



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο

Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Ηλεκτρονικών Υπολογιστών

Αναγνώριση δραστηριότητας με χρήση Λογισμού Γεγονότων και Μέγιστων Πιθανοτικών διαστημάτων

Διπλωματική Εργασία

ΤΟΥ

ΜΑΚΡΗ Ι. ΕΥΑΓΓΕΛΟΥ

Επιβλέποντες:

Αλέξανδρος Αρτίκης, Επίκουρος Καθηγητής Πανεπιστήμιο Πειραιά, ΕΚΕΦΕ "Δημόκριτος"

Γεώργιος Παλιούρας, Διευθυντής Ερευνών ΕΚΕΦΕ "Δημόκριτος"

Παναγιώτης Τσανάκας, Καθηγητής Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο

— Μακρής Ευάγγελος —

Αθήνα, Οκτώβριος 2018



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Ηλεκτρονικών
Υπολογιστών

Αναγνώριση δραστηριότητας με χρήση Λογισμού Γεγονότων και Μέγιστων Πιθανοτικών διαστημάτων

Διπλωματική Εργασία

ΤΟΥ

ΜΑΚΡΗ Ι. ΕΥΑΓΓΕΛΟΥ

Επιβλέποντες:

Αλέξανδρος Αρτίκης, Επίκουρος Καθηγητής Πανεπιστήμιο Πειραιά, ΕΚΕΦΕ "Δημόκριτος"
Γεώργιος Παλιούρας, Διευθυντής Ερευνών ΕΚΕΦΕ "Δημόκριτος"
Παναγιώτης Τσανάκας, Καθηγητής Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 3 Οκτωβρίου 2018.

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

.....
Τσανάκας Παναγιώτης
Καθηγητής ΕΜΠ

.....
Ανδρέας-Γεώργιος Σταφυλοπάτης
Καθηγητής ΕΜΠ

.....
Κιαμάλ Πεκμεστζή
Καθηγητής ΕΜΠ

Αθήνα, Οκτώβριος 2018



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο

Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Ηλεκτρονικών
Υπολογιστών

Copyright © – All rights reserved. Με την επιφύλαξη παντός δικαιώματος.
Ευάγγελος Ι. Μακρής, 2018.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς το συγγραφέα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που εκφράζονται σε αυτό το κείμενο είναι αποκλειστικά του συγγραφέα και δεν αντιπροσωπεύουν απαραίτητα την επίσημη θέση του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

(Υπογραφή)

.....

Ε. Ι. Μακρής

3 Οκτωβρίου 2018

Περίληψη

Σκοπός αυτής της διπλωματικής εργασίας είναι η αναγνώριση σύνθετων γεγονότων ανθρώπινης δραστηριότητας σε περιβάλλον με θόρυβο, εκτιμώντας πιθανότητες για τα χρονικά διαστήματα στα οποία οι συγκεκριμένες δραστηριότητες λαμβάνουν χώρα.

Συγκεκριμένα, η αναγνώριση σύνθετων γεγονότων αναφέρεται στον εντοπισμό και την αξιολόγηση χωρικών και χρονικών γεγονότων τα οποία προέρχονται από ροές δεδομένων αισθητήρων. Πολλοί τύποι αβεβαιότητας παρουσιάζονται στα συστήματα αναγνώρισης γεγονός που συχνά οδηγεί σε λανθασμένη αναγνώριση. Τυπικά, αυτά τα συστήματα για να αντιμετωπίσουν αυτή την αβεβαιότητα υπολογίζουν την πιθανότητα πραγματοποίησης ενός γεγονότος σε μία συγκεκριμένη χρονική στιγμή (time-point recognition). Στην παρούσα εργασία, επεκτείνουμε αυτήν την προσέγγιση ορίζοντας την πιθανότητα ενός χρονικού διαστήματος (interval-based recognition) ενώ στη συνέχεια, ορίζουμε ένα μέτρο αξιοπιστίας για κάθε ένα χρονικό διάστημα. Παρουσιάζουμε ακόμα, έναν αλγόριθμο γραμμικού χρόνου για τον υπολογισμό όλων των μέγιστου μήκους χρονικών διαστημάτων των οποίων η πιθανότητα υπερβαίνει ένα προκαθορισμένο κατώφλι.

Τέλος, αξιολογούμε την προτεινόμενη μέθοδο, χρησιμοποιώντας ένα σύνολο δεδομένων αναγνώρισης ανθρώπινης δραστηριότητας και παρουσιάζουμε τα αποτελέσματα της σύγκρισης και τις συνθήκες στις οποίες υπερτερεί έναντι ενός συστήματος που πραγματοποιεί αναγνώριση γεγονότων για κάθε χρονική στιγμή.

Λέξεις Κλειδιά

τεχνητή νοημοσύνη, αναγνώριση και κατανόηση δραστηριότητας, σύνθετη αναγνώριση γεγονότων, ταίριασμα προτύπων για αναγνώριση γεγονότων

Abstract

This diploma thesis aims to the recognition of complex events in noisy environments, estimating probabilities of temporal intervals where these events are more likely to hold.

Specifically, activity recognition refers to the detection of temporal combinations of ‘low-level’ or ‘short-term’ activities on sensor data. Various types of uncertainty exist in activity recognition systems and this often leads to erroneous detection. Typically, the frameworks aiming to handle uncertainty compute the probability of the occurrence of activities at each time-point (time-point-based recognition). In this work, We extend this approach by defining the probability of a maximal interval and the credibility rate for such intervals (interval-based recognition). We then propose a linear-time algorithm for computing all probabilistic temporal intervals of a given dataset.

Finally, we evaluate the proposed approach using a benchmark activity recognition dataset, and outline the conditions in which our approach outperforms time-point-based recognition.

Keywords

artificial intelligence, activity recognition and understanding, complex event recognition, event pattern matching

*στην οικογένεια μου, στους καθηγητές μου και σε όλους τους ανθρώπους που
σπαταλούν την ενέργειά τους για την βελτίωση αυτού του κόσμου*

Ευχαριστίες

Αυτή η εργασία αποτελεί ένα προσωπικό αγώνα διάρκειας αλλά και μία συλλογική δουλειά. Για τους παραπάνω λόγους οφείλω αρχικά πολλές ευχαριστίες στην οικογένειά μου που με στήριξε σε όλη την διάρκεια της εργασίας με κάθε δυνατό τρόπο, σε κάθε εμπόδιο που μπορεί να αντιμετωπίσει στην πορεία. Στη συνέχεια, θέλω να ευχαριστήσω του καθηγητές και συνεργάτες από το ΕΚΕΦΕ Δημόκριτος καθ. Αλέξανδρο Αρτίκη και Δρ. Γεώργιο Παλιούρα. Αρχικά, θέλω να τους ευχαριστήσω που μου έδωσαν την ευκαιρία να συνεργαστώ μαζί τους και με μύησαν στην ερευνητική διαδικασία. Πιο συγκεκριμένα, θέλω να τους ευχαριστήσω, για την καθοδήγησή τους, για τις γνώσεις που μου προσέφεραν πάνω στα επιστημονικά πεδία που μας απασχόλησαν, στις διαδικασίες που πρέπει να ακολουθηθούν ώστε να προκύψει ένα αξιόλογο αποτέλεσμα καθώς και στον πολύτιμο χρόνο που διέθεσαν για όλα τα παραπάνω. Τους ευχαριστώ πολύ και αισθάνομαι πολύ τυχερός που βρέθηκα σε αυτή τη θέση παρά τη δυσκολία του εγχειρήματος. Θέλω, ακόμη, να ευχαριστήσω τον καθ. Παναγιώτη Τσανάκα που αποτέλεσε το δεσμό με την σχολή προσφέροντας ταυτόχρονα γενναιόδωρα και με διάθεση πολύτιμες συμβουλές και προτάσεις.

Αθήνα, Οκτώβριος 2018

Ευάγγελος Ι. Μακρής

Περιεχόμενα

Περίληψη	1
Abstract	3
Ευχαριστίες	7
Πρόλογος	15
1 Εισαγωγή	17
1.1 Συνεισφορά διπλωματικής εργασίας	18
1.2 Διάρθρωση εργασίας	19
2 Θεωρητικό υπόβαθρο	21
2.1 Λογισμός Γεγονότων	21
2.2 Πιθανοτική διάλεκτος Λογισμού Γεγονότων	24
3 Σχετικές εργασίες	29
4 Υπολογισμός μέγιστων πιθανοτικών διαστημάτων	33
4.1 Ένας αποδοτικός αλγόριθμος υπολογισμού	36
4.1.1 Πολυπλοκότητα	40
5 Πειραματική αξιολόγηση	43
5.1 Πειραματική διάταξη	43
5.2 Πειραματικά Αποτελέσματα	45
6 Συμπεράσματα και Μελλοντικές επεκτάσεις	51
Παραρτήματα	53
Α΄ Ακρίβεια (precision) και Ανάκληση (recall) για τα εξεταζόμενα LTA υπό ομαλό και ενδιάμεσο θόρυβο	55
Β΄ Διαγράμματα των LTA υπό ισχυρό θόρυβο	59
Βιβλιογραφία	64

Κατάλογος σχημάτων

2.1	Πιθανοτική αναγνώριση γεγονότων με χρήση της Prob-EC [1].	25
4.1	Πιθανοτική αναγνώριση γεγονότων με χρήση χρονικών διαστημάτων. Αρχικά (εικόνες πάνω από την διακεκομμένη γραμμή), η Prob-EC υπολογίζει τις στιγμιαίες πιθανότητες των LTA, όπως συνάντηση (<i>meeting</i>) και συμβάδισμα(<i>moving</i>), δεδομένων των πιθανοτικών δραστηριοτήτων χαμηλού επιπέδου STA, όπως 'βάδισμα'(<i>walking</i>), 'ενεργή κίνηση των μελών του σώματος' (<i>active</i>) και 'ακινήσια' (<i>inactive</i>). Στη συνέχεια (κάτω από τη διακεκομμένη γραμμή), η PIEC υπολογίζει μέγιστα πιθανοτικά διαστήματα για τις LTA, υποθέτοντας ένα κατώφλι πιθανότητας ορισμένο από τον χρήστη (0.5 σε αυτό το παράδειγμα). Τα διαστήματα αυτά υποδεικνύονται με τις κόκκινες (διακεκομμένες) γραμμές κάτω από τις κατανομές των στιγμιαίων πιθανοτήτων. Ο υπολογισμός της πιθανότητας αλλά και της 'αξιοπιστίας' για κάθε διάστημα παρουσιάζεται αναλυτικά στα πλαίσια κάτω από τις κόκκινες γραμμές.	34
4.2	Τα διαστήματα της Prob-EC και της PIEC για κατώφλι πιθανότητας ίσο με 0.5. Το μπλε διάγραμμα αντιπροσωπεύει την κατανομή των στιγμιαίων πιθανοτήτων όπως υπολογίζονται από την Prob-EC. Οι κόκκινες γραμμές παρουσιάζουν τα μέγιστα πιθανοτικά διαστήματα όπως υπολογίζονται από την PIEC — το διάστημα με την υψηλότερη αξιοπιστία [5,28], παρουσιάζεται με έντονη γραφή. Η πράσινη γραμμή παρουσιάζει το διάγραμμα όπως προκύπτουν από την Prob-EC.	36
5.1	Πιθανοτική αναγνώριση γεγονότων στο σύνολο δεδομένων CAVIAR. Τα μαύρα διαγράμματα αντιπροσωπεύουν την κατανομή πιθανότητας μιας LTA όπως υπολογίστηκε από την Prob-EC. Οι οριζόντιες γραμμές υποδεικνύουν τα μέγιστα διαστήματα όπως προκύπτουν από την Prob-EC για ένα κατώφλι πιθανότητας ίσο με 0.7 (πράσινη γραμμή), τα μέγιστο πιθανοτικό διάστημα με την υψηλότερη αξιοπιστία όπως υπολογίστηκε από την PIEC για το ίδιο κατώφλι (κοκκινή γραμμή) καθώς και το ground truth της δραστηριότητας (μπλε γραμμή).	45
5.2	Πιθανοτική αναγνώριση γεγονότων: διακύμανση της πιθανότητας εξαιτίας του θορύβου.	47
5.3	Πιθανοτική αναγνώριση γεγονότων: έντονη αναντιστοιχία με το ground truth.	47

5.4	Το F1-score για την P1EC και την Prob-EC σε κάθε μέση τιμή της κατανομής Γάμμα για τις LTA πάλη (<i>fighting</i>), συμβάδισμα (<i>moving</i>) και συνάντηση (<i>meeting</i>), κάτω από ομαλό θόρυβο (αριστερά) και ενδιάμεσο (δεξιά). Τα διακεκομμένα διαγράμματα παρουσιάζουν την απόδοση της P1EC ενώ οι συμπαγείς αυτή του Prob-EC. Τα κόκκινα διαγράμματα αντιστοιχούν σε κατώφλι πιθανότητας 0.5, τα μπλε σε 0.7, ενώ τα πράσινα σε κατώφλι ίσο με 0.9.	49
A'.1	Η ακρίβεια (αριστερά) και η ανάκληση (δεξιά) για της P1EC και Prob-EC σε κάθε μέση τιμή της κατανομής Γάμμα για τις LTA πάλη (<i>fighting</i>), συμβάδισμα (<i>moving</i>) και συνάντηση (<i>meeting</i>), κάτω από ομαλό θόρυβο. Τα διακεκομμένα διαγράμματα παρουσιάζουν την απόδοση της P1EC ενώ οι συμπαγείς αυτή της Prob-EC. Τα κόκκινα διαγράμματα αντιστοιχούν σε κατώφλι πιθανότητας 0.5, τα μπλε σε 0.7, ενώ τα πράσινα σε κατώφλι ίσο με 0.9.	56
A'.2	Η ακρίβεια (αριστερά) και η ανάκληση (δεξιά) για της P1EC και Prob-EC σε κάθε μέση τιμή της κατανομής Γάμμα για τις LTA πάλη (<i>fighting</i>), συμβάδισμα (<i>moving</i>) και συνάντηση (<i>meeting</i>), κάτω από ενδιάμεσο θόρυβο. Τα διακεκομμένα διαγράμματα παρουσιάζουν την απόδοση της P1EC ενώ οι συμπαγείς αυτή της Prob-EC. Τα κόκκινα διαγράμματα αντιστοιχούν σε κατώφλι πιθανότητας 0.5, τα μπλε σε 0.7, ενώ τα πράσινα σε κατώφλι ίσο με 0.9.	57
B'.1	Η ακρίβεια (αριστερά), η ανάκληση (δεξιά) και το Φ1-σκορ (κάτω) για της P1EC και Prob-EC σε κάθε μέση τιμή της κατανομής Γάμμα για την LTA 'πάλη' (<i>fighting</i>) κάτω από ισχυρό θόρυβο. Τα διακεκομμένα διαγράμματα παρουσιάζουν την απόδοση της P1EC ενώ οι συμπαγείς αυτή της Prob-EC. Τα κόκκινα διαγράμματα αντιστοιχούν σε κατώφλι πιθανότητας 0.5, τα μπλε σε 0.7, ενώ τα πράσινα σε κατώφλι ίσο με 0.9. . . .	60
B'.2	Η ακρίβεια (αριστερά), η ανάκληση (δεξιά) και το Φ1-σκορ (κάτω) για της P1EC και Prob-EC σε κάθε μέση τιμή της κατανομής Γάμμα για την LTA 'συμβάδισμα' (<i>moving</i>) κάτω από ισχυρό θόρυβο. Τα διακεκομμένα διαγράμματα παρουσιάζουν την απόδοση της P1EC ενώ οι συμπαγείς αυτή της Prob-EC. Τα κόκκινα διαγράμματα αντιστοιχούν σε κατώφλι πιθανότητας 0.5, τα μπλε σε 0.7, ενώ τα πράσινα σε κατώφλι ίσο με 0.9. . . .	61
B'.3	Η ακρίβεια (αριστερά), η ανάκληση (δεξιά) και το Φ1-σκορ (κάτω) για της P1EC και Prob-EC σε κάθε μέση τιμή της κατανομής Γάμμα για την LTA 'συνάντηση' (<i>meeting</i>) κάτω από ισχυρό θόρυβο. Τα διακεκομμένα διαγράμματα παρουσιάζουν την απόδοση της P1EC ενώ οι συμπαγείς αυτή της Prob-EC. Τα κόκκινα διαγράμματα αντιστοιχούν σε κατώφλι πιθανότητας 0.5, τα μπλε σε 0.7, ενώ τα πράσινα σε κατώφλι ίσο με 0.9. . . .	62

Κατάλογος πινάκων

2.1	Κύρια κατηγορήματα του Λογισμού Γεγονότων.	22
4.1	Λίστες της ΡΙΕC.	37
4.2	Η ΡΙΕC σε δράση. Στο παράδειγμα αυτό, το κατώφλι πιθανότητας \mathcal{T} ισούται με 0.5. Οι στιγμιαίες πιθανότητες εισόδου, όπως υπολογίστηκαν από την Prob-EC, είναι τα στοιχεία της λίστας A	37
4.3	Παράδειγμα υπολογισμού	41

Πρόλογος

Η εργασία πραγματοποιήθηκε σε συνεργασία με το Ινστιτούτο Πληροφορικής και Τηλεπικοινωνιών του ΕΚΕΦΕ «Δημόκριτος» και συγκεκριμένα με την ομάδα ομάδα αναγνώρισης σύνθετων γεγονότων (Complex Event Recognition Group). Η παρούσα διπλωματική εργασία βασίζεται στο αντίστοιχο άρθρο προς δημοσίευση "A Probabilistic Interval-based Event Calculus for Activity Recognition".

Εισαγωγή

Η αναγνώριση γεγονότων αναφέρεται στην χρονική αντιπαραβολή προτύπων σε δεδομένα που προέρχονται από διάφορους τύπους αισθητήρων. Συστήματα αναγνώρισης σύνθετων γεγονότων έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως σε εφαρμογές όπως είναι η αναγνώριση επιθέσεων σε κόμβους δικτύων υπολογιστών [2], σε ανθρώπινες δραστηριότητες [3] και στον κυκλοφοριακό έλεγχο και στον εντοπισμό ατυχημάτων σε έξυπνες πόλεις [4]. Στην αναγνώριση γεγονότων, πολλαπλές πηγές παρέχουν χωρικά και χρονικά δεδομένα τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την αναγνώριση διάφορων τύπων ανθρώπινης δραστηριότητας. Τα δεδομένα εισόδου είναι χαμηλού επιπέδου δραστηριότητες (short-term activities STA), όπως είναι το 'βάδισμα', το 'τρέξιμο', 'ενεργός' και 'ανενεργός' τα οποία υποδεικνύουν το περπάτημα ενός ανθρώπου, το τρέξιμο, την κίνηση των χεριών με το σώμα να παραμένει ακίνητο και την ακινησία. Η έξοδος της αναγνώρισης είναι ένα σύνολο δραστηριοτήτων υψηλού επιπέδου (long-term activities LTA), οι οποίοι είναι χρονικοί συνδυασμοί των δεδομένων χαμηλού επιπέδου (STA). Παραδείγματα τέτοιων δραστηριοτήτων υψηλού επιπέδου αποτελούν η 'πάλη', η 'συνάντηση', το 'συμβάδισμα' κ.τ.λ. Όταν ένας κανόνας που αποτελείται από ένα σύνολο από χρονικούς περιορισμούς για τα δεδομένα χαμηλού επιπέδου (STA) ικανοποιείται, μία δραστηριότητα υψηλού επιπέδου (LTA) αναγνωρίζεται από το σύστημα αναγνώρισης.

Η αβεβαιότητα είναι εγγενής στην αναγνώριση ανθρώπινη δραστηριότητας. Για παράδειγμα, οι δραστηριότητες χαμηλού επιπέδου, οι οποίες τυπικά εντοπίζονται από εργαλεία επεξεργασίας οπτικών δεδομένων, επισυνάπτονται συχνά σε αυτές πιθανότητες που λειτουργούν ως εκτιμήσεις εμπιστοσύνης. Σε προηγούμενη εργασία, παρουσιάστηκε ένα σύστημα αναγνώρισης ανθρώπινης δραστηριότητας που ενσωματώνει μία πιθανοτική διάλεκτος του Λογισμού Γεγονότων [5], η οποία ονομάζεται Prob-EC (Probabilistic-Event Calculus) και υπολογίζει την πιθανότητα πραγματοποίησης ενός γεγονότος υψηλού επιπέδου (LTA) σε κάθε χρονική στιγμή. Στην εργασία αυτή, επεκτείνουμε αυτή την προσέγγιση ορίζοντας την πιθανότητα ενός μέγιστου μήκους διαστήματος (maximal interval) καθώς και το μέτρο αξιοπιστίας για κάθε τέτοιο χρονικό διάστημα (credibility rate). Στη συνέχεια, προτείνουμε έναν αλγόριθμο γραμμικού χρόνου για τον υπολογισμό όλων των μέγιστου μήκους διαστημάτων των οποίων η πιθανότητα υπερβαίνει ένα προκαθορισμένο κατώφλι που ορίζεται από τον χρήστη.

1.1 Συνεισφορά διπλωματικής εργασίας

Η συνεισφορά της διπλωματικής εργασίας στο τομέα της τεχνητής νοημοσύνης και συγκεκριμένα στο πλαίσιο της αναγνώρισης ανθρώπινης δραστηριότητας σε περιβάλλον με αβεβαιότητα συνοψίζεται στα παρακάτω στοιχεία:

- Ορίζουμε την έννοια του μέγιστου μήκους πιθανοτικού χρονικού διαστήματος (probabilistic maximal interval). Εν συνεχεία, ορίζουμε ένα μέτρο αξιοπιστίας για κάθε τέτοιο διάστημα, επιτρέποντάς την αναγνώριση γεγονότων υπό το καθεστώς αβεβαιότητας με χρήση χρονικών διαστημάτων (interval-based activity recognition).
- Παρουσιάζουμε έναν προτεινόμενο αλγόριθμο γραμμικού χρόνου για τον υπολογισμό όλων των αξιόπιστων, μέγιστου μήκους πιθανοτικών διαστημάτων ενός δοθέντος συνόλου δεδομένων .
- Αξιολογούμε την προτεινόμενη μέθοδο χρησιμοποιώντας ένα σύνολο δεδομένων για αναγνώριση ανθρώπινης δραστηριότητας και υποδεικνύουμε τις συνθήκες κάτω από τις οποίες τα αποτελέσματα της αναγνώρισης υπερτερούν της αναγνώρισης ενός συστήματος που αποτιμά την αναγνώριση μίας δραστηριότητας για κάθε χρονική στιγμή (time-point-based recognition).

1.2 Διάρθρωση εργασίας

Η διπλωματική εργασία είναι οργανωμένη σε κεφάλαια όπως παρουσιάζεται παρακάτω:

Στο κεφάλαιο 2 παρουσιάζουμε το βασικό θεωρητικό υπόβαθρο για την κατανόηση της προσέγγισής μας. Παρουσιάζονται οι βασικές έννοιες του Λογισμού Γεγονότων καθώς και η μέθοδος αναγνώρισης που χρησιμοποιείται για την αποτίμηση των πιθανοτήτων σε κάθε χρονική στιγμή.

Στο κεφάλαιο 3 παρουσιάζονται σχετικές εργασίες που εντάσσονται στον τομέα της αναγνώρισης ανθρώπινης δραστηριότητας με έμφαση στην αντιμετώπιση της αβεβαιότητας στα διάφορα στάδια της αναγνώρισης.

Στο κεφάλαιο 4 ορίζουμε το πρόβλημα που μελετήσαμε και παρουσιάζουμε τον αλγόριθμο γραμμικού-χρόνου που χρησιμοποιήθηκε για την αναγνώριση δραστηριότητας με χρήση χρονικών διαστημάτων.

Στο κεφάλαιο 5 παρουσιάζουμε την εμπειρική ανάλυση, παραθέτοντας εκτεταμένη πειραματική αξιολόγηση.

Τέλος, στο κεφάλαιο 6 συνοψίζουμε τα ευρήματά μας και παρουσιάζουμε μελλοντικές κατευθύνσεις για μελέτη.

Θεωρητικό υπόβαθρο

Κατά το πρώτο στάδιο της αναγνώρισης, χρησιμοποιούμε την Prob-EC [1], μία πιθανοτική διάλεκτο του Λογισμού Γεγονότων (Event Calculus), για τον υπολογισμό των στιγμιαίων πιθανοτήτων για κάθε μία από τις δραστηριότητες υψηλού επιπέδου που εξετάσαμε. Αρχικά, παρουσιάζουμε και επεξηγούμε το Λογισμό Γεγονότων και στη συνέχεια την πιθανοτική του εκδοχή.

2.1 Λογισμός Γεγονότων

Ο Λογισμός Γεγονότων είναι μία γλώσσα λογικού προγραμματισμού που χρησιμοποιείται για την αναπαράσταση και τον συμπερασμό των γεγονότων και των αποτελεσμάτων τους [5]. Στη μελέτη μας περιοριστήκαμε στην μελέτη μία απλοποιημένη μορφής του Λογισμού Γεγονότων όπου το μοντέλο του χρόνου είναι γραμμικό και περιλαμβάνει ακέραιες χρονικές στιγμές. Οι μεταβλητές ξεκινούν με κεφαλαίο γράμμα, ενώ τα κατηγορήματα και οι σταθερές με μικρό γράμμα. Το F είναι μία οντότητα η οποία επιτρέπεται να έχει διαφορετικές τιμές σε διαφορετικές χρονικές στιγμές. Ο όρος $F = V$ υποδεικνύει ότι το fluent F έχει τιμή ίση με V . Μία ειδική περίπτωση αποτελούν τα Boolean fluents των οποίων οι πιθανές τιμές είναι αληθής ή ψευδής. Στον πίνακα 2.1 παρουσιάζονται τα βασικά κατηγορήματα του Λογισμού Γεγονότων. Τα γενικά αξιώματα παρουσιάζονται παρακάτω:

$$\begin{aligned} \text{holdsAt}(F = V, T) \leftarrow \\ \text{initiatedAt}(F = V, T_s), T_s < T, \\ \text{not broken}(F = V, T_s, T). \end{aligned} \quad (2.1)$$

$$\begin{aligned} \text{broken}(F = V, T_s, T) \leftarrow \\ \text{terminatedAt}(F = V, T_f), T_s < T_f < T. \end{aligned} \quad (2.2)$$

$$\begin{aligned} \text{broken}(F = V, T_s, T) \leftarrow \\ \text{initiatedAt}(F = V', T_f), V \neq V', T_s < T_f < T. \end{aligned} \quad (2.3)$$

Predicate	Meaning
$\text{happensAt}(E, T)$	Event E is occurs at time T
$\text{holdsAt}(F = V, T)$	The value of fluent F is V at time T
$\text{initiatedAt}(F = V, T)$	At time T a period of time for which $F = V$ is initiated
$\text{terminatedAt}(F = V, T)$	At time T a period of time for which $F = V$ is terminated

Πίνακας 2.1: Κύρια κατηγορήματα του Λογισμού Γεγονότων.

Σύμφωνα με το αξίωμα (2.1), ο όρος $F = V$ ισχύει σε κάποια χρονική στιγμή T εάν έχει αρχικοποιηθεί από κάποιο γεγονός σε κάποια προγενέστερη χρονική στιγμή και δεν έχει 'σπάσει' στο ενδιάμεσο χρονικό διάστημα. Αυτό εκφράζει το νόμο της αδράνειας. Ο όρος $F = V$ σπάει στο διάστημα (T_s, T) εάν τερματιστεί (βλέπε αξίωμα (2.2)) ή ένα όρος $F = V'$ με $V' \neq V$ αρχικοποιηθεί (βλέπε αξίωμα (2.3)). Οι αρχικοποιήσεις (initiatedAt) και τους τερματισμούς (terminatedAt) ορίζονται από συγκεκριμένους κανόνες ανάλογα με τη δραστηριότητα υψηλού επιπέδου (LTA) που εξετάζουμε. Ας θεωρήσουμε, για παράδειγμα, τον ακόλουθο (μερικό) ορισμό της δραστηριότητας που αναφέρεται στην ομαδική κίνηση δύο ατόμων 'moving' στο πεδίο της αναγνώρισης δραστηριότητας.

$$\begin{aligned} \text{initiatedAt}(\text{moving}(P_1, P_2) = \text{true}, T) \leftarrow \\ \text{happensAt}(\text{walking}(P_1), T), \\ \text{happensAt}(\text{walking}(P_2), T), \\ \text{holdsAt}(\text{close}(P_1, P_2) = \text{true}, T), \\ \text{holdsAt}(\text{similarOrientation}(P_1, P_2) = \text{true}, T). \end{aligned} \quad (2.4)$$

$$\begin{aligned} \text{terminatedAt}(\text{moving}(P_1, P_2) = \text{true}, T) \leftarrow \\ \text{happensAt}(\text{walking}(P_1), T), \\ \text{holdsAt}(\text{close}(P_1, P_2) = \text{false}, T). \end{aligned} \quad (2.5)$$

$$\begin{aligned} \text{terminatedAt}(\text{moving}(P_1, P_2) = \text{true}, T) \leftarrow \\ \text{happensAt}(\text{active}(P_1), T), \\ \text{happensAt}(\text{active}(P_2), T). \end{aligned} \quad (2.6)$$

$$\begin{aligned} \text{terminatedAt}(\text{moving}(P_1, P_2) = \text{true}, T) \leftarrow \\ \text{happensAt}(\text{running}(P_1), T). \end{aligned} \quad (2.7)$$

Η ομαδική κίνηση δύο ατόμων —συμβάδισμα (*moving*)— αποτελεί μία δραστηριότητα υψηλού επιπέδου (LTA) που εκφράζεται ως ένα Boolean fluent. Ορίζεται βάσει ενός συνόλου δραστηριοτήτων χαμηλού επιπέδου (short-term activity STA) που εκφράζονται σαν στιγμιαία γεγονότα και τα οποία εντοπίζονται σε video. Στη συγκεκριμένη περίπτωση τέτοια γεγονότα είναι το βάδισμα (*walking*), το τρέξιμο (*running*), η κίνηση των χεριών με ακίνητο το σώμα (*active*) και η ακινησία (*inactive*). Οι παραπάνω δραστηριότητες χαμηλού επιπέδου (STA) είναι αμοιβαία αποκλειόμενες υπό την έννοια ότι σε κάθε χρονική στιγμή μόνο μία μπορεί να έχει ισχύ για κάποιο άτομο, πληροφορία που προέρχεται από τα καρέ του video. Κάθε τέτοια δραστηριότητα χαμηλού επιπέδου συνοδεύεται με τις συντεταγμένες και τον προσανατολισμό της εξεταζόμενης οντότητας

ως προς τον εντοπισμό. Αυτές αποτελούν την είσοδο του συστήματος αναγνώρισης. Το $close(P_1, P_2)$ είναι αληθές όταν η απόσταση μεταξύ των εξεταζόμενων οντοτήτων P_1 και P_2 είναι μικρότερη από το προκαθορισμένο κατώφλι των θέσεων των pixels στο video. Ομοίως, το $similarOrientation(P_1, P_2)$ είναι αληθές όταν η διαφορά των γωνιών των προσανατολισμών των α_1 και α_2 είναι μικρότερη των 45 μοιρών.

Σύμφωνα με τον κανόνα (2.4), το $moving(P_1, P_2) = true$, αρχικοποιείται όταν και ο P_1 και ο P_2 βαδίζουν, ενώ βρίσκονται σε κοντινή απόσταση και έχουν παρόμοιο προσανατολισμό. Επιπλέον, το $moving(P_1, P_2) = true$ τερματίζεται, όταν τα δύο πρόσωπα απομακρύνονται το ένα από το άλλο (βλέπε κανόνα (2.5)), διακόπτουν το βάδισμα (βλέπε κανόνα (2.6)), ή ένας από αυτούς ξεκινάει να τρέχει (βλέπε κανόνα (2.7)). Οι υπόλοιπες συνθήκες τερματισμού ορίζονται με παρόμοιο τρόπο [1]. Σημαντική παρατήρηση αποτελεί το γεγονός ότι το κατηγορήμα $initiatedAt(F = V, T)$ δεν υποδεικνύει απαραίτητα ότι $F \neq V$ τη χρονική στιγμή T . Αντίστοιχα, το $terminatedAt(F = V, T)$ δεν υποδεικνύει απαραίτητα ότι $F = V$ την χρονική στιγμή [6]. Ας υποθέσουμε, για παράδειγμα, ότι το $F = V$ αρχικοποιήθηκε τις χρονικές στιγμές 10 και 20 και τερματίστηκε τις χρονικές στιγμές 25 και 30 (και σε καμία άλλη χρονική στιγμή). Σε αυτήν την περίπτωση το $F = V$ ισχύει για όλες τις χρονικές στιγμές στο διάστημα $10 < T \leq 25$.

2.2 Πιθανοτική διάλεκτος Λογισμού Γεγονότων

Η Prob-EC είναι μία πιθανοτική εκδοχή του Λογισμού Γεγονότων υλοποιημένη στη γλώσσα ProbLog [7]. Σκοπός της Prob-EC είναι ο υπολογισμός των στιγμιαίων πιθανοτήτων του κατηγορήματος $\text{holdsAt}(F = V, T)$, δηλαδή η πιθανότητα του $F = V$ να είναι αληθές την χρονική στιγμή T . Η ProbLog είναι μία γλώσσα λογικού προγραμματισμού που επιτρέπει την ύπαρξη γεγονότων επισυναπτόμενων με πιθανότητες (probabilistic facts) της μορφής $p :: f$. Ένα τέτοιο γεγονός υποδεικνύει ότι το γεγονός f , το οποίο μπορεί να μην είναι αυστηρά αληθές ή ψευδές, έχει πιθανότητα p να συμβαίνει σε όλες του τις αποτιμήσεις. Όλα αυτά τα γεγονότα αντιπροσωπεύουν ανεξάρτητες τυχαίες μεταβλητές. Ένας κανόνας ο οποίος ορίζεται ως σύζευξη από k τέτοια γεγονότα (probabilistic facts), έχει πιθανότητα ίση με το γινόμενο των πιθανοτήτων αυτών των γεγονότων. Επιπλέον, η πιθανότητα των κατηγορημάτων που εμφανίζονται στην κεφαλή περισσότερων του ενός κανόνος αποτιμούνται ως η πιθανότητα της διάζευξης των κανόνων αυτών. Δεδομένης της ανεξαρτησίας κάθε πιθανοτικού γεγονότος, η πιθανότητα κάθε υποπρογράμματος L είναι ίση με:

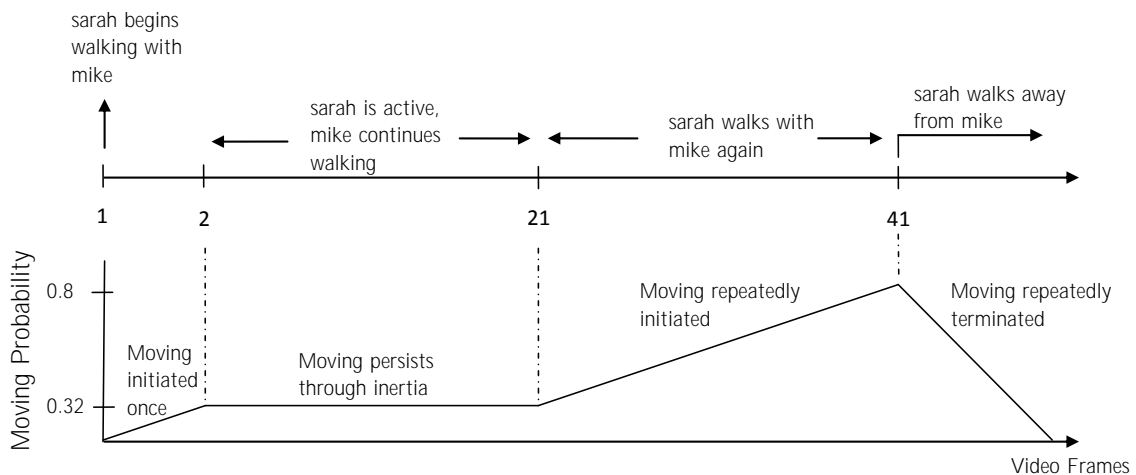
$$P(L) = \prod_{f_i \in L} p_i \cdot \prod_{f_i \notin L} (1 - p_i) \quad (2.8)$$

Η ProbLog, χρησιμοποιώντας κάποιους ειδικούς μετασχηματισμούς όπως παρουσιάζονται στο [7], υπολογίζει την πιθανότητα επιτυχίας ενός ερωτήματος q σε ένα πρόγραμμα ProbLog σύμφωνα με τη σχέση:

$$P_s(q) = P\left(\bigvee_{e \in \text{Proofs}(q)} \bigwedge_{f_i \in e} f_i\right) \quad (2.9)$$

Ο υπολογισμός της πιθανότητας επιτυχίας ενός ερωτήματος q μετατρέπεται στον υπολογισμό της πιθανότητας της κανονικής διαζευκτικής μορφής (Disjunction Normal Form – DNF) της εξίσωσης (2.9). Η ProbLog χρησιμοποιεί δυαδικά διαγράμματα αποφάσεων (Binary Decision Diagrams – BDD) [8] για την συνοπτική αναπαράσταση της κανονικής διαζευκτικής μορφής της εξίσωσης (2.9). Με αυτόν τον τρόπο η ProbLog είναι ικανή να υπολογίσει την πιθανότητα ερωτήματος που αποτελούνται από χιλιάδες διαφορετικές αποδείξεις.

Το σώμα των κανόνων της ProbLog αποτελείται από πιθανοτικά γεγονότα. Συνεπώς, η κεφαλή κάθε κανόνα ισχύει με μία συγκεκριμένη πιθανότητα που υπολογίζεται σύμφωνα με την διαδικασία που αναφέρθηκε προηγουμένως. Με αυτόν τον τρόπο η Prob-EC αντιμετωπίζει την αβεβαιότητα στα δεδομένα εισόδου. Η πιθανότητα του $\text{holdsAt}(LTA = \text{true}, T)$ ισούται με την πιθανότητα της διάζευξης των αρχικοποιήσεων του $LTA = \text{true}$ πριν την χρονική στιγμή T , υποθέτοντας ότι το $LTA = \text{true}$ δεν έχει σπάσει στο ενδιάμεσο χρονικό διάστημα. Λαμβάνοντας υπόψη τα παραπάνω, πολλαπλές αρχικοποιήσεις του $LTA = \text{true}$ αυξάνουν την πιθανότητά του. Αυτό αποτελεί μία λογική συνέπεια για ένα γεγονός που εξελίσσεται στο χρόνο. Μία επαναλαμβανόμενη



Σχήμα 2.1: Πιθανοτική αναγνώριση γεγονότων με χρήση της Prob-EC [1].

επικαιροποίηση της ισχύος του σημαίνει ότι το γεγονός έχει αυξημένη πιθανότητα να συμβαίνει την χρονική στιγμή της εξέτασης.

Επιπλέον, εάν το $LTA = true$ έχει 'σπάσει' με μία πιθανότητα p_1 , τότε η πιθανότητα του $LTA = true$ είναι ίση με την πιθανότητα της διάλυσης των αρχικοποιήσεων και του $1 - p_1$ (δες αξίωμα (2.1)). Επομένως, όσο υψηλότερη είναι η πιθανότητα p_1 τόσο σημαντικότερο είναι η μείωση της πιθανότητας του $LTA = true$. Απότοκο του παραπάνω είναι ότι διαδοχικοί τερματισμοί μειώνουν περαιτέρω την πιθανότητα του $LTA = true$.

Το παράδειγμα που ακολουθεί επεξηγεί την πιθανοτική αναγνώριση γεγονότων με τη χρήση της Prob-EC. Ας υποθέσουμε ότι δύο άνθρωποι, ο Mike και η Sarah, περπατούν μαζί για κάποια βίντεο καρέ όπως παρουσιάζεται στο σχήμα 2.1. Μία αρχικοποίηση του κανόνα για το 'συμβάδισμα' (*moving*) λαμβάνει χώρα στο βίντεο καρέ 1 όταν και οι δύο ξεκινούν το βάδισμα. Στο καρέ 2, η Sarah σταματάει το βάδισμα και παρουσιάζει ενεργή κίνηση του σώματος, ενώ ο Mike συνεχίζει το βάδισμα χωρίς όμως να απομακρύνεται αρκετά ώστε να προκαλέσει κάποιον κανόνα τερματισμού της LTA 'συμβάδισμα'. Στο καρέ 21, η Sarah συνεχίζει το βάδισμά της, προκαλώντας μία νέα αρχικοποίηση της δραστηριότητας. Οι δύο άνθρωποι συμβαδίζουν μέχρι το καρέ 40 προκαλώντας πολλαπλές αρχικοποιήσεις. Στο καρέ 41, ο Mike είναι ανενεργός και η Sarah συνεχίζει το βάδισμά της. Η μεταξύ τους απόσταση ξεπερνά το προκαθορισμένο κατώφλι για την αρχικοποίηση της δραστηριότητας με αποτέλεσμα να προκαλούνται στη συνέχεια πολλαπλοί τερματισμοί.

Για την απλοποίηση της επεξήγησης, θεωρούμε ότι οι η πιθανότητες των κατηγορημάτων του προσανατολισμού και των συντεταγμένων είναι ίση με 1. Επιπλέον, Οι πιθανότητες των δραστηριοτήτων χαμηλού επιπέδου (STA) παρουσιάζονται παρακάτω:

0.70 :: happensAt(*walking(mike)*, 1).
 0.46 :: happensAt(*walking(sarah)*, 1).
 ...
 0.69 :: happensAt(*walking(mike)*, 21).
 0.58 :: happensAt(*walking(sarah)*, 21).
 ...
 0.18 :: happensAt(*inactive(mike)*, 41).
 0.32 :: happensAt(*walking(sarah)*, 41).

Στο βίντεο καρέ 2, το ερώτημα $\text{holdsAt}(\text{moving}(\text{mike}, \text{sarah}) = \text{true}, 2)$ έχει πιθανότητα ίση με την πιθανότητα της συνθήκης αρχικοποίησης στο καρέ 1, η οποία σύμφωνα με τον κανόνα (2.4) και δεδομένου ότι οι πληροφορίες που αφορούν τις συντεταγμένες και τον προσανατολισμό αναγνωρίζονται με πιθανότητα 1 όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, είναι ίση με το γινόμενο των πιθανοτήτων η Sarah και ο Mike να βαδίζουν, η οποία είναι $0.70 \times 0.46 = 0.322$. Η οπτική αναπαράσταση αυτού παρουσιάζεται στο τέρμα αριστερά σημείο του σχήματος 2.1, όπου η πιθανότητα του LTA αυξάνει από 0 σε 0.322. Από το καρέ 2 έως το καρέ 20 καμία αρχικοποίηση ή τερματισμός πραγματοποιείται με αποτέλεσμα η πιθανότητα της LTA να παραμένει αμετάβλητη. Αυτό συμβαίνει λόγω του νόμου της αδράνειας και υποδεικνύεται από την οριζόντια γραμμή μεταξύ των καρέ 2 και 20. Στο καρέ 21, η Sarah ξεκινάει να βαδίζει ξανά με τον Mike με αποτέλεσμα, στο καρέ 22, το $\text{holdsAt}(\text{moving}(\text{mike}, \text{sarah}) = \text{true}, 22)$ να έχει πλέον να αξιολογήσει δύο συνθήκες αρχικοποίησης, μία που συνέβει στο καρέ 1 και μία στο 21. Η πιθανότητα του $\text{holdsAt}(\text{moving}(\text{sarah}, \text{mike}) = \text{true}, 22)$ υπολογίζεται επομένως όπως παρουσιάζεται παρακάτω:

$$\begin{aligned} P(\text{holdsAt}_{22}) &= P(\text{initiatedAt}_1) \vee P(\text{initiatedAt}_{21}) \\ &= P(\text{initiatedAt}_1) + P(\text{initiatedAt}_{21}) - P(\text{initiatedAt}_1) \times P(\text{initiatedAt}_{21}) \\ &= 0.7 \times 0.46 + 0.69 \times 0.58 - 0.7 \times 0.46 \times 0.69 \times 0.58 = 0.593 \quad (2.10) \end{aligned}$$

Για να αποφύγουμε την σύγχυση, παραλείπουμε τα $\text{moving}(\text{sarah}, \text{mike}) = \text{true}$ από την παραπάνω εξίσωση, ενώ οι χρονικές στιγμές αναγράφονται ως δείκτες. Εφόσον, η $\text{moving}(\text{sarah}, \text{mike}) = \text{true}$ δεν έχει 'σπάσει' μέχρι τη χρονική στιγμή 22, η πιθανότητα του $\text{holdsAt}(\text{moving}(\text{sarah}, \text{mike}) = \text{true}, 22)$ εξαρτάται αποκλειστικά από τις πιθανότητες των δύο συνθηκών αρχικοποίησης στις χρονικές στιγμές 1 και 21.

Η πιθανότητα του ‘συμβαδίσματος’ του Mike και της Sarah στο καρέ 22 έχει αυξηθεί, εξαιτίας της επιπλέον αρχικοποίησης στο καρέ 21. Αυτό είναι ένα από τα χαρακτηριστικά της Prob-EC: η συνεχής παρουσία αρχικοποιήσεων μία συγκεκριμένης LTA προκαλεί αύξηση της πιθανότητάς της. Δοθέντων συνεχών ενδείξεων ότι μία δραστηριότητα έχει πιθανώς συμβεί, τείνουμε περισσότερο να συμφωνήσουμε ότι πράγματι έλαβε χώρα, ακόμα και αν η εμπιστοσύνη σε κάθε μία ένδειξη είναι χαμηλή. Για το λόγο αυτό, από το καρέ 22 και μετά, συμπεριλαμβανομένου του 41, πιθανότητας του ‘συμβαδίσματος’ αυξάνει, όπως φαίνεται στο σχήμα 2.1. Σε αυτό το παράδειγμα, στο καρέ 41 η πιθανότητα της δραστηριότητας έχει αυξηθεί, προσεγγίζοντας την τιμή 0.8.

Στο καρέ 42, η Prob-EC λαμβάνει υπόψιν του τερματισμού που προκλήθηκε στο καρέ 41. Αυτός ο τερματισμός σύμφωνα με τον κανόνα (2.5) είναι επίσης πιθανοτικός: υπολογίζει την πιθανότητα του βαδίσματος της Sarah μακριά από τον Mike, η οποία, σύμφωνα με τον κανόνα (2.5) και το γεγονός ότι η ισχύ της επιτρεπόμενης μεταξύ τους απόστασης που εκφράζεται από το *close* δεν είναι πιθανοτική (είτε ισχύει είτε όχι), είναι ίση με την πιθανότητα του ‘βαδίσματος’, το οποίο είναι 0.32. Συνεπώς, η πιθανότητα του ‘συμβαδίσματος’ τους στο καρέ 42 είναι $0.8 \times (1 - 0.32) = 0.544$. Παρόμοια με την περίπτωση της σταθερής αύξησης της πιθανότητας ύστερα από μία σειρά αρχικοποιήσεων, οι διαδοχικοί τερματισμοί μειώνουν σταθερά την πιθανότητα της δραστηριότητας LTA. Η καθοδική (ανοδική) κλίση ορίζεται από τις αντίστοιχες συνθήκες τερματισμού (αρχικοποίησης) που πραγματοποιούνται. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα, θεωρούμε ότι η Sarah συνεχίζει να περπατάει μακριά από τον Mike μέχρι το τέλος του βίντεο, προκαλώντας τον μηδενισμό της πιθανότητας της δραστηριότητας LTA, όπως παρουσιάζεται στο τέρμα δεξιά σημείο του σχήματος 2.1.

Σχετικές εργασίες

Στην βιβλιογραφία έχει προταθεί πλήθος συστημάτων για αναγνώριση γεγονότων. Στη παρούσα ενότητα θα εστιάσουμε που σχεδιάστηκαν με σκοπό την αντιμετώπιση του θορύβου στα δεδομένα χαμηλού (STA) ή υψηλού επιπέδου (LTA). Έμφαση θα δοθεί εκτός από την επιλογή του μοντέλου αναπαράστασης και στην μοντελοποίηση του χρόνου. Πολλά μοντέλα αναγνώρισης που αντιμετωπίζουν τον θόρυβο του περιβάλλοντος βασίζονται στην αναγνώριση και αξιολόγηση των συμβάντων προς διερεύνηση σε κάθε χρονική στιγμή (point-based). Από την άλλη μεριά, πολλές προσεγγίσεις προσπαθούν να αναπαραστήσουν τον χρόνο και να εφαρμόσουν την αξιολόγηση της αναγνώρισης σε χρονικά διαστήματα (interval-based). Πολλά συστήματα αναγνώρισης είναι βασισμένα στην αναπαράσταση της γνώσης με χρήση της λογικής. Η Prob-EC είναι μία διάλεκτος αναγνώρισης γεγονότων που χρησιμοποιεί το Λογισμό Γεγονότων και την γλώσσα πιθανοτικού λογικού προγραμματισμού ProbLog για την αναπαράσταση του χρόνου και τον συμπερασμό. Εντάσσει την έννοια της αδράνειας στην πιθανοτική αναγνώριση και επιτρέπει τον σχεδιασμό προτύπων για την αναπαράσταση των δραστηριοτήτων υψηλού επιπέδου από δραστηριότητες χαμηλού επιπέδου. Η αβεβαιότητα εκφράζεται σαν επισυναπτόμενες πιθανότητες στις STA.

Μία συμπληρωματική προσέγγιση βασισμένη σε λογικά δίκτυα Μαρκόφ (MLN) παρουσιάζεται στο [9]. Η διάλεκτος DEC-MLN προσπαθεί να αντιμετωπίσει την αβεβαιότητα που προέρχεται από την χρήση ατελών ορισμών των δραστηριοτήτων υψηλού επιπέδου (LTA). Στην DEC-MLN η αβεβαιότητα εκφράζεται μέσω των βαρών στους ορισμούς των LTA οι οποίοι εκφράζονται με τη χρήση του Λογισμού Γεγονότων όπως στη PIEC. Λογικά δίκτυα Μαρκόφ χρησιμοποιήθηκαν επίσης στο [10] όπου η αναγνώριση των LTA βασιζόταν σε STA τα οποία περιείχαν θόρυβο και προέρχονταν από αισθητήρες-ταξινομητές χαμηλότερου επιπέδου. Ένα σύστημα αναγνώρισης βασισμένο σε λογικό προγραμματισμό παρουσιάζεται στα [11] όπου το σύστημα επιχειρεί την αντιμετώπιση του θορύβου που προέρχεται από αναξιόπιστους αισθητήρες. Οι ορισμοί των LTA είναι αβέβαιοι δηλώνοντας έτσι μία εκτίμηση για τον βαθμό που ο κανόνας είναι αξιόπιστος ενώ αντίστοιχα οι STA χαρακτηρίζονται από μία πιθανότητα ορθής αναγνώρισης. Μία ακόμη προσέγγιση αντιμετώπισης της αβεβαιότητας βασισμένη στη λογική παρουσιάζεται στο [12]. Η PEC παρουσιάζει μία έκδοση του Λογισμού Γεγονότων κατάλληλη για πιθανοτική αναγνώριση. Εισάγει μία επέκταση που διατηρεί τη μορφή των

κανόνων του Λογισμού Γεγονότων καθώς και την έννοια των πιθανών κόσμων για τον υπολογισμό των γεγονότων.

Τυπικά, για την αντιμετώπιση της αβεβαιότητας χρησιμοποιούνται συστήματα που χρησιμοποιούν και ενσωματώνουν πιθανοτικά γραφικά μοντέλα (probabilistic graphical models) κατά την επεξεργασία των δεδομένων που εκφράζουν τις STA και επιδιώκουν τον συμπερασμό των LTA. Στο [13] χρησιμοποιούνται Κρυφά Μαρκοβιανά Μοντέλα (Hidden Markov Models) για την αναγνώριση μεμονωμένων ψηφίων από φωνητικά δεδομένα ενώ ενδιαφέρουσα είναι η χρήση Δυναμικών Μπαεσιανών Δικτύων για την αναγνώριση οπτικοακουστικών σημάτων [14] αλλά και η χρήση Τυχαίων υπό συνθήκη Πεδίων (Conditional Random Fields) [15]. Τα παραπάνω μοντέλα παρέχουν σημαντικές πληροφορίες, ακόμα και υπό το καθεστώς θορύβου, αφού μπορούν να τον διαχειριστούν με φυσικό τρόπο. Ωστόσο, ο τρόπος που χρησιμοποιούν για την αναπαράσταση των γεγονότων κάποιες φορές δεν είναι κατάλληλος για ορισμούς σύνθετων γεγονότων αφού αυξάνουν σημαντικά την πολυπλοκότητα.

Παράλληλα, έχουν παρουσιαστεί στην βιβλιογραφία συστήματα που χρησιμοποιούν χρονικούς συσχετισμούς αντί για διακριτές χρονικές στιγμές. Στο [16] για παράδειγμα υπολογίζεται η πιο πιθανή αλληλουχία από LTA δεδομένων κάποιων δεδομένων που προέρχονται από ταξινομητές χαμηλού επιπέδου. Χρησιμοποιούνται MLN για την αναπαράσταση των LTA ενώ ο συμπερασμός πάνω στα χρονικά διαστήματα επιτυγχάνεται με τη χρήση της άλγεβρας του Άλλεν (Allen Interval Algebra). Μία ακόμη προσέγγιση στην οποία η αναγνώριση των LTA συνδυάζει πιθανότητες και συσχετισμούς χρονικών διαστημάτων παρουσιάζεται στο [17]. Για τον χειρισμό της αβεβαιότητας υπολογίζεται η πιθανότητα προτύπων θεωρώντας ότι τα αβεβαία σημεία έναρξης ή τερματισμού αντιπροσωπεύουν τυχαίες μεταβλητές, ακολουθώντας μία ομοιόμορφη κατανομή. Για την αναπαράσταση του χρόνου χρησιμοποιείται μία επέκταση της άλγεβρας του Άλλεν η οποία προσαρμόζει τις βασικές σχέσεις σε κατατμημένα (segmented) διαστήματα. Η εκτίμηση των πιθανοτήτων αναφέρεται σε ακολουθίες συμβάντων, υπολογίζοντας το άθροισμα των πιθανοτήτων κάθε αμοιβαίως αποκλειόμενου πιθανού κόσμου ενώ χρησιμοποιούνται μέθοδοι κλαδέματος (pruning) και απομνημόνευσης (caching) για την βελτιστοποίηση της διαδικασίας.

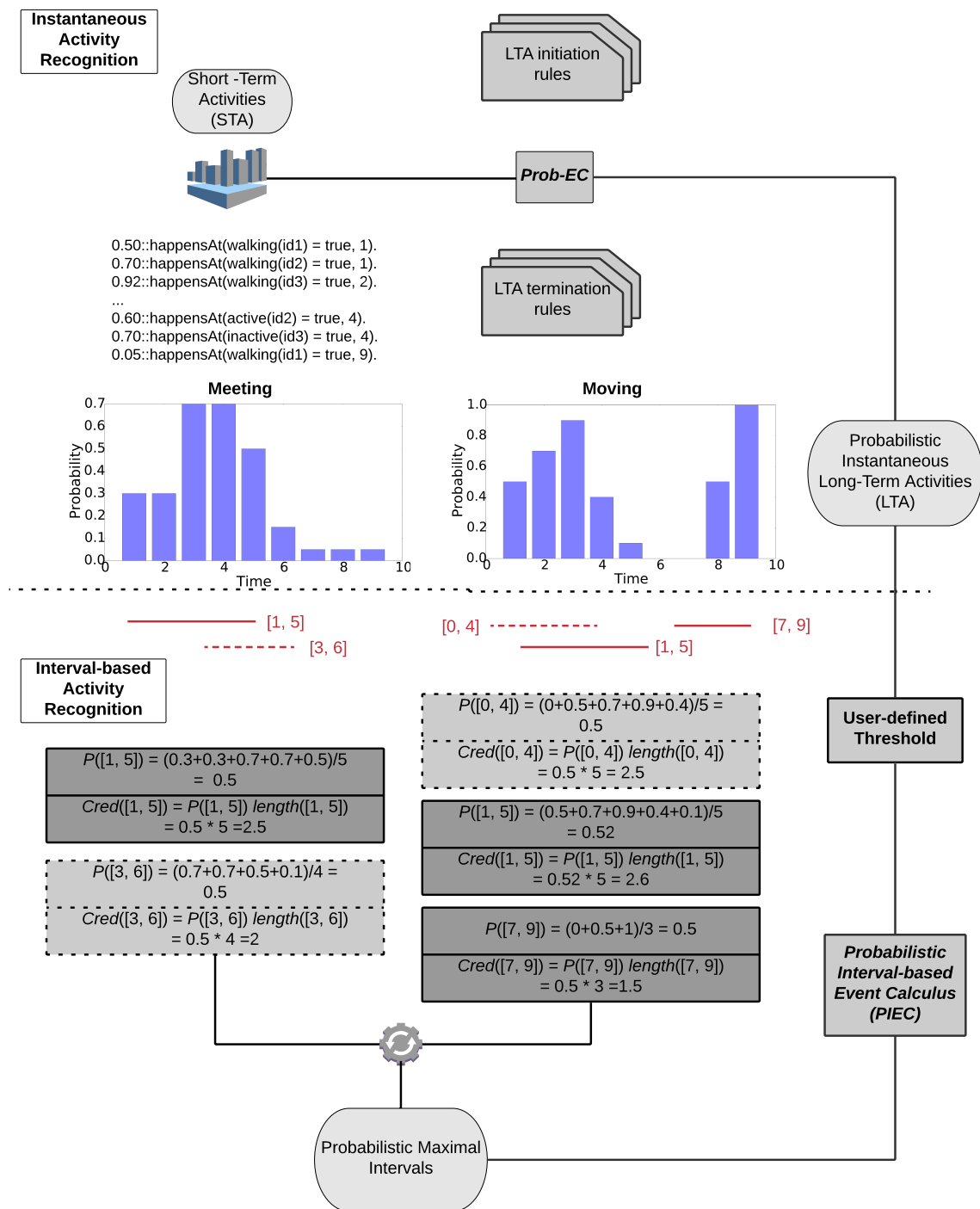
Στην εργασία αυτή υπολογίζουμε την πιθανότητα πραγματοποίησης μιας LTA σε κάποιο χρονικό διάστημα. Μοντελοποιούμε αυτήν την πιθανότητα ως τον μέσο όρο των πιθανοτήτων της εξεταζόμενης δραστηριότητας σε κάθε χρονική στιγμή. Για τον υπολογισμό των στιγμιαίων πιθανοτήτων χρησιμοποιούμε το Prob-EC το οποίο έχει ενσωματώσει τους κανόνες του Λογισμού Γεγονότων, συμπεριλαμβανομένου του νόμου της αδράνειας, στη σύγχρονη πιθανοτική γλώσσα προγραμματισμού ProLog. Στην συνέχεια για την αντιμετώπιση της αβεβαιότητας, χρησιμοποιούμε την PIEC για τον υπολογισμό μέγιστων πιθανοτικών διαστημάτων, δηλαδή διαστημάτων — διαδοχικών χρονικών στιγμών — που έχουν πιθανότητα μεγαλύτερη ή ίση από ένα κατώφλι πιθανότητας που θεωρούμε ως αξιόπιστο για την πραγματοποίηση της LTA και έχουν μέγιστο μήκος — δεν υπάρχει υπερδιάστημα με την ιδιότητα αυτή. Ο αλγόριθμος βασίζεται στο πρόβλημα του υπολογισμού του μέγιστου διαστήματος με μη αρνητικό άθροισμα (longest non-negative sum interval - LNNSI) όπως παρουσιάζεται στο [18] καθώς και

στο πρόβλημα του υπολογισμού διαστήματος με μέγιστο άθροισμα (maximum sum interval - MSI). Το LNNSI αναζητά, δεδομένης μίας ακολουθίας τιμών, το μέγιστου μήκους διάστημα —διαδοχική ακολουθία τιμών— που έχει μη αρνητικό άθροισμα και χρησιμοποιήθηκε κυρίως σε ακολουθίες βιολογικών δεδομένων. Σε αυτή τη βάση, αφού μετασχηματίσαμε το πρόβλημά μας στην εύρεση μέγιστων διαστημάτων που έχουν μη αρνητικό άθροισμα, με χρήση κάποιων λογικών μεταβλητών και συνθηκών υπολογίζουμε όλα τα μέγιστα διαστήματα η πιθανότητα των οποίων υπερβαίνει, το ορισμένο από το χρήστη, κατώφλι πιθανότητας.

Κεφάλαιο **4**

Υπολογισμός μέγιστων πιθανοτικών διαστημάτων

Μία στιγμιαία ένδειξη μίας δραστηριότητας, όπως για παράδειγμα προσδιορίζεται από το κατηγορημα `holdsAt`, μπορεί να οδηγήσει σε λανθασμένη αναγνώριση εξαιτίας της αναξιοπιστίας των αισθητήρων ή της ανακρίβειας των προτύπων αναγνώρισης αλλά και πλήθος εξωγενών παραγόντων που μπορούν να εισάγουν θόρυβο στα δεδομένα. Αναφερόμενοι στη διαδικασία της επιτήρησης και της εποπτείας της αναγνώρισης, τέτοιες περιπτώσεις λανθασμένης αναγνώρισης δραστηριοτήτων είναι ικανές να προκαλέσουν μη αιτιολογημένες καθυστερήσεις και να επιβραδύνουν διαδικασίες. Επομένως, παρουσιάζεται η ανάγκη μίας πιο ισχυρής αναγνώρισης η οποία προσδιορίζει τα χρονικά διαστήματα μέσα στα οποία μια δραστηριότητα υψηλού επιπέδου (LTA) λαμβάνει χώρα. Για το λόγο αυτό, παρουσιάζουμε μια πιθανοτική διάλεκτο Λογισμού Γεγονότων με χρήση χρονικών διαστημάτων *Probabilistic Interval-based Event Calculus (PIEC)*. Στο σχήμα 4.1 παρουσιάζεται μία υψηλού επιπέδου περιγραφή της διαδικασίας αναγνώρισης. Αρχικά, χρησιμοποιούμε το Prob-EC, όπως παρουσιάστηκε στην προηγούμενη ενότητα, για τον υπολογισμό των πιθανοτήτων των LTA σε κάθε χρονική στιγμή, με δεδομένες τις επισυναπτόμενες με πιθανότητες δραστηριότητες χαμηλού επιπέδου (STA). Η αναγνώριση είναι βασισμένη στους σαφώς ορισμένους κανόνες αρχικοποίησης και τερματισμού, όπως οι κανόνες (2.4)–(2.7). Το επόμενο στάδιο αποτελείται από την αναγνώριση των χρονικών διαστημάτων των εξεταζόμενων δραστηριοτήτων. Σύμφωνα με ένα ορισμένο κατώφλι πιθανότητας από τον χρήστη, η PIEC υπολογίζει όλα τα μέγιστα πιθανοτικά διαστήματα, μέσα στα οποία μία δραστηριότητα είναι πιθανό να συμβαίνει.



Σχήμα 4.1: Πιθανοτική αναγνώριση γεγονότων με χρήση χρονικών διαστημάτων. Αρχικά (εικόνες πάνω από την διακεκομμένη γραμμή), η Prob-EC υπολογίζει τις στιγμιαίες πιθανότητες των LTA, όπως συνάντηση (meeting) και συμβάδισμα (moving), δεδομένων των πιθανοτικών δραστηριοτήτων χαμηλού επιπέδου STA, όπως ‘βάδισμα’ (walking), ‘ενεργή κίνηση των μελών του σώματος’ (active) και ‘ακίνησια’ (inactive). Στη συνέχεια (κάτω από τη διακεκομμένη γραμμή), η PIEC υπολογίζει μέγιστα πιθανοτικά διαστήματα για τις LTA, υποθέτωντας ένα κατώφλι πιθανότητας ορισμένο από τον χρήστη (0.5 σε αυτό το παράδειγμα). Τα διαστήματα αυτά υποδεικνύονται με τις κόκκινες (διακεκομμένες) γραμμές κάτω από τις κατανομές των στιγμιαίων πιθανοτήτων. Ο υπολογισμός της πιθανότητας αλλά και της ‘αξιοπιστίας’ για κάθε διάστημα παρουσιάζεται αναλυτικά στα πλαίσια κάτω από τις κόκκινες γραμμές.

Πριν συνεχίσουμε με την παρουσίαση της μεθόδου μας, παρουσιάζουμε ένα σύνολο βοηθητικών ορισμών για την καλύτερη κατανόησή της.

Ορισμός 4.1. Η πιθανότητα ενός διαστήματος $I_{LTA}=[i,j]$ μίας δραστηριότητας LTA με μήκος $length(I_{LTA})=j-i+1$ χρονικές στιγμές ορίζεται ως

$$P(I_{LTA}) = \frac{\sum_{k=i}^j P(\text{holdsAt}(LTA, k))}{length(I_{LTA})}.$$

Με άλλα λόγια, η πιθανότητα ενός διαστήματος ισούται με τον μέσο όρο των πιθανοτήτων κάθε χρονικής στιγμής την οποία περιέχει.

Έννοια κλειδί για την PIEC αποτελεί ο ορισμός του μέγιστου πιθανοτικού διαστήματος:

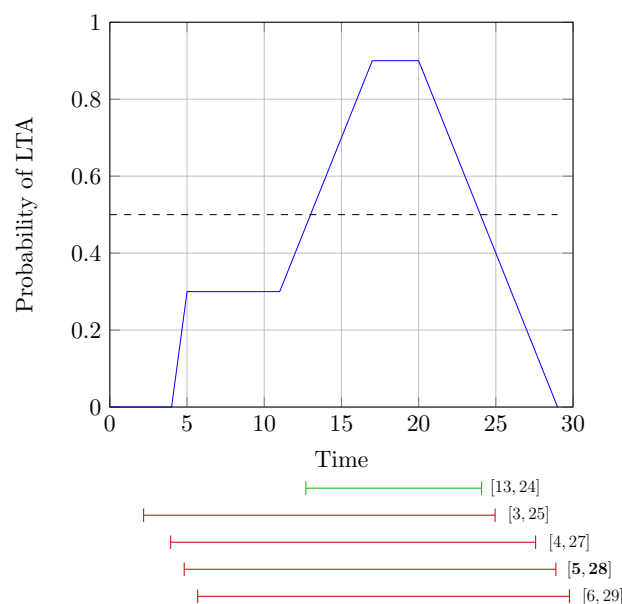
Ορισμός 4.2. Ένα μέγιστο πιθανοτικό διάστημα $I_{LTA}=[i,j]$ μίας δραστηριότητας LTA είναι ένα διάστημα τέτοιο ώστε, δοθέντος ενός κατωφλίου πιθανότητας $\mathcal{T} \in [0, 1]$, η $P(I_{LTA}) \geq \mathcal{T}$ και δεν υπάρχει άλλο διάστημα I'_{LTA} τέτοιο ώστε $P(I'_{LTA}) \geq \mathcal{T}$ και το I_{LTA} να είναι υποδιάστημα του I'_{LTA} .

Μία συνέπεια του ορισμού του μέγιστου πιθανοτικού διαστήματος είναι πως τέτοια διαστήματα μπορεί να είναι επικαλυπτόμενα. Δύο χαρακτηριστικά παραδείγματα παρουσιάζονται στο σχήμα 4.1—δες τις επικαλυπτόμενες κόκκινες γραμμές κάτω από την στιγμιαία κατανομές πιθανότητας των LTA συνάντηση και ομαδικά κίνηση. Από κάθε σύνολο επικαλυπτόμενων διαστημάτων, διατηρούμε μόνο ένα, χρησιμοποιώντας την ‘αξιοπιστία’ του διαστήματος ως κριτήριο επιλογής. Η ‘αξιοπιστία’ ενός διαστήματος ορίζεται ως το γινόμενο του μήκους του επί την πιθανότητά του:

$$Cred(I_{LTA}) = length(I_{LTA}) \cdot P(I_{LTA}) = \sum_k P(\text{holdsAt}(LTA, k)), \quad (4.1)$$

όπου k είναι οι χρονικές στιγμές του διαστήματος I_{LTA} . Επομένως, για κάθε σύνολο επικαλυπτόμενων μέγιστων πιθανοτικών διαστημάτων $S=\{I_1, I_2, \dots, I_k\}$, επιλέγουμε αυτό με την μεγαλύτερη τιμή αξιοπιστίας ή συνοπτικά το διάστημα I_{LTA} με αξιοπιστία $Cred(I_{LTA}) = \max_i (Cred(I_i))$ για κάθε $i = 1, \dots, k$. Στο σχήμα 4.1 τα αξιόπιστα διαστήματα υποδεικνύονται από τις συμπαγείς κόκκινες γραμμές. Η εξίσωση (4.1) επιβεβαιώνει ότι διατηρούμε ένα διάστημα που είναι όσο το δυνατόν πιο πιθανό και μακρύ. Εντούτοις, αυτός είναι μόνο ένας από τους δυνατούς τρόπους επιλογής μεταξύ των επικαλυπτόμενων μέγιστων χρονικών διαστημάτων.

Το σχήμα 4.2 παρουσιάζει ένα ακόμα παράδειγμα του υπολογισμού (αξιόπιστων) μέγιστων πιθανοτικών διαστημάτων με τη χρήση της PIEC. Επιπλέον, συγκρίνει αυτά τα διαστήματα με αυτά που προκύπτουν απλά με τη χρήση του Prob-EC: το σύνολο των διαδοχικών χρονικών στιγμών για τα οποία η δραστηριότητα LTA έχει πιθανότητα μεγαλύτερη ή ίση από το δοθέν κατώφλι.



Σχήμα 4.2: Τα διαστήματα της Prob-EC και της PIEC για κατώφλι πιθανότητας ίσο με 0.5. Το μπλε διάγραμμα αντιπροσωπεύει την κατανομή των στιγμιαίων πιθανοτήτων όπως υπολογίζονται από την Prob-EC. Οι κόκκινες γραμμές παρουσιάζουν τα μέγιστα πιθανοτικά διαστήματα όπως υπολογίζονται από την PIEC — το διάστημα με την υψηλότερη αξιοπιστία [5,28], παρουσιάζεται με έντονη γραφή. Η πράσινη γραμμή παρουσιάζει το διάγραμμα όπως προκύπτουν από την Prob-EC.

4.1 Ένας αποδοτικός αλγόριθμος υπολογισμού

Η PIEC υπολογίζει μέγιστα πιθανοτικά χρονικά διαστήματα σύμφωνα με το [18]. Αρχικά, κατασκευάζουμε ένα σύνολο από λίστες οι οποίες ακολούθως χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό των διαστημάτων. Ο πίνακας 4.1 συνοψίζει αυτές τις λίστες, ενώ ο πίνακας 4.2 τις επεξηγεί με τη χρήση ενός απλού παραδείγματος. Η λίστα $A[0..n]$ περιλαμβάνει τα δεδομένα εισόδου, δηλαδή κάθε στοιχείο $A[i]$ είναι ίσο με την πιθανότητα του $\text{holdsAt}(F = V, i)$, όπως υπολογίζεται από την Prob-EC. Στο παράδειγμα που παρουσιάζεται στον πίνακα 4.2, η λίστα A περιλαμβάνει τις πιθανότητες για 10 χρονικές στιγμές. Η λίστα L περιέχει κάθε στοιχείο της λίστας A μειωμένο κατά το δοθέν κατώφλι πιθανότητας \mathcal{T} που έχει οριστεί από τον χρήστη. Η λίστα $prefix$ περιέχει τα σωρευτικά-διαδοχικά άθροισμα της λίστας L . Έπειτα, η PIEC διασχίζει τη λίστα $prefix$ με αντίστροφη σειρά, υπολογίζοντας, για κάθε στοιχείο i , το μέγιστο σωρευτικό άθροισμα από το i έως το n και τα αποθηκεύει στη λίστα dp . Με άλλα λόγια, το $dp[0]$ είναι ίσο με το μέγιστο σωρευτικό άθροισμα από το 0 έως το n , το $dp[1]$ περιέχει το μέγιστο σωρευτικό άθροισμα από το 1 έως το n κ.ο.κ., υποδεικνύοντας ότι η λίστα dp είναι ταξινομημένη σε φθίνουσα σειρά. Στον πίνακα 4.1 παρουσιάζεται η ερμηνεία των λιστών, ενώ στον πίνακα 4.2 ένα παράδειγμα της μεθόδου.

Ένα διάστημα I_{LTA} ικανοποιεί την συνθήκη ενός μέγιστου πιθανοτικού διαστήματος δηλαδή $P(I_{LTA}) \geq \mathcal{T}$, αν και μόνο αν το άθροισμα των αντίστοιχων στοιχείων της λίστας

Σημειογραφία	Ερμηνία
\mathcal{T}	Κατώφλι Πιθανότητας
$A[0..n]$	Λίστα με τις στιγμιαίες πιθανότητες εισόδου της LTA
$L[j]$	$= A[j] - \mathcal{T}$, δηλ. κάθε στοιχείο της A μειωμένο κατά το \mathcal{T}
$prefix[j]$	$= \sum_{k=0}^j L[k]$, δηλ. τα σωρευτικά αθροίσματα πάνω στην L
$dp[i]$	$= \max_j(prefix[j])$, $j \in [i, n]$, δηλ. το μέγιστο σωρευτικό άθροισμα που μπορεί να υπολογιστεί από το στοιχείο i έως το n

Πίνακας 4.1: Λίστες της PIEC.

Πίνακας 4.2: Η PIEC σε δράση. Στο παράδειγμα αυτό, το κατώφλι πιθανότητας \mathcal{T} ισούται με 0.5. Οι στιγμιαίες πιθανότητες εισόδου, όπως υπολογίστηκαν από την Prob-EC, είναι τα στοιχεία της λίστας A .

Time	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
A	0	0.5	0.7	0.9	0.4	0.1	0	0	0.5	1
L	-0.5	0	0.2	0.4	-0.1	-0.4	-0.5	-0.5	0	0.5
$prefix$	-0.5	-0.5	-0.3	0.1	0	-0.4	-0.9	-1.4	-1.4	-0.9
dp	0.1	0.1	0.1	0.1	0	-0.4	-0.9	-0.9	-0.9	-0.9

L είναι μη αρνητικό:

$$P(I_{LTA}[i, j]) = \frac{\sum_{k=i}^j A[k]}{j-i+1} \geq \mathcal{T} \Leftrightarrow \sum_{k=i}^j A[k] \geq \mathcal{T}(j-i+1) \Leftrightarrow \sum_{k=i}^j A[k] - \mathcal{T}(j-i+1) \geq 0 \Leftrightarrow (A[i] - \mathcal{T}) + \dots + (A[j] - \mathcal{T}) \geq 0 \Leftrightarrow \sum_{k=i}^j L[k] \geq 0$$

Στο παράδειγμα του πίνακα 4.2, το διάστημα $[0, 4]$ έχει πιθανότητα $P([0, 4]) = 0.5 \geq \mathcal{T}$, ενώ άθροισμα $\sum_{k=0}^4 L[k] = 0 \geq 0$. Επομένως ο υπολογισμός των μέγιστων διαστημάτων μπορεί να βασιστεί στην λίστα L .

Η PIEC χρησιμοποιεί δύο δείκτες, $start$ και end , υποδεικνύοντας το εναρκτήριο και το καταληκτικό χρονικό σημείο ενός πιθανού μέγιστου πιθανοτικού διαστήματος αντίστοιχα. Επιπλέον, χρησιμοποιούμε μία μεταβλητή $dprange[start, end]$ η οποία ορίζεται ως:

$$dprange[start, end] = \begin{cases} dp[end] - prefix[start-1], & \text{if } start > 0 \\ dp[end], & \text{if } start = 0 \end{cases} \quad (4.2)$$

Η $dprange[start, end]$ εκφράζει το μέγιστο άθροισμα που μπορεί να υπολογιστεί αθροίζοντας όλα τα στοιχεία της λίστας L ξεκινώντας από το σημείο που ορίζεται από το δείκτη $start$ και καταλήγει σε κάποιο $end^* \geq end$, δηλαδή $\max_{end^*} (L[start] + \dots + L[end^*])$. Επομένως, εάν η $dprange[start, end] \geq 0$, το διάστημα $[start, end]$ είναι πιθανό μέγιστο πιθανοτικό διάστημα; υπάρχει ένα $end^* \geq end$ τέτοιο ώστε $\sum_{k=start}^{end^*} L[k] \geq 0$. Όταν η $dprange[start, end]$ γίνει αρνητική, ξέρουμε ότι δεν υπάρχει τιμή $end^* \geq end$ η οποία θα δώσει $dprange[start, end^*] \geq 0$, εφόσον η λίστα dp έχει τιμές ταξινομημένες σε φθίνουσα σειρά (βλ. εξ. (4.2)). Συνεπώς, όταν υπολογίζουμε μία αρνητική τιμή της μετα-

βλητής $dprange[start, end]$, ελέγχουμε εάν στο προηγούμενο βήμα είχε ταυτοποιηθεί ένα μέγιστο πιθανοτικό διάστημα δηλαδή εάν το $[start, end-1]$ ήταν ένα πιθανό μέγιστο διάστημα και σε αυτή την περίπτωση κατηγοριοποιούμε το $[start, end-1]$ ως ένα μέγιστο πιθανοτικό διάστημα.

Ο Αλγόριθμος 4.1 παρουσιάζει τον υπολογισμό των μέγιστων πιθανοτικών διαστημάτων.

Αλγόριθμος 4.1: Μέγιστα Πιθανοτικά Διαστήματα

Input: List A with instantaneous probabilities of LTA and user-defined threshold \mathcal{T} .

Output: List $output$ that consists of the probabilistic maximal intervals.

Requires: Lists $prefix$ and dp .

```

1: procedure PIEC(List  $A[n]$ , threshold  $\mathcal{T}$ )
2:    $L[i] \leftarrow A[i] - \mathcal{T}$  for each  $0 \leq i \leq n-1$ 
3:    $start, end \leftarrow 0$ 
4:    $flag \leftarrow false$ 
5:    $output \leftarrow \emptyset$ 
6:    $dprange[start, end] \leftarrow 0$ 
7:   while  $start < n$  and  $end < n$  do
8:     if ( $start = 0$ ) then
9:        $dprange[start, end] \leftarrow dp[end]$ 
10:    else
11:       $dprange[start, end] \leftarrow dp[end] - prefix[start-1]$ 
12:    end if
13:    if ( $dprange[start, end] \geq 0$ ) then
14:      if ( $end = n - 1$  and  $start < end$ ) then
15:         $add(start, end)$  to  $output$ 
16:      end if
17:      if ( $end = start = n - 1$  and  $A[start] \geq \mathcal{T}$ ) then
18:         $add(start, end)$  to  $output$ 
19:      end if
20:       $flag \leftarrow true$ 
21:       $end++$ 
22:    else
23:      if ( $start < end$  and  $flag = true$ ) then
24:         $add(start, end-1)$  to  $output$ 
25:      end if
26:      if ( $start = end$  and  $A[start] \geq \mathcal{T}$ ) then
27:         $add(start, end)$  to  $output$ 
28:      end if
29:       $flag \leftarrow false$ 
30:       $start++$ 
31:    end if return  $getCredibile(output)$ 
32:  end while
33: end procedure

```

Στον πίνακα 4.3 παρουσιάζεται αναλυτικά ο αλγόριθμος υπολογισμού των διαστημάτων όπως πραγματοποιείται από την PIEC. Στο παράδειγμα χρησιμοποιείται μία LTA που αναφέρεται στο ‘συμβάδισμα’ (*moving*) θεωρώντας 10 χρονικές στιγμές όπως παρουσιάζονται στον πίνακα 4.2. Ο ψευδοκώδικας του αλγορίθμου παρουσιάζεται στο σχήμα 4.1. Στο πρώτο βήμα του παραδείγματος ισχύει ότι, $start = end = 0$ και η μεταβλητή $dprange[0, 0] \geq 0$ υποδεικνύοντας $[0, 0]$ είναι ένα πιθανό μέγιστο πιθανοτικό διάστημα. Το σημειώνουμε αυτό στην υλοποίηση της PIEC ορίζοντας την τιμή μίας λογικής μεταβλητής *flag* ως αληθής (*true*). Έπειτα, η PIEC αυξάνει το δείκτη *end* μέχρι τη χρονική στιγμή 5, όπου η $dprange[start, end]$, δηλαδή η $dprange[0, 5]$ γίνεται αρνητική (βλ. βήμα 6 στον πίνακα 4.3). Εφόσον το προηγούμενο διάστημα, $[0, 4]$, ήταν ένα πιθανό μέγιστο πιθανοτικό διάστημα ($dprange[0, 4] \geq 0$ και *flag* = *true*), και το τρέχον όχι ($dprange[0, 5] < 0$), τότε το $[0, 4]$ είναι ένα μέγιστο πιθανοτικό διάστημα.

Στη συνέχεια η PIEC αυξάνει τον εναρκτήριο δείκτη, *start*, αναζητώντας για μέγιστα πιθανοτικά διαστήματα που ξεκινούν από τη χρονική στιγμή 1. Για το διάστημα $[1, 5]$, η $dprange[start, end]$ είναι θετική με συνέπεια η *flag* να παίρνει την τιμή αληθής (*true*) υποδεικνύοντας πως το διάστημα είναι ένα πιθανό μέγιστο πιθανοτικό διάστημα. Η PIEC αυξάνει καταληκτικό δείκτη με σκοπό την εύρεση ενός μακρύτερου διαστήματος έως το βήμα 8, όπου υπολογίζει ξανά μία αρνητική τιμή για την μεταβλητή $dprange[start, end]$. Επιβεβαιώνει ότι *flag* = *true*, και στη συνέχεια αποθηκεύει το $[1, 5]$ στη λίστα με τα μέγιστα πιθανοτικά διαστήματα. Ακολούθως, η PIEC θέτει στην *flag* την τιμή ψευδής (*false*) προσδιορίζοντας ότι το $[2, 6]$, δεν είναι πιθανό διάστημα και αυξάνει τον εναρκτήριο δείκτη στην τιμή $start = 2$. Η τιμή της μεταβλητής $dprange[start, end]$ αραμένει αρνητική μέχρι το βήμα 13, όπου ο *start* αυξάνεται διαρκώς, ενώ ο *end* παραμένει ο ίδιος.

Στα βήματα 14–17, η $dprange[start, end]$ παραμένει μη αρνητική με αποτέλεσμα η PIEC να αυξάνει το δείκτη *end* μέχρι να φτάσει τα όρια της λίστας εισόδου (υπενθυμίζουμε ότι η τελευταία χρονική στιγμή του παραδείγματος είναι η χρονική στιγμή 9). Στο βήμα 17, η PIEC επιβεβαιώνει ότι $start < end$ και *flag* = *true*, ακαι προσθέτει το $[7, 9]$ στα μέγιστα πιθανοτικά χρονικά διαστήματα. Με αυτόν τον τρόπο η PIEC δεν αποβάλλει ένα μέγιστο πιθανοτικό διάστημα στην περίπτωση που ο καταληκτικός δείκτης *end* προσεγγίζει τα όρια της λίστας εισόδου (ακόμα και στην περίπτωση που η συνθήκη $dprange[start, end] < 0$ δεν ισχύει).

Για κάθε ένα σύνολο επικαλυπτόμενων μέγιστων διαστημάτων, η PIEC διατηρεί αυτό το διάστημα το οποίο έχει την μέγιστη ‘αξιοπιστία’ (see eq. (4.1)). Σε αυτό το παράδειγμα, τα επικαλυπτόμενα διαστήματα είναι τα $[0, 4]$ και $[1, 5]$. Η PIEC απορρίπτει το $[0, 4]$ εφόσον $Cred([0, 4]) = \sum_{k=0}^4 A[k] = 2.5$ ενώ $Cred([1, 5]) = \sum_{k=1}^5 A[k] = 2.6$.

4.1.1 Πολυπλοκότητα

Θεωρώντας ένα χρονικά ταξινομημένο σύνολο δεδομένων, ο υπολογισμός των λιστών L , $prefix$ και dp απαιτεί γραμμικό χρόνο $\Theta(n)$ όπου n ιείναι ο αριθμός των χρονικών στιγμών της εισόδου. Για τον υπολογισμό των μέγιστων πιθανοτικών χρονικών διαστημάτων, στη χειρότερη περίπτωση, πρέπει και οι δύο δείκτες $start$ και end να διασχίσουν τη λίστα εισόδου μεγέθους n . Επομένως αυτό το βήμα απαιτεί χρόνο $O(2n)$. Η επιλογή του πιο αξιόπιστου διαστήματος απαιτεί $\Theta(n)$ χρόνο δεδομένου ότι τα μέγιστα διαστήματα είναι ταξινομημένα βάσει των εναρκτήριων χρονικών στιγμών. Η απαιτούμενη μνήμη είναι επίσης γραμμική συναρτήσσει της εισόδου μεγέθους n , δεδομένων των μεγεθών της λίστας εισόδου και των βοηθητικών λιστών που χρησιμοποιούνται κατά τον υπολογισμό των διαστημάτων.

Πίνακας 4.3: Παράδειγμα υπολογισμού

Step	Pointers	Calculations
1	$start = 0$ $end = 0$	$dprange[0, 0] \leftarrow dp[0] = 0.1 \geq 0$ $flag \leftarrow true$
2	$start = 0$ $end = 1$	$dprange[0, 1] \leftarrow dp[1] = 0.1 \geq 0$ $flag \leftarrow true$
3	$start = 0$ $end = 2$	$dprange[0, 2] \leftarrow dp[2] = 0.1 \geq 0$ $flag \leftarrow true$
4	$start = 0$ $end = 3$	$dprange[0, 3] \leftarrow dp[3] = 0.1 \geq 0$ $flag \leftarrow true$
5	$start = 0$ $end = 4$	$dprange[0, 4] \leftarrow dp[4] = 0.1 \geq 0$ $flag \leftarrow true$
6	$start = 0$ $end = 5$	$dprange[0, 5] \leftarrow dp[5] = -0.4 < 0$ add interval $[0, 4]$ since $start < end$, $flag = true$, $dprange[start, end] < 0$ $flag \leftarrow false$
7	$start = 1$ $end = 5$	$dprange[1, 5] \leftarrow dp[5] - prefix[0] = 0.1 \geq 0$ $flag \leftarrow true$
8	$start = 1$ $end = 6$	$dprange[1, 6] \leftarrow dp[6] - prefix[0] = -0.4 < 0$ add interval $[1, 5]$ since $start < end$, $flag = true$, $dprange[start, end] < 0$ $flag \leftarrow false$
9	$start = 2$ $end = 6$	$dprange[2, 6] \leftarrow dp[6] - prefix[1] = -0.4 < 0$ $flag \leftarrow false$
10	$start = 3$ $end = 6$	$dprange[3, 6] \leftarrow dp[6] - prefix[2] = -0.6 < 0$ $flag \leftarrow false$
11	$start = 4$ $end = 6$	$dprange[4, 6] \leftarrow dp[6] - prefix[3] = -1 < 0$ $flag \leftarrow false$
12	$start = 5$ $end = 6$	$dprange[5, 6] \leftarrow dp[6] - prefix[4] = -0.9 < 0$ $flag \leftarrow false$
13	$start = 6$ $end = 6$	$dprange[6, 6] \leftarrow dp[6] - prefix[5] = -0.5 < 0$ $flag \leftarrow false$
14	$start = 7$ $end = 6$	$dprange[7, 6] \leftarrow dp[6] - prefix[6] = 0 \geq 0$ $flag \leftarrow true$
15	$start = 7$ $end = 7$	$dprange[7, 7] \leftarrow dp[7] - prefix[6] = 0 \geq 0$ $flag \leftarrow true$
16	$start = 7$ $end = 8$	$dprange[7, 8] \leftarrow dp[8] - prefix[6] = 0 \geq 0$ $flag \leftarrow true$
17	$start = 7$ $end = 9$	$dprange[7, 9] \leftarrow dp[9] - prefix[6] = 0 \geq 0$ add interval $[7, 9]$ since $start < end$, $flag = true$, end reached the final index

Πειραματική αξιολόγηση

5.1 Πειραματική διάταξη

Αξιολογήσαμε την μέθοδό μας χρησιμοποιώντας τρεις διαφορετικές εκδοχές του συνόλου δεδομένων CAVIAR¹, το οποίο είναι ένα σύνολο δεδομένων για αναγνώριση ανθρώπινης δραστηριότητας. Το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων περιλαμβάνει 28 video επιτήρησης από δημόσιους χώρους. Τα video αυτά είναι σκηνοθετημένα από την ομάδα του CAVIAR. Ηθοποιοί βαδίζουν, συναντιούνται, αφήνουν αντικείμενα και παλεύουν αντίστοιχα. Σε κάθε video έχουν χειροκίνητα σημειωθεί τα διαστήματα στα οποία κάθε δραστηριότητα χαμηλού (STA) και υψηλού επιπέδου (LTA) λαμβάνει χώρα και αποτελεί το ground truth σε κάθε μία από αυτές. Τα δεδομένα εισόδου του συστήματος αναγνώρισης είναι οι δραστηριότητες χαμηλού επιπέδου (STA) ‘βάδισμα’, ‘τρέξιμο’, ‘κίνηση των χεριών’ (με ακίνητο το σώμα) και ‘ακινησία’ επισυναπτόμενες με τις αντίστοιχες χρονικές στιγμές, για παράδειγμα το καρέ του video στο οποίο η δραστηριότητα λαμβάνει χώρα. Επιπλέον, το σύνολο δεδομένων περιλαμβάνει τις συντεταγμένες των ατόμων και των αντικειμένων που εντοπίστηκαν σε κάθε χρονική στιγμή, καθώς και τον προσανατολισμό τους. Δοθείσας της παραπάνω εισόδου, σκοπός του συστήματος είναι η αναγνώριση δραστηριοτήτων υψηλού επιπέδου (LTA) όπως η συμπίεση δύο ατόμων, η συνάντησή τους καθώς και η πάλη μεταξύ δύο ατόμων.

Οι τρεις εκδοχές του συνόλου δεδομένων CAVIAR που χρησιμοποιήθηκαν περιλαμβάνουν τρία διαφορετικά επίπεδα θορύβου, τα οποία παράχθηκαν με σκοπό την σύγκριση της Prob-EC και μίας ντετερμινιστικής έκδοσης του Λογισμού Γεγονότων [20]. Οι τρεις αυτές εκδοχές παρουσιάζονται παρακάτω:

- Στην πρώτη εκδοχή του συνόλου δεδομένων — *ομαλός θόρυβος*— ένα υποσύνολο των δραστηριοτήτων χαμηλού επιπέδου (STA) είναι επισυναπτόμενες με πιθανότητες που έχουν παραχθεί από μία κατανομή γάμμα με μεταβαλλόμενη μέση τιμή. Οι υπόλοιπες δραστηριότητες χαμηλού επιπέδου παρουσιάζονται όπως στο γνήσιο σύνολο δεδομένων χωρίς κάποια πιθανότητα επισυναπτόμενη.
- Στην δεύτερη εκδοχή — *ενδιάμεσος θόρυβος*— πιθανότητες έχουν προστεθεί στα αντίστοιχα κατηγορήματα των συντεταγμένων και του προσανατολισμού με τη

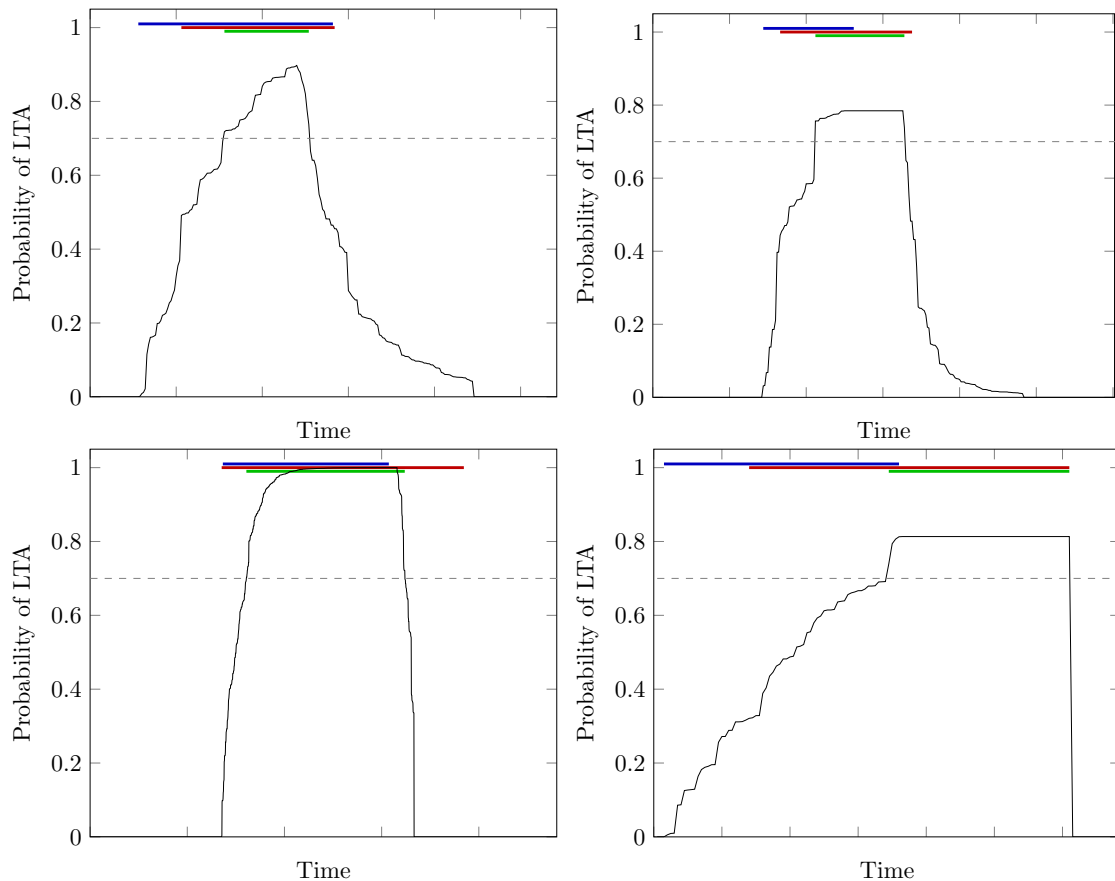
¹<https://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CAVIARDATA1/>

χρήση της ίδιας κατανομής γάμμα.

- Στην τρίτη εκδοχή —ισχυρός θόρυβος— αναληθή δραστηριότητες χαμηλού επιπέδου (STA) προστέθηκαν σε τυχαίες χρονικές στιγμές που προέκυψαν από μία κανονική κατανομή.

Αυτές οι τρεις εκδοχές του CAVIAR σε συνδυασμό με του ορισμούς των δραστηριοτήτων υψηλού επιπέδου (LTA) είναι διαθέσιμα στο κοινό². Δίνουμε σαν είσοδο αυτά τα δεδομένα στο Prob-EC με σκοπό τον υπολογισμό των στιγμιαίων πιθανοτήτων για κάθε μία δραστηριότητα υψηλού επιπέδου προς εξέταση δηλαδή υπολογίζουμε μία σειρά από όρους της μορφής $Prob :: holdsAt(LTA = true, T)$. Ακολουθώντας, χρησιμοποιούμε τη PIEC για τον υπολογισμό αξιόπιστων μέγιστων διαστημάτων για κάθε δραστηριότητα υψηλού επιπέδου (LTA). Στην ανάλυση που ακολουθεί, υπολογίζουμε την ακρίβεια πρόβλεψης της PIEC σε σύγκριση με το Prob-EC, αφού φιλτράρουμε την έξοδο του Prob-EC και διατηρήσουμε μόνο τις LTA με πιθανότητα μεγαλύτερη από ένα δοθέν κατώφλι, υποδεικνύοντας ότι εμπιστευόμαστε τις δραστηριότητες που έχουν πιθανότητα μεγαλύτερη από αυτήν την τιμή ως αληθής. Επαναλαμβάνουμε τα πειράματα 5×16 φορές δηλαδή 5 φορές για κάθε τιμή της μέσης τιμής της κατανομής γάμμα σε ένα εύρος από 0.5 έως 8.0 με βήμα 0.5. Όσο υψηλότερη η μέση τιμή. Τόσο χαμηλότερες πιθανότητες επισυνάπτονταν στα γεγονότα εισόδου του CAVIAR και τόσο υψηλότερες οι πιθανότητες των αναληθών γεγονότων, υποδεικνύοντας υψηλότερο επίπεδο θορύβου.

²<https://anskarl.github.io/publications/TPLP15/>



Σχήμα 5.1: Πιθανοτική αναγνώριση γεγονότων στο σύνολο δεδομένων CAVIAR. Τα μαύρα διαγράμματα αντιπροσωπεύουν την κατανομή πιθανότητας μιας LTA όπως υπολογίστηκε από την Prob-EC. Οι οριζόντιες γραμμές υποδεικνύουν τα μέγιστα διαστήματα όπως προκύπτουν από την Prob-EC για ένα κατώφλι πιθανότητας ίσο με 0.7 (πράσινη γραμμή), τα μέγιστο πιθανοτικό διάστημα με την υψηλότερη αξιοπιστία όπως υπολογίστηκε από την PIEC για το ίδιο κατώφλι (κοκκινή γραμμή) καθώς και το ground truth της δραστηριότητας (μπλε γραμμή).

5.2 Πειραματικά Αποτελέσματα

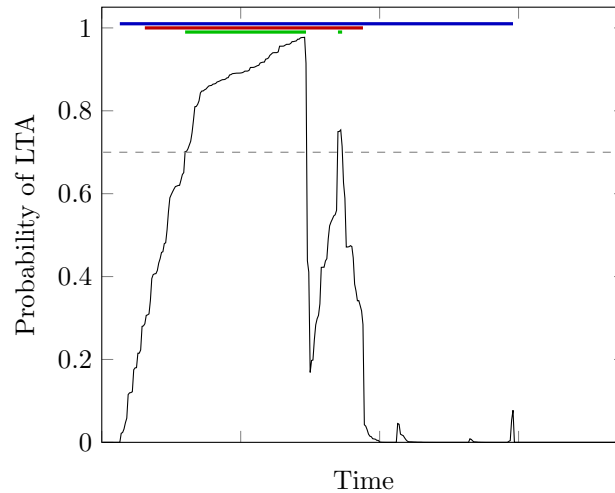
Οι εικόνες 5.1–5.3 παρουσιάζουν κάποιες κοινές περιπτώσεις από την πειραματική διαδικασία. Το πάνω-αριστερά διάγραμμα του σχήματος 5.1 δείχνει μία σειρά από αρχικοποιήσεις, οι οποίες συμβάλουν στη συνεχόμενη αύξηση της πιθανότητας της δραστηριότητας υψηλού επιπέδου (LTA), ενώ στη συνέχεια μία σειρά τερματισμών οδηγούν στην σταδιακή μείωση της πιθανότητας. Στην κάτω-δεξιά εικόνα, προκαλείται ένας ισχυρός τερματισμός της δραστηριότητας ο οποίος μειώνει δραματικά την πιθανότητά του από 0.8 σε 0. Στα κάτω και δεξιά διαγράμματα του σχήματος 5.1, τα παρουσιαζόμενα LTA υπόκεινται στο νόμο της αδράνειας μεταξύ των αρχικοποιήσεων και των τερματισμών. Σύμφωνα με την αδράνεια, ελλείψει αρχικοποίησης και τερματισμού η πιθανότητα της δραστηριότητας υψηλού επιπέδου παραμένει σταθερή, γεγονός που υποδεικνύεται από την οριζόντια γραμμή που χαρακτηρίζει την πιθανότητα του LTA.

Εξ ορισμού (4.1), δοθέντος ενός κατωφλίου, τα διαστήματα που υπολογίζει η PIEC είναι υπερ-διαστήματα των διαστημάτων που υπολογίζονται από την κατανομή πιθανότητας.

νότητας του Prob-EC. Στις περισσότερες περιπτώσεις, Όταν η αύξηση ή η μείωση της πιθανότητας δεν είναι απότομη, που συμβαίνει στις περιπτώσεις όπου συνεχόμενες μικρές ενδείξεις ότι μία δραστηριότητα έχει αρχίσει ή αντίστοιχα τελειώσει, οι επιπλέον χρονικές στιγμές που περιλαμβάνουν τα διαστήματα της P_{IEC} έχουν σχετικά υψηλή πιθανότητα – δες το πάνω δεξιά διάγραμμα του σχήματος 5.1. Στην περίπτωση όμως, που έχουμε μία απότομη αύξηση ή μείωση της πιθανότητας, που σημαίνει ότι υπάρχει μία ισχυρή στιγμιαία ένδειξη σχετικά με την αρχικοποίηση ή τον τερματισμό μίας δραστηριότητας, τα διαστήματα της P_{IEC} ενδέχεται να περιλαμβάνουν χρονικές στιγμές όπου η δραστηριότητα μπορεί να παρουσιάζει μικρή ή ακόμα και μηδενική πιθανότητα (δες το κάτω-δεξιά διάγραμμα του σχήματος 5.1). Σε αυτές τις περιπτώσεις, η προσθήκη μόνο κάποιων χρονικών στιγμών με χαμηλή πιθανότητα μπορεί να μην ρίξει την πιθανότητα του διαστήματος κάτω από το δοθέν κατώφλι πιθανότητας. Στις περισσότερες περιπτώσεις, όπου η αύξηση ή μείωση δεν είναι απότομη, τα διαστήματα της P_{IEC} μπορούν να προσεγγίσουν αυτά του Prob-EC μειώνοντας το κατώφλι πιθανότητας. Στο πάνω-δεξιά διάγραμμα του σχήματος 5.1, τα διαστήματα του Prob-EC είναι πολύ παρόμοια με τα διαστήματα της P_{IEC} αν ρυθμίσουμε το κατώφλι του Prob-EC στο 0.5. Από τη άλλη πλευρά ωστόσο, μία μείωση του κατωφλίου μπορεί να οδηγήσει σε μία σειρά από ψευδή θετικά, όπως συμβαίνει στις περιπτώσεις όπου η πιθανότητα μίας δραστηριότητας υψηλού επιπέδου (LTA) υπερβαίνει το κατώφλι στιγμιαία, εξαιτίας κάποιων παρατηρήσεων που έχουν επηρεαστεί από τον θόρυβο. Στο σχήμα 5.1 παρουσιάζεται η περίπτωση στην οποία κανένα από τα P_{IEC} και Prob-EC δεν συμφωνούν με το ground truth του συνόλου δεδομένων CAVIAR. Τυπικά, τα διαστήματα που υπολογίζονται από τις μεθόδους ξεκινούν μαζί με το ground (ωστόσο υπάρχουν και περιπτώσεις που ξεκινούν νωρίτερα).

Αναφορικά με του τερματισμούς των δραστηριοτήτων και τη σχέση του με το ground truth δεν υπάρχει κάποια συγκεκριμένη σχέση. Σε κάποιες περιπτώσεις, τα διαστήματα του ground truth τερματίζουν ύστερα από μία σειρά από τερματισμούς (δες το πάνω-αριστερά διάγραμμα του σχήματος 5.1), ενώ σε άλλες περιπτώσεις τερματίζουν με τον πρώτο κίόλας τερματισμό (δες το κάτω-αριστερά διάγραμμα του σχήματος 5.1). Στο κάτω-δεξιά διάγραμμα του σχήματος 5.1, τα επισημειωμένα διαστήματα τερματίζουν με την πρώτη αρχικοποίηση της δραστηριότητας, ενώ στο πάνω-δεξιά τερματίζει ενώ η πιθανότητα της LTA διατηρείται εξαιτίας της αδράνειας αφού καμία αρχικοποίηση ή τερματισμός δεν εντοπίζονται. Αυτά τα φαινόμενα προέρχονται από τον εγγενή θόρυβο που υπάρχει στο σύνολο δεδομένων CAVIAR [20, 16], με αποτέλεσμα οι κατασκευασμένοι ορισμοί για τις δραστηριότητες υψηλού επιπέδου (LTA) να μην μπορούν να ταιριάξουν τέλεια με το ground truth. Δεδομένου ότι η P_{IEC} χτίστηκε πάνω στην κατανομή πιθανότητας που υπολογίζεται από το Prob-EC, το οποίο με τη σειρά του βασίζεται στους ορισμούς των LTA, η P_{IEC} κληρονομεί τις προαναφερθείσες αναντιστοιχίες με το ground truth.

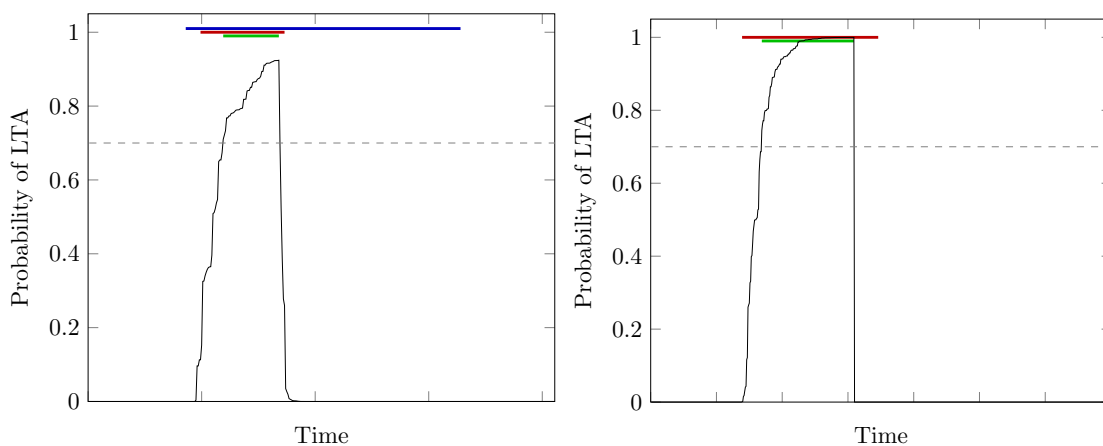
Σε αντίθεση με το σχήμα 5.1, στο σχήμα 5.2 παρουσιάζεται μία περίπτωση διακύμανσης της πιθανότητας όπου αρχικά έχουμε μία σταθερή αύξηση της πιθανότητας και έπειτα ακολουθεί έντονος θόρυβος ο οποίος μειώνει δραματικά την πιθανότητα του LTA. Στη συνέχεια, η πιθανότητα αυξάνεται εκ νέου. Η P_{IEC} είναι ικανό να υπολο-



Σχήμα 5.2: Πιθανοτική αναγνώριση γεγονότων: διακύμανση της πιθανότητας εξαιτίας του θορύβου.

γίσει ένα ενιαίο μέγιστο χρονικό διάστημα, ξεπερνώντας την επίδραση του θορύβου που περιστασιακά μειώνει την πιθανότητα του LTA. Αντιθέτως, η Prob-EC επηρεάζεται άμεσα από το θόρυβο, δημιουργώντας έτσι μία σειρά από ψευδή αρνητικά μεταξύ των δύο μέγιστων διαστημάτων. Για να προσεγγίσει η Prob-EC τα διαστήματα της PIEC θα μπορούσαμε να μειώσουμε σημαντικά το κατώφλι πιθανότητας, με αποτέλεσμα βέβαια, να δημιουργηθεί μεγάλο πλήθος ψευδών θετικών σε άλλες περιπτώσεις. Αυτό το παράδειγμα αποτυπώνει ένα από τα κυριότερα οφέλη της χρήσης της PIEC στην αναγνώριση δραστηριότητας.

Αντίστοιχα με το σχήμα 5.1, το σχήμα 5.2 παρουσιάζει την περίπτωση διαφωνίας μεταξύ των PIEC και Prob-EC με το ground truth. Στο σχήμα 5.2 αυτό είναι πιο εμφανές: υπάρχουν πολλές χρονικές στιγμές με σχεδόν μηδενική πιθανότητα, τα οποία δεν συμπεριλαμβάνονται στα διαστήματα της PIEC ή του Prob-EC αλλά έχουν επισημειωθεί ως αληθή από την ομάδα CAVIAR. όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, εξαιτίας των διάφορων τύπων θορύβου στο (αυθεντικό) σύνολο δεδομένων, δεν είναι πάντα πιθανό ο υπολογισμός μας να ταυτιστεί με το ground truth.

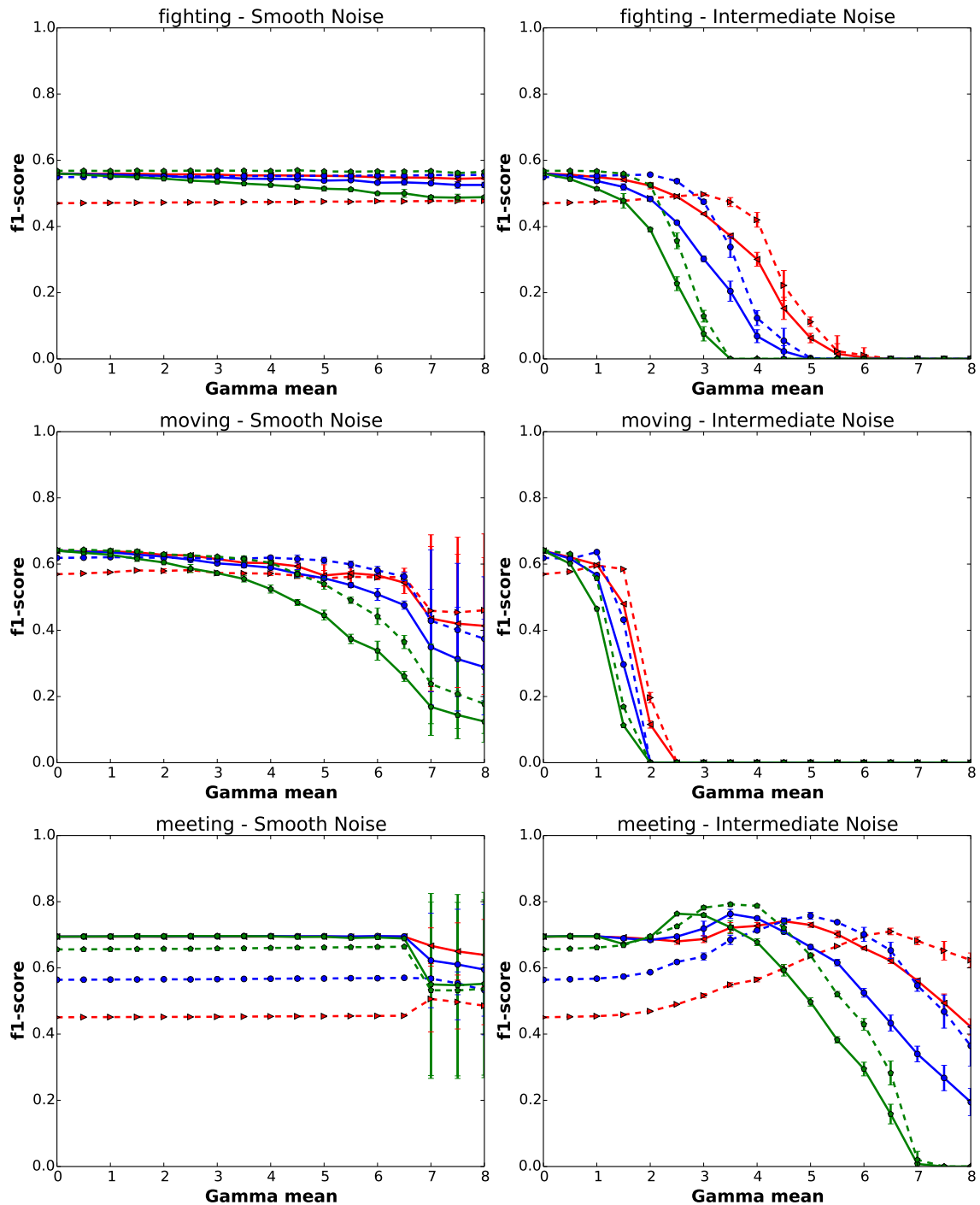


Σχήμα 5.3: Πιθανοτική αναγνώριση γεγονότων: έντονη αναντιστοιχία με το ground truth.

Το αριστερό διάγραμμα του σχήματος 5.3 παρουσιάζει μία παρόμοια περίπτωση διαφωνίας, με μία σειρά από ψευδή αρνητικά για την RIEC (λιγότερα) και την Prob-EC (περισσότερα). Εξ ορισμού, η RIEC έχει το πολύ όσα ψευδή αρνητικά παρουσιάζει η Prob-EC και τουλάχιστον όσα ψευδή θετικά. Επιπρόσθετα, υπάρχουν περιπτώσεις στο σύνολο δεδομένων CAVIAR με ψευδή θετικά. Το δεξιό διάγραμμα του σχήματος 5.3 παρουσιάζει ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα, όπου οι στιγμιαίες πιθανότητες προσεγγίζουν την τιμή 1 για αρκετές χρονικές στιγμές, όμως έχουν σημειωθεί ως ψευδή παραδείγματα σύμφωνα με το ground truth (δεν υπάρχουν θετικά παραδείγματα σύμφωνα με το ground truth σε αυτό το διάγραμμα). Σε αυτές τις περιπτώσεις η RIEC παρουσιάζει μεγαλύτερο σφάλμα, αφού τυπικά υπολογίζει μακρύτερα διαστήματα για ένα δεδομένο κατώφλι.

Το σχήμα 5.4 συνοψίζει τα πειραματικά αποτελέσματα, παρουσιάζοντας τις τιμές του f1-score για τις LTA 'πάλη' (*fighting*), 'συμβάδισμα' (*moving*) και 'συνάντηση' (*meeting*) κάτω από ομαλό (smooth) και ενδιάμεσο (intermediate) θόρυβο. Τα αποτελέσματα για τον ισχυρό (strong) θόρυβο παρουσιάζονται στο παράρτημα Β' διότι είναι παρόμοια με αυτά του ενδιάμεσου θορύβου. Η είσοδος των ψευδών γεγονότων επηρεάζουν σε μικρή κλίμακα την RIEC και την Prob-EC, εφόσον οι κανόνες αρχικοποίησης και τερματισμού απαιτούν την ικανοποίηση ενός συνδυασμού κατηγορημάτων τα οποία εμφανίζονται στο σώμα τους.

Όπως παρουσιάζει στο σχήμα 5.4, η επίδοση της RIEC είναι παρόμοια με αυτή του Prob-EC. Περιπτώσεις όπως αυτές που υποδεικνύονται στο δεξί διάγραμμα του σχήματος 5.3 δεν επιτρέπουν στην RIEC να υπερισχύσει (σημαντικά) του Prob-EC. Στα πειράματα που αναφέρονται στον 'ομαλό θόρυβο', η τιμή του F1-score της RIEC είναι πολύ κοντά σε αυτό της Prob-EC, με την RIEC να είναι ελαφρώς βελτιωμένο στην 'πάλη' (*fighting*) και το 'συμβάδισμα' (*moving*) για υψηλές τιμές της μέσης τιμής της κατανομής Γάμμα (δηλαδή υψηλά επίπεδα θορύβου). Στο σύνολο δεδομένων που αναφέρεται στον 'ενδιάμεσο θόρυβο', καμία από τις δύο μεθόδους δεν μπορεί να ατιμετωπίσει τον θόρυβο για υψηλές τιμές της μέσης τιμής της κατανομής Γάμμα αναφερόμενοι στις δραστηριότητες της 'πάλης' (*fighting*) και του 'συμβαδίσματος' (*moving*). Η RIEC παραμένει η καλύτερη επιλογή στην 'πάλη' (*fighting*), ενώ η διαφορά επίδοσης στο f1-score είναι μεγαλύτερη σε πολλές περιπτώσεις. Στο 'συμβάδισμα' (*moving*), η RIEC παρουσιάζει τουλάχιστον ίση επίδοση με την Prob-EC, ενώ στην 'συνάντηση' (*meeting*) υπερτερεί του Prob-EC για υψηλές τιμές της μέσης τιμής της κατανομής Γάμμα, όντας πιο ανθεκτικό στα υψηλά επίπεδα θορύβου. Ενδιαφέρον παρουσιάζει, ότι σε αυτά τα υψηλά επίπεδα θορύβου, η RIEC με ένα κατώφλι πιθανότητας ίσο με 0.5, έχει αυξημένη επίδοση καθώς η μέση τιμή της κατανομής Γάμμα αυξάνεται. Αυτό οφείλεται, στην αυξημένη ακρίβεια (precision) που υπολογίζεται (βλ. παράρτημα Α' για τα διαγράμματα της ακρίβειας (precision) και της ανάκλησης (recall) για όλες τις LTA δραστηριότητες).



Σχήμα 5.4: Το F1-score για την PIEC και την Prob-EC σε κάθε μέση τιμή της κατανομής Γάμμα για τις LTA πάλη (*fighting*), συμβάδισμα (*moving*) και συνάντηση (*meeting*), κάτω από ομαλό θόρυβο (αριστερά) και ενδιάμεσο (δεξιά). Τα διακεκομμένα διαγράμματα παρουσιάζουν την απόδοση της PIEC ενώ οι συμπαγείς αυτή του Prob-EC. Τα κόκκινα διαγράμματα αντιστοιχούν σε κατώφλι πιθανότητας 0.5, τα μπλε σε 0.7, ενώ τα πράσινα σε κατώφλι ίσο με 0.9.

Συμπεράσματα και Μελλοντικές επεκτάσεις

Στη συγκεκριμένη διπλωματική εργασία παρουσιάσαμε μία πιθανοτική εκδοχή του Λογισμού γεγονότων με χρήση χρονικών διαστημάτων, PIEC (Probabilistic Interval-based Event Calculus), το οποίο υπολογίζει μέγιστα πιθανοτικά χρονικά διαστήματα από ένα σύνολο από στιγμιαία γεγονότα που αναγνωρίζονται με κάποια πιθανότητα. Ο προτεινόμενος αλγόριθμος είναι βέλτιστος και εκτελείται σε γραμμικό χρόνο σε σχέση με τον αριθμό των εξεταζόμενων χρονικών στιγμών. Η PIEC βελτιώνει τα αποτελέσματα της στιγμιαίας αναγνώρισης, στην περίπτωση όπου οι δραστηριότητες υψηλού επιπέδου (LTA) ορίζονται βάσει σύνθετων προτύπων (patterns) αρχικοποίησης και τερματισμού. Τέτοια πρότυπα περιλαμβάνουν πολλούς διαφορετικούς κανόνες και πολλαπλές συζεύξεις στο σώμα των κανόνων των δραστηριοτήτων υψηλού επιπέδου. Αναμένεται ακόμα να παρουσιάζει βελτίωση στα LTA τα οποία επαναρχικοποιούνται συχνά και έχουν μικρή διάρκεια εφόσον μπορεί μόνο λίγες από τις στιγμιαίες δραστηριότητες να υπερβούν το δοθέν κατώφλι σε αυτή την μικρή διάρκεια. Επιπλέον, η PIEC παρουσιάζει μεγαλύτερο κέρδος καθώς το επίπεδο του θορύβου αυξάνεται. Ακόμη και στις περιπτώσεις δραστηριοτήτων με μεγάλη διάρκεια και απλούς κανόνες αρχικοποίησης/τερματισμού, καθώς ο θόρυβος αυξάνεται η PIEC παρουσιάζει μεγαλύτερη ακρίβεια από την πιο απλή μέθοδο της στιγμιαίας αναγνώρισης.

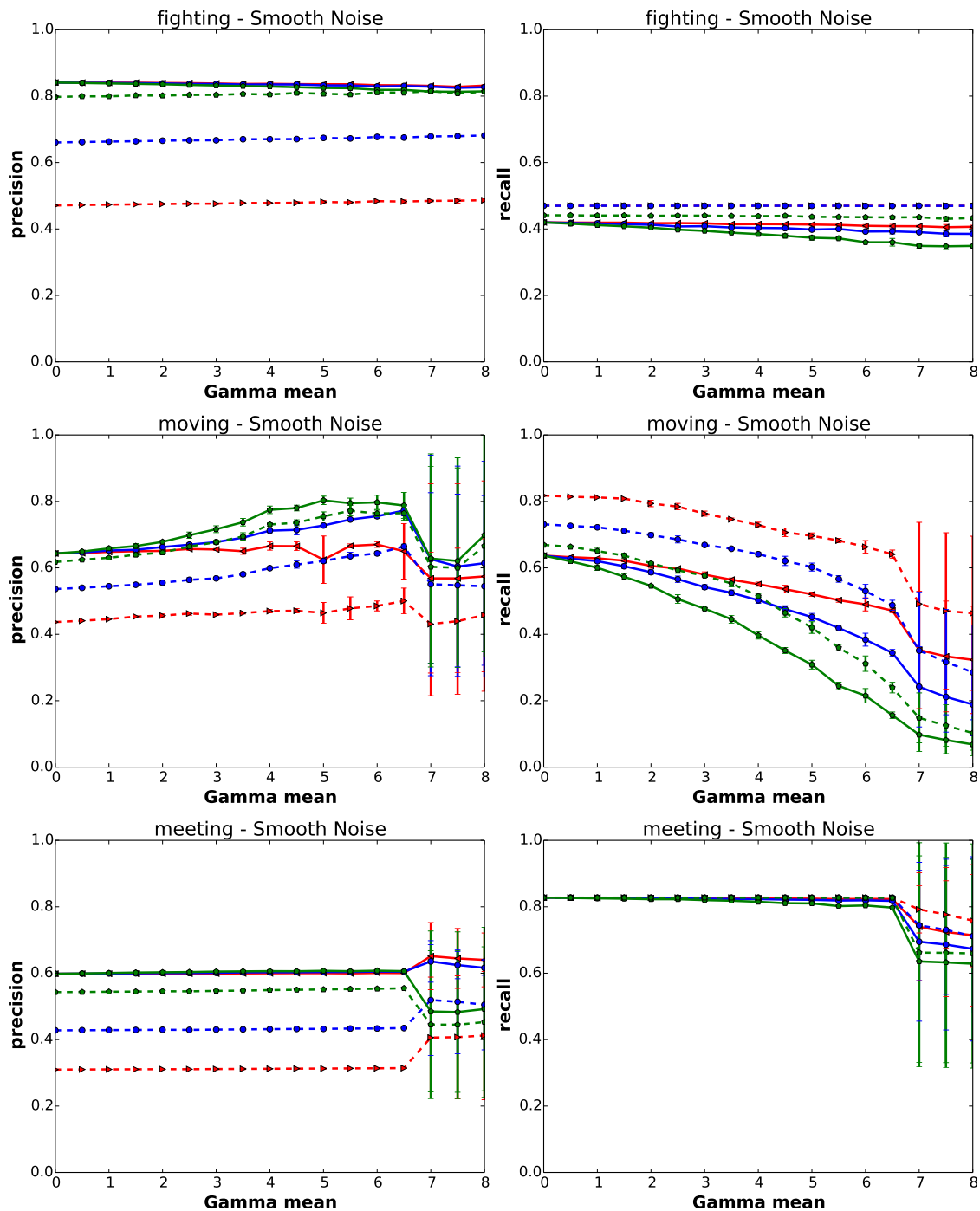
Σε μελλοντική έρευνα, η προτεινόμενη μέθοδος μπορεί να αξιολογηθεί σε επιπλέον σύνολα δεδομένων και διαφορετικούς κανόνες σύνθετων γεγονότων. Αντίστοιχα, θα μπορούσε να αξιολογηθεί η επίδοσή της πάνω σε διαφορετικά συστήματα υπολογισμού στιγμιαίων πιθανοτήτων όπως συστήματα που χρησιμοποιούν Λογικά Δίκτυα Μαρκόφ για την εκτίμηση των πιθανοτήτων. Επίσης, ενδιαφέρον παρουσιάζει η επέκταση της PIEC ώστε να είναι ικανό για υπολογισμό διαστημάτων σε χρονικά παράθυρα. Με αυτόν τον τρόπο θα μπορεί να υποστηρίξει online αναγνώριση σύνθετων γεγονότων. Επιπλέον, μια ενδιαφέρουσα προσέγγιση είναι ο υπολογισμός πιθανοτικών διαστημάτων δραστηριοτήτων υψηλού επιπέδου (LTA) από διαστήματα δραστηριοτήτων χαμηλού επιπέδου (STA). Μία τέτοια μοντελοποίηση μπορεί να μειώσει ή ακόμα και να ξεπεράσει τις ελλείψεις της στιγμιαίας αναγνώρισης, επιτρέποντας την αναγνώριση σύνθετων δομών, από γεγονότα που συμβαίνουν σε χρονικά διαστήματα αντί για χρονικές στιγμές. Τα διαστήματα αυτά σε συνδυασμό με κατάλληλα ορισμένες σχέσεις χρονικών διαστημάτων θα οδηγούν στην εκτίμηση της πιθανότητας πραγματοποίησης

ενός σύνθετου γεγονότος υψηλότερης τάξης.

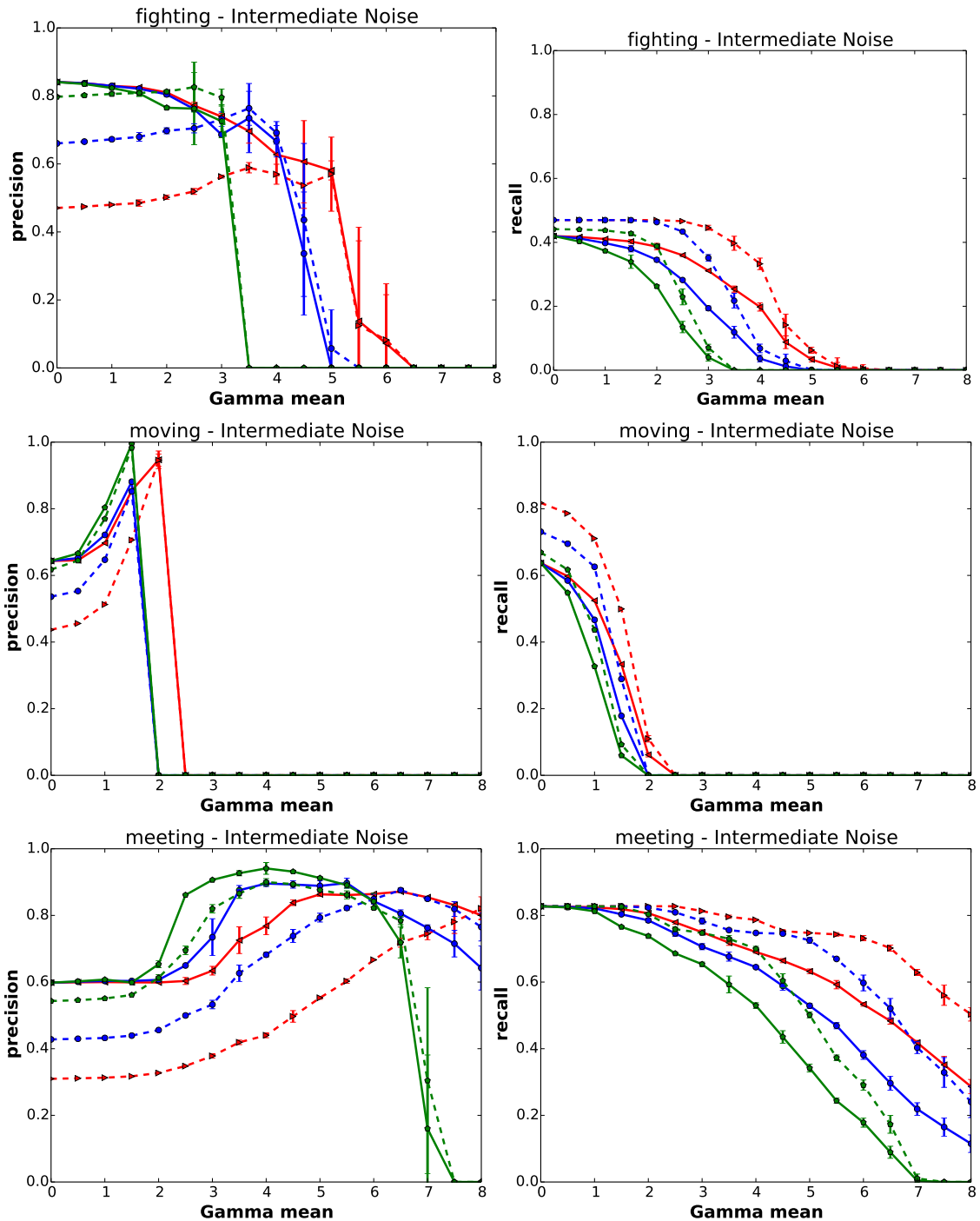
Παραρτήματα

Παράρτημα **A'**

Ακρίβεια (precision) και Ανάκληση (recall) για τα εξεταζόμενα LTA ύπο ομαλό και ενδιάμεσο θόρυβο



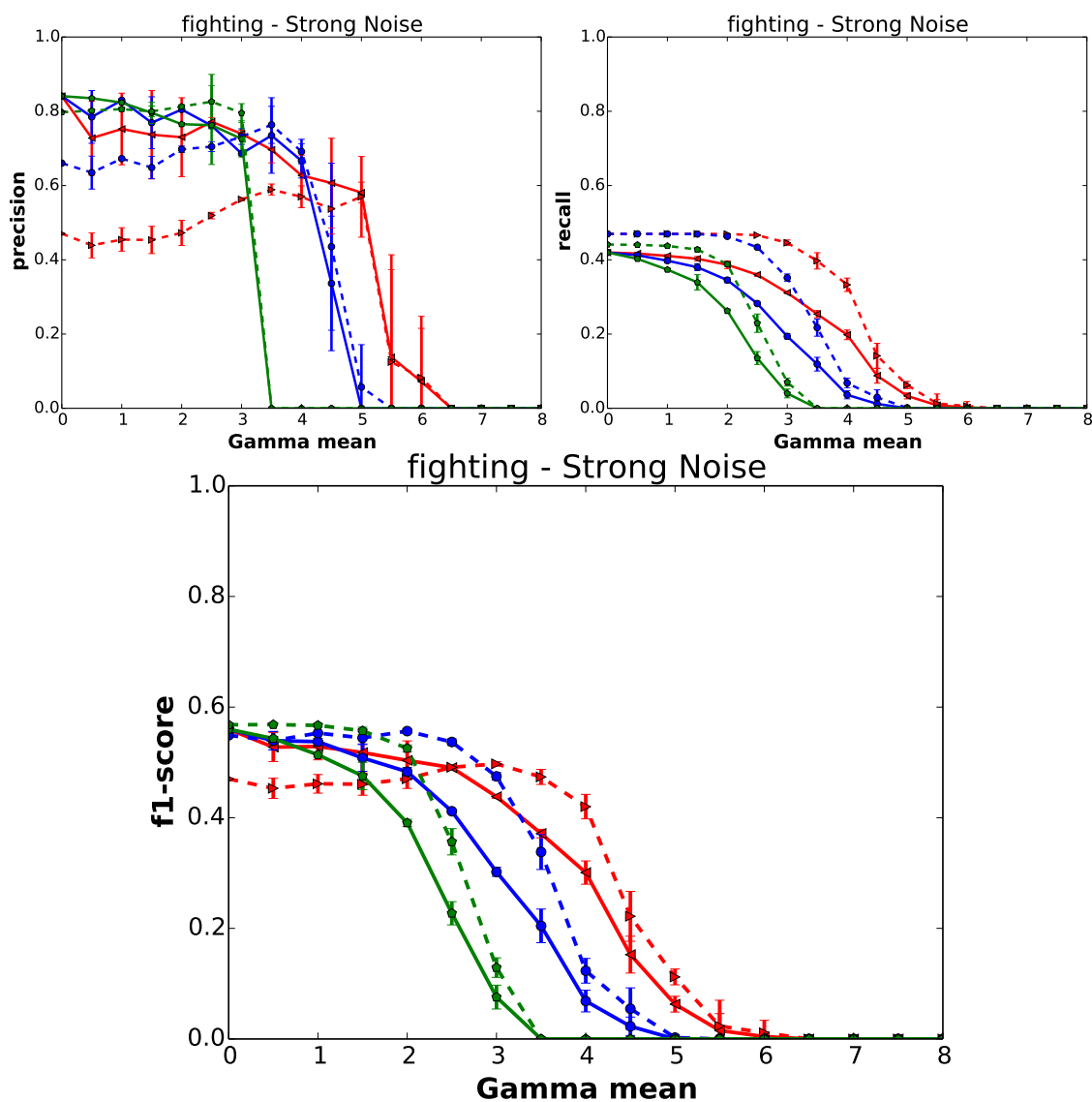
Σχήμα Α'.1: Η ακρίβεια (αριστερά) και η ανάκληση (δεξιά) για της *PIEC* και *Prob-EC* σε κάθε μέση τιμή της κατανομής Γάμμα για τις LTA πάλη (*fighting*), συμβάδισμα (*moving*) και συνάντηση (*meeting*), κάτω από ομαλό θόρυβο. Τα διακεκομμένα διαγράμματα παρουσιάζουν την απόδοση της *PIEC* ενώ οι συμπαγείς αυτή της *Prob-EC*. Τα κόκκινα διαγράμματα αντιστοιχούν σε κατώφλι πιθανότητας 0.5, τα μπλε σε 0.7, ενώ τα πράσινα σε κατώφλι ίσο με 0.9.



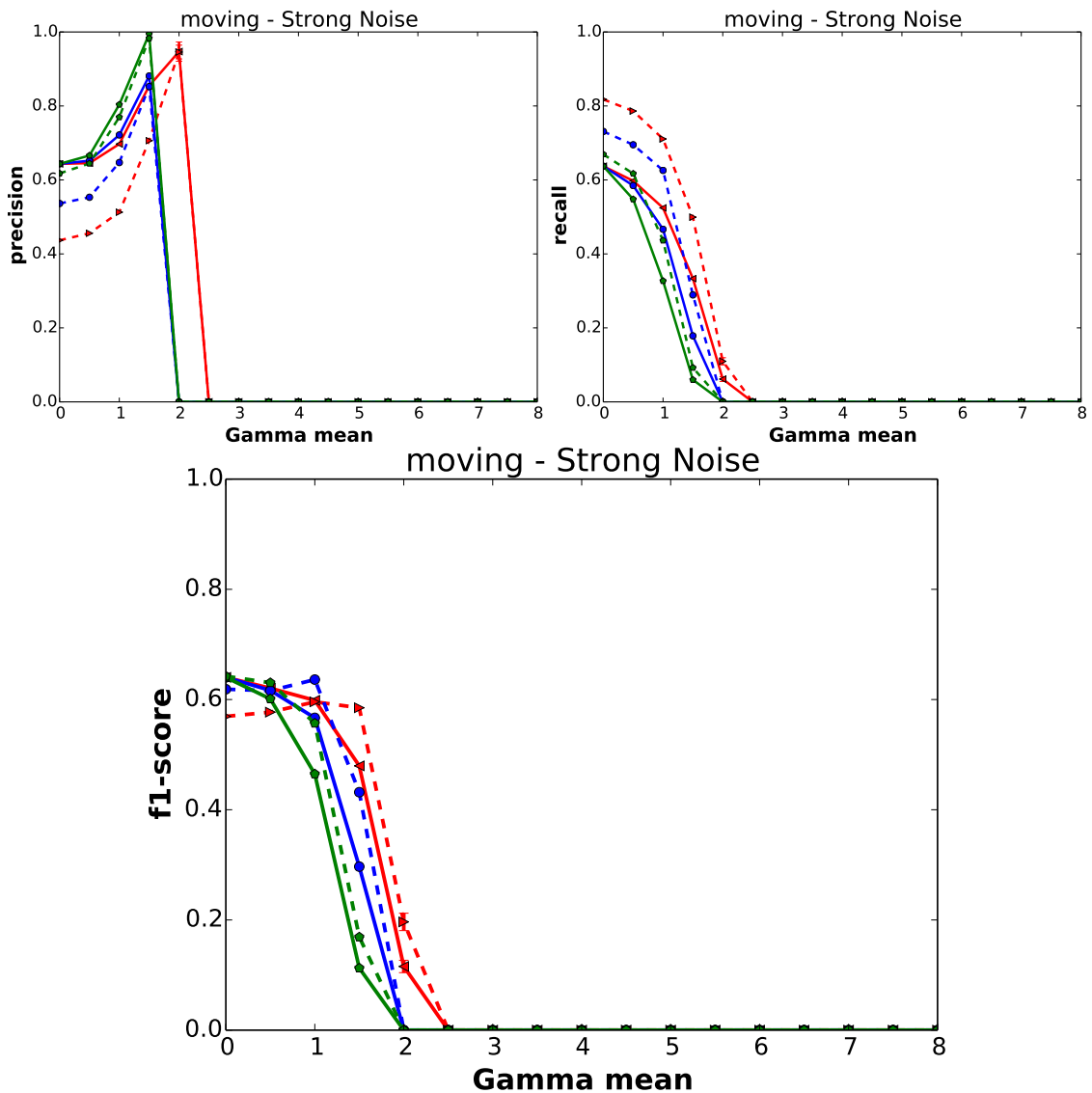
Σχήμα Α'.2: Η ακρίβεια (αριστερά) και η ανάκληση (δεξιά) για της PIEC και Prob-EC σε κάθε μέση τιμή της κατανομής Γάμμα για τις LTA πάλη (*fighting*), συμβάδισμα (*moving*) και συνάντηση (*meeting*), κάτω από ενδιάμεσο θόρυβο. Τα διακεκομμένα διαγράμματα παρουσιάζουν την απόδοση της PIEC ενώ οι συμπαγείς αυτή της Prob-EC. Τα κόκκινα διαγράμματα αντιστοιχούν σε κατώφλι πιθανότητας 0.5, τα μπλε σε 0.7, ενώ τα πράσινα σε κατώφλι ίσο με 0.9.

Παράρτημα **B'**

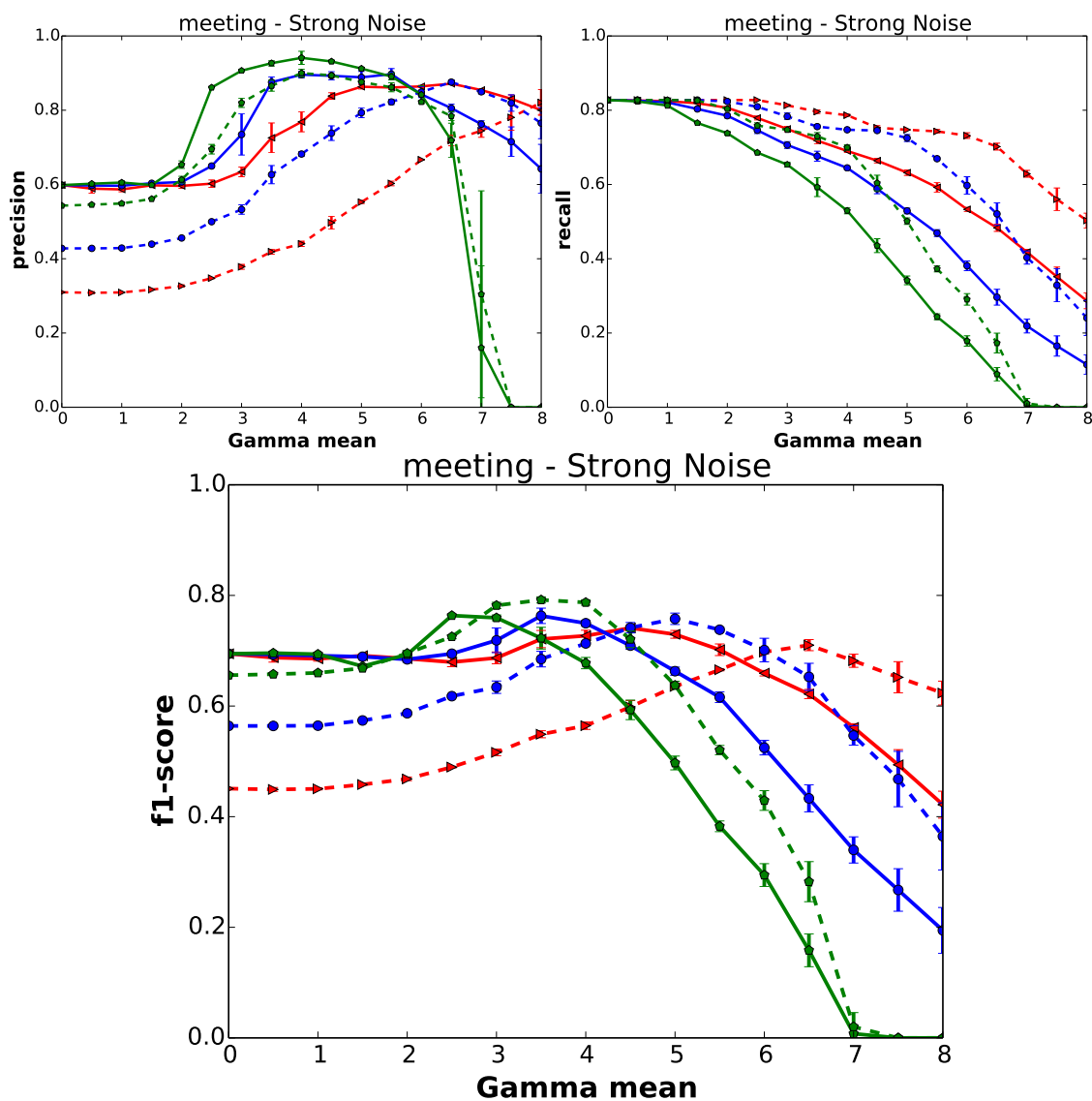
Διαγράμματα των LTA υπό ισχυρό θόρυβο



Σχήμα Β'.1: Η ακρίβεια (αριστερά), η ανάκληση (δεξιά) και το Φ1-σκορ (κάτω) για της PIEC και Prob-EC σε κάθε μέση τιμή της κατανομής Γάμμα για την LTA 'πάλη' (fighting) κάτω από ισχυρό θόρυβο. Τα διακεκομμένα διαγράμματα παρουσιάζουν την απόδοση της PIEC ενώ οι συμπαγείς αυτή της Prob-EC. Τα κόκκινα διαγράμματα αντιστοιχούν σε κατώφλι πιθανότητας 0.5, τα μπλε σε 0.7, ενώ τα πράσινα σε κατώφλι ίσο με 0.9.



Σχήμα Β'.2: Η ακρίβεια (αριστερά), η ανάκληση (δεξιά) και το Φ1-σکور (κάτω) για της ΡΙΕC και Prob-EC σε κάθε μέση τιμή της κατανομής Γάμμα για την LTA 'συμβάδισμα' (moving) κάτω από ισχυρό θόρυβο. Τα διακεκομμένα διαγράμματα παρουσιάζουν την απόδοση της ΡΙΕC ενώ οι συμπαγείς αυτή της Prob-EC. Τα κόκκινα διαγράμματα αντιστοιχούν σε κατώφλι πιθανότητας 0.5, τα μπλε σε 0.7, ενώ τα πράσινα σε κατώφλι ίσο με 0.9.



Σχήμα Β'.3: Η ακρίβεια (αριστερά), η ανάκληση (δεξιά) και το Φ1-σκορ (κάτω) για της PIEC και Prob-EC σε κάθε μέση τιμή της κατανομής Γάμμα για την LTA 'συνάντηση' (meeting) κάτω από ισχυρό θόρυβο. Τα διακεκομμένα διαγράμματα παρουσιάζουν την απόδοση της PIEC ενώ οι συμπαγείς αυτή της Prob-EC. Τα κόκκινα διαγράμματα αντιστοιχούν σε κατώφλι πιθανότητας 0.5, τα μπλε σε 0.7, ενώ τα πράσινα σε κατώφλι ίσο με 0.9.

Βιβλιογραφία

- [1] Anastasios Skarlatidis, Alexander Artikis, Jason Filipou και Georgios Paliouras. *A probabilistic logic programming event calculus*. *TPLP*, 15(2):213–245, 2015.
- [2] Christophe Dousson και Pierre Le Maigat. *Chronicle Recognition Improvement Using Temporal Focusing and Hierarchization*. *IJCAI 2007, Proceedings of the 20th International Joint Conference on Artificial Intelligence, Hyderabad, India, January 6-12, 2007*, σελίδες 324–329, 2007.
- [3] William Brendel, Alan Fern και Sinisa Todorovic. *Probabilistic event logic for interval-based event recognition*. *The 24th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2011, Colorado Springs, CO, USA, 20-25 June 2011*, σελίδες 3329–3336, 2011.
- [4] Alexander Artikis, Matthias Weidlich, François Schnitzler, Ioannis Boutsis, Thomas Liebig, Nico Piatkowski, Christian Bockermann, Katharina Morik, Vana Kalogeraki, Jakub Marecek, Avigdor Gal, Shie Mannor, Dimitrios Gunopulos και Dermot Kinane. *Heterogeneous Stream Processing and Crowdsourcing for Urban Traffic Management*. *Proceedings of the 17th International Conference on Extending Database Technology, EDBT*, σελίδες 712–723, 2014.
- [5] Robert A. Kowalski και Marek J. Sergot. *A Logic-based Calculus of Events*. *New Generation Comput.*, 4(1):67–95, 1986.
- [6] Alexander Artikis, Marek J. Sergot και Georgios Paliouras. *An Event Calculus for Event Recognition*. *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, 27(4):895–908, 2015.
- [7] Anton Dries, Angelika Kimmig, Wannes Meert, Joris Renkens, Guy Vanden Broeck, Jonas Vlasselaer και Luc De Raedt. *ProbLog2: Probabilistic Logic Programming*. *Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases - European Conference, ECML PKDD 2015, Porto, Portugal, September 7-11, 2015, Proceedings, Part III*, σελίδες 312–315, 2015.
- [8] Randal E. Bryant. *Graph-Based Algorithms for Boolean Function Manipulation*. *IEEE Trans. Computers*, 35(8):677–691, 1986.
- [9] Anastasios Skarlatidis, Georgios Paliouras, George A. Vouros και Alexander Artikis. *Probabilistic Event Calculus Based on Markov Logic Networks*. *Rule-Based Modeling and Computing on the Semantic Web, 5th International Symposium, RuleML*

- 2011- America, Ft. Lauderdale, FL, Florida, USA, November 3-5, 2011. Proceedings, σελίδες 155–170, 2011.
- [10] Rahul Biswas, Sebastian Thrun και Kikuo Fujimura. *Recognizing Activities with Multiple Cues*. *Human Motion - Understanding, Modeling, Capture and Animation, Second Workshop, Human Motion 2007, Rio de Janeiro, Brazil, October 20, 2007, Proceedings* Ahmed M. Elgammal, Bodo Rosenhahn και Reinhard Klette, επιμελητές, τόμος 4814 στο *Lecture Notes in Computer Science*, σελίδες 255–270. Springer, 2007.
- [11] Vinay D. Shet, David Harwood και Larry S. Davis. *VidMAP: video monitoring of activity with Prolog*. *Advanced Video and Signal Based Surveillance, 2005 IEEE International Conference on Video and Signal Based Surveillance (AVSS'05), 15-16 September 2005, Como, Italy.*, σελίδες 224–229. IEEE Computer Society, 2005.
- [12] Fabio Aurelio D'Asaro, Antonis Bikakis, Luke Dickens και Rob Miller. *Foundations for a Probabilistic Event Calculus*. *Logic Programming and Nonmonotonic Reasoning - 14th International Conference, LPNMR 2017, Espoo, Finland, July 3-6, 2017, Proceedings*, σελίδες 57–63, 2017.
- [13] Biing-Hwang Juang και Lawrence R. Rabiner. *Mixture autoregressive hidden Markov models for speech signals*. *IEEE Trans. Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 33(6):1404–1413, 1985.
- [14] Ara V. Nefian, Luhong Liang, Xiaobo Pi, Xiaoxing Liu και Kevin P. Murphy. *Dynamic Bayesian Networks for Audio-Visual Speech Recognition*. *EURASIP J. Adv. Sig. Proc.*, 2002(11):1274–1288, 2002.
- [15] John D. Lafferty, Andrew McCallum και Fernando C. N. Pereira. *Conditional Random Fields: Probabilistic Models for Segmenting and Labeling Sequence Data*. *Proceedings of the Eighteenth International Conference on Machine Learning (ICML 2001), Williams College, Williamstown, MA, USA, June 28 - July 1, 2001*, σελίδες 282–289, 2001.
- [16] Vlad I. Morariu και Larry S. Davis. *Multi-agent event recognition in structured scenarios*. *The 24th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2011, Colorado Springs, CO, USA, 20-25 June 2011*, σελίδες 3289–3296, 2011.
- [17] Nimrod Busany, Avigdor Gal, Arik Senderovich και Matthias Weidlich. *Interval-based Queries over Multiple Streams with Missing Timestamps*. 2017.
- [18] Lloyd Allison. *Longest Biased Interval and Longest Non-negative Sum Interval*. *Bioinformatics*, 19(10):1294–1295, 2003.