic similarity”, The University of Arizona Working Paper in Linguistics, 12, 2002.

73. P. Anick, E. Simoudis, "Case-Based Reasoning & Information Retrieval: Exploring Opportunities for Technology Sharing", American Association for Artificial Intelligence, 1993.
74. S. Middleton, D. DeRoure, N. Shadbolt, "Capturing knowledge of user preferences: Ontologies in recommender systems", Proc. of the International Conference On Knowledge, pp.100-107, 2001.
75. K. Bollacker, S. Lawrence, C. Giles, "CireSeer: An Autonomous Web Agent for Automatic Retrieval and Identification of Interesting Publications", Proc. of the International Conference on Autonomous Agents, pp.116-123, 1998.
76. S. Wong and Y. Yao, "On modeling information retrieval with probabilistic inference", ACM Transactions on Information Systems, vol. 13, no. 1 pp.38-68, 1995.
77. M. Matheus, K. Kokar, J. Baclawski, C. Letkowski, "The Practical Application of Semantic Web Technologies for Situation Awareness", IEEE Wearable Computers, 2004.
78. A. Padovitz, S. Loke, A. Zaslavsky, B. Burg, "Towards a General Approach for Reasoning about Context, Situations and Uncertainty in Ubiquitous Sensing, Putting Geometrical Intuitions to Work", Symposium on Ubiquitous Computing Systems, 2004.
79. J. Himberg, J. Mantyjarvi, P. Korpipaa, "Using PCA and ICA for Exploratory Data Analysis in Situation Awareness", IEEE Conf. on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems, pp. 127-131, 2001.
80. J. Mantyjarvi, T. Seppanen, "Adapting Applications in Handheld Devices Using Fuzzy Context Information", Interacting with Computers, vol. 15, no. 4, pp. 521-538, Aug. 2003.
81. S. Loke, "Representing and Reasoning with Situations for Context aware Pervasive Computing: A Logic Programming Perspective", Knowledge Engineering Review, vol. 19, no. 3, pp. 213-233, Sept. 2004.
82. J. Crowley, P. Reigner, J. Coutaz, G. Rey, "Perceptual Components for Context Aware Computing", Ubiquitous Computing, pp. 117-134, 2002.
83. W. Dong, K. Xu, "A Situation Calculus-based Approach To Model Ubiquitous Information Services", Computer Science AI, 2004.

84. M. Matheus, K. Kokar, J. Baclawski J., C. Letkowski, "The Practical Application of Semantic Web Technologies for Situation Awareness", IEEE Wearable Computers, 2004.
85. A. Padovitz, S. Loke, A. Zaslavsky, B. Burg, C. Bartolini, "An approach to Data Fusion for Context-Awareness", Conf. Modeling and Using Context, pp. 353-367, 2005.
86. H. Hagraas, F. Doctor, V. Callaghan, A. Lopez, "An Incremental Adaptive Life Long Learning Approach for Type-2 Fuzzy Embedded Agents in Ambient Intelligent Environments", IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 15, no. 1, pp. 41-55, 2007.
87. J. Crowley, P. Reigner, J. Coutaz, and G. Rey, "Perceptual Components for Context Aware Computing," Proc. Fourth Int'l Conf. Ubiquitous Computing (UbiComp '02), pp. 117-134, 2002.
88. W. Dong and K. Xu, "A Situation Calculus-Based Approach To Model Ubiquitous Information Services", ArXiv Computer Science AI, cs/0311052, 2003.
89. B. Mrohs, M. Luther, R. Vaidya, M. Wagner, S. Steglich, W. Kellerer, and S. Arbanowski, "OWL-SF A Distributed Semantic Service Framework," Proc. First Workshop Context Awareness for Proactive Systems (CAPS '05), pp. 66-78, 2005.
90. M. Boguna, R. Pastor-Satorras, A. Vespignani, "Epidemic Spreading in Complex Networks with Degree Correlations", Sitges Conf. on Statistical Mechanics of Complex Networks, pp. 127-147, 2003.
91. P. Tennert, M. Hall, B. Brown, M. Chalmers, S. Sherwood, "Three Applications for Mobile Epidemic Algorithms", ACM Int. Conf. On Human Computer Interaction with Mobile Devices and Services, pp. 223-226, 2005.
92. J. Mantyjarvi, P. Huuskonen, J. Himberg, "Collaborative Context Determination to Support Mobile Terminal Applications", IEEE Wireless Communications Magazine, vol. 9, no. 5, 39-45, Oct., 2002.
93. C. Zesheng, J. Chuanyi, "Spatial-temporal Modeling of Malware Propagation in Networks", IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 16, no. 5, pp. 1291-1303, Sept., 2005.

94. A. Kheilil, C. Becker, J. Tian, K. Rothermel, "An Epidemic Model for Information Diffusion in MANETs", ACM Workshop on Modeling Analysis and Simulation of Wireless and Mobile Systems, pp. 54-60, 2002.
95. M. Akdere, C. Cagatay, O. Gerdaneri, I. Korpeoglu, O. Ulusoy, U. Cetintemel, "A Comparison of Epidemic Algorithms in Wireless Sensor Networks", Elsevier Computer Communications Journal, vol. 29, no. 13, pp. 2450- 2557, April, 2006.
96. A. Datta, S. Quarteroni, K. Aberer, "Autonomous Gossiping: A Self-Organizing Epidemic Algorithm for Selective Information Dissemination in Wireless Mobile Ad-Hoc Networks", IFIP Int. Conf. on Semantics of a Networked World, pp. 126-143, 2004.
97. D. Kempe, J. Kleinberg, A. Demers, "Spatial Gossip and Resource Location Protocols", Journal of the ACM, vol. 51, no. 6, pp. 943-967, Nov., 2004.
98. Y. Wang, D. Chakrabarti, C. Wang, C. Faloutsos, "Epidemic Spreading in Real Networks: An Eigenvalue Viewpoint", Int. Symposium of Reliable and Distributed Systems, pp. 25-34, 2003.
99. J. Kephart, S. White, "Directed-graph epidemiological models of computer viruses", IEEE Research in Security and Privacy, pp. 343-359, 1991.
100. M. Faloutsos, P. Faloutsos, C. Faloutsos, On Power-Law Relationships of the Internet Topology, SIGCOMM, pp. 251-262, 1999.
101. J. Mickens, B. Noble, Modeling epidemic spreading in mobile environments, ACM Wireless Security, pp. 77-86, 2005.
102. I. Vlahavas , P . Kefalas , N . Bassiliades , F . Kokkoras , I. Sakellariou. "Artificial Intelligence", 3rd Edition, ISBN: 960-387-431-0, V.Giurdas Publications, Greece, 2006.
103. F. Baader, D. Calvanese, D. Nardi D. McGuinness, and P. Patel-Schneider, editors. "The Description Logic Handbook: Theory, Implementation and Applications", Cambridge University Press, 2003
104. W. Morton, R. Chaffin, D. Herrmann. "A taxonomy of part-whole relationships", Cognitive Science, vol. 11, pp. 417-444, 1987.
105. S. Schulz and U. Hahn, "Parts, Locations, and Holes - Formal Reasoning about Anatomical Structures". Proc. of the 8th Conference on AI in Medicine in Europe: Artificial intelligence Medicine, pp. 293-303, 2001.

106. S. Schulz and U. Hahn, "Mereotopological reasoning about parts and (w)holes in bio-ontologies", Proc. of the international Conference on Formal ontology in information Systems, FOIS '01. ACM Press, pp. 210-221, 2001.
107. C. Anagnostopoulos, A. Tsounis, S. Hadjiefthymiades, "Context Awareness in Mobile Computing Environments", Special Issue on Advances in Wireless Communications Enabling Technologies for 4G, Wireless Personal Communications Journal, Springer Netherlands, 2(3) 454-464, August 2007.
108. A. Tsounis, C. Anagnostopoulos, S. Hadjiefthymiades, I. Karali, "Ontological Engineering in Pervasive Computing Environments", Web Semantics and Ontology (Eds. D. Taniar, W. Rahayu), IDEA Group Inc., 2006.
109. C. Anagnostopoulos, A. Tsounis, S. Hadjiefthymiades, "Context Awareness in Mobile Computing: A Survey", Mobile and Ubiquitous Information Access Workshop, Mobile HCI '04, Glasgow, 2004.
110. A. Tsounis, C. Anagnostopoulos, S. Hadjiefthymiades, "The Role of Semantic Web and Ontologies in Pervasive Computing Environments", Mobile and Ubiquitous Information Access Workshop, Mobile HCI '04, Glasgow, 2004.
111. C. Anagnostopoulos, A. Tsounis, S. Hadjiefthymiades, "Context Management in Pervasive Computing Environments", IEEE International Conference of Pervasive Services, pp. 421-424, IEEE Computer Society, Santorini, 2005.
112. C. Anagnostopoulos, P. Passias, S. Hadjiefthymiades, "A Framework for Imprecise Context Reasoning", IEEE International Conference on Pervasive Services, pp. 181-184, IEEE Computer Society, Istanbul, 2007.
113. C. Anagnostopoulos, O. Sekkas, S. Hadjiefthymiades, "Context Fusion: Dealing with Sensor Reliability", 2nd IEEE International Workshop on Information Fusion and Dissemination in Wireless Sensor Networks in conjunction with 4th IEEE International Conference on Mobile Ad-hoc and Sensor Systems, IEEE Computer Society, Piza, 2007.
114. C. Anagnostopoulos, S. Hadjiefthymiades, "Advanced Inference for Situation Aware Computing", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics [revision].

115. C. Anagnostopoulos, P. Mpougiouris, S. Hadjiefthymiades, "Prediction Intelligence in Context Aware Applications", ACM 6 th International Conference on Mobile Data Management, pp. 137-141, ACM Press, Ayia Napa, 2005.
116. T. Anagnostopoulos, C. Anagnostopoulos, S. Hadjiefthymiades, A. Kalousis, M. Kyriakakos, "Path Prediction through Data Mining", IEEE International Conference on Pervasive Services, pp. 128-135, IEEE Computer Society, Istanbul, 2007.
117. O. Sekkas, C. Anagnostopoulos, S. Hadjiefthymiades, "Context Fusion through Imprecise Reasoning", IEEE International Conference on Pervasive Services, pp. 88-91, IEEE Computer Society, Istanbul, 2007
118. C. Anagnostopoulos and S. Hadjiefthymiades, "Imprecise Analogical and Similarity Reasoning about Contextual Information" Intelligent Techniques and Tools for Novel System Architectures Series, Studies in Computational Intelligence, vol. 109, C. Panagiotis, P. Ilias, Kacprzyk Janusz (Eds.) 2008, 520 p.,
119. C. Anagnostopoulos, Y. Ntarladimas, S. Hadjiefthymiades, "Reasoning about Situation Similarity", IEEE International Conference On Intelligent Systems, pp. 109-114, IEEE Computer Society, London, 2006.
120. V. Tsetsos, C. Anagnostopoulos, S. Hadjiefthymiades, "On the Evaluation of Semantic Web Service Matchmaking Systems", 4 th IEEE European Conference On Web Services, pp. 255-264, IEEE Computer Society, Zurich, 2006.
121. P. Katsioui, P. Papapanagiotou, V. Tsetsos, C. Anagnostopoulos and S. Hadjiefthymiades, "Matching Relational Schemata to Semantic Web Ontologies", Encyclopedia of Database Technologies and Applications, 2nd Ed., IDEA Group Inc., 2007.
122. V. Tsetsos, C. Anagnostopoulos and S. Hadjiefthymiades, "Semantic Enrichment of Location Based Services", Encyclopedia of Mobile Computing and Commerce volume 1 (Ed. D. Taniar), IDEA Group Inc., April 2007.
123. V. Tsetsos, C. Anagnostopoulos and S. Hadjiefthymiades, "Semantic Web Service Discovery: Methods, Algorithms and Tools", Semantic Web Services: Theory, Tools and Applications (Ed. J. Cardoso), IDEA Group Inc., 2007.
124. V. Tsetsos, C. Anagnostopoulos, P. Kikiras and S. Hadjiefthymiades, "Semantically Enriched Navigation for Indoor Environments", Special Issue on

- Mobile Services and Mobile Semantics, International Journal of Web and Grid Services , 2(4), pp. 453-478, InderScience Publications, December 2006.
125. C. Anagnostopoulos, Y. Ntarladimas and S. Hadjiefthymiades, "Situational Computing: An Innovative Architecture with Imprecise Reasoning", The Journal of Systems and Software, Elsevier, vol. 80, no. 12, pp. 1993-2014, December 2007.
 126. C. Anagnostopoulos, S. Hadjiefthymiades, "Enhancing Situation Aware Systems through Imprecise Reasoning", IEEE Transactions on Mobile Computing, vol. 7, no. 9, September 2008.
 127. C. Anagnostopoulos, Y. Ntarladimas, S. Hadjiefthymiades, "Situation Awareness: Dealing with Vague Context", IEEE International Conference of Pervasive Services, pp. 131-140, IEEE Computer Society, Lyon, 2006.
 128. C Anagnostopoulos and S. Hadjiefthymiades, "On the Application of Epidemical Spreading in Collaborative Context Aware Computing", ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review (MC2R).
 129. C Anagnostopoulos, S. Hadjiefthymiades, Y. Ntarladimas and E. Zervas, "On the use of Epidemical Information Spreading in Mobile Computing Environments", Special Issue on Recent Advances In Heterogeneous Cognitive Wireless Networks, Mediterranean Journal of Computers and Networks.
 130. C. Anagnostopoulos, S. Hadjiefthymiades, E. Zervas, "An Epidemiological Model for Semantics Dissemination", 3rd ACM International Mobile Multimedia Communications, ACM Press, Nafpaktos, 2007.
 131. C. Anagnostopoulos, S. Hadjiefthymiades, E. Zervas, "A Biomimetic Approach for Collaborative Context Awareness", IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems [revision].
 132. C. Anagnostopoulos, S. Hadjiefthymiades, E. Zervas, "Improving Collaborative Context Awareness through Epidemical Spreading and Semantic Processing", IEEE Transactions on Mobile Computing [revision].

Ακρωνύμια

ΣΕΠ	Συστήματος Επίγνωσης Πλαισίου
ΕΠ	Επίγνωση Πλαισίου
ΕΚ	Επίγνωση Κατάστασης
ΣΕΚ	Σύστημα Επίγνωσης Κατάστασης
ΘΑΣ	Θεωρία Ασαφών Συνόλων
ΑΛ	Ασαφή Λογική
ΧΣ	Χρονική Σύνθεση
ΣΣ	Στιγμιαία Σύνθεση
ΔΔΒ	Δυναμικά Δίκτυα Bayes
ΔΒ	Δίκτυα Bayes
ΔΔΒΑ	Δυναμικών Bayes Δικτύων βάσει Αξιοπιστίας Πηγών
WLS	Βεβαρημένων Ελαχίστων Τετραγώνων (Weighted Least Squares)
OWA	Open World Assumption
CWA	Closed World Assumption
RDF	Resource Description Framework
RDF(S)	RDF Scheme
OWL-DL	Ontology Web Language
DL	Description Logics
EEK	Εφαρμογές Επίγνωσης Κατάστασης
ΕΕΠ	Εφαρμογών Επίγνωσης Πλαισίου
ΣΕΠΠ	Συνεργατική Επίγνωση Πληροφορίας Πλαισίου
ΣΣΕΠΠ	Σύστημα Συνεργατικής Επίγνωση Πληροφορίας Πλαισίου
SIS	Susceptible-Infected-Susceptible
SaIS	Susceptible-aggravation-Infected-Susceptible
PSO	Particle Swarm Optimization
ACO	Ant Colony Optimization

Αγγλικοί όροι

Activity context	Πλαίσιο Δραστηριότητας
Adaptive Resonance Theory	Θεωρία Αυτόματης Προσαρμογής
Approximate Context Reasoning	Προσεγγιστικός Συλλογισμός βάσει Πλαισίου
Augmented Reality	Επαυξημένης Πραγματικότητας
Classification	Ταξινόμηση
Clustering	Ομαδοποίηση
Cognitive factor	παράγοντας νόησης
Collaborative behaviour	Συνεργατική συμπεριφορά
Collaborative context	Συνεργατικό Πλαίσιο
Collaborative context	συνεργατική πληροφορία πλαισίου
Compatible situations	Συμβατές καταστάσεις
Conceptual Context Modeling	Εννοιολογική Μοντελοποίηση πλαισίου
Context	Πλαίσιο
Context Adaptation	Προσαρμοστικότητα Πλαισίου
Context aggregation	συνάθροιση πλαισίου
Context aware computing	υπολογιστική ικανότητα με επίγνωση του πλαισίου
Context awareness	επίγνωσης του πλαισίου
Context classification	Ταξινόμηση πλαισίου
Context Clustering	Ομαδοποίηση Πλαισίου
Context completion	ολοκλήρωση πληροφορίας πλαισίου
Context Discovery	Ανακάλυψη Πλαισίου
Context foraging process	διαδικασία ανακάλυψης πληροφορίας πλαισίου
Context fusion	Σύντηξη πλαισίου
Context inference	συμπερασμός πλαισιου
Context interpretation	Ερμηνεία πλαισίου
Context Learning	Εκμάθηση Πλαισίου
Context management	Διαχείριση Πλαισίου
Context model	μοντέλο αναπαράστασης πλαισίου
Context prediction	Πρόβλεψη πλαισίου
Context Prediction	Πρόβλεψης Πλαισίου
Context representation	Αναπαράσταση πλαισίου
Context sensing	συλλογή πληροφορίας πλαισίου
Context-aware application	Εφαρμογή Επίγνωσης Πλαισίου
Context-aware system	Σύστημα επίγνωσης πλαισίου
Contextual information	Πληροφορία Πλαισίου
Contextual ingredient	Συνιστώσα πλαισίου
Contextual Similarity	ομοιότητα πλαισίου
Contextual taxonomy	ταξινομία πληροφορίας πλαισίου
Current context	περιρρέουσα κατάσταση
Defuzzification	διαδικασία αποσαφήνισης
Degree of confidence	βαθμός εμπιστοσύνης
Degree of connectivity	βαθμός συνεκτικότητας

Degree of pervasiveness	βαθμό διεισδυτικότητας συστήματος
Description Logic	Περιγραφική Λογική
Eigenvalue	ιδιοτιμή
Epidemic	επιδημία
Epidemical aggravation	επιδημική επιδείνωση
Epidemical Context Dissemination	Επιδημική Διάδοση Πλαισίου
Epidemical transmutation	μετάλλαξη ιού
Evidential Reasoning	Θεωρία Ενδείξεων
Evidential Theory	Θεωρία Ενδείξεων
Extrinsic component	Εξωγενής συνιστώσα
Follower	Οπαδός κόμβος
Foraging policy	Πολιτική ανακάλυψης πλαισίου
Fresh context	φρέσκο πλαίσιο
Fuzzification	διαδικασία ενσωμάτωση ασάφειας
Fuzzy classification rule	κανόνας ασαφούς ταξινόμησης
Fuzzy classifiers	ασαφούς ταξινομητές
Fuzzy complement	ασαφές συμπλήρωμα
Fuzzy controller	ασαφής ελεγκτής
Fuzzy inference rules	κανόνες ασαφούς συμπερασμού
Fuzzy Inverse Model	Ανάστροφο Ασαφές Μοντέλο
Fuzzy Knowledge Base	ασαφής βάση γνώσης
Fuzzy Logic	Ασαφής Λογική
Fuzzy set	ασαφές σύνολο
Fuzzy Sets Theory	Θεωρία Ασαφών Συνόλων
Fuzzy values	ασαφές τιμές
Fuzzy variables	Ασαφές μεταβλητές
Ground context	Βασικό πλαίσιο
Historical context	Πλαίσιο παρελθόντος
Human-Computer Interaction	Επικοινωνίας Ανθρώπου-Μηχανής
Individual Context	Ατομικό Πλαίσιο
Infected	μολυσμένος
Inference	Συμπερασμός
Inference engines	μηχανών συμπερασμού
Inferred context	επαγόμενο πλαίσιο
Instantaneous Synthesis	Στιγμιαία Σύνθεση
Intrinsic component	Εγγενής συνιστώσα
Invalid context	μη-έγκυρο πλαίσιο
Leader	οδηγός
Linguistic terms	λεκτικών όρων
Linguistic Variable Approximate Reasoning	Ασαφή Λεκτική Αναπαράσταση Γνώσης
Location-based services	υπηρεσίες βασισμένες στην θέση
Mereonomy	ιεραρχία χωρικών εννοιών
Misclassification error	Σφάλμα ταξινόμησης
Mobile Application	Εφαρμογή Κινητού Υπολογισμού
Mobile Computing	Κινητού Υπολογισμού
Multi-epidemical Context Dissemination	Πολύ-επιδημικής Διάδοσης Πληροφορίας Πλαισίου
Multi-epidemical context	πολύ-επιδημικής διάδοσης πληροφορίας

dissemination	πλαίσιο
Mutual exclusion	αμοιβαίος αποκλεισμός
Network context	τηλεπικοινωνιακό πλαίσιο
Observable context	Παρατηρούμενο Πλαίσιο
Obsolete context	απαρχαιωμένο πλαίσιο
Optimistic inference	οπτιμιστικός συμπερασμός
Parameter estimator	παραμετρικός εκτιμητής
Particle	οργανισμός
Pervasive Computing	Διάχυτου Υπολογισμού
Pervasiveness	Δεισδυτικότητα
Pessimistic inference	πεσιμιστικός συμπερασμός
Possibilistic Context Fusion	Σύντηξη βάσει Θεωρίας Δυνατοτήτων
Possibility Theory	Θεωρία Δυνατοτήτων
Principal component	βασική συνιστώσα
Probabilistic Context Fusion	Πιθανοθεωρητική Σύντηξη Πλαισίου
Proximity context	Πλαίσιο Γεινίασης
Reasoning	Συλλογισμός
Reciprocity	ανταποδοτικότητα
Re-infection	επανα-μόλυνση
Reliability-based Context Fusion	Σύντηξη Πλαισίου βάσει Αξιοπιστίας Πηγών Πληροφορίας
Self Organizing Maps	Αυτό-Οργανωμένη Δομή Προτύπων
Situation Classification	Ταξινόμηση Καταστάσεων
Situation Reasoning	Συλλογισμός Καταστάσεων
Situation Similarity	ομοιότητα καταστάσεων
Situational context	πλαίσιο κατάστασης
Situational involvement	βαθμό εμπύθισης
Small-world network	Δίκτυο μικρού κόσμου
Social factor	κοινωνικός παράγοντας
Supervised learning	επιβλεπόμενη μάθηση
Susceptible	Εύρωτος / επιρρεπής
Swarm	Αγέλη οργανισμών
System context	Πλαίσιο Συστήματος
Temporal Synthesis	Χρονική Σύνθεση
Theoretic Context Modeling	Θεωρητική Μοντελοποίηση Πλαισίου
Type-2 Fuzzy Sets Theory	Θεωρία Ασαφών Συνόλων 2 ^{ου} Επιπέδου
Unsupervised learning	μη επιβλεπόμενη μάθηση
Valid context	έγκυρο πλαίσιο