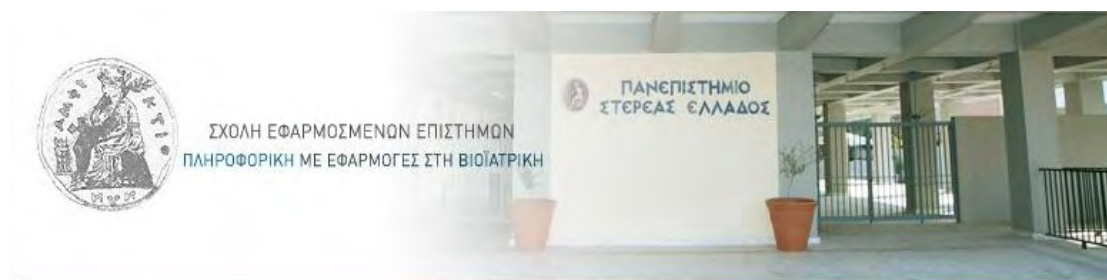


Πανεπιστήμιο Στερεάς Ελλάδας Τμήμα Πληροφορικής με εφαρμογές στη Βιοϊατρική



Πτυχιακή Εργασία

Τίτλος: «Ανάπτυξη αλγορίθμων αναγνώρισης πτώσης και επειγόντων περιστατικών με τεχνικές επεξεργασίας video»

ΔΗΜΟΣΘΕΝΙΔΗΣ ΔΗΜΗΤΡΙΟΣ

AM:010701052

Επιβλέποντες Καθηγητές: Ηλίας Μαγκλογιάννης, Κωνσταντίνος Δελήμπασης

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΣΤΕΡΕΑΣ ΕΛΛΑΔΑΣ

ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΜΕ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΤΗΝ ΒΙΟΪΑΤΡΙΚΗ

ΠΑΠΑΣΙΟΠΟΥΛΟΥ 2-4, ΓΑΛΑΝΕΪΚΑ, ΛΑΜΙΑ 35100, ΕΛΛΑΣ



Copyright ©—All rights reserved Δημοσθενίδης Δημήτριος, 2011

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος.

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 την χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς το συγγραφέα.

Δημοσθενίδης Δημήτριος (email: ddimosthenidis2@hotmail.com), Ανάπτυξη αλγορίθμων αναγνώρισης πτώσης και επειγόντων περιστατικών με τεχνικές επεξεργασίας video, Πτυχιακή Εργασία, Πανεπιστήμιο Στερεάς Ελλάδας, Τμήμα Πληροφορικής με Εφαρμογές στην Βιοϊατρική, Οκτώβριος 2011.

Ευχαριστίες!

Έχοντας ολοκληρώσει την παρούσα πτυχιακή εργασία, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά:

Τους Καθηγητές μου Κύριο Ηλία Μαγκλογιάννη και Κύριο Κωνσταντίνο Δελήμπαση, για την εμπιστοσύνη που μου έδειξαν και μου ανέθεσαν αυτήν την εργασία, καθώς επίσης και για την υπομονή τους, τον χρόνο τους και την πολύτιμη βοήθεια καθ' όλη τη διάρκεια περάτωσης της εργασίας.

Τον Κύριο Βασίλειο Πλαγιανάκο ο οποίος δέχτηκε να συμμετάσχει στην Τριμελή Εξεταστική Επιτροπή και θα καταβληθεί κάθε δυνατή προσπάθεια προκειμένου οι παρατηρήσεις του να ενσωματωθούν στο τελικό κείμενο.

Επίσης ένα μεγάλο ευχαριστώ στην οικογένειά μου για την ηθική και την υλική τους υποστήριξη όλα αυτά τα χρόνια.

*Αφιερώνεται στους Γονείς μου
Μιχαήλ και Ελισάβετ
Και στην αδερφή μου
Βασιλική*

Περίληψη

Αδιαμφισβήτητα ζούμε σε μια εποχή όπου οι εξελίξεις στον τομέα της Πληροφορικής πραγματοποιούνται με γοργούς ρυθμούς. Η Τηλεϊατρική, αποτελεί μια καινοτομία του τομέα αυτού, η οποία έγινε δημοφιλής τα τελευταία χρόνια και ειδικά με της εφαρμογές της που χρησιμοποιούνται στα έξυπνα σπίτια για την κατ' οίκων φροντίδα (Home Care). Οι εφαρμογές αυτές απευθύνονται κυρίως σε ανθρώπους με χρόνια προβλήματα όπως (διαβητικούς, καρδιοπαθείς) , καθώς και σε ηλικιωμένους που ζούνε μόνοι τους σε απομακρυσμένες περιοχές, προκειμένου να αντιμετωπιστούν τα επείγοντα περιστατικά. Για παράδειγμα έστω ότι έχουμε κάποιον ηλικιωμένο ο οποίος κατοικεί μόνος τους σε μια απομακρυσμένη περιοχή, σε περίπτωση πτώσης μέσα στο σπίτι του μπορεί να μην είναι σε θέση να καλέσει βοήθεια, όπως επίσης και κάποιος που πάσχει χρόνια από την πάθηση του ζαχάρου, μπορεί να πάθει κρίση υπογλυκαιμίας και να μην είναι σε θέση να καλέσει βοήθεια. Αυτή την δουλειά καλείται να κάνει η εφαρμογή μας.

Η αντιμετώπιση των προβλημάτων αυτών των ασθενών που αναφέραμε προηγουμένως, γίνεται προσπάθεια ώστε να πραγματοποιηθεί μέσω αυτοματοποιημένης ανάλυσης βίντεο για αναγνώριση της ανθρώπινης δραστηριότητας και κατά συνέπεια την ανίχνευση κάποιου δυσάρεστου συμβάν.

Σκοπός της παρούσας πτυχιακής εργασίας, είναι:

- A. Να υλοποιήσει μια τέτοια εφαρμογή αναγνώρισης της πτώσης των ασθενών, προκειμένου να μπορέσουμε να αναγνωρίσουμε έγκαιρα το πρόβλημα και να σπεύσουμε για βοήθεια.
- B. Και να συγκρίνει την ακρίβεια των αποτελεσμάτων μας που έχουμε συλλέξει μέσω εργαστηρίων, με διάφορες μεθόδους ώστε να μπορέσουμε να εκφέρουμε γνώμη για το ποια είναι η καλύτερη μέθοδος προς εφαρμογή σε πραγματικά δεδομένα.

Περιεχόμενα

<i>Ευχαριστίες!</i>	3
<i>Περίληψη</i>	4
<i>Πίνακας Εικόνων</i>	7
<i>Λίστα Πινάκων</i>	8
<i>Λίστα Σχημάτων</i>	9
1. Εισαγωγή	10
2. Μέθοδοι Βιβλιογραφίας.....	12
2.1. Περιγραφή περιπτώσεων εφαρμογής (με χρήση των μεθόδων πιθανοτήτων)	12
2.2. Περιγραφή περιπτώσεων εφαρμογής (με χρήση του εργαλείου matlab simulink R2010a).....	14
2.3. Περιγραφή πειράματος με χρήση αισθητήρων στους ανθρώπους και μελέτη των καθημερινών τους δραστηριοτήτων	17
2.3.1. Συλλογή Δεδομένων.....	17
2.3.2. Επεξεργασία Σήματος	19
2.4. Μέθοδος Αναγνώρισης κίνησης(Ταυτοποίηση-Πιστοποίηση)	21
2.4.1. Ανάλυση τεχνικής αναγνώρισης προσώπου-εκφράσεων	22
2.4.2. Ανίχνευση και εκτίμηση της κίνησης.....	24
2.4.3. Αντιστάθμιση και εκτίμηση κίνησης.....	24
3. Προτεινόμενος Αλγόριθμος	27
3.1. Αρχιτεκτονική της προτεινόμενης προσέγγισης.....	27
3.2. Προτεινόμενη Υλοποίηση	28
3.2.1. Μέθοδος της διαφοράς των διαδοχικών frame (Μέθοδος 1).....	28
3.2.2. Μέθοδος της διαφοράς των διαδοχικών frame (Μέθοδος 2).....	30
3.3. Υπολογιστική πλατφόρμα υλοποίησης	30
4. Μετρήσεις-Αποτελέσματα	32
4.1. Χειροκίνητη τμηματοποίηση του ανθρώπου.....	32
4.2. Μετρική σφάλματος του αλγορίθμου	32
4.3. Αριθμητικά αποτελέσματα	33
5. Συμπεράσματα	39
5.1. Συμπεράσματα Πειράματος:	39
5.2. Γενικά Συμπεράσματα Βιβλιογραφίας:.....	40
5.3. Μελλοντικές Προεκτάσεις:	41

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	43
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α.....	47

Πίνακας Εικόνων

Εικόνα 1: Ένα τυπικό σύστημα αναγνώρισης προσώπου και τα στάδιά του

Εικόνα 2: Παράδειγμα εφαρμογής του αλγορίθμου που αναφερθήκαμε προηγουμένως

Εικόνα 3: Απεικόνιση επτά βασικότερων εκφράσεων προσώπου

Εικόνα 4: Μεταβολή κίνησης όπως καταγράφεται έχοντας κάτι σταθερό που παραμένει στην σκηνή χωρίς να γίνεται κάποια μορφή παραμόρφωσης

Εικόνα 5: Στην εικόνα παρατηρούμε την κίνηση πάλι με ένα σταθερό αντικείμενο που απλά γίνεται μεταβολή της θέσης του χωρίς κάποιο είδος παραμόρφωσης

Λίστα Πινάκων

Πίνακας 1: Πρωτόκολλο που ακολούθησε η έρευνα που φαίνονται αναλυτικά οι διάφορες δραστηριότητες και η αντίστοιχη ώρα της κάθε μιας

Πίνακας 2: Οι επτά βασικότερες εκφράσεις του προσώπου

Πίνακας 3: Αποτελέσματα με χρήση της μεθόδου 1.

Πίνακας 4: Αποτελέσματα με χρήση της μεθόδου 2.

Πίνακας 5: Στις εικόνες που βλέπουμε στον πίνακα αυτό, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα από την πρώτη μέθοδο. Στον πίνακα απεικονίζονται οι αρχικές εικόνες για το κάθε frame που επιλέχθηκε, στην συνέχεια η τμηματοποίηση από τον παρατηρητή, καθώς και η τμηματοποίηση βάσει της μεθόδου1.

Πίνακας 6: Στις εικόνες που βλέπουμε στον πίνακα αυτό, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα από την δεύτερη μέθοδο. Στον πίνακα απεικονίζονται οι αρχικές εικόνες για το κάθε frame που επιλέχθηκε, στην συνέχεια η τμηματοποίηση από τον παρατηρητή, καθώς και η τμηματοποίηση βάσει της μεθόδου2.

Λίστα Σχημάτων

Σχήμα 1: Σύγκριση των τριών μεθόδων

Σχήμα 2: Οι κατηγορίες αντίχρευσης κίνησης και τα επιμέρους τμήματά της παρουσιάζονται στο σχήμα

Σχήμα 3: Οι κατηγορίες παρακολούθησης κίνησης και τα επιμέρους τμήματά της παρουσιάζονται στο σχήμα

Σχήμα 4: Σύστημα συλλογής δεδομένων και σχετικές συσκευές, μαζί με αισθητήρες. Βλέπουμε στο σχήμα τα σημεία αναλυτικά που έχουν τοποθετηθεί οι διάφοροι αισθητήρες καθώς και το σύστημα καταγραφής

Σχήμα 5: Διάφορα χαρακτηριστικά του σήματος κατά την διάρκεια των διάφορων δραστηριοτήτων (με επίβλεψη). Σχήμα από πάνω προς τα κάτω: 1) Συχνότητα κορυφής από αισθητήρα ισχίου (feature A), 2) φάσμα κίνησης ισχίου (feature B), 3)φασματική εντροπία ισχίου (feature F), 4) μέση τιμή, 5) δραστηριότητες: A) Ποδηλασία, B) Περίπατος, C) Ποδόσφαιρο D) Περίπατος με ειδικά παπούτσια E) τρέξιμο.

Σχήμα 6: Διάφορα χαρακτηριστικά του σήματος κατά την διάρκεια των διάφορων δραστηριοτήτων (χωρίς επίβλεψη). Σχήμα από πάνω προς τα κάτω: 1) Συχνότητα κορυφής από αισθητήρα ισχίου (feature A), 2) φάσμα κίνησης ισχίου (feature B), 3)φασματική εντροπία ισχίου (feature F), 4) μέση τιμή (feature C),5) δραστηριότητα: A) κάθισμα, B) περπάτημα, C) ακινησία. Επίσης τα μικρότερα τμηματάκια ενδιάμεσα με αποχρώσεις του γκρι, αντιπροσωπεύουν ίδιες δραστηριότητες.

Σχήμα 7: Αρχιτεκτονική συστημάτων αναγνώρισης

Σχήμα 8: Στο παραπάνω σχήμα, βλέπουμε την γενική περιγραφή της μεθόδου επεξεργασίας, τα βήματα της οποίας αναλύονται παρακάτω.

Σχήμα 9: Εδώ αναλύονται λεπτομερώς τα βήματα που ακολουθεί ο αλγόριθμος του πειράματός μας.

1.Εισαγωγή

Στη βιβλιογραφία αναφέρεται πλήθος τεχνικών ανάλυσης βίντεο που χρησιμοποιούνται για την πραγματοποίηση της αναγνώρισης των επειγόντων περιστατικών. Στην συνέχεια χρησιμοποιώντας κάποιες σύνθετες τεχνικές με χρήση αλγορίθμων, επεξεργαζόμαστε τα δεδομένα που έχουν καταγραφεί από την κάμερα, με σκοπό να ανιχνεύσουμε την κίνηση μεμονωμένων pixel και κατ' επέκταση ολόκληρου του ανθρώπινου σώματος ή του αντικειμένου που μελετάμε.

Στη σύγχρονη κοινωνία, η ανάγκη για επιτήρηση και αντιμετώπιση επειγόντων περιστατικών ηλικιωμένων ή χρόνια πασχόντων ατόμων, τα οποία ζουν μόνα τους, είναι διαρκώς αυξανόμενη. Η Τηλεϊατρική, αποτελεί μια καινοτομία του τομέα της πληροφορικής, η οποία έγινε δημοφιλής τα τελευταία χρόνια και ειδικά με της εφαρμογές της που χρησιμοποιούνται στα έξυπνα σπίτια για την κατ' οίκων φροντίδα (Home Care). Οι εφαρμογές αυτές απευθύνονται κυρίως σε ανθρώπους με χρόνια προβλήματα όπως (διαβητικούς, καρδιοπαθείς) , καθώς και σε ηλικιωμένους που ζούνε μόνοι τους σε απομακρυσμένες περιοχές, προκειμένου να αντιμετωπιστούν τα επείγοντα περιστατικά.

Η υπολογιστική (ή μηχανική) όραση έχει αναπτύξει αυτοματοποιημένους αλγορίθμους που μπορούν να εφαρμοστούν στο πρόβλημα αυτό. Οι αλγόριθμοι αυτοί μπορούν να ομαδοποιηθούν σε δύο μεγάλες κατηγορίες:

- Προσεγγίσεις από το χαμηλό προς το υψηλό επίπεδο (bottom up approach). Αρχικά συσχετίζονται χαρακτηριστικά χαμηλού επιπέδου, τα οποία προέρχονται από υπολογιστική επεξεργασία των διαδοχικών frames. Έτσι τμηματοποιούνται οι άνθρωποι καθώς και άλλα αντικείμενα και αναγνωρίζεται το υπόβαθρο σε κάθε frame. Στη συνέχεια εξάγονται πληροφορίες περιεχομένου, όπως στάση του ανθρώπου, είδος δραστηριότητας κλπ.
- Προσεγγίσεις βασισμένες σε μοντέλα (model based approaches), σύμφωνα με τις οποίες η γεωμετρία του αντικειμένου ενδιαφέροντος (εν προκειμένω του ανθρώπου) μοντελοποιείται γεωμετρικά και στη συνέχεια αναζητείται το αντικείμενο σε κάθε frame. Η γεωμετρική μοντελοποίηση μπορεί να περιλαμβάνει μεταβλητή γεωμετρία, ώστε να αναγνωρίζονται διαφορετικές καταστάσεις / είδη φυσικής δραστηριότητας του ανθρώπου.

Σκοπός της παρούσας πτυχιακής εργασίας είναι να υλοποιήσει παραλλαγές μιας εφαρμογής αναγνώρισης ανθρώπου σε ακολουθίες εικόνων video από σταθερή κάμερα. Για τον σκοπό αυτό ακολουθείται μία προσέγγιση από το χαμηλό προς το υψηλό επίπεδο. Υλοποιήθηκαν δύο παραλλαγές της μεθόδου, με διαφορετικό τρόπο υπολογισμού της ομοιότητας μεταξύ ίδιων pixel διαδοχικών frame και η ακρίβεια τους συγκρίθηκε ποσοτικά με την ορθή τμηματοποίηση του ανθρώπου, όπως πραγματοποιήθηκε από παρατηρητή.

Ένας απλός αλγόριθμος αναλαμβάνει να κάνει την σύγκριση ανάμεσα στην εικόνα που έχουμε πάρει από την μηχανή και την εικόνα αναφοράς, έτσι ώστε να μας δώσει το

επιθυμητό αποτέλεσμα κάνοντας αφαίρεση των pixel που διαφέρουν για πολλούς λόγους, όπως: ο ποικίλος φωτισμός, φωτογραφική μηχανή τρεμούλιασμα, φωτεινότητα.

Πιο σύνθετοι αλγόριθμοι μπορούν να ανιχνεύσουν μια κίνηση στην οποία υπάρχει μετακίνηση της φωτογραφικής μηχανής ή ακόμα αντικείμενα που βρίσκονται σε κίνηση και επιπλέον να εξάγουν πληροφορίες για την ταυτότητα του ατόμου και το είδος της δραστηριότητας του. Αυτοί οι σύνθετοι αλγόριθμοι δεν υλοποιήθηκαν στην παρούσα εργασία και αποτελούν αντικείμενο για περαιτέρω έρευνα.

Στο κεφ. 2 γίνεται ανασκόπηση της σχετικής βιβλιογραφίας, στο κεφ. 3 περιγράφονται οι προσεγγίσεις που υλοποιήθηκαν στην παρούσα πτυχιακή, ενώ στο κεφ. 4 δίνονται ποσοτικά αποτελέσματα της ακρίβειας της τμηματοποίησης του ανθρώπου σε επιλεγμένα frames. Στο τελευταίο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα συμπεράσματα σχετικά με την ακρίβεια της τμηματοποίησης που επιτυγχάνεται.

2. Μέθοδοι Βιβλιογραφίας

2.1. Περιγραφή περιπτώσεων εφαρμογής (με χρήση των μεθόδων πιθανοτήτων)

Στο παράδειγμα που ακολουθεί μπορούμε να δούμε μια μέθοδο για αναγνώριση δραστηριότητας η οποία πραγματοποιήθηκε με την χρήση ενός παραγωγικού μοντέλου και την εφαρμογή διαφόρων αλγορίθμων επάνω σε αυτό. Αναλυτικά σύμφωνα με την εργασία που παρουσιάζεται παρακάτω [61], προκειμένου να μπορέσουν να εφαρμόσουν την διαδικασία της αναγνώρισης δραστηριότητας αρχικά χρησιμοποίησαν κάποια παραγωγικά μοντέλα για να γίνει η μάθηση των διαφόρων αλγορίθμων και η εφαρμογή των μεθόδων πάνω στα συγκεκριμένα δεδομένα. Στην συνέχεια χρησιμοποίησαν διάφορες τεχνικές ταξινόμησης οι οποίες ήταν βασισμένες κυρίως στις πιθανότητες. Για τις μεθόδους ταξινόμησης χρειάστηκε να εκπαιδεύσουν διάφορους αλγορίθμους ώστε να εφαρμοστούν στις δοκιμές για να πάρουν κάποια αποτελέσματα. Συγκεκριμένα σύμφωνα με την υπάρχουσα αναφορά στην εργασία αυτή, ο σκοπός τους ήταν από την συλλογή των δεδομένων να χρησιμοποιήσουν κάποιο ποσοστό για την εκμάθηση του αλγορίθμου αρχικά και στην συνέχεια το υπόλοιπο για την διαδικασία της δοκιμής του. Θα πρέπει να τονιστεί ότι χρησιμοποιήθηκε ένα υποσύνολο των δεδομένων αυτών που αποτελούσε τα επισημασμένα δεδομένα τα οποία χρησιμοποιήθηκαν μόνο για την εκπαίδευση των μοντέλων αλγορίθμων στο συγκεκριμένο πείραμα. Συγκεκριμένα τρεις ήταν οι μέθοδοι ταξινόμησης που χρησιμοποιήθηκαν στην αναγνώριση δραστηριότητας και παρουσιάζονται παρακάτω:

Η πρώτη μέθοδος περιγράφηκε και αναλύθηκε με βάση την ελεγχόμενη προσέγγιση των naïve bayes.

Η δεύτερη μέθοδος περιγράφηκε και αναλύθηκε με βάση την ανεξέλεγκτη προσέγγιση των multiple eigenspaces.

Η Τρίτη μέθοδος περιγράφηκε και αναλύθηκε χρησιμοποιώντας τον συνδυασμό των δύο πρώτων μεθόδων. Δηλαδή μελετήθηκε πώς επηρεάζεται η ολοκληρωμένη ελεγχόμενη προσέγγιση με συνδυασμό της ανεξέλεγκτης προσέγγισης και την χρήση μιας προσέγγισης εκπαίδευσης των δεδομένων, της SVM-training.

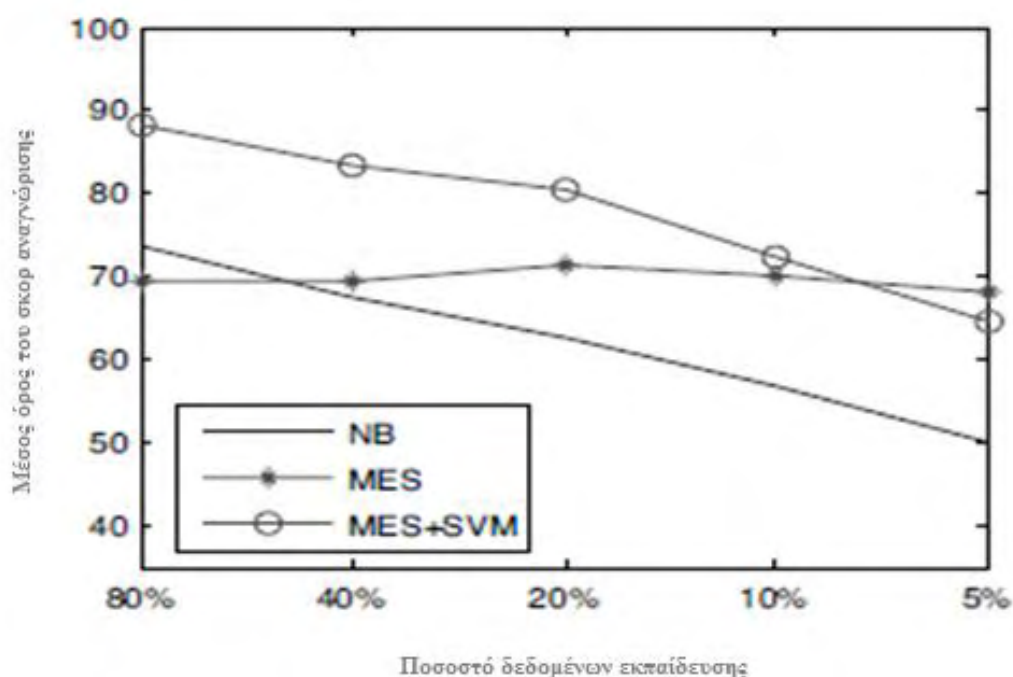
Στην εφαρμογή και των τριών μεθόδων, ο κύριος σκοπός που ακολούθησαν στο συγκεκριμένο πείραμα ήταν η χρήση του μικρότερου υποσυνόλου δεδομένων για την εκπαίδευση των αλγορίθμων και το μεγαλύτερο ποσοστό για τις δοκιμές των πειραμάτων. Δηλαδή ενώ αρχικά χρησιμοποιήθηκε το 80% των δεδομένων για εκπαίδευση και μόλις το 20% για τις δοκιμές, κατά την διάρκεια του πειράματος έγινε σε κάθε δοκιμή σταδιακή μείωση των δεδομένων εκπαίδευσης από 80% σε μόλις 5%.

Για να την συλλογή των δεδομένων που χρησιμοποίησαν στο πείραμα, εφοδιάστηκαν με κάποιους αισθητήρες οι οποίοι κατέγραφαν τα δεδομένα τα οποία ήταν σήματα. Στην

συνέχεια ακολούθησαν ένα πρωτόκολλο με τις οχτώ κοινές καθημερινές δραστηριότητες που εκτελεί ο καθένας από εμάς σύμφωνα με το πρότυπο του Kernetal. Συγκεκριμένα:

- Κάθισμα
- Σήκωμα
- Περπάτημα
- Περπάτημα προς τα πάνω (π.χ. ανάβαση σκάλας)
- Περπάτημα προς τα κάτω (π.χ. κατάβαση σκάλας)
- Χειραψία
- Γράψιμο (παράδειγμα σε κάποιον πίνακα)
- Γραφή σε πληκτρολόγιο

Στην προσπάθεια που έκαναν ώστε να επιτευχθούν υψηλότερα ποσοστά αναγνώρισης με χαμηλότερα ποσοστά δεδομένων που έγινε με την χρήση των τριών μεθόδων που αναφέρθηκαν, είχαν τα ακόλουθα αποτελέσματα σύμφωνα με το διάγραμμα σύγκρισης των τριών μεθόδων που ακολουθεί και κάποιους σχολιασμούς επάνω σε αυτό:



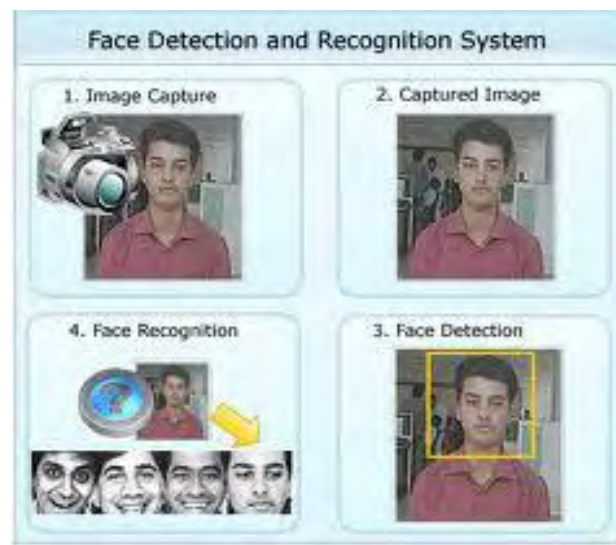
Σχήμα 1: Σύγκριση των τριών μεθόδων

Σε γενικές γραμμές τα συμπεράσματα που εξήγαγαν για τις τρεις μεθόδους όπως φαίνονται και στο Σχήμα 1 είναι τα ακόλουθα:

- ❖ Η χρήση της ελεγχόμενης προσέγγισης δηλαδή των multiple eigenspaces σε πολύ μικρά ποσοστά δεδομένων εκπαίδευσης, μπορεί να διατηρήσει ένα καλό και σταθερό επίπεδο απόδοσης αναγνώρισης.
- ❖ Η μέθοδος των SVM-training για την εκπαίδευση των δεδομένων σε υποσύνολα, μπορεί να αυξήσει την συνολική απόδοση της αναγνώρισης, παρέχοντας μια επαρκή ποσότητα των επισημασμένων στοιχείων εκπαίδευσης.
- ❖ Όταν η επισήμανση των δεδομένων και το ποσό των επισημασμένων δεδομένων μειώνονται, η SVM-training μπορεί να μην βοηθά πλέον ή μπορεί να βλάψει ακόμη και την απόδοση της αναγνώρισης.

2.2.Περιγραφή περιπτώσεων εφαρμογής (με χρήση του εργαλείου matlab simulink R2010a)

Στο επόμενο παράδειγμα που ακολουθεί, αναλύεται η τεχνική της ανάλυσης και αναγνώρισης κίνησης και εφαρμόζεται ένα παράδειγμα σε πραγματικό χρόνο. Η ακόλουθη εργασία [60] υλοποιήθηκε σε [MATLAB Simulink \(R2010a\)](#).



Εικόνα 1: Ένα τυπικό σύστημα αναγνώρισης προσώπου και τα στάδιά του

Ένα σύστημα ανάλυσης κίνησης λειτουργεί σε δύο στάδια:

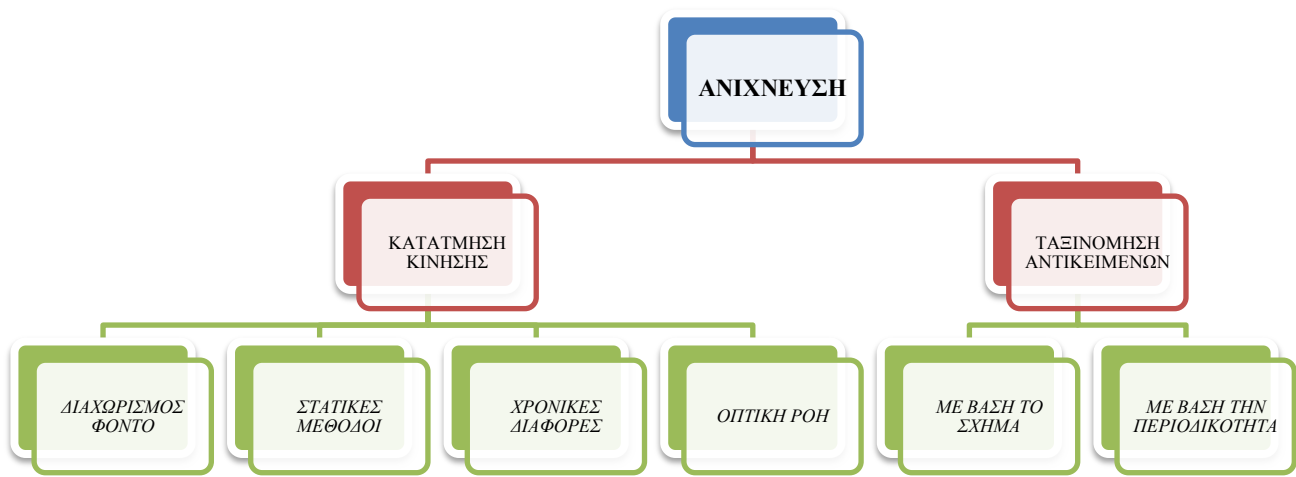
1. Ανίχνευση: Μας υποδηλώνει αν υπάρχει οποιαδήποτε μεταβολή στην σκηνή μας που μπορεί να θεωρηθεί ως κίνηση και είναι το πρώτο στάδιο επεξεργασίας σε αλγορίθμους αναγνώρισης κίνησης.

2. Παρακολούθηση: Μας υποδηλώνει σε ποιο σημείο της σκηνής μας βρίσκεται αυτή η μεταβολή κίνησης και αποτελεί ένα ενδιάμεσο στάδιο επεξεργασίας.

Η Ανίχνευση παράλληλα χωρίζεται σε δύο υποκατηγορίες οι οποίες είναι:

- Κατάτμηση κίνησης
- Αναγνώριση αντικειμένου

Η κατάτμηση κίνησης μπορεί να πραγματοποιηθεί με ποικίλους τρόπους όπως βλέπουμε και στο Σχήμα 2.



Σχήμα 2: Οι κατηγορίες ανίχνευσης κίνησης και τα επιμέρους τμήματά της παρουσιάζονται στο σχήμα

1. Διαχωρισμός του φόντου:

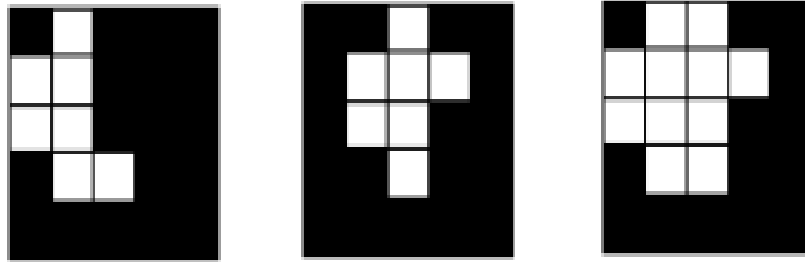
Η μέθοδος αυτή βασίζεται στην διαδικασία της απομόνωσης του φόντου, ώστε να γίνει ανίχνευση των κινούμενων pixel της εικόνας τα οποία θα είναι και τα αντίστοιχα κινούμενα αντικείμενα. Στην συνέχεια ακολουθούν τα βήματα και ένα παράδειγμα.

Βήματα

- ❖ Ορίζεται και αρχικοποιείται ένας πίνακας με διαστάσεις ίδιες με αυτές των frame.
- ❖ Για κάθε δύο διαδοχικά frame παίρνει κάθε pixel και βρίσκει την διαφορά τους.
- ❖ Στην συνέχεια ορίζεται η τιμή κατωφλίου (Threshold).
- ❖ Τέλος Κατασκευάζεται ο νέος πίνακας, συγκρίνοντας την διαφορά με την τιμή κατωφλίου.

Παρακάτω φαίνεται ο αλγόριθμος που αναλύθηκε πιο πάνω καθώς και ένα μικρό παράδειγμα (Εικόνα 2) για την κατανόηση του προαναφερόμενου αλγορίθμου.

Εικόνα 2: Παράδειγμα εφαρμογής του αλγορίθμου που αναφερθήκαμε προηγουμένως



Χρειάζεται προσοχή στην επιλογή της τιμής κατωφλίου όμως που θα χρησιμοποιηθεί, καθώς αυτή επηρεάζει το τελικό αποτέλεσμα.

2. Στατικές Μέθοδοι:

Οι στατιστικές προσεγγίσεις χρησιμοποιούν τα χαρακτηριστικά των επιμέρους pixel ή ομάδων pixel στην κατασκευή πιο προηγμένων μοντέλων για την εξαγωγή του φόντου και των απαραίτητων στατιστικών στοιχείων από αυτό, μπορούν να ενημερώνονται δυναμικά κατά την διάρκεια που γίνεται η επεξεργασία. Αυτή η μέθοδος γίνεται ολοένα και πιο δημοφιλής, εξαιτίας της ανοχής της σε διάφορες καταστάσεις όπως είναι η σκιά, ο θόρυβος κτλ.

Ένα παράδειγμα στατιστικών μεθόδων αποτελεί η έρευνα [10] με ένα μοντέλο φόντου, καθώς και η έρευνα [11] με ένα στατιστικό μοντέλο.

3. Χρονικές Διαφορές:

Η προσέγγιση της χρονικής διαφοράς γίνεται με την σύγκριση των pixel ανά δύο ή τρία διαδοχικά frame, σε μια αλληλουχία εικόνων ώστε να μπορέσουμε να εξάγουμε τις περιοχές που υπάρχει η κίνηση. Γενικά μπορεί να είναι ελλιπής, γιατί μπορεί να υπάρχουν κενά μεταξύ των κινούμενων περιοχών. Ένα παράδειγμα μιας τέτοιας μεθόδου είναι η [14]. Μια βελτιωμένη εκδοχή αυτής της μεθόδου είναι η χρήση τριών αντί για δύο frame, όπως το παράδειγμα [15] που έχει αναπτύξει έναν υβριδικό αλγόριθμο, ο οποίος χρησιμοποιεί τρία διαδοχικά frame και βρίσκει τις διαφορές τους και μάλιστα αποδεικνύεται ότι είναι πιο γρήγορος και πιο αποτελεσματικός στην ανίχνευση κινούμενων αντικειμένων στις ακολουθίες εικόνων.

4. Οπτική ροή:

Η κατάτμηση της κίνησης βασίζεται στην οπτική ροή των δεδομένων και χρησιμοποιεί τα χαρακτηριστικά των κινούμενων αντικειμένων στον χρόνο, για να εντοπίσει τις περιοχές που αλλάζουν κατά την εναλλαγή των διαδοχικών εικόνων. Ένα παράδειγμα παρουσιάζεται στην έρευνα των [16]. Το σημαντικό σε αυτήν την μέθοδο είναι ότι μπορούμε να την χρησιμοποιήσουμε για την ανίχνευση κίνησης σε ανεξάρτητα κινούμενα

αντικείμενα, ακόμα και αν έχουμε λήψη εν' κινήσει. Ωστόσο οι περισσότερες μέθοδοι από αυτές που αναφέρθηκαν για την οπτική ροή, είναι αρκετά πολύπλοκες υπολογιστικά και ευαίσθητες στον θόρυβο, ενώ για να χρησιμοποιηθούν σε μια ροή δεδομένων από κάμερα πραγματικού χρόνου, χρειάζονται ειδικό hardware. Σύμφωνα πάντως με παρατηρήσεις από την μέθοδο αυτή, τα αντικείμενα που είχαν αργή κίνηση, μπορούσαμε να τα χειριστούμε με ευκολία, με αποτέλεσμα να εξαλείψουμε την σκιά πολύ αποτελεσματικά.

Η αναγνώριση του αντικειμένου μπορεί να γίνει με βάση το σχήμα (Shape based identification) ή την περιοδικότητα (Periodicity based identification).

Η παρακολούθηση, η οποία είναι χρήσιμη όταν σε ένα αντικείμενο έχει γίνει κατάτμηση, πραγματοποιείται με ή χωρίς την χρήση προτύπων.

Τα πρότυπα είναι κάποια τεχνητά μοντέλα που έχουν φτιαχτεί βάσει εργαστηριακών πειραμάτων. Ένα τέτοιο παράδειγμα θα μπορούσε να είναι ένα τεχνητό φόντο το οποίο εφαρμόζεται για ανίχνευση κίνησης σε εσωτερικούς χώρους.

Στο Σχήμα 3 που ακολουθεί βλέπουμε τις κατηγορίες της παρακολούθησης.



Σχήμα 3: Οι κατηγορίες παρακολούθησης κίνησης και τα επιμέρους τμήματά της παρουσιάζονται στο σχήμα

2.3. Περιγραφή πειράματος με χρήση αισθητήρων στους ανθρώπους και μελέτη των καθημερινών τους δραστηριοτήτων

2.3.1. Συλλογή Δεδομένων

Στην μέθοδο που αναλύεται λεπτομερώς παρακάτω, σύμφωνα με σχετική έρευνα [57], η κεντρική ιδέα ήταν να καταγράφονται βιομετρικά σήματα από συγκεκριμένα σημεία του σώματος μέσω video, τοποθετώντας διάφορους αισθητήρες όπως φαίνεται παρακάτω (Σχήμα 4). Οι σχετικοί αισθητήρες ήταν συνδεδεμένοι με μια συσκευή καταγραφής και αποθήκευσης των δεδομένων. Μεταξύ τους είχαν επικοινωνία με καλώδια τα οποία τοποθετήθηκαν έτσι ώστε να μην επηρεάζονται οι φυσιολογικές κινήσεις των ατόμων του δείγματος. Τα άτομα του δείγματος αποτελούσαν εννέα άντρες και μία γυναίκα.

Άνθρωπος:

A = Αισθητήρας καρπού

H = Σύστημα καταγραφής στον γοφό που περιέχει αισθητήρες, μαγνητόμετρα, θερμοκρασία περιβάλλοντος, φωτισμό και θερμοκρασία

T = Αισθητήρας θερμοκρασίας δέρματος

E = Καταγραφή στοιχείων καρδιάς

R = Αισθητήρας αναπνευστικού συστήματος

M = MP3

O = Οξύμετρο

Σακίδιο:

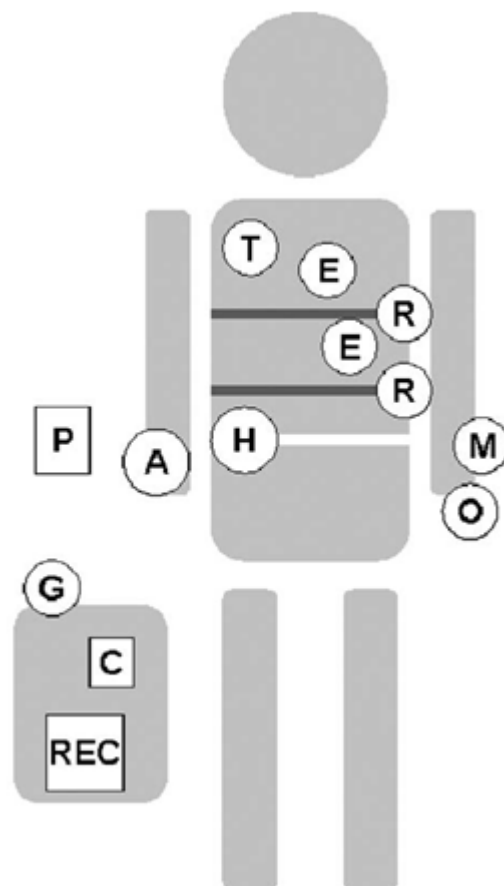
G = Καταγραφή πληροφοριών GPS

C = Κάμερα

REC = Καταγραφή 19 καναλιών

Μετάβαση στην εφαρμογή:

P = Μετάβαση στην εφαρμογή PDA



Σχήμα 4: Σύστημα συλλογής δεδομένων και σχετικές συσκευές, μαζί με αισθητήρες. Βλέπουμε στο σχήμα τα σημεία αναλυτικά που έχουν τοποθετηθεί οι διάφοροι αισθητήρες καθώς και το σύστημα καταγραφής

Προκειμένου να γίνουν κάποιες συγκεκριμένες μετρήσεις για όλους και να εξαχθούν αποτελέσματα, χρησιμοποιήθηκε ένα πρωτόκολλο σύμφωνα με το οποίο τα άτομα του πειράματος εκτελούσαν συγκεκριμένες δραστηριότητες για συγκεκριμένο χρονικό διάστημα. Οι δραστηριότητες αυτές κατηγοριοποιούνται στον Πίνακα 1.

Δραστηριότητες Υπό Επτήρηση σε εσωτερικούς χώρους	Χρόνος Δραστηριότητας (σε λεπτά)	Δραστηριότητες Υπό Επτήρηση σε εξωτερικούς χώρους	Χρόνος Δραστηριότητας (σε λεπτά)
Ακνησία	3	Ποδήλασία	5
Εργασία σε Η/Υ	20	Περίπατος προς το Πάρκο	5
Ακνησία	3	Ποδόσφαιρο	5
Ανάγνωση	5	Περίπατος	5
Κόμικς		επιστροφής από το πάρκο	
Ακνησία	3	Περίπατος με ειδικά παπούτσια	5
Ποδήλατο	5	Τρέξιμο στο πάρκο	5
Γυμναστικές		Κατανάλωση νερού	2
Ακνησία	3		
Κωπηλατικό	5		
Μηχάνημα			
Ακνησία	3		
Ανάγνωση	5		

Δραστηριότητες Χειρίς Επτήρηση (Ελεύθερος χρόνος)	Χρόνος Δραστηριότητας (σε λεπτά)
Αλλαγή ρούχων	5
Ελεύθερες Δραστηριότητες	240

Πίνακας 1: Πρωτόκολλο που ακολούθησε η έρευνα που φαίνονται αναλυτικά οι διάφορες δραστηριότητες και η αντίστοιχη ώρα της κάθε μιας

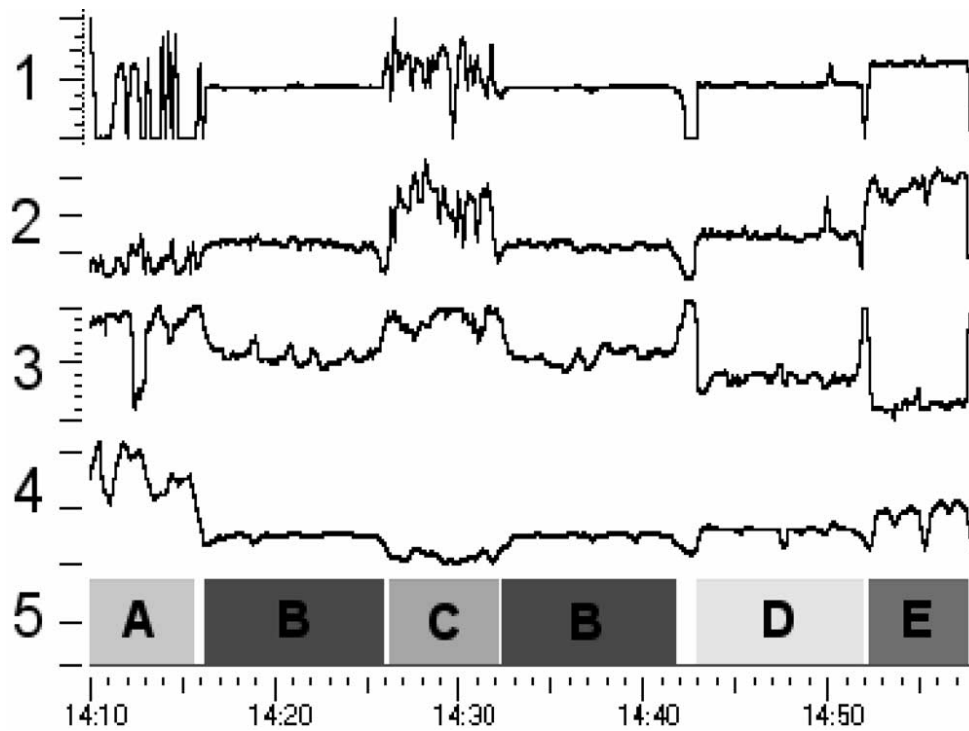
2.3.2. Επεξεργασία Σήματος

Στην συνέχεια από τις πληροφορίες που κατέγραψαν οι αισθητήρες, έγινε εξαγωγή κάποιων χαρακτηριστικών για διάφορα πεδία. Συγκεκριμένα τα χαρακτηριστικά (μέση τιμή, διάμεσος κ.α.) αφορούσαν το πεδίο του χρόνου, τα χαρακτηριστικά (συχνότητα σε διάφορες ζώνες του σήματος, ισχύς του σήματος κ.α.) αφορούσαν το πεδίο της συχνότητας. Επίσης υπολογίστηκε και η ταχύτητα μέσω των δεδομένων θέσης που καταγράφηκαν από την συσκευή του GPS. Τέλος υπολογίστηκε η φασματική εντροπία [6] των σημάτων επιτάχυνσης από τον ακόλουθο τύπο:

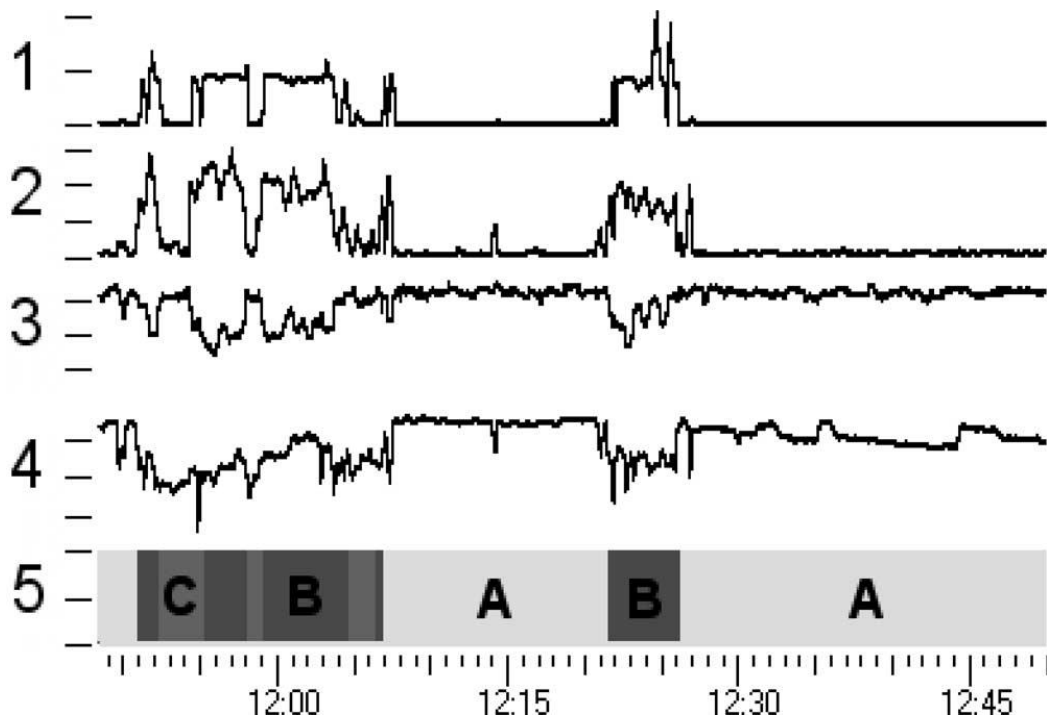
$$SN(f1, f2) = \frac{[-\sum_{fi=f1}^{f2} P(fi) \log((fi))]}{\log(N [f1, f2])}$$

Όπου $P(fi)$ αντιπροσωπεύει την πυκνότητα φασματικής ισχύος (PSD) για την τιμή της fi συχνότητας. Οι τιμές PSD ομαδοποιήθηκαν με τέτοιο τρόπο ώστε το άθροισμά τους στο διάστημα $[f1, f2]$ να είναι 1. Ο αριθμός $N [f1, f2]$ είναι η τιμή της συνιστώσας συχνότητας στο αντίστοιχο διάστημα PSD.

Στα Σχήματα 5 και 6, παρουσιάζονται μερικά παραδείγματα για το πώς συμπεριφέρονται διαφορετικά χαρακτηριστικά σημάτων, κατά την διάρκεια κάποιων συγκεκριμένων δραστηριοτήτων.



Σχήμα 5: Διάφορα χαρακτηριστικά του σήματος κατά την διάρκεια των διάφορων δραστηριοτήτων (με επίβλεψη). Σχήμα από πάνω προς τα κάτω: 1) Συχνότητα κορυφής από αισθητήρα ισχίου (feature A), 2) φάσμα κίνησης ισχίου (feature B), 3) φασματική εντροπία ισχίου (feature F), 4) μέση τιμή, 5) δραστηριότητες: A) Ποδηλασία, B) Περίπατος, C) Ποδόσφαιρο D) Περίπατος με ειδικά παπούτσια E) τρέξιμο.



Σχήμα 6: Διάφορα χαρακτηριστικά του σήματος κατά την διάρκεια των διάφορων δραστηριοτήτων (χωρίς επίβλεψη). Σχήμα από πάνω προς τα κάτω: 1) Συχνότητα κορυφής από αισθητήρα ισχίου (feature A), 2) φάσμα κίνησης ισχίου (feature B), 3) φασματική εντροπία ισχίου (feature F), 4) μέση τιμή (feature C), 5) δραστηριότητα: A) κάθισμα, B) περπάτημα, C) ακινησία. Επίσης τα μικρότερα τμηματάκια ενδιάμεσα με αποχρώσεις του γκρι, αντιπροσωπεύουν ίδιες δραστηριότητες.

Στην συνέχεια αφού έγινε η διαδικασία της επεξεργασίας από την συλλογή των δεδομένων, χρησιμοποιήθηκαν τέσσερις κλάσεις ώστε να γίνει η ταξινόμηση των παραπάνω αποτελεσμάτων προκειμένου να βγουν τα συμπεράσματα του πειράματος. Οι κλάσεις ταξινόμησης ήταν οι ακόλουθες:

- Δέντρο απόφασης
- Αυτόματη δημιουργία δέντρου απόφασης
- Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα
- Υβριδικά μοντέλα

2.4. Μέθοδος Αναγνώρισης κίνησης(Ταυτοποίηση-Πιστοποίηση)

Υπάρχουν στην βιβλιογραφία διάφοροι μέθοδοι αναγνώρισης. Μια από αυτές είναι η χρήση συγκεκριμένων και μοναδικών χαρακτηριστικών ενός ανθρώπου προκειμένου να γίνει η αναγνώριση σε δύο στάδια [38, 49]:

- Ταυτοποίηση
- Πιστοποίηση.

Κατά το στάδιο της ταυτοποίησης ελέγχονται κάποιοι παράμετροι για τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα ενός συγκεκριμένου ατόμου που μελετάτε. Στην συνέχεια μέσα από μια μεγάλη συλλογή που έχουν αρχειοθετηθεί προηγουμένως εικόνες οι οποίες αφορούν τα συγκεκριμένα πρόσωπα που έλαβαν μέρος στην έρευνα, το πρόγραμμά συγκρίνει τις δύο εικόνες ώστε να μπορέσει να γίνει η ταυτοποίηση του συγκεκριμένου ατόμου. Στην περίπτωση όμως που το άτομο δεν περιέχεται μέσα στη ήδη υπάρχουσα συλλογή από εικόνες, τότε η διαδικασία που ακολουθείται είναι εντελώς διαφορετική, καθώς χρησιμοποιείται κάποιο κατώφλι και ένας πίνακας ο οποίος έχει να κάνει με τα μέτρα ομοιότητας των υπολοίπων εικόνων που υπάρχουν στην συλλογή. Έτσι κάθε φορά η εικόνα συγκρίνεται με τα μέτρα ομοιότητας των αποθηκευμένων εικόνων και εκείνο που είναι πιο κοντά με αυτό της συλλογής επιλέγεται ως σωστό και γίνεται η ταυτοποίηση του ατόμου.

Κατά το επόμενο στάδιο που είναι και το στάδιο της πιστοποίησης του ατόμου, το πρόγραμμα αναγνωρίζει και εξακριβώνει αν όντως το άτομο που βρέθηκε είναι αυτό και δεν πρόκειται για μια συνωνυμία. Σε αυτήν την περίπτωση χρησιμοποιείται ένα κατώφλι βάσει του οποίου συγκρίνονται πάλι τα μέτρα ομοιότητας που έχουν βρεθεί, προκειμένου να αποφασιστεί αν πιστοποιείται ότι αυτό το άτομο ανήκει στην συλλογή αυτή δηλαδή είναι υπαρκτό πρόσωπο και όχι πλαστό.

Με λίγα λόγια στην διαδικασία της ταυτοποίησης μια εικόνα συγκρίνεται με πολλές ώστε να βγει το συμπέρασμα αν ανήκει ή όχι στην συλλογή, ενώ στην διαδικασία της πιστοποίησης το πρόγραμμά εκτελεί μια αντιστοίχιση των εικόνων μια προς μια για να μπορέσει να βγάλει συμπέρασμα για την πιστοποίηση. Αξίζει να τονισθεί ότι στην ταυτοποίηση θα βρει πιθανόν μια ομοιότητα με μια εικόνα, στην πιστοποίηση όμως η

απάντηση του προγράμματός θα είναι της μορφής Boolean, δηλαδή είτε ναι είναι αυτό το πρόσωπο και πιστοποιείται, είτε όχι δεν υπάρχει στην συλλογή οπότε απορρίπτεται.

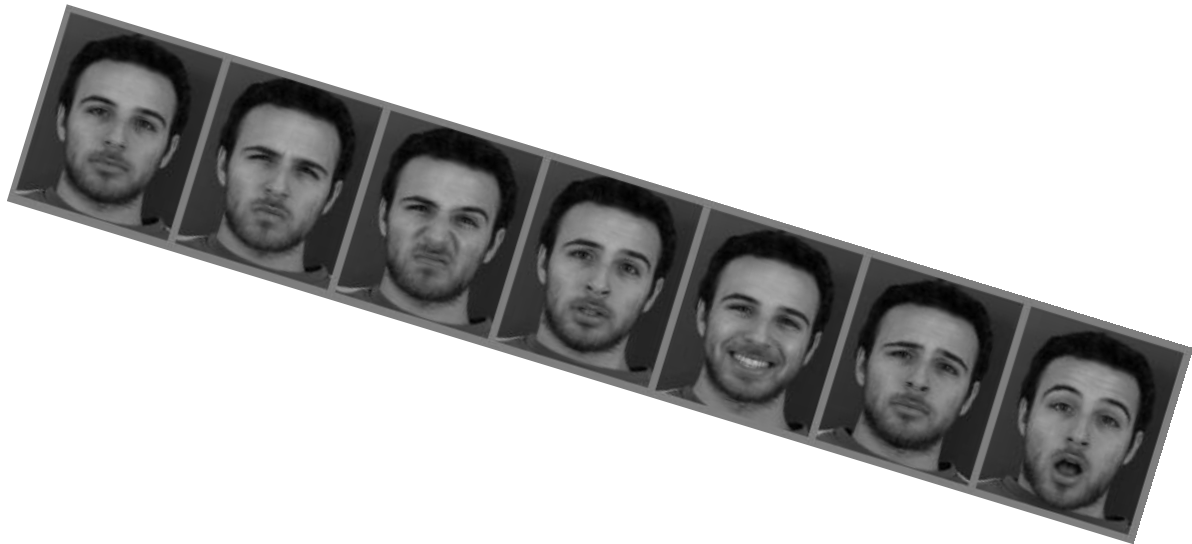
Η εφαρμογή αυτή βασίζεται στην επιλογή του αριθμού κατωφλίου που θα πρέπει να είναι αυστηρή. Με την χρήση του κατάλληλου αριθμού κατωφλίου, αμέσως επιτυγχάνονται δύο σημαντικά πράγματα. Το πρώτο είναι ευχρηστία για τον χρήστη που θα χρησιμοποιήσει την συγκεκριμένη εφαρμογή και το δεύτερο και κυριότερο σε μια τέτοια σημαντική εφαρμογή είναι η ασφάλεια του συστήματος. Αν τοποθετηθεί μεγάλος αριθμός κατωφλίου, τότε το πρόγραμμα θα μπορεί να προσφέρει υψηλή ασφάλεια, όμως ταυτόχρονα υπάρχει το ενδεχόμενο λάθους, καθώς μπορεί να μην αναγνωριστεί ένας εξουσιοδοτημένος χρήστης και να απορριφτεί. Σε περίπτωση που τοποθετηθεί μικρός αριθμός κατωφλίου, τότε θα υπάρξει η αντίθετη περίπτωση. Δηλαδή το πρόγραμμα θα γίνεται πιο φιλικό και πιο εύχρηστο προς τον χρήστη, όμως ταυτόχρονα θα υπάρχει κίνδυνος χρήσης του από έναν μη εξουσιοδοτημένο χρήστη. Οπότε η τοποθέτηση της τιμής αυτής κυμαίνεται στο ενδιαμέσο διάστημα.

2.4.1. Ανάλυση τεχνικής αναγνώρισης προσώπου-εκφράσεων

Επειδή οι άνθρωποι έχουν διαφορές στις εκφράσεις τους, η έρευνα αυτή χρησιμοποιεί τις επτά βασικότερες όπως καταγράφονται στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 2). Επίσης φαίνονται και σχηματικά στην παρακάτω αντιστοιχία εικόνων (Εικόνα 3).

ΟΥΔΕΤΕΡΗ
ΘΥΜΟΣ
ΑΠΕΧΘΕΙΑ
ΦΟΒΟΣ
ΧΑΡΑ
ΛΥΠΗ
ΕΚΠΛΗΞΗ

Πίνακας 2: Οι επτά βασικότερες εκφράσεις του προσώπου

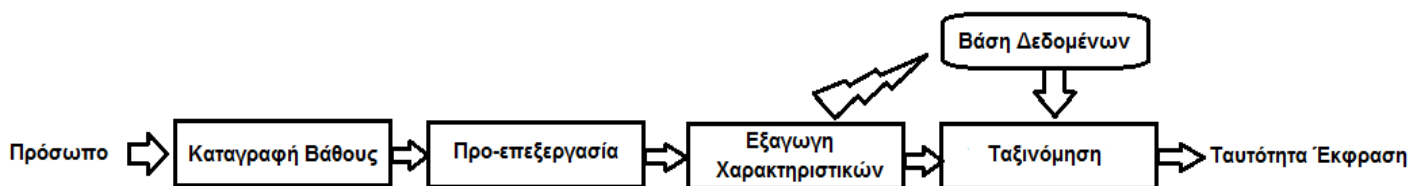


Εικόνα 3: Απεικόνιση επτά βασικότερων εκφράσεων προσώπου

Κατά την διάρκεια των πειραμάτων ακολουθήθηκε ένα συγκεκριμένο πρωτόκολλο στην έρευνα αυτή το οποίο είναι γνωστό στην επιστημονική κοινότητα και αφορά κάποιους περιορισμούς σε τέτοιου είδους αναγνώριση.

- Το πρόσωπο που μελετάται θα πρέπει να έχει την ίδια γωνία λήψης με αυτήν των εικόνων συλλογής. Για παράδειγμα μπροστινό προφίλ και στις δύο λήψεις, γιατί σε διαφορετική περίπτωση είναι δύσκολη η ανίχνευση των χαρακτηριστικών για την διαδικασία της ταυτοποίησης.
- Να μην επικαλύπτεται η περιοχή του προσώπου και γενικά των σημείων που χρησιμοποιούνται για να γίνει εξαγωγή χαρακτηριστικών.
- Να μην υπάρχουν αντικείμενα επικάλυψης του προσώπου, όπως είναι τα γυαλιά ηλίου.
- Τέλος το πρόσωπο να έχει την ίδια τοποθέτηση και στις δύο περιπτώσεις, δηλαδή την ίδια κλίση. Σε διαφορετική περίπτωση η διαδικασία καθίσταται χρονοβόρα καθώς και αναξιόπιστη.

Η αρχιτεκτονική της μεθόδου παρουσιάζεται μέσα από το Σχήμα 7 που ακολουθεί:



Στην συνέχεια ακολουθήθηκαν δύο διαδικασίες οι οποίες περιγράφονται εν' συντομία.

- Ανίχνευση και εκτίμηση της κίνησης
- Αντιστάθμιση και εκτίμηση της κίνησης

2.4.2. Ανίχνευση και εκτίμηση της κίνησης

Στην διαδικασία της ανίχνευσης χρησιμοποιήθηκαν κάμερες οροφής για καλύτερη κάλυψη του χώρου. Επίσης με αυτόν τον τρόπο επιτεύχθηκαν καλύτερα αποτελέσματα καθώς η κάμερα καταγράφει ολόκληρη την κίνηση σε μορφή πολλών διαδοχικών εικόνων χωρίς να υπάρχει ενδεχόμενο απώλειας κίνησης ή οποιαδήποτε άλλης πληροφορίας. Αυτός είναι ο λόγος ευκολίας ανίχνευσης κίνησης άλλων αντικειμένων που επηρεάζουν την διαδικασία, ακόμη και αν είναι ακίνητα στην σκηνή. Στην συνέχεια το βίντεο αυτό συμπίεστηκε λόγω του όγκου του, λαμβάνοντας όμως υπόψη κάποιους παράγοντες όπως είναι ο χρόνος και ο χώρος. Με βάση αυτούς τους παράγοντες είναι πιο εύκολη η αντίληψη ενός νέου αντικειμένου το οποίο εισήλθε στον χώρο επεξεργασίας. Επίσης το χρώμα, η φωτεινότητα και η ένταση, παίζουν μεγάλο ρόλο και είναι σημαντικά για την συσχέτιση δύο ή περισσότερων εικόνων, καθώς οι μεταβολές τους στην μελέτη μιας κίνησης είναι πολύ μικρές. Η διαδικασία που λαμβάνει υπόψη όλους αυτούς τους παράγοντες για να επεξεργαστεί στη συνέχεια τις εικόνες ώστε να βρει αν υπάρχει κίνηση, αποτελεί την διαδικασία *ανίχνευσης κίνησης*. Αφού προσδιοριστεί η ανίχνευση σειρά έχει η πραγματοποίηση κάποιων μετρήσεων επάνω σε αυτήν. Η διαδικασία αυτή αποτελεί την *εκτίμηση της κίνησης*.

2.4.3. Αντιστάθμιση και εκτίμηση κίνησης

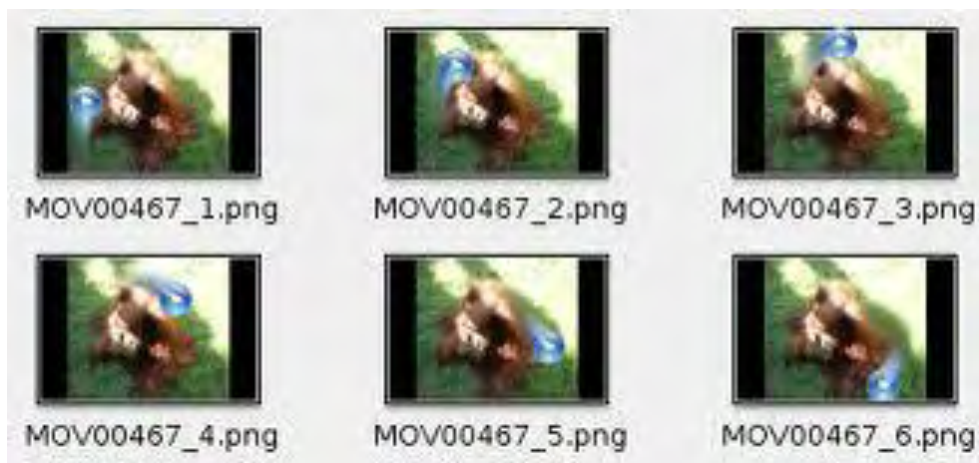
Σε μια κίνηση οι ακολουθίες εικόνων που χρησιμοποιούνται έχουν κάποιες ιδιότητες. Μια από αυτές είναι ότι μπορεί να διατηρούνται κάποια από τα στοιχεία τους σταθερά. Δηλαδή σε μια κίνηση τα αντικείμενα που υπάρχουν μέσα σε αυτήν διατηρούνται και στις επόμενες εικόνες, καθώς είναι μια σειρά σταθερής ακολουθίας, με την διαφορά ότι έχουν διαφορετική θέση κάθε χρονική στιγμή και μια ελάχιστη παραμόρφωση λόγω της μεταβολής της θέσης τους, δηλαδή λόγω κίνησης.



Εικόνα 4: Μεταβολή κίνησης όπως καταγράφεται έχοντας κάτι σταθερό που παραμένει στην σκηνή χωρίς να γίνεται κάποια μορφή παραμόρφωσης

Ένα τέτοιο παράδειγμα μπορούμε να διακρίνουμε στην (Εικόνα 4). Πρόκειται για έναν άνθρωπο ο οποίος εκτελεί μια δραστηριότητα με ένα σταθερό αντικείμενο επάνω του.

Στην επόμενη εικόνα που ακολουθεί (Εικόνα 5), βλέπουμε ένα ακόμα παράδειγμα με ένα πιθηκάκι το οποίο παίζει και κινείται συνεχώς αλλάζοντας θέσεις. Πίσω του βλέπουμε ότι υπάρχει ένα φουσκωτό παιχνίδι το οποίο καθώς έχουμε εναλλαγές στην εικόνα μας λόγω της κίνησης αυτό παραμένει σε όλα τα πλαίσια μέσα σταθερό, αλλά κάθε φορά βρίσκεται σε διαφορετικό σημείο της σκηνής, λόγω μεταβολής της θέσης του.



Εικόνα 5: Στην εικόνα παρατηρούμε την κίνηση πάλι με ένα σταθερό αντικείμενο που απλά γίνεται μεταβολή της θέσης του χωρίς κάποιο είδος παραμόρφωσης

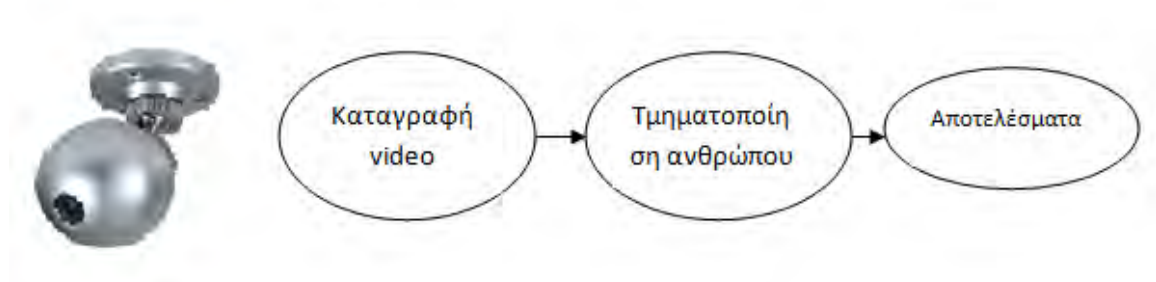
Οι διαδικασίες που έχουν αναφερθεί, βασίζονται στην ιδέα της ομοιότητας μεταξύ των τιμών pixel υποβάθρου σε διαφορετικές χρονικές στιγμές, εξοικονομώντας χρόνο και περαιτέρω επεξεργασία. Αναλυτικά:

- Στις ακολουθίες εικόνων οι τιμές της φωτεινότητας που προκύπτουν και του χρώματος, μπορούν σε κάθε χρονική στιγμή να προϋπολογιστούν από την αμέσως προηγούμενη τιμή τους, γιατί σε μια ακολουθία οι τιμές αυτές σε μεγάλο ποσοστό σχετίζονται μεταξύ τους.
- Με αυτό το κριτήριο μπορεί να γίνει ο υπολογισμός ενός απλού τμήματος της εικόνας από μια προηγούμενη και απλά να προστεθούν επιπλέον απαραίτητες πληροφορίες.

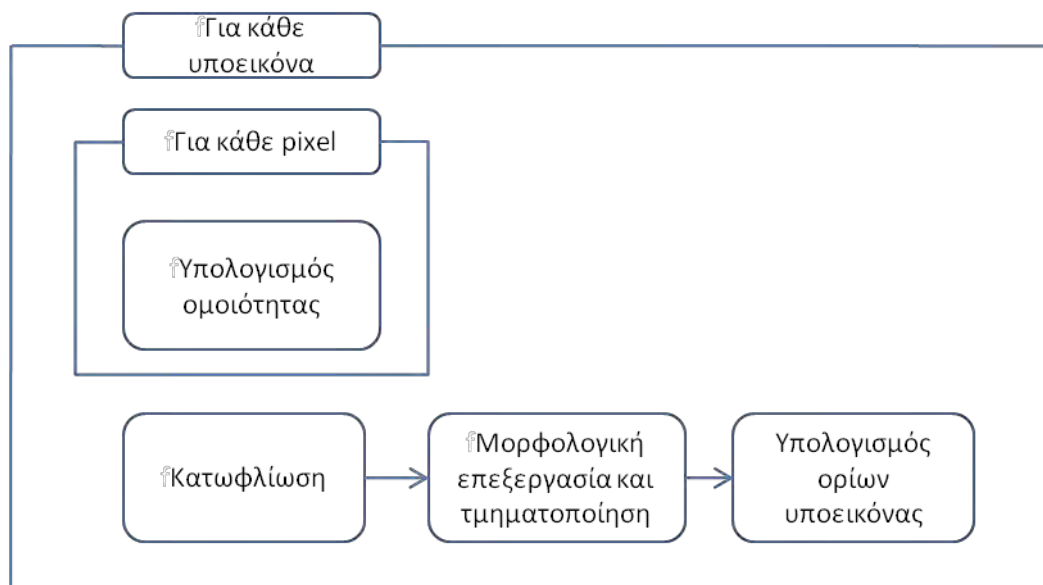
3. Προτεινόμενος Αλγόριθμος

3.1. Αρχιτεκτονική της προτεινόμενης προσέγγισης

Η αρχιτεκτονική της προτεινόμενης προσέγγισης περιγράφεται στο *Σχήμα 8*. Για κάθε Frame γίνεται καταγραφή των δεδομένων της εικόνας, εφαρμόζεται ο αλγόριθμος τμηματοποίησης ανθρώπου και εξάγονται τα σχετικά αποτελέσματα.



Σχήμα 8: Στο παραπάνω σχήμα, βλέπουμε την γενική περιγραφή της μεθόδου επεξεργασίας, τα βήματα της οποίας αναλύονται παρακάτω.



Σχήμα 9: Εδώ αναλύονται λεπτομερώς τα βήματα που ακολουθεί ο αλγόριθμος του πειράματός μας.

Στο *Σχήμα 9* αναλύεται η διαδικασία του αλγορίθμου κατά την οποία αφού διαβάζεται το βίντεο και συλλέγονται οι πληροφορίες, στην συνέχεια γίνεται επεξεργασία εικόνας βάσει

κάποιας τιμής κατωφλίου ομοιότητας με προηγούμενο frame, ώστε να γίνει η ανίχνευση της κίνησης.

3.2. Προτεινόμενη Υλοποίηση

Όπως προαναφέρθηκε και στην εισαγωγή μας, κληθήκαμε να υλοποιήσουμε έναν αλγόριθμο ο οποίος θα βοηθούσε στην επίλυση του προβλήματος της ανίχνευσης κίνησης ανθρώπου από βίντεο. Για την επίλυση του προβλήματος αυτού, πραγματοποιήθηκαν διάφορα πειράματα με διαφορετικές μεθόδους, όμως καταλήξαμε και χρησιμοποιήσαμε δύο μεθόδους.

3.2.1. Μέθοδος της διαφοράς των διαδοχικών frame (Μέθοδος 1)

Η πρώτη μέθοδος ήταν αυτή που χρησιμοποιήσαμε στην παρούσα εργασία σαν πιο αποτελεσματική η οποία ανιχνεύει την κίνηση μέσω της διαφοράς των διαδοχικών frame.

Τα βήματα επεξεργασίας αναλύονται στον παρακάτω κώδικα:

- i. Αρχικά διαβάζεται το βίντεο και συλλέγονται απαραίτητες πληροφορίες.

```
Obj=mmreader('New_Movie3.avi');  
Ncol=get(Obj,'Width');  
Nlin=get(Obj,'Height');  
numframes=get(Obj,'numberOfFrames');
```

- ii. Στην συνέχεια εκτελείται η εύρεση της απόλυτης διαφοράς μεταξύ των δύο διαδοχικών frame και αφού αρχικοποιήσουμε έναν πίνακα, τοποθετείται σαν κριτήριο μια τιμή κατωφλίου ώστε να γεμίσει αντίστοιχα με τις τιμές των 1 και 0, με αποτέλεσμα να γίνει ανίχνευση των κινούμενων pixel.

```
if i>1  
A0=A1;  
end  
A1=rgb2gray(read(Obj,i));  
if i==1  
A00=double(A1);  
end  
D=abs(double(A1)-A00);  
E=zeros(size(A1));  
E(D>15)=255;  
end
```

- iii. Αφού έχουν βρεθεί τα κινούμενα pixel της εικόνας, στην συνέχεια γίνεται εύρεση των αθροισμάτων κατά γραμμές και κατά στήλες. Θεωρώντας ότι η πλειοψηφία των pixel με αλλαγές ανήκουν στον άνθρωπο που δραστηριοποιείται στην τρέχουσα εικόνα, η θέση του μεγίστου κατά γραμμές και κατά στήλες θα καθορίσει ένα σημείο κοντά στο κέντρο του ανθρώπου.

```

S1=sum(E,1);
S2=sum(E,2);
[Y,L]=max(S1);
[Y,K]=max(S2);

```

- iv. Έχοντας βρει το προαναφερθέν σημείο ακολουθεί η νέα οριοθέτηση της εικόνας, αρχίζοντας 100 pixel πάνω και αριστερά και τελειώνοντας 100 pixel κάτω και δεξιά από την θέση του μεγίστου. Με τον τρόπο αυτό, η επεξεργασία των εικόνων επιτυγχάνεται, ώστε να προσεγγίσει των ρυθμό της συλλογής τους σε πραγματικό χρόνο.

```

lin1=max(1,K-100);
lin2=min(K+100,Nlin);
col1=max(1,L-100);
col2=min(L+100,Ncol);

```

- v. Χρησιμοποιώντας ένα τετραγωνικό δομικό στοιχείο μεγέθους 3 pixel (structure element), στην νέα υποεικόνα εφαρμόζεται ο μορφολογικός τελεστής της διάβρωσης, ώστε να διαχωριστούν διαφορετικές περιοχές με μικρές ενώσεις και να απαλειφθούν μικρές ομάδες μεμονωμένων pixel, που αποτελούν θόρυβο.

```

E2=imerode(E(lin1:lin2,col1:col2),se);
E1=E; E1(lin1:lin2,col1:col2)=E2;

```

- vi. Ακολουθεί το βήμα της απαρίθμησης (labelling) των περιοχών αυτών που διαχωρίστηκαν πιο πριν με την μέθοδο της διάβρωσης και δημιουργείται το ιστόγραμμα του αποτελέσματος και βρίσκονται οι μέγιστες τιμές του. Το βήμα αυτό είναι σημαντικό, καθώς με την εύρεση της μέγιστης τιμής των απαριθμημένων περιοχών (εξαιρώντας το υπόβαθρο), επιλέγονται μόνο οι μεγάλες περιοχές που αφορούν τον άνθρωπο και όχι οι υπόλοιπες που μπορεί να αφορούν σκιές ή άλλα αντικείμενα. Έτσι δημιουργείται η τμηματοποιημένη εικόνα.

```

S=bwlabel(E2,8);
H=hist(S(:),max(S(:))+1);
[Y1,Hmax]=max(H(2:end));
I1=zeros(size(S));
if ~isempty(Hmax)
I1(S==Hmax)=1;
end

```

- vii. Τέλος εφαρμόζεται ο μορφολογικός τελεστής της διαστολής της τμηματοποιημένης εικόνας.

```

dil=imdilate(I1,se2)-I1;
imshow(dil*255+double(A1(lin1:lin2,col1:col2)),[]);

```

Στο Παράρτημα Α φαίνεται ολόκληρο το κομμάτι του κώδικα που εκτελέστηκε στο πείραμα, καθώς επίσης και τα αποτελέσματα στον Πίνακα 3.

3.2.2. Μέθοδος της διαφοράς των διαδογικών frame (Μέθοδος 2)

Η μέθοδος αυτή είναι παρόμοια με την πρώτη, αλλά χρησιμοποιεί τον συντελεστή συσχέτισης σαν τον δείκτη ομοιότητας για κάθε pixel, της τρέχουσας εικόνας με την προηγούμενη (Βήμα ii του προηγούμενου αλγορίθμου).

Η συσχέτιση υπολογίζεται ως εξής:

Για κάθε pixel της τρέχουσας εικόνας, εξάγεται η τετραγωνική περιοχή με κέντρο το τρέχον pixel και μέγεθος – pixels και υπολογίζεται η συσχέτισή του με την ίδια τετραγωνική περιοχή της προηγούμενης εικόνας.

Το αποτέλεσμα της συσχέτισης κατωφλιώνεται και αποθηκεύεται σε μια νέα δυαδική εικόνα.

Ακολουθεί το σχετικό κομμάτι του πηγαίου κώδικα:

```
I3=correlation1(A00(lin1:lin2,col1:col2),A1(lin1:lin2,col1:col2),3);
I4=zeros(size(I3));
I4(I3<0.5)=255;
```

Η συνάρτηση συσχέτισης που κατασκευάσαμε φαίνεται στο ακόλουθο κομμάτι πηγαίου κώδικα:

```
function I3=correlation1(I,I1,d)
I3=2*ones(size(I));
[N,M]=size(I);
for i=d+1:N-d
for j=d+1:M-d
A=I(i-d:i+d,j-d:j+d);
B=I1(i-d:i+d,j-d:j+d);
I3(i,j)=corr2(A,B);
end
end
end
```

3.3. Υπολογιστική πλατφόρμα υλοποίησης

Η πλατφόρμα υλοποίησης μας ήταν το λογισμικό της [MATLAB Simulink R2010a](#). Είναι ένα περιβάλλον ανάπτυξης και μια [προγραμματιστική γλώσσα τέταρτης γενιάς](#). Αποθηκεύει μεταβλητές και εκτελεί υπολογισμούς με βάση την [άλγεβρα πινάκων](#). Είναι πολύ "ισχυρό" και μπορεί να χρησιμοποιηθεί και για προγραμματισμό καθώς περιέχει εντολές από την C++ όπως την while, την switch και την if, αλλά και υψηλού επιπέδου συναρτήσεις οι οποίες δρουν σε ολόκληρους πίνακες. Έτσι ελαχιστοποιεί το μέγεθος του απαιτούμενου πηγαίου κώδικα.

Το Matlab δημιουργήθηκε προς το τέλος της δεκαετίας του '70 από τον Cleve Moler, πρόεδρο του τμήματος πληροφορικής του πανεπιστημίου του New Mexico. Ο σκοπός σχεδιασμού του ήταν η πρόσβαση των σπουδαστών στις βιβλιοθήκες LINPACK και EISPACK χωρίς να έχουν γνώσεις Fortran. Σύντομα διαδόθηκε σε άλλα πανεπιστήμια και βρήκε ισχυρό ακροατήριο εντός της κοινότητας των εφαρμοσμένων μαθηματικών. Ο Jack Little, ένας μηχανικός, του οποίου το ενδιαφέρον κεντρίστηκε από μία επίσκεψη του Moler στο πανεπιστήμιο του Stanford το 1983, και αναγνωρίζοντας την εμπορική του ισχύ, συνεργάστηκε με τους Moler και Steve Bangert. Ξαναέγραψαν το Matlab σε γλώσσα C και ίδρυσαν την κοινότητα Mathworks το 1984 για να συνεχίσουν την ανάπτυξή του. Οι τροποποιημένες βιβλιοθήκες του Matlab είναι γνωστές και ως JACKPACK. Το 2000, το Matlab ξαναγράφηκε για να χρησιμοποιήσει ένα σύνολο νεότερων βιβλιοθηκών για το χειρισμό πινάκων (LAPACK).

4. Μετρήσεις-Αποτελέσματα

4.1. Χειροκίνητη τμηματοποίηση του ανθρώπου

Κατά την διαδικασία της χειροκίνητης τμηματοποίησης του ανθρώπου, χρησιμοποιήθηκε το πρόγραμμα του [CorelDRAW Graphics Suite X5](#). Τα στάδια που ακολουθήθηκαν ήταν τα εξής:

Για κάθε τυχαία επιλεγμένο frame, εξάγεται η αντίστοιχη εικόνα που παράγεται και αποθηκεύεται σε ένα φάκελο. Στην συνέχεια φορτώνεται η αντίστοιχη εικόνα στο πρόγραμμα (Corel Draw) και εφαρμόζεται τοπική σχεδίαση του περιγράμματος του ανθρώπου. Έπειτα αποθηκεύεται και πάλι σε ένα φάκελο του περιβάλλοντος του Matlab με την αντίστοιχη κατάληξη και υπολογίζεται η διαφορά της σε σύγκριση με την αντίστοιχη που εμφανίζεται από την εφαρμογή των δύο προηγούμενων μεθόδων (Τμήμα 3.1 και 3.2).

4.2. Μετρική σφάλματος του αλγορίθμου

Σε κάθε καρέ, οι αλγόριθμοι ανίχνευσης ανθρώπου τμηματοποιούν τον άνθρωπο που πιθανά υπάρχει βάσει της ομοιότητας του τρέχοντος frame, με προηγούμενα frames. Αν θεωρήσουμε τα pixels που αντιστοιχούν σε άνθρωπο ως θετικά και τα pixels του υποβάθρου ως αρνητικά, τότε μετά την τμηματοποίηση μπορούν να υπολογιστούν οι ακόλουθες ποσότητες:

True Positive (Αληθώς Θετικά): το πλήθος των pixels που τμηματοποιήθηκαν από τον χρήστη και τον αλγόριθμο ότι ανήκουν στον άνθρωπο.

True Negative (Αληθώς Αρνητικά): το πλήθος των pixels που τμηματοποιήθηκαν από τον χρήστη και τον αλγόριθμο ότι ανήκουν στο υπόβαθρο.

False Positive (Ψευδώς Θετικά): το πλήθος των pixels που τμηματοποιήθηκαν από τον χρήστη ότι ανήκουν στο υπόβαθρο και από τον αλγόριθμο ότι ανήκουν στον άνθρωπο.

False Negative (Ψευδώς Αρνητικά): το πλήθος των pixels που τμηματοποιήθηκαν από τον χρήστη ότι ανήκουν στον άνθρωπο και από τον αλγόριθμο ότι ανήκουν στο υπόβαθρο.

Βάσει των προηγούμενων υπολογίζονται οι ακόλουθες ποσότητες:

- **Ειδικότητα:** είναι το ποσοστό των αληθώς αρνητικών pixels της υποεικόνας και υπολογίζεται από τον ακόλουθο τύπο:

$$\text{Ειδικότητα} = \frac{\text{Αληθώς Αρνητικά}}{\text{Αληθώς Αρνητικά} + \text{Ψευδώς Θετικά}}$$

- **Ευαισθησία:** είναι το ποσοστό των αληθώς θετικών pixel της υποεικόνας και υπολογίζεται από τον ακόλουθο τύπο:

$$\text{Ευαισθησία} = \frac{\text{Αληθώς Θετικά}}{\text{Αληθώς Θετικά} + \text{Ψευδώς Αρνητικά}}$$

- **Ακρίβεια:** είναι το σύνολο των αληθώς αρνητικών και των αληθώς θετικών pixel προς το σύνολο των pixel της υποεικόνας.

4.3. Αριθμητικά αποτελέσματα

Στους Πίνακες 3 και 4 που ακολουθούν, βλέπουμε τα αποτελέσματα που εξάγαμε με την χρήση των δύο μεθόδων που ακολουθήθηκαν κατά την διάρκεια των πειραμάτων μας. Συγκεκριμένα κάθε ένας από τους πίνακες περιλαμβάνει κάποια τυχαία επιλεγμένα frames και αντίστοιχα εξάγει τις ακόλουθες μετρήσεις για αυτά:

FRAME	Αληθώς Θετικά	Αληθώς Αρνητικά	Ψευδώς Θετικά	Ψευδώς Αρνητικά	Ειδικότητα(%)	Ευαισθησία(%)	Ακρίβεια(%)
49	1220	33262	2783	3136	92.3	28	85.3
60	2958	33554	2257	1632	93.7	64.4	90.4
67	3301	29456	7297	347	80.1	90.5	81.1
70	2786	19512	13169	4934	59.7	36	55.2
75	4071	30872	2483	2975	92.6	57.8	86.5
80	3665	31831	1476	3429	95.6	51.6	87.9
84	3907	31850	967	3677	97	51.5	88.5
89	3883	31484	1424	3610	95.7	51.8	87.5
94	3830	31690	1514	3367	95.4	53.2	87.9
100	3376	31513	1760	3752	94.7	47.4	86.4

Πίνακας 3: Αποτελέσματα με χρήση της μεθόδου 1.
















<i>FRAME</i>	<i>Αληθώς Θετικά</i>	<i>Αληθώς Αρνητικά</i>	<i>Ψευδώς Θετικά</i>	<i>Ψευδώς Αρνητικά</i>	<i>Ειδικότητα(%)</i>	<i>Εναισθησία(%)</i>	<i>Ακρίβεια(%)</i>
49	1231	3100	2870	33200	92	28.4	85.2
60	3834	756	5615	30196	84.3	83.5	84.2
67	3639	9	12254	24499	66.7	99.8	69.7
70	3682	4038	19335	13346	40.8	47.7	42.1
75	6532	514	5770	27585	82.7	92.7	84.4
80	6339	755	5666	27641	83	89.4	84.1
84	6900	684	4357	28460	86.7	91	87.5
89	6804	689	6064	26844	81.6	90.8	83.3
94	6571	626	6252	26952	81.2	91.3	83
100	6434	694	7264	26009	78.2	90.3	80.3
















Πίνακας 4: Αποτελέσματα με χρήση της μεθόδου 2.

Μπορούμε επίσης να παρατηρήσουμε από τα δεδομένα ότι έχουμε μεγάλο ποσοστό ακρίβειας στο συγκεκριμένο πείραμα μας.
















Μπορούμε επίσης να παρατηρήσουμε από τα δεδομένα ότι έχουμε μεγάλη απόκλιση στο ποσοστό ακρίβειας στο συγκεκριμένο πείραμα μας σε σχέση με τα προηγούμενα αποτελέσματα του Πίνακα 3.
















Στην συνέχεια παρουσιάζονται δύο ακόμη πίνακες, οι οποίοι περιέχουν τις εικόνες από τα αποτελέσματα των αλγορίθμων μας. Η 1^η στήλη κάθε πίνακα παρουσιάζει την υποεικόνα από 10 τυχαία επιλεγμένα frame, η 2^η στήλη την τμηματοποιημένη εικόνα από τον παρατηρητή και η τρίτη στήλη το αποτέλεσμα της τμηματοποίησης από τις δύο μεθόδους που χρησιμοποιήσαμε.

<u>FRAME</u>	<u>Original image</u>	<u>Segmentation</u>	<u>Algorithm 1</u>
49			
60			
67			
70			
75			

<u>FRAME</u>	<u>Original image</u>	<u>Segmentation</u>	<u>Algorithm 1</u>
80			
84			
89			
94			
100			

Πίνακας 5: Στις εικόνες που βλέπουμε στον πίνακα αυτό, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα από την πρώτη μέθοδο. Στον πίνακα απεικονίζονται οι αρχικές εικόνες για το κάθε frame που επιλέχθηκε, στην συνέχεια η τμηματοποίηση από τον παρατηρητή, καθώς και η τμηματοποίηση βάσει της μεθόδου1.

<u>FRAME</u>	<u>Original image</u>	<u>Segmentation</u>	<u>Algorithm 2</u>
49			
60			
67			
70			
75			

<u>FRAME</u>	<u>Original image</u>	<u>Segmentation</u>	<u>Algorithm 2</u>
80			
84			
89			
94			
100			

Πίνακας 6: Στις εικόνες που βλέπουμε στον πίνακα αυτό, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα από την δεύτερη μέθοδο. Στον πίνακα απεικονίζονται οι αρχικές εικόνες για το κάθε frame που επιλέχθηκε, στην συνέχεια η τμηματοποίηση από τον παρατηρητή, καθώς και η τμηματοποίηση βάσει της μεθόδου 2.

5. Συμπεράσματα

5.1. Συμπεράσματα Πειράματος:

Όπως φαίνεται στους πίνακες (*Πίνακες 3, 4, 5, 6*) οι δύο μέθοδοι που χρησιμοποιήθηκαν είχαν αρκετές διαφορές μεταξύ τους.

Στους *Πίνακες 3 και 5* που παρουσιάζεται η πρώτη μέθοδος εφαρμογής, αυτή με τον υπολογισμό της διαφοράς κάθε pixel μεταξύ δύο διαδοχικών frame, βλέπουμε ότι οι βαθμοί της ειδικότητας μας κυμαίνονται πάνω από το 90%, με εξαίρεση δύο τιμές που υπήρχε μια μικρή απόκλιση, ενώ οι βαθμοί της ευαισθησίας αντίστοιχα κυμαίνονται με κάποιες μικρές αποκλίσεις γύρω από το ποσοστό του 50%. Αν όμως κάποιος συγκρίνει τον *Πίνακα 5* που παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του αλγορίθμου που αναπαριστώνται με εικόνες και το αντίστοιχο ποσοστό της ακρίβειας από τον *Πίνακα 3*, εύκολα μπορεί να διαπιστώσει κάποιος ότι είχαμε ένα μεγάλο ποσοστό επιτυχίας με μέσο όρο ακρίβειας 83.7% σε όλο το πείραμά μας.

Στους *Πίνακες 4 και 6*, παρουσιάζεται η δεύτερη μέθοδος σύμφωνα με την οποία ο αλγόριθμος μας βρίσκει αρχικά την απόλυτη διαφορά του κάθε pixel μεταξύ δύο διαδοχικών frame, στην συνέχεια χρησιμοποιεί μια δικιά μας συνάρτηση, την correlation που παρουσιάζεται στο (*Παράρτημα Α*), εκτελώντας συσχέτιση μεταξύ των εικόνων. Όπως φαίνεται από τον *Πίνακα 4*, τα ποσοστά της ειδικότητας αυτής της μεθόδου, κυμαίνονται γύρω από το 80% με κάποιες μικρές αποκλίσεις, ενώ τα ποσοστά ευαισθησίας είναι αρκετά μεγάλα πάνω από το 90%. Αν όμως πάρουμε σαν μέτρο σύγκρισης τους *Πίνακες 4 και 6*, όπου στον δεύτερο (*Πίνακας 6*) παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του αλγορίθμου που αναπαριστώνται με εικόνες και τα αντίστοιχα ποσοστά της ακρίβειας από τον πρώτο πίνακα (*Πίνακας 4*), εύκολα διαπιστώνουμε ότι είχαμε μεγαλύτερα ποσοστά λαθών του αλγορίθμου μας, καθώς ο μέσος όρος κυμαίνεται στο 78.4%, πράγμα που διακρίνεται και στις εικόνες.

Γενικά παρατηρούμε τα αποτελέσματα και των δύο μεθόδων ότι έχουν διαφορά της τάξεως των 5.3 ποσοστιαίων μονάδων. Είναι προφανές (βάσει της συνολικής ακρίβειας) ότι η πρώτη μέθοδος ήταν πιο αποτελεσματική γι' αυτό και επιλέχθηκε ώστε να εφαρμοστεί. Βέβαια αξίζει να τονισθεί ότι όπως αναφέραμε και στις Μεθόδους Βιβλιογραφίας (*Κεφάλαιο 2*), το πρόβλημα που αντιμετωπίζουν όλες οι μέθοδοι αναγνώρισης, είναι η σκιά που προκαλείται από τον φωτισμό. Αυτός είναι και ο λόγος για τον οποίο δεν έχουμε μεγαλύτερο ποσοστό επιτυχίας, γιατί όπως φαίνεται στις μετρήσεις μας ο αλγόριθμος ανιχνεύει και την σκιά του ανθρώπου. Παρόλα αυτά μέθοδοι που δοκιμάστηκαν στη παρούσα πτυχιακή εργασία, παρά την απλότητα τους, πέτυχαν ικανοποιητικό ποσοστό, συγκρίσιμο με άλλες μεθόδους που έχουν εφαρμοστεί στη βιβλιογραφία.

Το πρόγραμμα μας όμως έχει και μερικά μειονεκτήματα όπως:

- Τμηματοποιεί τον άνθρωπο, αλλά δεν αναγνωρίζει το είδος της δραστηριότητας του.
- Δεν τμηματοποιεί επιμέρους ανατομικά χαρακτηριστικά (πχ πρόσωπο), οπότε δεν αποτελεί μέθοδο για βιομετρική πιστοποίηση ατόμων.
- Η αριθμητική επεξεργασία γίνεται σειριακά, οπότε δύσκολα μπορεί να εφαρμοστεί πιο πολύπλοκο κριτήριο ομοιότητας για την τμηματοποίηση του υποβάθρου σε πραγματικό χρόνο.
- Επίσης το πρόγραμμα απαιτεί αρκετή μνήμη, ιδιαίτερα το κριτήριο ομοιότητας απαιτεί συγκρίσεις με άλλα frames, και είναι δυσβάστακτο για ένα απλό υπολογιστή με μέτριες δυνατότητες.

5.2. Γενικά Συμπεράσματα Βιβλιογραφίας:

Είναι γνωστό ότι η αναγνώριση ανθρώπινων σωμάτων και ανθρώπινων μελών είναι ένα αντικείμενο που έχει παρουσιάσει μεγάλη πρόοδο και ανάπτυξη τα τελευταία χρόνια. Τα προβλήματα όμως που δεν έχουν επιλυθεί ακόμη, αλλά αντιμετωπίζονται ως ένα βαθμό σε δομημένα περιβάλλοντα είναι:

- Δημιουργία γενικού μοντέλου περιγραφής π.χ. για διάφορα αντικείμενα
- Ground truth για σύγκριση αποτελεσμάτων βάσει των πραγματικών
- Προβλήματα αναζήτησης χαρακτηριστικών κατά την αρχικοποίηση
- Επικάλυψη και ταυτόχρονα δυσκολία ανίχνευσης
- Πολλά άτομα σε μία σκηνή
- Κινούμενες κάμερες

Η αναγνώριση των ανθρώπινων δραστηριοτήτων βασίζεται στην αναγνώριση των χαρακτηριστικών σε ένα χαμηλότερο επίπεδο. Λόγω του ότι τα προβλήματα όπως προαναφέραμε δεν έχουν επιλυθεί μέχρι σήμερα, χρησιμοποιούμε μόνο δομημένα περιβάλλοντα. Η αναγνώριση δραστηριοτήτων είναι πεδίο που βρίσκεται ακόμη σε ερευνητικό στάδιο. Αυτό που λείπει είναι νέοι τρόποι για τον ορισμό των γενικών ενεργειών, ανεξαρτήτως της εφαρμογής που χρησιμοποιούμε.

Τα τελευταία χρόνια χρησιμοποιείται πιο πολύ το χρώμα σαν χαρακτηριστικό στην διαδικασία της αναγνώρισης. Επίσης σχετικά πρόσφατα ξεκίνησαν οι χρήσεις ανθρώπινων μοντέλων και περιορισμών στην κίνηση, ώστε να μπορεί να γίνει η διαδικασία της αναγνώρισης και της ταύτισης μεταξύ εικόνας και μοντέλων.

Ανοιχτά προβλήματα ακόμη είναι η αναγνώριση όταν υπάρχουν πολλά άτομα στην εικόνα, η οπτική επικάλυψη, σκηνές που περιέχουν σκιές ή μεταβλητό φωτισμό, αναγνώριση με λήψη από κινούμενη κάμερα.

Επίσης είναι φανερό ότι μέχρι σήμερα ο ρόλος των χεριών και κυρίως ο τρόπος με τον οποίο χειρίζονται τα αντικείμενα του περιβάλλοντος, δεν έχει μελετηθεί σχεδόν καθόλου, μέσα από τη διαδικασία της αλληλουχίας εικόνων. Μια μικρή έρευνα μόνο έχει γίνει για την αναγνώριση των άκρων των δακτύλων, τα οποία είναι σημαντικά για την αναγνώριση των ενεργειών διαχείρισης των αντικειμένων του περιβάλλοντος. Ωστόσο μοντέλα τα οποία περιγράφουν την κίνηση των χεριών και τους αντίστοιχους περιορισμούς υπάρχουν ήδη και το μόνο που μένει είναι να τα χρησιμοποιήσουμε κατάλληλα για την εξαγωγή αποτελεσμάτων. Το ίδιο ισχύει και για τα μοντέλα των μελών του σώματος που μπορεί να χρησιμοποιηθούν βοηθητικά (π.χ. βραχίονας, συνολικό σώμα).

Βασικοί λόγοι για τους οποίους δεν έχει επιλυθεί το πλήθος των προαναφερθέντων προβλημάτων οφείλεται σε μια σειρά από αιτίες, οι οποίες αναφέρονται παρακάτω:

- Μη επαρκής αλληλεπίδραση μεταξύ τεχνητής νοημοσύνης και υπολογιστικής όρασης, με αποτέλεσμα να μη καθοδηγείται κατάλληλα η χαμηλού επιπέδου επεξεργασία και τα αποτελέσματά της να είναι μη χρήσιμα σε πολλές περιπτώσεις.
- Μεγάλη έμφαση στην χρήση της τρισδιάστατης πληροφορίας ακόμη και σε ορισμένες περιπτώσεις που δεν είναι καν απαραίτητη και μπορεί να χρησιμοποιηθεί μόνο η δυσδιάστατη.
- Η χρήση HMM(μαρκοβιανά μοντέλα) για αναγνώριση συμπεριφοράς με όλους τους περιορισμούς που συνεπάγονται. Δηλαδή η ανάγκη εκπαίδευσης, η επιλογή χαρακτηριστικών, το ξεχωριστό μοντέλο που πρέπει να δημιουργηθεί για κάθε ενέργεια και κυρίως η αδυναμία της αυτό εκπαίδευσης.
- Η μη επαρκής ανάπτυξη χαρακτηριστικών κατάλληλων για αναγνώριση της ανθρώπινης συμπεριφοράς με χρήση 3Δ τροχιάς, ωστόσο επειδή μια τέτοια προσέγγιση έχει δυσκολίες στην υλοποίηση, θα μπορούσαμε να χρησιμοποιήσουμε μια περιγραφή της 3Δ τροχιάς σε 2Δ, που θα ήταν πιο εύκολη στην υλοποίηση.

5.3. Μελλοντικές Προεκτάσεις:

Η έρευνα μας έχει ως μελλοντικό στόχο τη δημιουργία ενός συστήματος το οποίο θα λαμβάνει εικονοσειρές ή video και θα εξάγει σημασιολογικό περιεχόμενο, κάνοντας αναγνώριση σε πιο σύνθετες και ευαίσθητες κινήσεις, όπως:

Αναγνώριση:

- Στατικών χειρονομιών όπως: σφίξιμο γροθιάς
- Χειρονομιών που περιέχουν κίνηση όπως: χαιρέτισμα
- Πιάσιμο και σήκωμα αντικειμένων από τραπέζι όπως: βιβλίο, μολύβι
- Χειρισμό αντικειμένων: πάτημα κουμπιών
- Κίνηση κρατώντας αντικείμενα : Γράψιμο με μολύβι

- Συνδυασμένες κινήσεις με τα δύο χέρια χωρίς αντικείμενα, χειροκρότημα, διάφορα νοήματα
- Συνδυασμένες κινήσεις με τα δύο χέρια με αντικείμενα πληκτρολόγηση, σήκωμα αντικειμένου
- Συνδυασμένες κινήσεις χεριών – σώματος: σπρώξιμο καρέκλας, μεταφορά κουτιού

Η αναγνώριση των παραπάνω θα γίνεται ανεξάρτητα ή σχεδόν ανεξάρτητα από την οπτική γωνία λήψης των εικόνων και θα αντιμετωπίζει το πρόβλημα της οπτικής επικάλυψης. Επίσης τα σενάρια θα δοκιμαστούν υπό διαφορετικές συνθήκες φωτισμού και με διαφορετικά άτομα στους αντίστοιχους ρόλους.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] L. Bao and S. Intille. Activity recognition from user annotated Acceleration data. In Proc. Pervasive, Lecture Notes in Computer Science, volume 3001, pages 1–17, Vienna, Austria, April 2004. Springer
- [2] N. Kern, B. Schiele, and A. Schmidt. Multi-sensor activity Context detection for wearable computing. In European Symposium on Ambient Intelligence, Eindhoven, TheNetherlands, November 2003.
- [3] A. Krause, D. Siewiorek, A. Smailagic, and J. Farrington. Unsupervised, dynamic identification of physiological and Activity context in wearable computing. Proceedings of the 7th IEEE International Symposium on Wearable Computers, pages 88–97, 2003.
- [4] N. Ravi, N. Dandekar, P. Mysore, and M. Littman. Activity recognition from accelerometer data. Proceedings of the Seventeenth Conference on Innovative Applications of Artificial Intelligence (IAAI), 2005.
- [5] K. Van Laerhoven, N. Kern, H. Gellersen, and B. Schiele. Towards a wearable inertial sensor network. In Proc. of the IEE Eurowearable, pages 125–130, 2003.
- [6] R. Johnson and J. Shore, “Which is the better entropy expression for speech processing: $-S \log S$ or $\log S$?” IEEE Trans. Acoust., vol. 32, no. 1, pp. 129–137, Feb. 1984.
- [7] Y.H. Yang, M.D. Levine, The background primal sketch: an approach for tracking moving objects, Machine Vision and applications, 5 (1992) 17-34.
- [8] K.P. Karmann, A. Brandt, Moving object recognition using an adaptive background memory, in V Cappellini, Time-varying Image Processing and Moving Object Recognition, 2.Elsevier, Amsterdam, The Netherlands, 1990.
- [9] M. Kilger, A shadow handler in a video-based real-time traffic monitoring system. Proc. of IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. 1992, pp. 1060-1066.
- [10]. C. Stauffer, W. Grimson, Adaptive background mixture models for real-time tracking. Proc. of IEEE CS Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 2, 1999, pp. 246-252.
- [11] I. Haritaoglu, D. Harwood, L.S. Davis, W⁴: real-time surveillance of people and their activities, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 22 (8) (2000) 809-830.
- [12] S.J. McKenna et al., Tracking groups of people, Computer Vision and Image Understanding, 80 (1) (2000) 42-56.
- [13] C.R. Wren, A. Azarbayejani, T. Darrell, A. P. Pentland, Pfinder: real-time tracking of the human body, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 19 (7) (1997) 780-785.
- [14] A.J. Lipton, H. Fujiyoshi, R. S. Patil, Moving target classification and tracking from real-time video. Proc. of IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. 1998, pp. 8-14.
- [15] R.T. Collins et al., A system for video surveillance and monitoring: VSAM final report, CMU-RI-TR-00-12, Technical Report, Carnegie Mellon University, 2000.
- [16] H.A. Rowley, J.M. Rehg, Analyzing articulated motion using expectation-maximization. Proc. of Intl. Conf. on Pattern recognition. 1997, pp. 935-941.

- [17] J. Barron, D. Fleet, S. Beauchemin, Performance of optical flow techniques, *International Journal of Computer Vision*, 12 (1) (1994) 42-77.
- [18] G.J. McLachlan, T. Krishnan, *The EM Algorithm and Extensions*. Wiley Interscience, 1997.
- [19] N. Friedman, S. Russell, Image segmentation in video sequences: a probabilistic approach. *Proc. of the Thirteenth Conf. on Uncertainty in Artificial Intelligence*, Aug. 1-3, 1997.
- [20] E. Stringa, Morphological change detection algorithms for surveillance applications. *British Machine Vision Conference*. 2000, pp. 402-411.
- [21] Y. Kuno, T. Watanabe, Y. Shimosakoda, S. Nakagawa, Automated detection of human for visual surveillance system. *Proc. of Intl. Conf. on Pattern Recognition*. 1996, pp. 865-869.
- [22] R. Cutler, L.S. Davis, Robust real-time periodic motion detection, analysis, and applications, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22 (8) (2000) 781-796.
- [23] A.J. Lipton, Local application of optic flow to analyse rigid versus non-rigid motion. In the website <http://www.eecs.lehigh.edu/FRAME/Lipton/iccvframe.html>.
- [24] C. Stauffer, Automatic hierarchical classification using time-base co-occurrences. *Proc. of IEEE CS Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*. 1999, pp. 333-339.
- [25] A. Mohan, C. Papageorgiou, T. Poggio, Example-based object detection in images by components, *IEEE Trans. on Pattern Recognition and Machine Intelligence*, 23 (4) (2001) 349-361.
- [26] G. Welch, G. Bishop, An introduction to the Kalman filter, from <http://www.cs.unc.edu>, UNC-ChapelHill, TR95-041, November 2000.
- [27] M. Isard, A. Blake, Condensation—conditional density propagation for visual tracking, *International Journal of Computer Vision*, 29 (1) (1998) 5-28.
- [28] H. Sidenbladh, M. J. Black, D. J. Fleet, Stochastic tracking of 3D human figures using 2D image motion. *Proc. of European Conference on Computer Vision*, 2000.
- [29] M-H. Yang, N. Ahuja, Recognizing hand gesture using motion trajectories. *Proc. of IEEE CS Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 1999, pp. 468-472.
- [30] Y. Cui, J.J. Weng, Hand segmentation using learning-based prediction and verification for hand sign recognition. *Proc. of IEEE CS Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*. 1997, pp. 88-93.
- [31] L. Goncalves, E.D. Bernardo, E. Ursella, P. Perona, Monocular tracking of the human arm in 3D. *Proc. of 5th Intl. Conf. on Computer Vision*. Cambridge, 1995, pp. 764-770.
- [32] J. Rehg, T. Kanade, Visual tracking of high DOF articulated structures: an application to human hand tracking. *Proc. of European Conference on Computer Vision*. 1994, pp. 35-46.
- [33] D. Meyer et al., Gait classification with HMMs for Trajectories of body parts extracted by mixture densities. *British Machine Vision Conference*. 1998, pp. 459-468.
- [34] P. Fieguth, D. Terzopoulos, Color-based tracking of heads and other mobile objects at video frame rate. *Proc. of IEEE CS Conf. on Computer vision and Pattern Recognition*. 1997, pp. 21-27.
- [35] D-S. Jang, H-I. Choi, Active models for tracking moving objects, *Pattern Recognition*, 33 (7) (2000) 1135-1146.
- [36] I.A. Karaulova, P.M. Hall, A.D. Marshall, A hierarchical model of dynamics for tracking people with a single video camera. *British Machine Vision Conference*. 2000, pp. 352-361.
- [37] I.A. Kakadiaris, D. Metaxas, Model-based estimation of 3-D human motion with occlusion based on active multi-viewpoint selection. *Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Francisco, 1996, pp. 81-87.
- [38] Q. Cai, J.K. Aggarwal, Tracking human motion using multiple cameras. *Proc. of 13th Intl. Conf. on Pattern Recognition*. 1996, pp. 68-72.

- [39] T. Boulton, Frame-rate multi-body tracking for surveillance, DARPA Image Understanding Workshop, Monterey, Calif. San Francisco: Morgan Kaufmann, November 1998.
- [40] J.K. Aggarwal, Q. Cai, W. Liao, B. Sabata, Non-Rigid motion analysis: articulated & elastic motion, *Computer Vision and Image Understanding*, 70 (2) (1998) 142-156.
- [41] C.R. Wren, B.P. Clarkson, A. Pentland, Understanding purposeful human motion. Proc. of Intl. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition. France, March 2000.
- [42] S. Iwasawa et al., Real-time estimation of human body posture from monocular thermal images. Proc. of IEEE CS Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 1997.
- [43] Y. Guo, G. Xu, S. Tsuji, Tracking human body motion based on a stick figure model, *Visual communication and Image Representation*, 1994, 5: 1-9.
- [44] M.K. Leung, Y.H. Yang, First sight: a human body outline labeling system, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17 (4) (1995) 359-377.
- [45] S. Ju, M. Black, Y. Yacoob, Cardboard people: a parameterized model of articulated image motion. Proc. of IEEE Intl. Conf. on Automatic Face and gesture Recognition. 1996, pp. 38-44.
- [46] S.A. Niyogi, E.H. Adelson, Analyzing and recognizing walking figures in XYT. Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. 1994, pp. 469-474.
- [47] C. Bregler, J. Malik, Tracking people with twists and exponential maps. Proc. of IEEE CS Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 1998.
- [48] J.P. Luck, D.E. Small, C.Q. Little, Real-time tracking of articulated human models using a 3d shape-from-silhouette method. *Robot Vision*, 2001.
- [49] K. Rohr, Towards model-based recognition of human movements in image sequences, *CVGIP: Image Understanding*, 59 (1) (1994) 94-115.
- [50] S. Wachter, H-H. Nagel, Tracking persons in monocular image sequences, *Computer Vision and Image Understanding*, 74 (3) (1999) 174-192.
- [51] D. Meyer, J. Denzler, H. Niemann, Model based extraction of articulated objects in image sequences. Proc. of the Fourth International Conference on Image Processing, 1997.
- [52] Y. Zhong, A.K. Jain, M. P. Dubuisson-Jolly, Object tracking using deformable templates, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22 (5) (2001) 544-549.
- [53] M. Isard, A. Blake, Contour tracking by stochastic propagation of conditional density. Proc. of European Conference on Computer Vision. 1996, pp. 343-356.
- [54] N. Paragios, R. Deriche, Geodesic active contours and level sets for the detection and tracking of moving objects, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22 (3) (2000) 266-280.
- [55] N. Peterfreund, Robust tracking of position and velocity with Kalman snakes, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22 (6) (2000) 564-569.
- [56] R. Polana, R. Nelson, Low level recognition of human motion. Proc. of IEEE CS Workshop on Motion of Non-Rigid and Articulated Objects. Austin, TX, 1994, pp. 77-82.

- [57] J. Segen, S. Pingali, A camera-based system for tracking people in real time. Proc. of Intl. Conf. on Pattern recognition. 1996, pp. 63-67.
- [58] D-S. Jang, H-I. Choi, Active models for tracking moving objects, *Pattern Recognition*, 33 (7) (2000) 1135-1146.
- [59] A. Utsumi, H. Mori, J. Ohya, M. Yachida, Multiple-view-based tracking of Multiple humans. Proc. of Intl. Conf. on Pattern Recognition. 1998, pp. 597-601.
- [60] Recent Developments in Human Motion Analysis Liang Wang, Weiming Hu. Tieniu Tan National Laboratory of Pattern Recognition Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing, P. R. China, 100080
- [61] A. Leonardis, H. Bischof, and J. Maver. Multiple eigenspaces. *Pattern Recognition*, 35(11):2613–2627, 2002.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α

Σε αυτήν την ενότητα θα παραθέσουμε τους κώδικες που αναπτύξαμε στην πλατφόρμα [MATLAB Simulink \(R2010a\)](#). Και που αναλύθηκαν σε μορφή ψευδογλώσσας στο κεφάλαιο των μεθόδων (Μέρος 3^ο Προτεινόμενος Αλγόριθμος).

%----- Μέθοδος 1 -----%

% Αφού διαβάζεται το βίντεο και συλλέγονται οι πληροφορίες
% Στην συνέχεια γίνεται επεξεργασία εικόνας βάσει κάποιας τιμής κατωφλίου
ομοιότητας με προηγούμενο frame
% Ωστε να γίνει η ανίχνευση της κίνησης

```
Obj=mmreader('New_Movie3.avi'); % fortwsh video
Ncol=get(Obj,'Width'); % anagnwsh stoixeiwvideo
Nlin=get(Obj,'Height');
numframes=get(Obj,'numberOfFrames');
figure; % dhmiourgia figure
se=strel('square',11); % arxikopoihsh strel
se2=strel('square',3);
for i=1:100
    if i>1
        A0=A1; % previous frame
    end

    A1=rgb2gray(read(Obj,i)); % current frame

    if i==1
        A00=double(A1); % arxiko frame
    end

    D=abs(double(A1)-A00); % apoluth diafora pixel
    E=zeros(size(A1)); % arxikopoihsh toy E
    E(D>15)=255;
    S1=sum(E,1); % a8roisma grammwn
    S2=sum(E,2); % a8roisma sthlwn
    [Y,L]=max(S1); % megisto toy a8roismatos
    [Y,K]=max(S2); % megisto toy a8roismatos

    lin1=max(1,K-100); % oria neas grammhs
    lin2=min(K+100,Nlin);
    col1=max(1,L-100); % oria neas sthlhs
    col2=min(L+100,Ncol);
    E2=imerode(E(lin1:lin2,col1:col2),se); % diavrws ths eikonas
    E1=E; E1(lin1:lin2,col1:col2)=E2;

    S=bwlabel(E2,8); % connect components
    H=hist(S(:),max(S(:))+1); % create histogram of S

    [Y1,Hmax]=max(H(2:end)); % max times toy Histogram
    I1=zeros(size(S)); % arxikopoihsh ths I1
    if ~isempty(Hmax) % elegxos
        I1(S==Hmax)=1;
    end
end
```

```

dil=imdilate(I1,se2)-I1; % dimiourgia perigrammatos
imshow(dil*255+double(A1(lin1:lin2,col1:col2)),[])
title(['frame', int2str(i)]);

drawnow;
end

```

%----- Μέθοδος 2 -----%

% Για κάθε pixel της τρέχουσας εικόνας εξάγεται η τετραγωνική περιοχή με κέντρο το τρέχον pixel και μέγεθος - pixels
 % Υπολογίζεται η συσχέτισή του με την ίδια τετραγωνική περιοχή της προηγούμενης εικόνας
 % Το αποτέλεσμα της συσχέτισης κατωφλιώνεται και αποθηκεύεται σε μια νέα δυαδική εικόνα

```

Obj=mmreader('New_Movie3.avi'); % fortwsh video
Ncol=get(Obj,'Width'); % anagnwsh stoiceiwnvideo
Nlin=get(Obj,'Height');
numframes=get(Obj,'numberOfFrames');
fig1=figure; % dhmiourgia figure
fig2=figure;
se=strel('square',3); % arxikopoihsh strel
se2=strel('square',3);

for i=1:100

    if i>1
        A0=A1; % previous frame
    end
    A1=rgb2gray(read(Obj,i)); % current frame
    if i==1
        A00=double(A1); % arxiko frame
    end

    if i>=50

        D=abs(double(A1)-A00); % apoluth diafora pixel
        E=zeros(size(A1)); % arxikopoihsh toy E
        E(D>15)=255;
        S1=sum(E,1); % a8roisma grammwn
        S2=sum(E,2); % a8roisma sthlwn
        [Y,L]=max(S1); % megisto toy a8roismatos
        [Y,K]=max(S2); % megisto toy a8roismatos
        lin1=max(1,K-100); % oria neas grammhs
        lin2=min(K+100,Nlin);
        col1=max(1,L-100); % oria neas sthlhs
        col2=min(L+100,Ncol);
        I3=correlation1(A00(lin1:lin2,col1:col2),A1(lin1:lin2,col1:col2),3);
        I4=zeros(size(I3)); % arxikopoihsh I4
        I4(I3<0.5)=255; % eisagwghkatwfliou
        E2=imerode(E(lin1:lin2,col1:col2),se); % diavrwsh ths eikonas
        E2=imdilate(E2,se);
        E1=E; E1(lin1:lin2,col1:col2)=E2;
        I4=imerode(I4,se);
        I4=imdilate(I4,se);
    end
end

```



```

S=bwlabel(E2,8); % connect components
H=hist(S(:),max(S(:))+1); % create histogram of S
[Y1,Hmax]=max(H(2:end)); % max times toy Histogram
I1=zeros(size(S)); % arxikopoihsh ths I1
if ~isempty(Hmax) % elegxos
    I1(S==Hmax)=1;
end
dil2=imdilate(I4,se2)-I4; % dimiourgiaperigrammatos
dil=imdilate(I1,se2)-I1;
figure(fig1); imshow(dil*255+double(A1(lin1:lin2,col1:col2)),[])
figure(fig2); imshow(I4,[]);
title(['frame', int2str(i)]);
drawnow;
end
end

```

%----- Συνάρτηση Συσχέτισης -----%

```

function I3=correlation1(I,I1,d)
I3=2*ones(size(I)); % arxikopihsh me 1
[N,M]=size(I); % pairnoume ths diastaseis ths I

for i=d+1:N-d
for j=d+1:M-d

A=I(i-d:i+d,j-d:j+d); % arxiko frame
B=I1(i-d:i+d,j-d:j+d); % trexon frame
I3(i,j)=corr2(A,B); % susxetismos

end
if mod(i,100)==0
fprintf('.');
end

end

end

```