



Τεχνολογικό Εκπαιδευτικό Ίδρυμα Κρήτης

Σχολή Τεχνολογικών Εφαρμογών

Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής



Πτυχιακή εργασία

**Ανίχνευση κόπωσης οδηγών μέσω
χαρακτηριστικών ματιού από βίντεο**

Ασαργιωτάκης Κωνσταντίνος ΑΜ: 3265

Ηράκλειο – 01/09/2015

Επιβλέπων Καθηγητής: Τσικνάκης Μανώλης

Ευχαριστίες

Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή Μανώλη Τσικνάκη που εμπιστεύθηκε και υποστήριξε από την αρχή την ιδέα μου για την πτυχιακή μου εργασία. Επίσης, το Γιώργο Γιαννακάκη που με βοήθησε, καθοδήγησε και στάθηκε δίπλα μου καθ' όλη τη διάρκεια της υλοποίησης της εργασίας αυτής. Ακόμα, τη Χαρίκλεια Χατζάκη και Ματθαίο Πεδιαδίτη για την βοήθεια που μου έχουν προσφέρει μέχρι τώρα. Ακόμα, τους εθελοντές που προσφέρθηκαν να με βοηθήσουν για την δειγματοληψία των βίντεο. Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένεια μου για όλα αυτά τα χρόνια που με στηρίζει και είναι πάντα δίπλα μου και χωρίς αυτούς δε θα είχα φτάσει μέχρι εδώ.

Abstract

Nowadays that the car accidents lead to a large number of annual deaths, the safety of the driver and passengers is a major issue. An important proportion of these accidents is due to the drivers' fatigue from the everyday life obligations and activities which leads to dropping off while driving. This can end to great fatal tragedy.

The rapid development of technology allows the prevention of this problem. There exist many algorithms combined with certain hardware (camera, laser) that can take action for the safety of human life.

The system that is proposed in this thesis aims to detect driver drowsiness and to warn the driver in order to pull over and get some rest in order to avoid a possible traffic accident. If drivers would be deterred from driving while being really tired then we would have a decline on fatal traffic accidents up to 30%.

Περίληψη

Στη σημερινή εποχή όπου τα τροχαία ατυχήματα αποτελούν ένα μεγάλο ποσοστό των ετήσιων θανάτων, είναι μείζον θέμα η ασφάλεια του οδηγού και των επιβατών. Ένα σημαντικό ποσοστό αυτών των ατυχημάτων οφείλεται κυρίως στους οδηγούς, οι οποίοι είναι εξαντλημένοι από τις καθημερινές τους υποχρεώσεις και δραστηριότητες με αποτέλεσμα να καταλήγουν στο αίσθημα της κόπωσης και τελικά να αποκοιμούνται καθώς οδηγούν. Η κατάληξη ενός τέτοιου γεγονότος είναι καθοριστική, αφού δεν είναι λίγα τα περιστατικά κατά τα οποία τροχαία ατυχήματα τέτοιου τύπου καταλήγουν σε πολύνεκρες τραγωδίες.

Η ραγδαία ανάπτυξη της τεχνολογίας άνοιξε το δρόμο για την εκμετάλλευση μεθόδων προς επίδοση λύσης σε αυτό το γεγονός. Αρκετοί είναι οι αλγόριθμοι οι οποίοι σε συνδυασμό με εξωτερικό υλικό (κάμερες, λέιζερ κ.α.) μπορούν να πάρουν αποφάσεις κρίσιμες για την ανθρώπινη ζωή. Τέτοιου είδους ολοκληρωμένα συστήματα συναντάμε στην καθημερινή μας ζωή.

Το σύστημα που προτείνεται σε αυτήν την πτυχιακή εργασία έχει σκοπό την ανίχνευση της κόπωσης οδηγών και την προειδοποίηση τους όταν βρίσκονται σε κατάσταση υπνηλίας. Αν αυτό γίνει επιτυχώς τότε ο οδηγός ίσως συνεισται και ξεκουραστεί για κάποιο χρονικό διάστημα προκειμένου να αποφύγει ένα ατύχημα. Αν υπήρχε η δυνατότητα αποτροπής οδήγησης όταν είναι οι οδηγοί είναι κουρασμένοι τότε θα είχαμε μείωση των θανατηφόρων τροχαίων ατυχημάτων έως και 30%.

Πίνακας Περιεχομένων

Ευχαριστίες	3
Abstract	4
Περίληψη	5
Πίνακας Περιεχομένων	6
Πίνακας Εικόνων	8
Κεφάλαιο 1ο Ανθρώπινη Κόπωση	11
1.1 Εισαγωγή - Σχετικά με την ανίχνευση της κόπωσης	11
1.2 Σκοπός της εργασίας	12
1.3 Φυσιολογία ανθρώπινου ματιού	12
1.3.1 Μέρη ανθρώπινου ματιού	13
1.3.2 Λειτουργία ανθρώπινου ματιού	16
1.4 Συμπτώματα Κόπωσης	17
Κεφάλαιο 2 ^ο Επισκόπηση υπολογιστικού εντοπισμού κόπωσης	19
2.1 Εισαγωγή	19
2.2 Αλγόριθμοι εντοπισμού κόπωσης	19
2.2.1 Εκτίμηση Κόπωσης μέσω Percentage Eye Closure (PERCLOS)	20
2.2.2 Εκτίμηση Κόπωσης βάση της διάρκειας όπου τα μάτια είναι κλειστά	25
2.2.3 Εκτίμηση Κόπωσης βάση των βλεφαρισμών	29
2.2.4 Άλλοι μέθοδοι	32
2.3 Ανιχνευτές Προσώπων (Face Detectors)	38
2.3.1 Adaptive Boosting (AdaBoost)	38
2.3.2 Viola & Jones	40
2.3.3 Εντοπισμός Προσώπου Βάση Νευρωνικού Δικτύου	41
2.4 Μέθοδοι Tracking	42
2.4.1 Φίλτρο Kalman	42
2.4.2 Ενεργά Μοντέλα Εμφάνισης (Active Appearance Models)	44
2.4.3 Optical Flow	47
2.4.4 Kanade – Lucas – Tomasi (KLT)	49
Κεφάλαιο 3 ^ο : Μεθοδολογία Εντοπισμού Κόπωσης	52
3.1 Εισαγωγή	52
3.2 Αλγοριθμική Μεθοδολογία	52
3.2.1 Εκτίμηση Κόπωσης Βάση Χρωματικής Κατωφλίωσης	52
Εκτίμηση κόπωσης μέσω βλεφαρισμών	54
Κεφάλαιο 4ο : Αλγόριθμος Εντοπισμού Κόπωσης	56
4.1 Εισαγωγή	56
4.2 Καταγραφή video	57
4.3 Επιλογή Χαρακτηριστικών	60
4.4 Επιλογή παραμέτρων αλγορίθμων	61
4.5 Αποτελέσματα και ανάλυση	70
Κεφάλαιο 5ο : Σύνοψη	71
5.1 Συμπεράσματα	71
5.2 Μελλοντική εργασία	72
Βιβλιογραφία	73

Πίνακας Εικόνων

Εικόνα 1: Μέρη ανθρώπινου ματιού.....	13
Εικόνα 2: Ανατομία Ανθρώπινου Ματιού	13
Εικόνα 3: Λειτουργία ανθρώπινου ματιού	16
Εικόνα 4: Υπολογισμός PERCLOS βάση της κάθετης διακύμανσης του ύψους του ματιού	21
Εικόνα 5: Εφαρμογή χρωματικής κατάτμησης και μορφολογικής επεξεργασίας.....	21
Εικόνα 6: AdaBoost Classifier	22
Εικόνα 7: Τελικό αποτέλεσμα μεθόδου.	22
Εικόνα 8: Τρόπος λειτουργίας προτεινόμενου αλγορίθμου.....	23
Εικόνα 9: Τύπος υπολογισμού PERCLOS	23
Εικόνα 10: Εφαρμογή του αλγορίθμου LMM.....	24
Εικόνα 11: Διάκριση αν τα ρίχει αντιστοιχούν στην κόρη ή όχι.....	26
Εικόνα 12: (α) Ανοιχτό μάτι , (b) κλειστό μάτι.	27
Εικόνα 13: Κατωφλιωμένη Εικόνα.....	27
Εικόνα 14: Κατωφλιωμένη εικόνα.....	28
Εικόνα 15: Εντοπισμός κόρης	28
Εικόνα 16: Εντοπισμός ματιών βάση οριζόντιας και κάθετης προβολής.....	29
Εικόνα 17: α) Τα μάτια είναι ανοιχτά ,β) Τα μάτια είναι κλειστά.....	29
Εικόνα 18: Tracking ματιών.	30
Εικόνα 19: Κυματομορφή με βλεφαρισμούς.	30
Εικόνα 20: Με μπλε χρώμα φαίνεται η φυσιολογική κατάσταση και με κόκκινη η κατάσταση κόπωσης. Η πρώτη παράσταση αφορά τη ΣΒ, η δεύτερη την ΜΔΒ και η τρίτη τον ΜΧΚΜ.....	31
Εικόνα 21: Μετατροπή εικόνας από RGB σε YCbCr	33
Εικόνα 22: Οδική συμπεριφορά με συμπτώματα κόπωσης.	34

Εικόνα 23: Ενδεικτικά σημεία κόπωσης προσώπου.	34
Εικόνα 24: Εφαρμογή του AAM στο πρόσωπο.....	35
Εικόνα 25: Εντοπισμός κόρης, άνω και κάτω βλεφάρου.	36
Εικόνα 26: Εφαρμογή του EMD και BP method	36
Εικόνα 27: Τελικό αποτέλεσμα SVM	37
Εικόνα 28: Διαδικασία όπου οι αδύναμοι ταξινομητές συνδυάζονται για έναν δυνατό ταξινομητή	39
Εικόνα 29: Αριστερά τα ορθογώνια που εφαρμόζει ο αλγόριθμος για να εντοπίσει τα χαρακτηριστικά και δεξιά η εφαρμογή τους πάνω σε μια εικόνα.....	40
Εικόνα 30: Ολοκληρωτική αναπαράσταση εικόνας	41
Εικόνα 31: Διαδικασία εντοπισμού προσώπου μέσω νευρωνικού δικτύου.	42
Εικόνα 32: Εφαρμογή αλγορίθμου Kalman με εκτίμηση θέσης (αριστερά) και πρόβλεψη θέσης (δεξιά)	43
Εικόνα 33: Μοντέλο σχήματος	44
Εικόνα 34: Μοντέλο υφής.	45
Εικόνα 35: Διαδικασία δημιουργίας πρωτότυπης εικόνας μεταβάλλοντας τις παραμέτρους σχήματος και υφής	45
Εικόνα 36: Εφαρμογή του Optical Flow (τα βελάκια δείχνουν την κατεύθυνση της κίνησης δύο διαδοχικών frame)	48
Εικόνα 37: Αριστερά ο εντοπισμός των σημείων και δεξιά tracking των σημείων. ...	51
Εικόνα 38: Εικόνα με τα ορθογώνια τοποθετημένα στο κάθε μάτι ξεχωριστά.....	52
Εικόνα 39: Εφαρμογή Canny Edge Detector	53
Εικόνα 40: Κατάσταση βλεφαρισμού	53
Εικόνα 41: Κατάσταση όπου τα μάτια είναι κλειστά.	54
Εικόνα 42: Το ηλεκτρομαγνητικό φάσμα.	56
Εικόνα 43: Η αντιστοιχία για κάθε ακτινοβολία και μήκος κύματος.....	56
Εικόνα 44: Η web camera που χρησιμοποιήθηκε.	57
Εικόνα 45:Μπροστινό μέρος της κάμερας.	57

Εικόνα 46: Το γυάλινο φίλτρο (λευκό βέλος) που απορροφάει το υπέρυθρο φως...	58
Εικόνα 47:Αρνητικό φωτογραφικού φιλμ	58
Εικόνα 48:Υπέρυθρο led	59
Εικόνα 49: Λήψη εικόνας σε απόλυτο σκοτάδι με το υπέρυθρο φως από τα led να πέφτουν πάνω στο πρόσωπο	59
Εικόνα 50: Τα δύο ιστογράμματα αριστερά απεικονίζουν το ανοιχτό μάτι και τα δύο δεξιά το κλειστό μάτι.....	61
Εικόνα 51: Αριστερά το frame αρχικά και στη συνέχεια ο εντοπισμός της κόρης με χρήση αλγόριθμου Hough Transform	62
Εικόνα 52: Εντοπισμός κάτω άκρου κόρης	63
Εικόνα 53: Εφαρμογή του Canny Edge Detection.	63
Εικόνα 54: Υπολογισμός της ακτίνας της ίριδας	64
Εικόνα 55: Το μάτι με την κόρη και την ίριδα.	64
Εικόνα 56: Τελικό αποτέλεσμα του αλγορίθμου που έχει εντοπίσει την κόρη, την ίριδα και το πόσο ανοιχτό είναι το κάθε μάτι.....	66
Εικόνα 57: Η κάμερα στην τελική της μορφή με τα δύο υπέρυθρα Led και το φίλτρο υπέρυθρης ακτινοβολίας τοποθετημένο πάνω στο φακό.....	66
Εικόνα 58: Αποτέλεσμα απεικόνισης της κατεύθυνσης του βλέμματος.....	67
Εικόνα 59: Κατεύθυνση βλέμματος όταν η λάμψη δεν βρεθεί μέσα στην κυκλική περιοχή της κόρης.	68
Εικόνα 60: Αποτέλεσμα αλγορίθμου.....	69

Κεφάλαιο 1ο Ανθρώπινη Κόπωση

1.1 Εισαγωγή - Σχετικά με την ανίχνευση της κόπωσης

Η κόπωση είναι το έντονο αίσθημα της κούρασης που μας κάνει να νιώθουμε εξάντληση και υπνηλία. Ανεξάρτητα απ το φύλο, την ώρα αλλά και την ηλικία μας, καθώς οδηγάμε ίσως έχουμε νιώσει ή, αν όχι, είναι πολύ πιθανό να νιώσουμε το αίσθημα αυτό. Τα συμπτώματα της κόπωσης ποικίλουν σε κάθε περίπτωση, αφού μπορεί να εκδηλώνονται με απλούς μυϊκούς πόνους, μετά από μια κουραστική μέρα, ή ακόμα και με υπνηλία. Σε περίπτωση που ο οδηγός τελικά «υποκύψει» στον αγώνα με την κόπωση και τελικά τον πάρει ο ύπνος, καθώς βρίσκεται εν κινήσει, η περίπτωση να μην προκληθεί ατύχημα είναι μικρή, ενώ οι συνέπειες θα είναι τραγικές. Το ελάχιστο τίμημα θα είναι απλά υλικές ζημιές ενώ το μέγιστο η ίδια του η ζωή ίσως και άλλων μαζί με αυτόν. Σχεδόν 1,5 εκατομμύρια θανατηφόρα τροχαία συμβαίνουν παγκοσμίως κάθε χρόνο, ενώ 20-50 εκατομμύρια άτομα τραυματίζονται ή γίνονται θύματα μερικής ή ολικής αναπηρίας. Ένα ποσοστό της τάξεως του 30% (ίσως και μεγαλύτερο) των ατυχημάτων αυτών οφείλεται στην κόπωση και κατά συνέπεια στο επόμενο στάδιο το οποίο είναι ο ύπνος.

Η ανίχνευση κόπωσης είναι ένα αυτόματο σύστημα το οποίο είναι ικανό να εντοπίσει αλλά και να προειδοποιήσει τον οδηγό σε περίπτωση που τον έχει καταβάλει το αίσθημα αυτό. Το σύστημα αυτό αποτελείται από μια κάμερα και τον αλγόριθμο που επεξεργάζεται την εικόνα, μιας και το βίντεο είναι αλληλουχία εικόνων. Η κάμερα θα στοχεύει στο πρόσωπο του οδηγού. Το σήμα της κάμερας θα επεξεργάζεται από τον αλγόριθμο και θα κρίνει την κατάσταση του οδηγού. Πέραν του συστήματος αυτού, υπάρχουν και άλλοι μέθοδοι όπως η παρακολούθηση του οδηγού μέσω εγκεφαλογραφήματος αλλά και παρακολούθησης των χειρισμών του αυτοκινήτου από τον οδηγό.

Η κόπωση είναι εύκολο να εντοπιστεί αν παρακολουθούμε την συμπεριφορά συγκεκριμένων σημείων τα οποία είναι ικανά να μας δώσουν πληροφορίες για την κατάσταση του οδηγού. Τα σημεία αυτά είναι γνωστά, αφού έχουν μελετηθεί και προταθεί από αρκετούς ερευνητές και στην δικιά μου περίπτωση προτίμησα να επιλέξω τα σημεία του προσώπου και πιο συγκεκριμένα τα μάτια. Τα μάτια όμως δεν είναι τα μόνα χαρακτηριστικά σημεία που μπορούν να μας επιδείξουν την κόπωση. Επίσης το πώς χρησιμοποιούνται τα μάτια ως ενδεικτικό κόπωσης διαφέρει στις περισσότερες περιπτώσεις. Τέτοια χαρακτηριστικά και μέθοδοι θα αναλυθούν σε επικείμενο κεφάλαιο.

1.2 Σκοπός της εργασίας

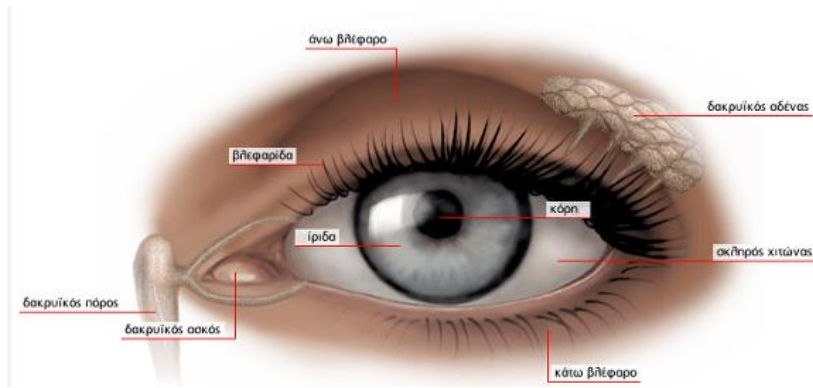
Σκοπός αυτής της πτυχιακής εργασίας είναι να δημιουργήσει ένα ολοκληρωμένο σύστημα ικανό να εντοπίσει την κόπωση του οδηγού και να τον προειδοποιήσει προκειμένου να αποφύγει ένα τροχαίο ατύχημα που ίσως κοστίσει τη ζωή του ίδιου αλλά και άλλων οδηγών. Το αποτέλεσμα της ανίχνευσης κόπωσης θα συνεισφέρει σημαντικά στην μείωση των τροχαίων ατυχημάτων.

1.3 Φυσιολογία ανθρώπινου ματιού

Ο άνθρωπος κατέχει πέντε αισθήσεις, την όραση, την όσφρηση, την ακοή, την αφή και τη γεύση. Η όραση για τον άνθρωπο αποτελεί μια από τις βασικότερες αισθήσεις, αφού τα περισσότερα συμπεράσματα που βγάζει στηρίζονται σε αυτήν. Τα μάτια δεν ξεκουράζονται σχεδόν ποτέ αφού ακόμα και όταν κοιμόμαστε τα μάτια κινούνται. Τα μάτια και κυρίως η μορφή της ίριδας είναι μοναδικά για κάθε άνθρωπο και αποτελούν ταυτότητα για τον καθένα. Σε πολλές εφαρμογές μέσω των χαρακτηριστικών των ματιών μπορεί να γίνει ταυτοποίηση .

Επίσης, τα μάτια μπορούν να φανερώσουν την ψυχική αλλά και την σωματική μας κατάσταση. Για παράδειγμα, όταν ο άνθρωπος νιώθει στρες, όταν σκέφτεται έντονα, όταν κάτι του τραβάει το ενδιαφέρον, όταν πονάει ή ακόμα και με τη χρήση ορισμένων φαρμάκων η κόρη διαστέλλεται. Σε αντίθεση, η κόρη συστέλλεται όταν ο άνθρωπος αντικρίσει κάτι αποκρουστικό , κάνει χρήση ναρκωτικών ουσιών, βλέπει κάποιο κοντινό αντικείμενο, όταν κάποιο σώμα αγγίξει τον κερατοειδή όπως και όταν κλείνει το βλέφαρο.

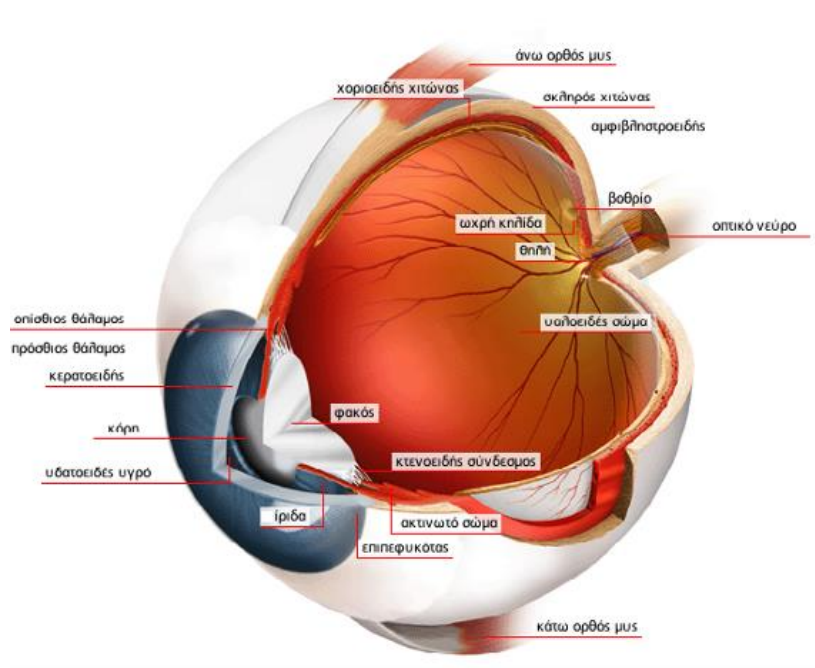
Ακόμα, δεν μπορούμε να μην αναφέρουμε την λειτουργία του βλεφαρισμού. Μια λειτουργία απλή αλλά πολύ σημαντική. Ο βλεφαρισμός είναι μία ημι-αυτόνομη λειτουργία του ματιού κατά την οποία τα βλέφαρα κλείνουν προκειμένου να ενυδατώσουν το μάτι ή να απομακρύνουν κάποιο αντικείμενο ή ακόμα και να το προστατέψουν.



Εικόνα 1: Μέρη ανθρώπινου ματιού

1.3.1 Μέρη ανθρώπινου ματιού

Το ανθρώπινο μάτι διακρίνεται στα παρακάτω μέρη.



Εικόνα 2: Ανατομία Ανθρώπινου Ματιού

<u>Μέρη</u>	<u>Λειτουργία</u>
Άνω & κάτω βλέφαρο	Καλύπτουν και προστατεύουν τον

	οφθαλμό από το εξωτερικό περιβάλλον (σωματίδια, σκόνη, αέρας, έντονο φώς). Με την κίνηση τους καθαρίζουν και ενυδατώνουν το μάτι με δάκρυα.
Δακρυϊκός αδένας	Παράγει το μεγαλύτερο όγκο των δακρύων τα οποία θρέφουν, καθαρίζουν και κρατάνε το μάτι υγρό.
Βλεφαρίδες	Οι βλεφαρίδες προστατεύουν το μάτι από την σκόνη, τον ιδρώτα και είναι ευαίσθητες στην αφή, προκαλώντας αντανακλαστική κίνηση των βλεφάρων σε περίπτωση κινδύνου.
Κόρη	Είναι η οπή μέσα από την οποία το φώς περνά στο εσωτερικό του ματιού.
Ίριδα	Αποτελείται από μύες, και ρυθμίζει το μέγεθος της κόρης, άρα το πόσο φώς θα περάσει μέσα στο μάτι
Δακρυϊκός ασκός	Συλλέγει τα δάκρυα που υπάρχουν στην επιφάνεια του ματιού.
Δακρυϊκός πόρος	Μεταφέρει τα δάκρυα από τον δακρυϊκό ασκό στην ρινική κοιλότητα.
Σκληρός Χιτώνας	Είναι το εξωτερικό άσπρο μέρος του ματιού, αρκετά δυνατό ώστε να προστατεύει τα εσωτερικά μέρη του ματιού.
Εξωτερικοί Οφθαλμικοί μύες	Είναι υπεύθυνοι για την κίνηση των ματιών.
Χοριοειδής Χιτώνας	Ο χοριοειδής χιτώνας είναι το αγγειακό στρώμα του βολβού του ματιού, και βρίσκεται μεταξύ του αμφιβληστροειδή και του σκληρού χιτώνα. Ο χοριοειδής εφοδιάζει με οξυγόνο και θρεπτικές ουσίες την εξωτερική στιβάδα του αμφιβληστροειδούς.
Αμφιβληστροειδής	Ο αμφιβληστροειδής είναι ένας χιτώνας που καλύπτει το πίσω

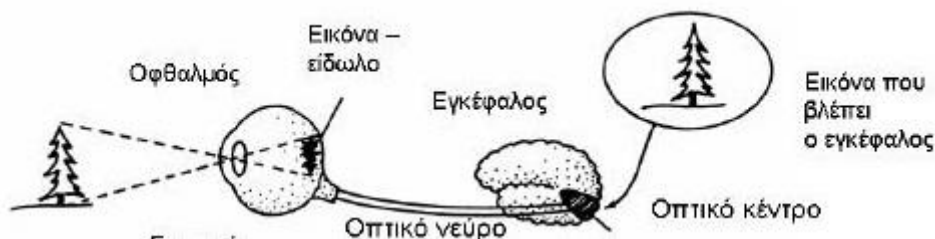
	μέρος του οφθαλμού. Είναι υπεύθυνος για τη μετατροπή του οπτικού σήματος σε ηλεκτρικό, το οποίο στη συνέχεια θα το επεξεργαστεί ο εγκέφαλος ώστε να μετατραπεί σε εικόνα.
Ωχρή Κηλίδα	Κεντρικό σημείο του αμφιβληστροειδούς, ειδικεύεται στην οξεία όραση. Είναι ουσιαστικά το κέντρο της εικόνας.
Οπτικό Νεύρο	Αποτελείται από ένα εκατομμύριο ίνες. Μεταφέρει την εικόνα σε μορφή ηλεκτρικών σημάτων από τον αμφιβληστροειδή στον εγκέφαλο.
Υαλοειδές σώμα	Μέρος του ματιού μεταξύ του φακού και του αμφιβληστροειδή. Περιέχει ένα ζελέ που ονομάζεται υαλοειδές υγρό, το οποίο συγκρατεί τον αμφιβληστροειδή.
Κρυσταλλοειδής Φακός	Είναι μια διαφανής, αμφίκυρτη δομή, που μαζί με τον κερατοειδή είναι υπεύθυνα για την διάθλαση των ακτινών του φωτός, έτσι ώστε να εστιάζει σωστά στην ωχρά κηλίδα
Κερατοειδής	Το διαφανές μέρος του ματιού που καλύπτει την κόρη και την ίριδα, διαθλά τις ακτίνες φωτός και τις κατευθύνει στο εσωτερικό του ματιού.
Πρόσθιος Θάλαμος	Μέρος του ματιού ανάμεσα από τον κερατοειδή και την ίριδα. Περιέχει το υδατοειδές υγρό.
Οπίσθιος Θάλαμος	Μέρος του ματιού ανάμεσα από την ίριδα και τον κρυσταλλοειδή φακό.
Υδατοειδές Υγρό	Υγρό που βρίσκεται ανάμεσα τον κερατοειδή και στον κρυσταλλοειδή φακό, παρέχει θρεπτικά συστατικά στον κερατοειδή και τον φακό. Παράγεται από το ακτινωτό σώμα. Στην περίπτωση γλαυκώματος,

	υπάρχει δυσκολία στην αποστράγγιση του υγρού με αποτέλεσμα την αύξηση της ενδοφθάλμιας πίεσης και την νέκρωση των ινών του οπτικού νεύρου.
Επιπεφυκότας	Διαφανής μεμβράνη που καλύπτει το ορατό μέρος του ματιού και το πίσω μέρος των βλεφάρων.

Πίνακας 1: Μέρη ανθρώπινου ματιού

1.3.2 Λειτουργία ανθρώπινου ματιού

Ας αναλύσουμε όμως περισσότερο την λειτουργία του ματιού. Το ανθρώπινο μάτι λειτουργεί σαν φωτογραφική μηχανή. Πιο συγκεκριμένα ο βολβός λειτουργεί σα σκοτεινός θάλαμος. Οι ακτίνες συγκεντρώνονται από τον κερατοειδή και τον κρυσταλλοειδή φακό που λειτουργούν σαν το zoom της φωτογραφικής μηχανής και περνούν από το άνοιγμα της κόρης, δηλαδή το διάφραγμα στην φωτογραφική μηχανή, μέχρι να φθάσουν στον αμφιβληστροειδή, δηλαδή στο φιλμ, όπου και εστιάζονται. Στη συνέχεια η εικόνα που δημιουργείται επεξεργάζεται στον εγκέφαλο (η εικόνα φτάνει στον εγκέφαλο ανεστραμμένη όπως βλέπουμε στην παρακάτω εικόνα).



Εικόνα 3: Λειτουργία ανθρώπινου ματιού

Η ίριδα έχει στη μέση ένα στρογγυλό άνοιγμα, την κόρη, για να περνά το φως. Η ίριδα έχει μύες που προκαλούν συστολή (μύση) ή διαστολή (μυδρίαση), ανάλογα με τις συνθήκες φωτισμού που επικρατούν. Αυτό γίνεται αντανακλαστικά από το αυτόνομο νευρικό σύστημα. Όταν υπάρχει πολύ φως προκαλείται μύση και όταν είναι σκοτάδι οι κόρες διαστέλλονται για να περάσει περισσότερο φως.

Ο κερατοειδής και η ίριδα σχηματίζουν μία γωνία, τη γωνία του προσθίου θαλάμου. Ο πρόσθιος θάλαμος είναι γεμάτος από διαυγές υγρό, το υδατοειδές υγρό, που διατηρεί τη σύσταση στο πρόσθιο τμήμα του ματιού. Η γωνία παίζει σημαντικό ρόλο

στο γλαύκωμα ανάλογα με το αν είναι κλειστή ή ανοικτή γιατί από εκεί γίνεται η αποχέτευση του υδατοειδούς υγρού.

Πίσω από την ίριδα βρίσκεται ο κρυσταλλοειδής φακός, περίπου μεγέθους φακής. Ο κερατοειδής μαζί με τα φακό διαθλούν και συγκεντρώνουν τις ακτίνες του φωτός στον αμφιβληστροειδή, όπου εστιάζονται πάνω στην ωχρά. Ο φακός μπορεί και αυξομειώνει το σχήμα του με τη βοήθεια ενός μυ μεταβάλλοντας ταυτόχρονα και τη διαθλαστική του δύναμη, με το μηχανισμό της προσαρμογής. Έτσι, "ζουμάροντας" εστιάζει την εικόνα, ανάλογα με το αν κοιτάμε μακριά ή κοντά.

Πίσω από το φακό, το οπίσθιο τμήμα της κοιλότητας του βολβού αποτελείται από το υαλοειδές σώμα, ένα ζελατινώδες, διαφανές υλικό. Ο σκληρός χιτώνας εσωτερικά περιβάλλεται από το χοριοειδή χιτώνα, πλούσιο σε αιμοφόρα αγγεία.

Τέλος, στο εσωτερικό τμήμα του ματιού υπάρχει ο αμφιβληστροειδής χιτώνας. Το φωτεινό ερέθισμα προσλαμβάνεται από τα φωτοευαίσθητα κύτταρα, τα κωνία και τα ραβδία, και με πολύπλοκους μηχανισμούς μετατρέπεται σε νευρικό ερέθισμα. Τα νευρικά κύτταρα προσλαμβάνουν το ερέθισμα και το μεταφέρουν μέσω του οπτικού νεύρου.

Το οπτικό νεύρο είναι σαν κορδόνι που μεταφέρει τα ερεθίσματα στην αρχή της οπτικής οδού του εγκεφάλου. Στη συνέχεια μέσω της οπτικής οδού, καταλήγουν στο πίσω μέρος της κεφαλής, στον οπτικό φλοιό όπου γίνεται και η επεξεργασία των ερεθισμάτων.

Η όραση αποτελεί την ανώτερη αισθητηριακή αντίληψη του φωτός, των αντικειμένων και των χρωμάτων. Χάρη σ' αυτήν την ικανότητα ερχόμαστε σε επαφή με τον έξω κόσμο και συνειδητοποιούμε τη θέση μας και τη κίνησή μας μέσα στο χώρο.

Οι φωτεινές ακτίνες όταν προσπέσουν στο μάτι μας, περνούν τα διαφανή στοιχεία του (τον κερατοειδή, το υδατοειδές υγρό, το φακό και το υαλοειδές σώμα) που λέγονται και διαθλαστικά μέσα και τέλος συγκεντρώνονται στον αμφιβληστροειδή (ωχρά κηλίδα). Οι ακτίνες αυτές ερεθίζουν ιδιαίτερα τα κωνία και τα ραβδία και προκαλούν φωτοχημικές διεργασίες και βιοηλεκτρικές μεταβολές που τελικά γίνονται νευρικά σήματα και μεταφέρονται με το οπτικό νεύρο και όλη την οπτική οδό στον εγκέφαλο. Στον εγκέφαλο (στον ινιακό βολβό) τα σήματα αυτά κατά κάποιο τρόπο "κωδικοποιούνται" και ολοκληρώνεται η όλη λειτουργία της όρασης.

1.4 Συμπτώματα Κόπωσης

Η κόπωση δεν είναι εφάμιλλη της υπνηλίας, αν και γενικότερα υπάρχει τάση και επιθυμία για ύπνο. Τα συμπτώματα της κόπωσης συνήθως εκδηλώνονται με τη μορφή

μυϊκών πόνων, χασμουρητού, απόσπασης προσοχής, κενών μνήμης. Οι βλεφαρισμοί γίνονται πιο δύσκολοι και ο ρυθμός αυξάνεται, ενώ τα βλέφαρα βαραίνουν και τα μάτια κλείνουν για μερικά δευτερόλεπτα. Επιπροσθέτως, η στάση του σώματος αλλά και ο τρόπος που εκτελούνται οι κινήσεις του μεταβάλλονται, παραδείγματος χάριν όταν νιώθουμε εξάντληση το περπάτημα γίνεται με πιο αργό ρυθμό, τα πέλματα αρκετά συχνά σέρνονται στο έδαφος, ο κορμός τείνει προς τα μπροστά και οι ώμοι χαλαρώνουν ενώ ακόμα και το κεφάλι είναι πιο χαλαρό και κλίνει προς τα κάτω.

Κεφάλαιο 2^ο Επισκόπηση υπολογιστικού εντοπισμού κόπωσης

2.1 Εισαγωγή

Η Κόπωση είναι αίσθημα έντονης εξάντλησης με συχνή έκβαση την κατάσταση του ύπνου. Αρκετοί παράγοντες επιδεινώνουν το αίσθημα αυτό όπως το stress, το άγχος, οι πολλές ώρες δουλειάς η έλλειψη ύπνου κ.α. Σε αυτές τις περιπτώσεις κοινές λύσεις όπως ο καφές, το ανοικτό παράθυρο, η δυνατή μουσική δεν βοηθάνε. Ως προτεινόμενη λύση παρατίθεται ένας σύντομος ύπνος 15-30 λεπτών μπορεί να διώξει την κούραση. Η κόπωση είναι περισσότερο εμφανής στην περιοχή των ματιών, στα βλέφαρα, στις κόρες, στην στάση του κεφαλιού, στα φρύδια, (γενικότερα τα χαρακτηριστικά του προσώπου συνιστούν ενδεικτικά σημάδια κόπωσης). Πέραν όμως των σημαδιών που έχουν να κάνουν άμεσα με τον οδηγό, υπάρχουν και τα έμμεσα. Τα έμμεσα έχουν να κάνουν με τον χειρισμό του αυτοκινήτου όπως η θέση του αυτοκινήτου μέσα στη λωρίδα κυκλοφορίας, η γωνία του τιμονιού και άλλα. Σχεδόν 1,5 εκατομμύρια θανατηφόρα τροχαία συμβαίνουν παγκοσμίως κάθε χρόνο, ενώ 20-50 εκατομμύρια άτομα τραυματίζονται ή μένουν παράλυτα. Ένα ποσοστό της τάξεως του 30% (ίσως και μεγαλύτερο) των ατυχημάτων αυτών οφείλεται στην κόπωση και κατά συνέπεια στο επόμενο στάδιο το οποίο είναι ο ύπνος.

Ως στόχο λοιπό θέτουμε να καταφέρουμε να ανιχνεύσουμε έγκαιρα ή ακόμα και να προβλέψουμε την συγκεκριμένη κατάσταση προκειμένου να μειωθεί το ποσοστό των ατυχημάτων που οφείλεται στην κόπωση. Υπάρχουν λοιπόν κάποιες ενδείξεις οι οποίες προμηνύουν κόπωση και υπνηλία. Οι ενδείξεις αυτές αφορούν κυρίως τα σήματα που μπορούμε να πάρουμε από την περιοχή του προσώπου και πιο συγκεκριμένα τα μάτια. Τα μάτια είναι ένας αξιόπιστος και ενδεικτικός παράγοντας της κούρασης και της υπνηλίας. Παρόλα αυτά, όπως θα δούμε παρακάτω, δεν καθιστούν πρόδηλη την κούραση μόνο τα μάτια αλλά και άλλα σήματα που θα αναλύσουμε παρακάτω

2.2 Αλγόριθμοι εντοπισμού κόπωσης

Οι αλγόριθμοι εντοπισμού κόπωσης αφορούν τον τρόπο εκείνο με τον οποίο μπορούμε να εκτιμήσουμε και να περιγράψουμε την πιθανή κατάσταση του οδηγού. Πιο συγκεκριμένα, σκοπός των αλγορίθμων/μεθόδων είναι να αναδείξουν κάποια χαρακτηριστικά τα οποία είναι ικανά να ορίσουν αν ο οδηγός είναι ξύπνιος ή κοιμάται ή ακόμα και αν τείνει να τον πάρει ο ύπνος. Στα επόμενα κεφάλαια θα αναλύσουμε περισσότερο τους αλγορίθμους αυτούς καθώς και πώς λειτουργεί ο καθένας.

2.2.1 Εκτίμηση Κόπωσης μέσω Percentage Eye Closure (PERCLOS)

Το Percentage Eye Closure (PERCLOS) είναι ένας τρόπος για να μπορέσουμε να εκτιμήσουμε το επίπεδο της κόπωσης του οδηγού. Το PERCLOS συνδυάζεται πάντα με άλλες μεθόδους ικανές να ανιχνεύσουν την κατάσταση του ματιού (ανοιχτό η κλειστό) και τότε αναλαμβάνει να κάνει την εκτίμηση βάσει ενός τύπου που χρησιμοποιεί. Ο παράγοντας στον οποίο βασίζεται είναι το ποσοστό όπου το βλέφαρο έχει καλύψει την κόρη όπως επίσης και η διάρκεια όπου τα μάτια είναι ανοιχτά και κλειστά. Ο τύπος είναι ο εξής:

$$f = \frac{t3 - t2}{t4 - t1} * 100\%$$

Εξίσωση 1 : Τύπος PERCLOS

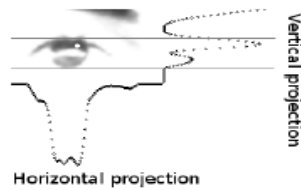
Όπου $t1$ και $t4$ ορίζεται το χρονικό διάστημα όπου το μάτι είναι ανοιχτό κατά 80% και $t2, t3$ το χρονικό διάστημα αυτό όπου το μάτι είναι ανοιχτό κατά 20%

Το PERCLOS φαίνεται να έχει μεγάλη αποδοτικότητα και χρησιμοποιείται συνήθως σε συνδυασμό με άλλους αλγόριθμους, όπως θα δούμε παρακάτω.

Το Perclos όπως θα δούμε παρακάτω υπολογίζεται με τους εξής τρόπους :

- με Γκαουσιανά Μοντέλα (Gaussian Model)
- βάση των ελλειπτικών αξόνων που σχηματίζουν τα μάτια
- μετρώντας το ύψος και το πλάτος του ματιού
- βάσει του τύπου υπολογισμού του PERCLOS
- με Κατηγοριοποιητές (Classifiers)
- με τον αλγόριθμο Optical Flow και τέλος
- με χρήση ενός νευρωνικού δικτύου Backpropagation.

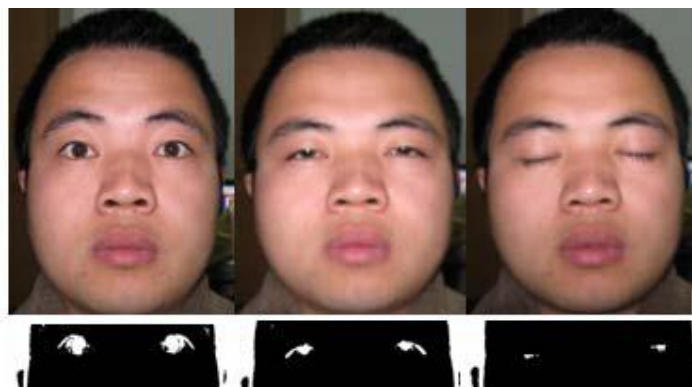
Πιο συγκεκριμένα, οι ([Garcia, Bronte, Bergasa, Almazan, & Yebes, 2012](#)) , χρησιμοποίησαν τον αλγόριθμο *Viola & Jones* ([Viola & Jones, 2004](#)) για να εντοπίσουν το πρόσωπο και τα μάτια (detection) και στην συνέχεια εφάρμοσαν το *Kalman Filter* ([Kalman, 1960](#)) προκειμένου η θέση τους να ακολουθείται συνεχώς (tracking). Στη συνέχεια χρησιμοποιώντας ένα *Γκαουσιανό Μοντέλο* (Gaussian Model), βρήκαν την κατάσταση του ματιού μετρώντας το ύψος της ίριδας βάσει της διακύμανσης του Gaussian Model προκειμένου να υπολογίσει το ποσοστό του ανοιχτού ματιού (PERCLOS).



Εικόνα 4: Υπολογισμός PERCLOS βάση της κάθετης διακύμανσης του ύψους του ματιού

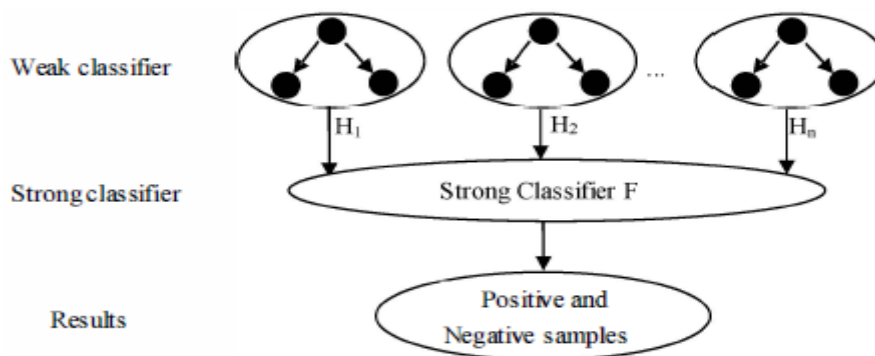
Στη συνέχεια για να εξεταστεί η εγκυρότητα του ποσοστού αυτού, ο οδηγός στην αρχή της διαδικασίας κοιτάζει στην κάμερα για 10 δευτερόλεπτα, σε χαλαρή στάση, και μετριέται το ποσοστό κλεισίματος του ματιού (calibration).

Ακόμα μια αναφορά γίνεται στο PERCLOS από τους [\(Lang & Qi, 2008\)](#), όπου σε αυτή την περίπτωση αναφέρει ότι καθώς η κόπωση γίνεται πιο έντονη και ο ύπνος είναι επικείμενος, το βλέφαρο χαμηλώνει και κρύβει την ίριδα με αποτέλεσμα να παίρνει ελλειπτικό σχήμα. Για να εντοπίσει τα μάτια χρησιμοποιεί χρωματική κατωφλίωση, με αποτέλεσμα το δέρμα του προσώπου να γίνεται μαύρο και οι κόρες να γίνονται άσπρες. Στη συνέχεια, εφαρμόζουν μορφολογικά φίλτρα για να απομακρύνουν το θόρυβο. Βάση των αξόνων της έλλειψης που σχηματίζουν τα μάτια, μπορούμε να μετρήσουμε το PERCLOS βάση της Εικόνας 9. Ακόμα, ενσωματώνει την χρήση του χρονικού διαστήματος που θέλει το μάτι για να κλείσει (AECS / Average Eye Closure Speed) προκειμένου να βγάλει πιο σωστά αποτελέσματα για την κατάσταση της κόπωσης, αφού η ταχύτητα που κλείνει το μάτι μειώνεται όταν είμαστε κουρασμένοι. Για να εντοπίσει την θέση των ματιών χρησιμοποιεί (color segmentation) χρωματική κατάτμηση και μορφολογικές εφαρμογές (morphological operations).



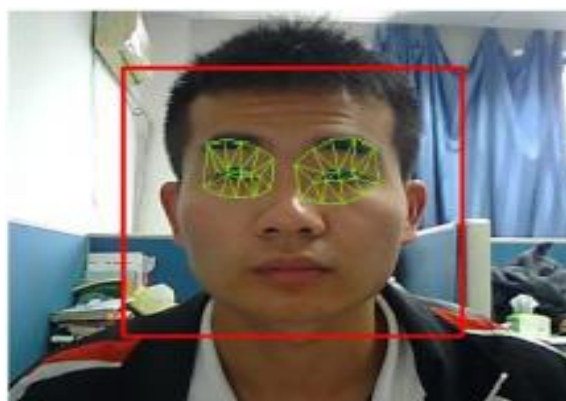
Εικόνα 5: Εφαρμογή χρωματικής κατάτμησης και μορφολογικής επεξεργασίας.

Το PERCLOS χρησιμοποιείται επίσης και από τους (Xie, Xie, & Zhu, 2012a) . Σε αυτή την αναφορά, για τον εντοπισμό του προσώπου χρησιμοποιείται η μέθοδος του AdaBoost (Rätsch, Onoda, & Müller, 2001) και στη συνέχεια εφαρμόζεται η μέθοδος των Active Appearance Models (AAM) (Xie, Xie, & Zhu, 2012b) για να δημιουργήσουν ένα μοντέλο που θα περιγράψει τα μάτια (Εικόνα 6).



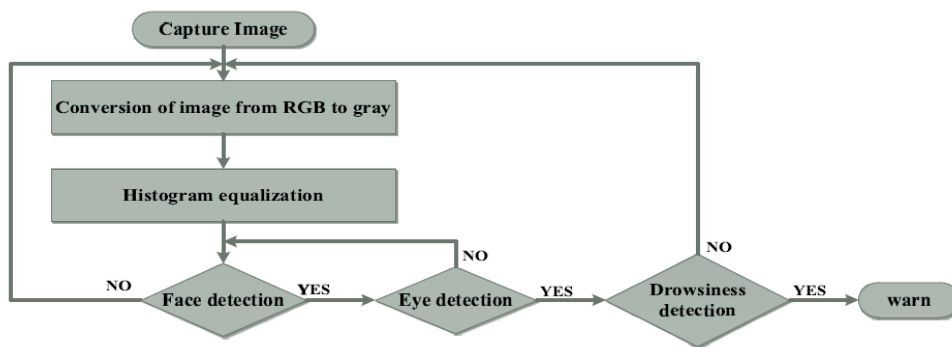
Εικόνα 6: AdaBoost Classifier

Αφού πλέον τα μάτια και τα περιγράμματά τους έχει εντοπιστεί, διαιρούμε το ύψος με το πλάτος του ματιού και αυτό το αποτέλεσμα δείχνει την κατάσταση του ματιού. Υπολογίζουν όμως και το PERCLOS από τον τύπο στην εικόνα 8.



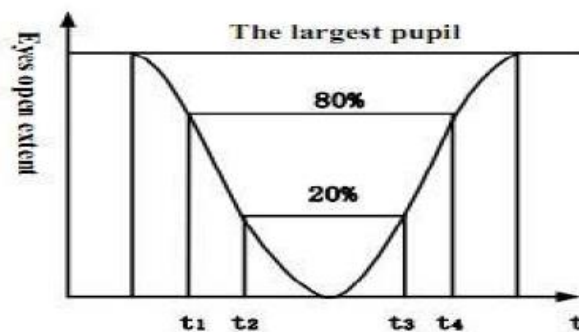
Εικόνα 7: Τελικό αποτέλεσμα μεθόδου.

Το PERCLOS χρησιμοποιείται και στο (Kamarul Hawari, Jie, & Rui, 2012) . Αρχικά, η εικόνα μετατρέπεται σε κλίμακα του γκρι (grayscale) και στην συνέχεια γίνεται η εξομάλυνσή της βάσει ιστογράμματος.



Εικόνα 8: Τρόπος λειτουργίας προτεινόμενου αλγορίθμου.

Στη συνέχεια, με τον αλγόριθμο Viola & Jones εντοπίζεται το πρόσωπο και το μάτι. Τέλος, το Perclos υπολογίζεται ,όπως αναφέραμε και στην αρχή της παραγράφου.



Εικόνα 9: Τύπος υπολογισμού PERCLOS

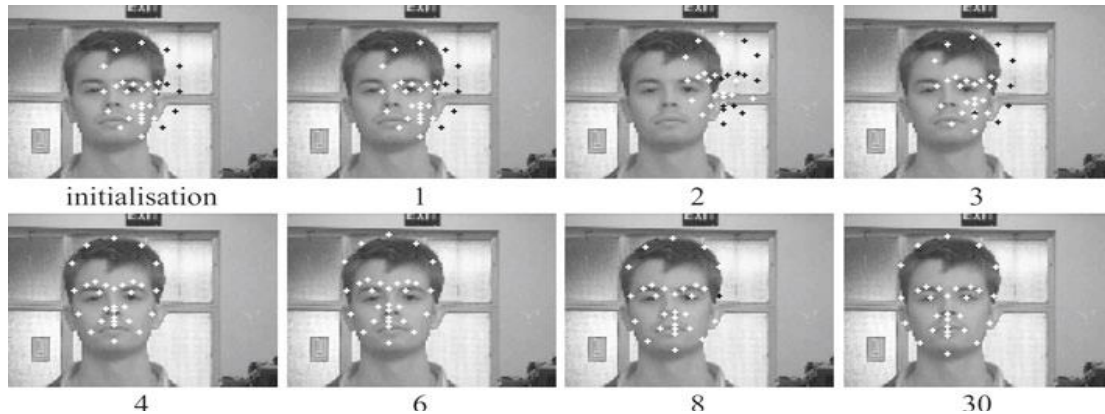
Το ποσοστό κλεισίματος του ματιού (PERCLOS) χρησιμοποιείται επίσης και από τους (Pradhan, Bagaria, & Routray, 2012) . Όπου η κατάσταση του ματιού χωρίζεται σε 3 κατηγορίες: ι) Πλήρως ανοικτά, ιι) Σχεδόν ανοικτά, ιιι) Εντελώς κλειστά. Για να γίνει η κατηγοριοποίηση, λαμβάνεται ένα πλήθος εικόνων M προς εκπαίδευση, όπου αναλόγως με το ποσοστό ανοίγματος του ματιού δημιουργούνται οι 3 κατηγορίες . Στη συνέχεια, για να βρούμε σε ποια κατηγορία ανήκει η εικόνα που θέλουμε, σπάμε τον πίνακα της εικόνας σε διανύσματα και βρίσκουμε το μάτι. Τελικά, αυτή η διαδικασία εκτελείται 3 φορές, μία για κάθε κατηγορία, έτσι ώστε η εικόνα να κατηγοριοποιηθεί σε μια απ τις 3 κατηγορίες. Όσον αφορά στο PERCLOS, αυτό υπολογίζεται απ' τον εξής τύπο:

$$PERCLOS = \frac{Nm - Na}{Nm} * 100\%$$

Εξίσωση 2: Τύπος PERCLOS

Όπου Nm είναι τα συνολικά frames που πάρθηκαν ανά λεπτό και Na τα frames που κατηγοριοποιήθηκαν ως ανοικτά ή σχεδόν ανοικτά μάτια. Ως εκ τούτου προκύπτει ότι η διαφορά αυτή (Nm-Na) είναι τα frames των ματιών που είναι κλειστά.

Μια ακόμα αναφορά κάνουν και οι (R. Senaratne et al., 2011) . Σε αυτή τη περίπτωση εκμεταλλεύονται τη μορφολογία του προσώπου για τον εντοπισμό της θέσης αλλά και του μεγέθους του . Για να γίνει αυτό χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο LMM (Landmark Model Matching) (R. S. Senaratne & Halgamuge, 2006), ο οποίος στηρίζεται στην αναζήτηση του αλγορίθμου PSO (Particle Swarm Optimisation) (Eberhart & Kennedy, 1995). Ο αλγόριθμος LMM αναζητεί κάποια ορόσημα σημεία στην εικόνα βάσει κάποιων άλλων μοντέλων με ορόσημα (τα οποία έχουν δημιουργηθεί μετά από εκπαίδευση του συστήματος) και επαναλαμβάνεται η διαδικασία μέχρι τα σημεία αυτά να έχουν τη μέγιστη ομοιότητα μεταξύ τους.



Εικόνα 10: Εφαρμογή του αλγορίθμου LMM

Στη συνέχεια, βάσει προσαρμοσμένης κατωφλίωσης, τα πιο σκοτεινά Pixel του frame θεωρούνται υποψήφια για την κόρη. Συνεχίζοντας, μας προτείνει δυο τρόπους για να αναγνωριστεί αν το μάτι είναι ανοικτό ή κλειστό. Ο ένας τρόπος είναι χρησιμοποιώντας ταξινομητές (classifiers) και ο άλλος με χρήση Optical Flow .Πιο συγκεκριμένα, στην 1η περίπτωση χρησιμοποιεί 4 classifiers :

- 1) Mean-of-Class Classifier (MoCC),
- 2) k-Nearest Neighbor (kNN) Classifier,

3) SVM,

4) Naive Bayes Classifier (NBC).

Μετά από εκπαίδευση των τεσσάρων αυτών classifiers η έξοδος του δείχνει ότι ο αποδοτικότερος αυτών είναι ο MoCC. Όσον αφορά τη 2η περίπτωση, η προσέγγιση του Optical Flow δείχνει να έχει καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τους classifiers, αφού οι classifiers χρειάζονται μεγάλο όγκο δεδομένων μέχρι να εκπαιδευτούν σωστά, με αποτέλεσμα να έχουν περιορισμένες δυνατότητες στην ανίχνευση της κόπωσης.

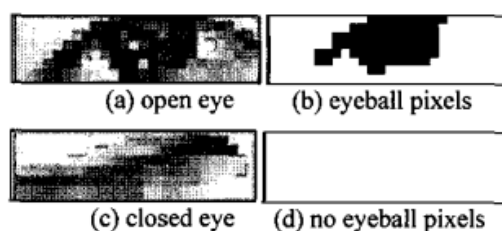
Οι ([Daza et al., 2011](#)) μας πρότειναν μια μέθοδο που αποτελείται από 3 στάδια εκ των οποίων το τελευταίο είναι το PERCLOS. Ειδικότερα, το πρώτο στάδιο αποτελείται από την προ-επεξεργασία, δηλαδή τον εντοπισμό του προσώπου και των ματιών βάση του αλγορίθμου Viola-Jones και την εξισορρόπηση των ματιών με Hat transformation. Στο δεύτερο στάδιο, εντοπίζεται η ακριβής θέση της κόρης χρησιμοποιώντας τεχνικές integral projection και Gaussian Model. Στο τελικό στάδιο υπολογίζεται το PERCLOS. Όταν και το PERCLOS έχει υπολογιστεί η τιμή μαζί με άλλες τιμές ενδεικτικών σημάτων όπως, η απόσταση του κέντρου του αμαξιού, οι κινήσεις του τιμονιού κ.α. λαμβάνονται υπόψη. Τα σήματα αυτά εισέρχονται σε ένα Backpropagation νευρωνικό δίκτυο το οποίο αποτελείται από τις εισόδους, το κρυμμένο επίπεδο με 200 νευρώνες (το οποίο εκτελεί σιγμοειδή συνάρτηση μεταφοράς) και την έξοδο (η έξοδος εκτελεί γραμμική συνάρτηση μεταφοράς). Τέλος, αυτά τα σήματα μας δείχνουν το επίπεδο της κόπωσης.

2.2.2 Εκτίμηση Κόπωσης βάση της διάρκειας όπου τα μάτια είναι κλειστά

Η κόπωση είναι ένα αίσθημα το οποίο μεταπίπτει από την αίσθηση υπνηλίας στην κατάσταση του ύπνου. Στην περίπτωση της οδηγικής συμπεριφοράς, ο εντοπισμός υπνηλίας του οδηγού είναι θέμα μείζονος σημασίας. Ένας βλεφαρισμός διαρκεί από 100 milliseconds έως 400 milliseconds. Αν εντοπιστεί ότι τα μάτια είναι κλειστά για περισσότερο από το χρόνο αυτό, τότε ο οδηγός σίγουρα κοιμάται. Ο χρόνος όπου τα μάτια είναι κλειστά είναι μία αξιόπιστη ένδειξη κόπωσης/ύπνου και χρησιμοποιείται από πολλούς ερευνητές. Στις παρακάτω αναφορές θα δούμε αναλυτικά τις προσεγγίσεις τους.

Οι ([Horng, Chen, Chang, & Fan, 2004](#)) αρχικά, μετατρέπουν την εικόνα από RGB σε HIS (Hue, Saturation, Intensity). Μετά την χρωματική μετατροπή σαν αποτέλεσμα έχουν, να διαχωριστεί το πρόσωπο από το background (το background γίνεται άσπρο). Στη συνέχεια, ο εντοπισμός της περιοχής των ματιών γίνεται βάση κατοφλίωσης όπου εντοπίζεται το δεξί και αριστερό όριο του προσώπου μέσα στο frame. Μετά θεωρούν ότι τα μάτια βρίσκονται στα πάνω περιοχή του προσώπου όπου και τελικά ορίζεται το πάνω και κάτω όριο των ματιών. Στο επόμενο βήμα, η εικόνα μετατρέπεται σε grayscale και εφαρμόζεται ο αλγόριθμος Sobel. Σκοπός του προηγούμενου βήματος είναι να εντοπιστούν οι ακμές που είναι στην περιοχή των

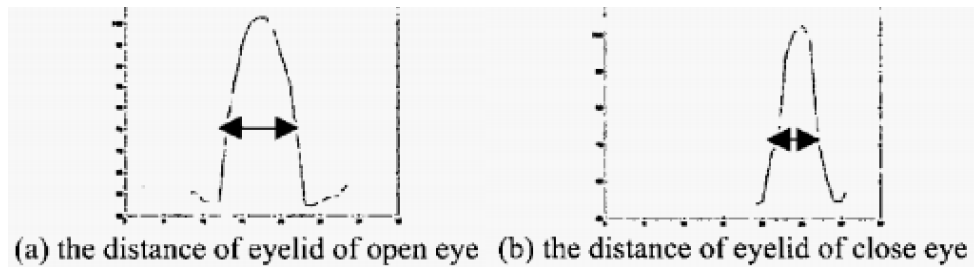
ματιών και τα υπόλοιπα pixel να απορριφθούν, έτσι ώστε να βρούμε την ακριβή θέση των ματιών και να ορίσουμε ένα τετράγωνο (bounding box) γύρω τους. Το bounding box αυτό χρησιμεύει στην διαδικασία ανίχνευσης (tracking) των ματιών σε κάθε frame όπου εφαρμόζεται ο αλγόριθμος template matching ο οποίος εξετάζει τις ομοιότητες ανάμεσα σε 2 frame (αν δεν βρεθούν ομοιότητες τότε η διαδικασία εντοπισμού προσώπου και ματιών ξεκινάει απ την αρχή). Το επόμενο βήμα αφορά τον εντοπισμό της κόπωσης. Η εικόνα μετατρέπεται στα αρνητικά χρώματα και μετά σε HSI. Παρατηρήθηκε ότι, η τιμή S (saturation) της κόρης κυμαίνεται από 0.00 – 0.14 και βάση αυτής της παρατήρησης γίνεται η κατωφλίωση προκειμένου να εντοπιστούν τα Pixel της κόρης.



Εικόνα 11: Διάκριση αν τα pixel αντιστοιχούν στην κόρη ή όχι.

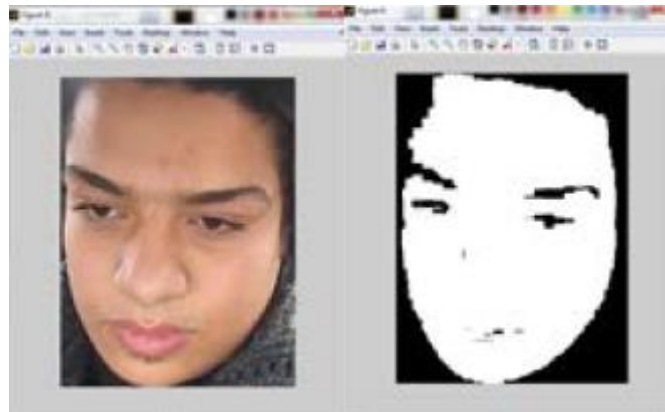
Τέλος, αν τα μάτια είναι κλειστά για περισσότερο από 5 συνεχόμενα frames τότε ο οδηγός έχει αποκοιμηθεί.

Οι ([Dong & Wu, 2005](#)) προτείνουν αρχικά την χρωματική κατάτμηση της εικόνας προκειμένου να διαχωριστούν τα pixel που ανήκουν στο πρόσωπο από το background. Πιο συγκεκριμένα μετατρέπουν το χρώμα της εικόνας από RGB σε YCbCr και στη συνέχεια εφαρμόζεται ένα Gaussian model προκειμένου να διαχωριστούν τα pixel που ανήκουν στο δέρμα του προσώπου από αυτά του background. Στο επόμενο βήμα υπολογίζουν την μέση τιμή του γκρι στον άξονα των x και βρίσκουν την περιοχή των ματιών χονδρικά. Ελέγχουν αν τα δύο υποτιθέμενα μάτια που βρήκαν αρχικά συνδέονται μεταξύ και αν τηρούν κάποιες προϋποθέσεις, τότε ορίζονται ως μάτια. Η περιοχή αυτή μετατρέπεται σε γκρι και ορίζεται ως template ώστε να γίνεται tracking στην περιοχή αυτή με τον αλγόριθμο template matching ([Lewis, 1995](#)). Σε κάθε frame υπολογίζεται η ακριβής θέση των ματιών βάση του template. Τέλος, προκειμένου να αποφασιστεί αν το μάτι είναι ανοιχτό ή κλειστό μετράει το κατά πόσο είναι πεσμένο το βλέφαρο βάση της απόστασης. Αν το μάτι είναι κλειστό για πάνω από 5 frames τότε ο οδηγός κοιμάται.



Εικόνα 12: (a) Ανοιχτό μάτι , (b) κλειστό μάτι.

Στο ([Fazli & Esfehni](#)) , προκειμένου να ανιχνευθεί το πρόσωπο μετατρέπουν την εικόνα από RGB σε YCbCr. Στη συνέχεια, για να εντοπιστεί η περιοχή των ματιών, γίνεται κατωφλίωση στο κανάλι Cb και Cr και η περιοχή του δέρματος φαίνεται σαν άσπρο ενώ τα μάτια μαύρα.



Εικόνα 13: Κατωφλιωμένη Εικόνα

Στο επόμενο βήμα, η εικόνα μετατρέπεται σε Grayscale από RGB και εφαρμόζεται ο αλγόριθμος εντοπισμού ακμών Canny Edge Detector. Προκειμένου να υπολογιστεί το επίπεδο κόπωσης, βρίσκει τη διαφορά της απόστασης των συντεταγμένων του πάνω και κάτω ορίου του ματιού. Στη συνέχεια, ορίζει ένα όριο απ το οποίο αναγνωρίζεται η κατάσταση των ματιών. Τέλος, η εικόνα μετατρέπεται από RGB σε Grayscale και προσμετρούνται τα άσπρα και μαύρα Pixel της εικόνας και αν τα άσπρα είναι πάνω από ένα όριο τότε είναι ανοιχτά, αλλιώς σε αντίθετη περίπτωση τα μάτια θεωρούνται κλειστά και αν είναι πάνω από 5 συνεχόμενα frames τότε ο οδηγός κοιμάται.

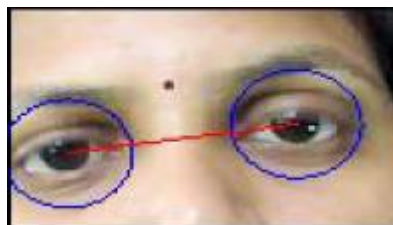
Οι ([Devi, Choudhari, & Bajaj, 2011](#)) πρότειναν μια μέθοδο η οποία χρησιμοποιεί το χρώμα του δέρματος για να απομονώσει το πρόσωπο από το background έτσι ώστε να μειώσει την περιοχή που θα γίνει η αναζήτηση των ματιών (Εικόνα 14). Πιο συγκεκριμένα, ακολουθούν 5 βήματα: α) καταγραφή βίντεο, β) εντοπισμός

προσώπου, γ) εντοπισμός ματιών, δ) εκτίμηση κατάστασης ματιών και ε) εντοπισμός κόπωσης. Όσον αφορά τον εντοπισμό του προσώπου, μετατρέπουν την εικόνα από RGB σε YCbCr. Με τη μετατροπή αυτή, αναγνωρίζεται η περιοχή του προσώπου και παραμένει ως έχει, ενώ η περιοχή που δεν ανήκει στο πρόσωπο (background) μετατρέπεται σε άσπρο βάση κατοφλίωσης.



Εικόνα 14: Κατωφλιωμένη εικόνα.

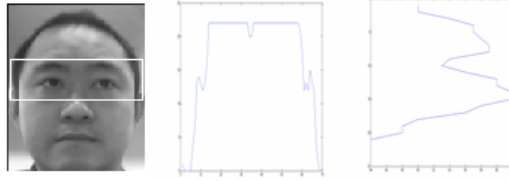
Στη συνέχεια, προκειμένου να εντοπιστούν τα μάτια χρησιμοποιεί Circular Hough Transform (τροποποιημένος Hough Transform που αναζητεί κύκλους). Όταν βρεθούν τα μάτια βάση των κέντρων των κύκλων εντοπίζεται και η κόρη.



Εικόνα 15: Εντοπισμός κόρης

Για να γίνει η εκτίμηση της κατάστασης των ματιών (ανοιχτά η κλειστά), υπολογίζεται ότι αν η απόσταση μεταξύ της δεξιάς και αριστερής κόρης είναι μικρότερη από μια τιμή αλλά και η τιμή που είχε στο προηγούμενο frame η απόσταση δεν έχει αλλάξει και πολύ τότε τα μάτια είναι ανοικτά. Τέλος, αν τα μάτια θεωρηθούν κλειστά για πάνω από 8 συνεχόμενα frames τότε ο οδηγός είναι σε κατάσταση ύπνου.

Οι (Zhang & Zhang, 2006) αρχικά εντοπίζουν το πρόσωπο βάση του αλγορίθμου Haar και αναζητούν τα μάτια στα 2/5 του πάνω μέρους του προσώπου. Στη συνέχεια, ελέγχουν να βρουν τα peaks στην περιοχή αυτή για να εντοπίσουν την ακριβή θέση των ματιών και να ορίσουν bounding boxes γύρω απ τα μάτια.



Εικόνα 16: Εντοπισμός ματιών βάση οριζόντιας και κάθετης προβολής.

Το tracking αναλαμβάνει ο αλγόριθμος Unscented Kalman Filter (UKF) ([Zhang & Zhang, 2006](#)) . Στο επόμενο βήμα ελέγχεται η οριζόντια προβολή των ματιών και καθορίζεται βάση της μεταβολής της αν τα μάτια είναι ανοιχτά ή κλειστά.



Εικόνα 17: α) Τα μάτια είναι ανοιχτά ,β) Τα μάτια είναι κλειστά.

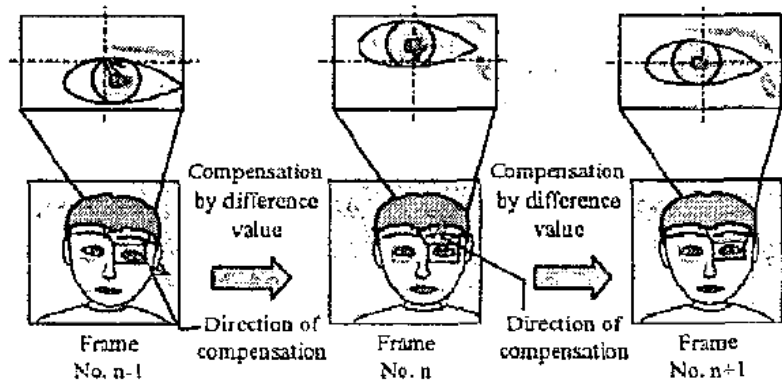
Τέλος αν τα μάτια είναι κλειστά για παραπάνω από 5 συνεχόμενα frames τότε το έξυπνο σύστημα που έχουν δημιουργήσει ξεκινάει και μειώνει την ταχύτητα του αυτοκινήτου στα 5 χλμ/ ώρα.

2.2.3 Εκτίμηση Κόπωσης βάση των βλεφαρισμών

Τα σημάδια της κόπωσης είναι πάντα εμφανή στο πρόσωπο και ιδιαίτερα στα μάτια. Η συχνότητα και η διάρκεια μεταβάλλεται ανάλογα με το επίπεδο της κούρασης. Βάση αυτής της μεταβολής μπορούμε να εξάγουμε πληροφορίες, να εκτιμήσουμε την κόπωση και ίσως να μπορέσουμε να προβλέψουμε τον επερχόμενο ύπνο και να προμηνύσουμε τον οδηγό για αυτό το συμβάν. Παρακάτω θα αναφερθούμε στις προσεγγίσεις διαφόρων ερευνητών εντοπισμού κόπωσης βάση των βλεφαρισμών και θα αναλύσουμε τις μεθόδους τους .

Οι ([Ito, Mita, Kozuka, Nakano, & Yamamoto, 2002](#)) αρχικά για να εντοπίσουν το μάτι, εξάγουν μια υπονήφια περιοχή από το πρόσωπο χρησιμοποιώντας ένα φίλτρο διαχωρισμού. Μετά υπολογίζεται η Ευκλείδεια απόσταση της υπονήφιας περιοχής

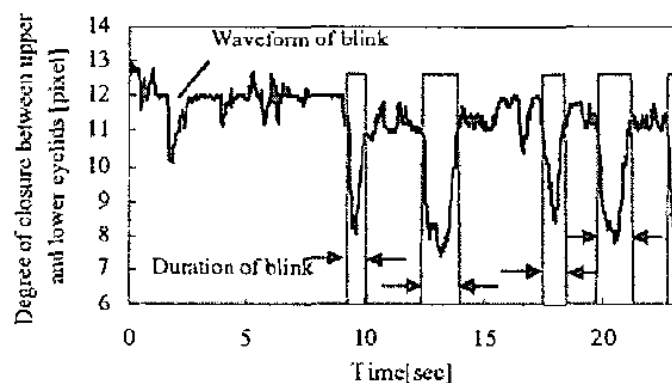
του ματιού και της πρότυπης μορφής του ματιού και ως τελική περιοχή ματιού ορίζεται όποια έχει μικρότερη τιμή. Για να γίνει το tracking στα μάτια βρίσκουν την διαφορά του κέντρου βάρους του πάνω με το κάτω βλέφαρο και του κέντρου της περιοχής των ματιών.



(b) Extraction of eye area by tracking processing

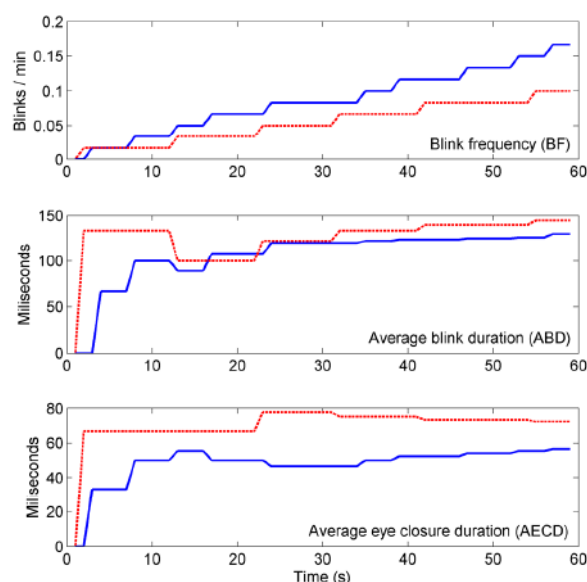
Εικόνα 18: Tracking ματιών.

Για να εντοπίσουν τα βλέφαρα, το μάτι χωρίζεται σε πέντε ομάδες όπου η πιο υψηλή ομάδα θεωρείται το πάνω βλέφαρο ενώ η πιο χαμηλή το κάτω βλέφαρο. Στη συνέχεια για να εντοπιστεί ένας βλεφαρισμός υπολογίζεται το διάστημα ανάμεσα στο πάνω και κάτω βλέφαρο αλλά και η διάρκειά του βάση μιας κυματομορφής. Στην εικόνα 16 δείχνει την κυματομορφή με 5 βλεφαρισμούς και την διάρκειά τους. Ο κάθε βλεφαρισμός φαίνεται από το peak προς τον οριζόντιο άξονα του χρόνου, αφού η απόσταση του πάνω με του κάτω βλεφάρου μικραίνει. Τέλος, για να υπολογιστεί η κόπωση, ελέγχουν τις μεταβολές στη διάρκεια του βλεφαρισμού, του χειρισμού του αυτοκινήτου και της δήλωσης που έκαναν οι οδηγοί για το επίπεδο της κόπωσης τους (χωρίζουν την κόπωση σε 4 επίπεδα και ο οδηγός μέσω ενός διακόπτη δηλώνει σε ποιο επίπεδο ανήκει).



Εικόνα 19: Κυματομορφή με βλεφαρισμούς.

Οι (Divjak & Bischof, 2009) χρησιμοποιούν 3 ταξινομητές για να εντοπίσουν το πρόσωπο, το αριστερό και το δεξί μάτι. Οι ταξινομητές εκπαιδεύονται χρησιμοποιώντας την μέθοδο AdaBoost. Για να ακολουθούνται οι θέσεις των σημείων που εντοπίστηκαν εφαρμόζεται ο αλγόριθμος Lucas & Canade. Για να εντοπιστούν οι βλεφαρισμοί υπολογίζεται το Optical Flow της περιοχής του προσώπου και των ματιών και στη συνέχεια βάση καταφλίσωσης μπορούν να διαχωριστούν πότε το μάτι είναι ανοιχτό ή κλειστό. Αφού πλέον μπορούν και εντοπίζουν με ακρίβεια τον βλεφαρισμό, το επόμενο βήμα που κάνουν είναι να παρακολουθούν τις μεταβολές του. Πιο συγκεκριμένα, οι μεταβολές που παρακολουθούν αφορούν την συχνότητα (ΣΒ) και την μέση διάρκεια των βλεφαρισμών (ΜΔΒ) όπως και τον μέσο χρόνο κλεισίματος του ματιού (ΜΧΚΜ) όπου τα τρία αυτά σήματα φανερώνουν την κόπωση. Όπως είναι προφανές όταν ο οδηγός είναι κουρασμένος η ΣΒ μειώνεται πάνω από 40% , ο ΜΧΚΜ αυξάνεται από 25-40 % όπως και η ΜΔΒ που ενώ αυξάνεται δεν μπορεί να θεωρηθεί ικανό κριτήριο κόπωσης.



Εικόνα 20: Με μπλε χρώμα φαίνεται η φυσιολογική κατάσταση και με κόκκινη η κατάσταση κόπωσης. Η πρώτη παράσταση αφορά τη ΣΒ, η δεύτερη την ΜΔΒ και η τρίτη τον ΜΧΚΜ.

Οι (Danisman, Bilasco, Djeraba, & Ihaddadene, 2010) αρχικά εντοπίζουν το πρόσωπο μέσω του αλγορίθμου Viola & Jones και εντοπίζουν τα μάτια μέσω ενός νευρωνικού δικτύου. Στο επόμενο βήμα, υπολογίζουν την μετατόπιση του προσώπου χρησιμοποιώντας της κατακόρυφες θέσεις των ματιών. Αν δεν βρίσκονται στο ίδιο σημείο υπολογίζεται η γωνία που σχηματίζουν οι δύο κόρες των ματιών. Στη συνέχεια διορθώνουν την μετατόπιση του προσώπου περιστρέφοντας το frame προς την αντίθετη κατεύθυνση της μετατόπισης βάσει της γωνίας που βρέθηκε πριν. Αν το μάτι χαθεί τότε χρησιμοποιείται η θέση που είχε στο προηγούμενο frame. Για να

εντοπιστεί ο βλεφαρισμός αρχικά εφαρμόζεται κανονικοποίηση της αντίθεσης. Μετά χωρίζουν την περιοχή του ματιού σε δυο υποπεριοχές τραβώντας μια γραμμή στη μέση οριζοντίως. Εξαιτίας της κυκλικότητας του ματιού του δίνει την ιδιότητα να έχει μια οριζόντια συμμετρία όταν είναι ανοιχτό, πράγμα που δεν ισχύει όταν είναι κλειστό. Βάσει κάποιων τύπων υπολογίζεται η οριζόντια συμμετρία του ματιού και το αποτέλεσμα αυτής κατωφλιώνεται και καθορίζεται αν το μάτι είναι ανοιχτό ή κλειστό (οπότε μπορεί να εντοπιστεί και ο βλεφαρισμός). Τέλος, χωρίζουν την κατάσταση της κόπωσης σε τρεις κατηγορίες βάση της διάρκειας του βλεφαρισμού. Ο οδηγός είναι ξύπνιος όταν η διάρκεια του βλεφαρισμού είναι μικρότερη από 400ms, ο οδηγός είναι μισοκοιμισμένος όταν η διάρκεια του βλεφαρισμού είναι μεγαλύτερη από 400ms και μικρότερη των 800ms, ενώ ο οδηγός κοιμάται όταν η διάρκεια του βλεφαρισμού ξεπερνάει τα 800ms.

Οι ([Liu, Sun, Xiao, & Yin, 2010](#)) προτείνουν μια διαφορετική προσέγγιση στον εντοπισμό της κούρασης. Αρχικά, εντοπίζουν το πρόσωπο μέσω του αλγορίθμου Viola & Jones, εφαρμόζουν φίλτρα στο πάνω μισό μέρος της εικόνας του προσώπου για να απομακρύνουν το θόρυβο και στη συνέχεια η εικόνα κατωφλιώνεται. Για να εντοπίσουν αν το μάτι είναι ανοιχτό ή κλειστό υπολογίζουν την διαφορά στα pixel στην περιοχή των ματιών. Επίσης, για να κρίνουν αν όντως υπάρχει κόπωση ορίζουν τρία βασικά κριτήρια. Το πρώτο αφορά την διάρκεια του βλεφαρισμού. Το δεύτερο εξετάζει τον αριθμό των συνεχόμενων βλεφαρισμών, όπου όταν ο οδηγός είναι κουρασμένος τα συνεχόμενα βλεφαρίσματα αυξάνονται πάνω από 2-3 (σε κανονική κατάσταση είναι το πολύ 2 συνεχόμενοι βλεφαρισμοί). Τέλος, το τρίτο κριτήριο αφορά τη συχνότητα των βλεφαρισμών, αφού όταν ο οδηγός νοιώθει κουρασμένος τότε η συχνότητα μειώνεται.

2.2.4 Άλλοι μέθοδοι

Εκτός από τις μεθόδους που αναφέραμε στα προηγούμενα κεφάλαια υπάρχουν και μέθοδοι οι οποίοι δεν υπολογίζουν την κόπωση με ένα συγκεκριμένο τρόπο. Υπάρχουν πολλοί ερευνητές οι οποίοι παρουσιάζουν μια δική τους προσέγγιση η οποία συνήθως στηρίζεται στο μοτίβο του εντοπισμού της περιοχής των ματιών και εκτίμηση της κόπωσης βάσει των χαρακτηριστικών τους. Πέραν όμως των χαρακτηριστικών του προσώπου που θα δούμε παρακάτω, γίνονται αναφορές και σε μεθόδους που χρησιμοποιούν διάφορα αισθητήρια για την κατάσταση και τον χειρισμό του αυτοκινήτου. Παρακάτω θα παρουσιάσουμε αναλυτικά τις προσεγγίσεις αυτές.

Αυτό συμβαίνει και στην περίπτωση των ([Sharma & Banga, 2010](#)) . Αρχικά, γίνεται η σύλληψη της εικόνας στα 3 κανάλια χρώματος Κόκκινο Πράσινο Μπλε (RGB).

Στη συνέχεια, η εικόνα μετατρέπεται σε YCbCr.



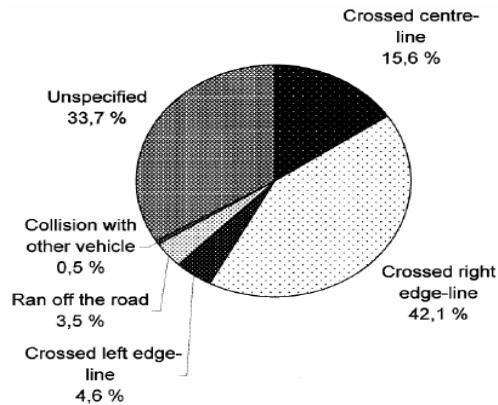
Εικόνα 21: Μετατροπή εικόνας από RGB σε YCbCr

Στο επόμενο στάδιο, γίνεται κατωφλίωση της εικόνας και μετατροπή σε δυαδική μορφή. Μετά, η εικόνα χωρίζεται σε 4 τεταρτημόρια και βρίσκουμε την περιοχή του δεξιού ματιού στο πάνω αριστερά τεταρτημόριο. Προκειμένου να αφαιρεθούν τυχόν τρύπες λόγω κατωφλίωσης στην περιοχή του ματιού, εφαρμόζονται μορφολογικά φίλτρα διάβρωσης (erosion) και διαστολής (dilation) . Επιπροσθέτως, για να διαπιστωθεί εάν το μάτι είναι ανοιχτό ή κλειστό καταμετρούνται τα μαύρα pixel της εικόνας. Τέλος, βάση συστημάτων λογικής Fuzzy υπολογίζεται το επίπεδο της κούρασης.

Οι ([Kircher, Uddman, & Sandin, 2002](#)) αναφέρουν πέντε τρόπους ικανούς να ανιχνεύσουν την κόπωση/ υπνηλία. Η πρώτη πρόταση περιλαμβάνει αφενός τη λήψη διαφόρων σημάτων που αφορούν τον οδηγό (όπως σήματα που προέρχονται από EEG, την κατάσταση των ματιών και την γωνία του τιμονιού) προκειμένου να εξεταστούν αυτόνομα ή σε συνδυασμό (EEG και κατάσταση των ματιών),

αφετέρου τα σήματα που αφορούν το αυτοκίνητο (όπως η απόσταση του κέντρου του αυτοκινήτου από την δεξιά λωρίδα, η γωνία του τιμονιού και η ταχύτητα) ή και συνδυασμός των δύο κατηγοριών. Η δεύτερη πρόταση αφορά την εκτίμηση της κόπωσης ,κυρίως, μέσω της κατάστασης των ματιών αλλά και της στάσης του σώματος. Ειδικότερα, αναφέρει ότι σημαντικές ενδείξεις κόπωσης είναι η διάρκεια αλλά και η συχνότητα του βλεφαρισμού, η συχνότητα των σακαδικών κινήσεων όπως και η βίαιες κινήσεις του κεφαλιού και του σώματος γενικότερα. Στη συνέχεια, η τρίτη πρόταση τονίζει την ιδιαιτερότητα των σημάτων που προέρχονται από τον τρόπο οδήγησης. Αναφέρει λοιπόν ότι, καθώς το αίσθημα της κόπωσης γίνεται εντονότερο, ο οδηγός αλλάζει τρόπο χειρισμού του οχήματος. Πιο συγκεκριμένα, όταν βρίσκεται σε εγρήγορση η οδική του συμπεριφορά είναι πιο ομαλή, κάνοντας κάποιες μικροδιορθώσεις απλά τιμόνι καθώς οδηγεί, ενώ σε αντίθετη περίπτωση οι διορθώσεις του τιμονιού γίνονται πιο βίαιες και πιο συχνές προκειμένου να επαναφέρει το αυτοκίνητο στη πορεία του. Η επόμενη αναφορά, η οποία είναι άρρηκτα συνδεδεμένη με την προηγούμενη, αφορά στην πορεία του αυτοκινήτου στο δρόμο. Όταν ο οδηγός βρίσκεται σε κατάσταση ύπνου τότε δεν μπορεί να ανταποκριθεί στις ιδιαιτερότητες της διαδρομής που ακολουθεί, με αποτέλεσμα συχνά να βγαίνει εκτός του δικού του ρεύματος κυκλοφορίας. Αυτό το ζήτημα φαίνεται να καλύπτεται σε αυτή την αναφορά. Αρχικά,(η λέξη αρχικά μπαίνει όταν πρόκειται να δώσεις το πρώτο από άλλα σημεία που διαρθρώνονται σταδιακά. Εδώ δε

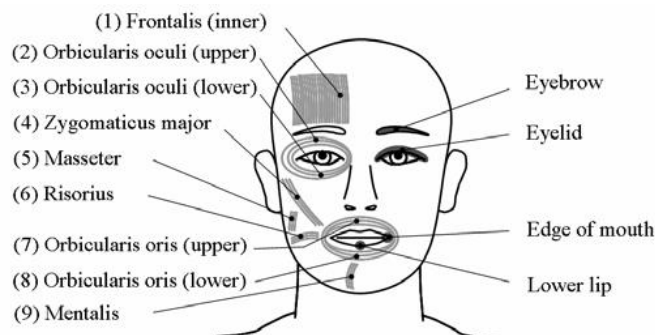
φαίνεται αυτή η διάθρωση ξεκάθαρα υπολογίζοντας την απόσταση από το κέντρο του αυτοκινήτου μέχρι τη δεξιά λωρίδα (ή της αριστερής για κράτη που οδηγούν αντίθετα) μπορεί να υπολογιστεί η κόπωση. Οι οδηγοί που είναι κουρασμένοι τείνουν να οδηγούν όσο πιο δεξιά μπορούν με αποτέλεσμα πολύ συχνά να βγαίνουν και εκτός δρόμου.



Εικόνα 22: Οδική συμπεριφορά με συμπτώματα κόπωσης.

Στη συνέχεια, η πέμπτη μέθοδος παρουσιάζει το χρόνο που χρειάζεται το αυτοκίνητο έως ότου περάσει οποιαδήποτε απ τις δυο λωρίδες του οδοστρώματος. Υπολογίζεται βάση της τέταρτης μεθόδου που αναφέρει. Η προσέγγιση αυτή είναι ικανή να εντοπίσει την κόπωση σε αρχικά στάδια και χρησιμοποιείται για να προειδοποιήσει τον οδηγό πριν το αυτοκίνητο βγει εκτός πορείας.

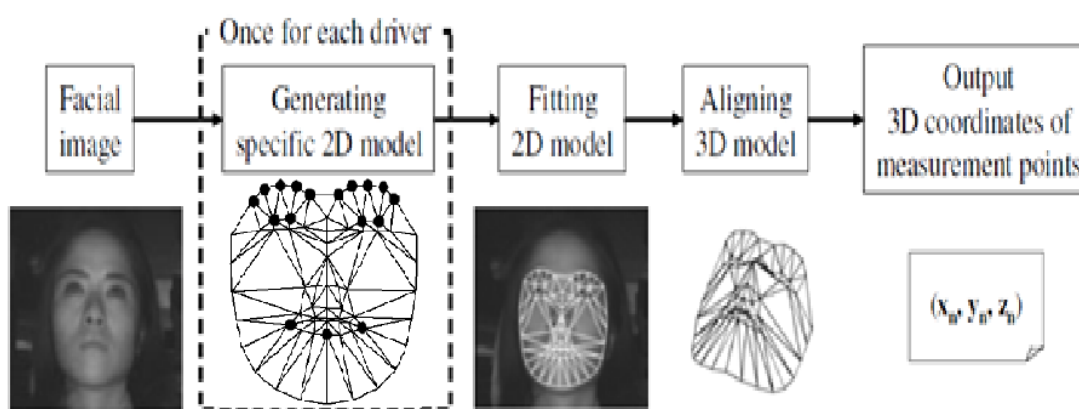
Ένας άλλος τρόπος εντοπισμού της κόπωσης είναι αυτός των ([Hachisuka, Ishida, Enya, & Kamijo, 2011](#)) ο οποίος στηρίζεται στην έκφραση του προσώπου. Κατά αυτόν, υπάρχουν κάποιοι μύες στο πρόσωπο του ανθρώπου οι οποίοι μπορούν να φανερώσουν την κόπωση λόγω της κατάστασης τους π.χ. το φρύδι όταν νοιώθουμε υπνηλία κινείται προς τα κάτω λόγω χαλάρωσης του μυ. Μέσα από έρευνα που διεξήγαγαν, εντόπισαν αυτούς τους μύες οι οποίοι φαίνονται στην παρακάτω εικόνα.



Εικόνα 23: Ενδεικτικά σημεία κόπωσης προσώπου.

Επιστώντας την προσοχή τους στα χαρακτηριστικά αυτά σημεία, εφαρμόζουν την μέθοδο των AAM(Active Appearance Model), η οποία εντοπίζει τα χαρακτηριστικά του προσώπου και συνθέτει τελικά μια τρισδιάστατη μάσκα. Τα χαρακτηριστικά αυτά είναι:

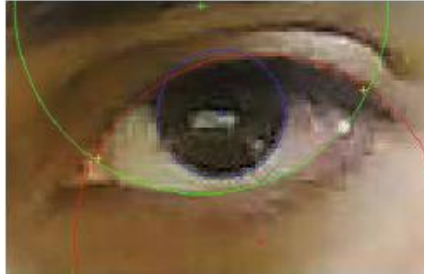
- 5 για κάθε φρύδι (δεξί και αριστερό),
- 2 για κάθε βλέφαρο και τέλος
- 3 για το κάτω χείλος του στόματος.



Εικόνα 24: Εφαρμογή του AAM στο πρόσωπο.

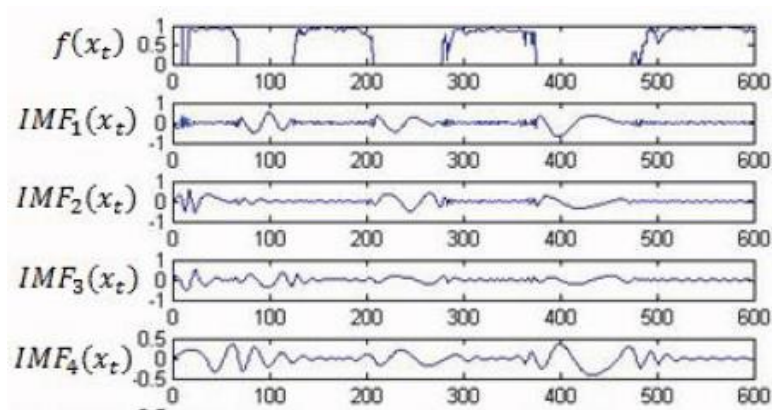
Κατά την παραπάνω μέθοδο αναγνωρίζονται 6 επίπεδα κόπωσης ξεκινώντας από την κανονική κατάσταση μέχρι τον ύπνο, Προκειμένου να κατηγοριοποιηθεί η κόπωση, χρησιμοποιούν τον αλγόριθμο k-Nearest-Neighbor ο οποίος αναλαμβάνει να συγκρίνει την έκφραση του προσώπου (βάση των 17 σημείων που έχει βρει) με μια βάση δεδομένων που έχει δημιουργηθεί και να ορίσει σε ποια από τα 6 επίπεδα αντιστοιχεί η συγκεκριμένη έκφραση.

Με σκοπό να εντοπίσουν την κόπωση και την υπνηλία οι (Akrouit & Mahdi, 2013) δίνουν μια διαφορετική προσέγγιση. Χρησιμοποιούν τον αλγόριθμο Viola & Jones για να εντοπίσουν το πρόσωπο και τα χαρακτηριστικά του, ενώ παράλληλα, εντοπίζουν την κόρη και τα δύο βλέφαρα (άνω και κάτω) χρησιμοποιώντας Circular Hough Transform.



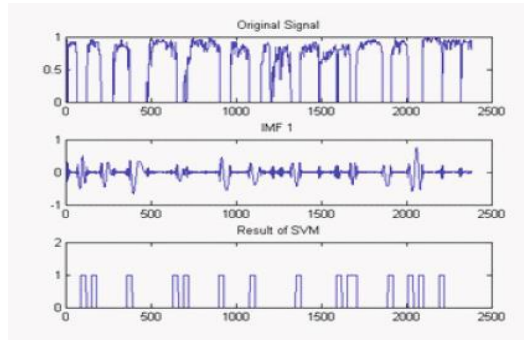
Εικόνα 25: Εντοπισμός κόρης, άνω και κάτω βλεφάρου.

Η κάθε κατάσταση του ματιού π.χ. 50% ανοιχτό δίνει διαφορετικό σήμα από αυτό του 75%. Η αποκωδικοποίηση του σήματος γίνεται βάση του Fourier Transform . Έπειτα αυτό το σήμα τροφοδοτείται ως είσοδος στον αλγόριθμο Empirical Mode Decomposition (EMD) και στην έξοδο του εφαρμόζεται ένα ζωνοπερατό φίλτρο (Band Pass method, BP).



Εικόνα 26: Εφαρμογή του EMD και BP method

Στο τέλος της διαδικασίας, τα αποτελέσματα μετά την εφαρμογή των EMD και BP, ταξινομούνται σε δύο καταστάσεις: ξύπνιος και κοιμισμένος. Για να διαχωριστούν τα δεδομένα χρησιμοποιούν ένα Support Vector Machine (SVM) , το οποίο ορίζει 0 την κατάσταση κατά την οποία ο οδηγός είναι ξύπνιος και 1 όταν κοιμάται .



Εικόνα 27: Τελικό αποτέλεσμα SVM

Μία παρόμοια (ή εξίσου σημαντική) προσέγγιση είναι αυτή των ([Oyini Mbouna, Kong, & Chun, 2013](#)) που λαμβάνουν υπόψη τους χαρακτηριστικά τα οποία φανερώνουν κόπωση και υπνηλία. Αυτά τα χαρακτηριστικά είναι:

- η κατάσταση του ματιού (ανοιχτά, κλειστά ή μισάνοιχτα),
- η δραστηριότητα της κόρης (μετράει την απόκλιση του κέντρου της κόρης από το κέντρο του ματιού) και
- η στάση του κεφαλιού (μετράει τις κινήσεις που κάνει ο οδηγός με το κεφάλι του και είναι ενδεικτικό της απόσπασης της προσοχής).

Σε πρώτο στάδιο,, βάσει του αλγορίθμου Viola & Jones εντοπίζουν το πρόσωπο και σε επόμενη το χωρίζουν σε 4 μέρη ,όπου στα 2 πάνω βρίσκονται τα μάτια. Στη συνέχεια, εφαρμόζουν μορφολογικά φίλτρα για να απομακρυνθεί ο θόρυβος και μετά η εικόνα κατωφλιώνεται για να παραμείνει μόνο η κόρη. Το κέντρο της κόρης βρίσκεται βάση του κέντρου βάρους της περιοχής.

$$M_{pq} = \sum_x \sum_y I(x, y) x^p y^q$$

Εξίσωση 3: Τύπος υπολογισμού κέντρου βάρους.

Το κέντρο της κόρης ελέγχεται αν ανταποκρίνεται στο πραγματικό κέντρο βάσει της Ευκλείδειας απόστασης . Όσον αφορά στη στάση του κεφαλιού, δημιουργείται ένα τρισδιάστατο μοντέλο που περιγράφει το κεφάλι με τη βοήθεια ενός ειδικού προγράμματος, του Blender,. Με τη χρήση του τρισδιάστατου μοντέλου και των χαρακτηριστικών του προσώπου υπολογίζεται η μετατόπιση του κεφαλιού χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο POSIT . Το μοντέλο αυτό ακολουθείται για τυχόν μετατοπίσεις (tracking) από τον αλγόριθμο Lucas – Kanade Optical Flow . Όσον αφορά στην κατάσταση της κόρης, υπολογίζεται διαιρώντας το ύψος της κόρης με το ύψος του ματιού. Αν Το αποτέλεσμα αυτής της πράξης είναι μεγαλύτερο του 0.33

τότε το μάτι είναι ανοιχτό, ενώ αν είναι μικρότερο του 0.28 είναι κλειστό. Μία ενδιάμεση τιμή δηλώνει ότι το μάτι είναι μισάνοιχτο. Μία από τις ενδείξεις κόπωσης είναι η δραστηριότητα της κόρης, αφού όσο μεγαλύτερο είναι το αίσθημα της κόπωσης τόσο μικρότερη είναι η δραστηριότητά της. Προκειμένου να την υπολογίσουμε, εντοπίζουμε την απόκλιση του κέντρου της κόρης ανάμεσα σε δυο διαδοχικά frame. Εξίσου σημαντικός είναι και ο υπολογισμός της κόπωσης που προκύπτει από τη διαίρεση του συνόλου των frames όπου τα μάτια είναι κλειστά με το συνολικό αριθμό των frames για ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα. Στο σημείο αυτό αξίζει να επισημανθεί ότι μέσω ενός SVM (Support Vector Machine) ,για να εντοπιστεί η κόπωση επαρκώς θα πρέπει να χρησιμοποιηθούν και οι 3 αρχικές ενδείξεις που προαναφέρθηκαν και όχι η κάθε μια μόνη της.

2.3 Ανιχνευτές Προσώπων (Face Detectors)

Οι μέθοδοι εντοπισμού χαρακτηριστικών (feature detection) εντάσσονται στην γενικότερη κατηγορία του Computer Vision και αφορούν τους αλγόριθμους εκείνους οι οποίοι είναι ικανοί να εντοπίσουν σε μια ψηφιακή εικόνα τα χαρακτηριστικά εκείνα που επιθυμούμε εμείς. Τέτοια χαρακτηριστικά μπορεί να είναι απομονωμένα σημεία, συνεχόμενες καμπύλες και συνδεδεμένες περιοχές. Στη δική μας περίπτωση, αυτό που μας ενδιαφέρει είναι ο εντοπισμός του προσώπου και ειδικότερα τα χαρακτηριστικά του. Υπάρχουν αρκετοί τομείς όπου ο εντοπισμός του προσώπου βρίσκει εφαρμογή, όπως στις φωτογραφικές μηχανές, αλλά και το marketing όπου μια webcam μπορεί να τοποθετηθεί σε μια τηλεόραση και να εντοπίζει την εθνικότητα, το φύλο και την ηλικία και να προωθεί διαφημίσεις προϊόντων που πιθανόν να προτιμώνται από καταναλωτές που φέρουν τα χαρακτηριστικά αυτά. Τα χαρακτηριστικά αυτά συνήθως περιλαμβάνουν τα μάτια, τη μύτη, το στόμα, τα αυτιά και γενικότερα σημεία του προσώπου τα οποία είναι εύκολο να εντοπιστούν με μια πρώτη ματιά. Παρακάτω θα αναλύσουμε τους αλγόριθμους AdaBoost, Viola & Jones

2.3.1 Adaptive Boosting (AdaBoost)

Ο Adaptive Boosting (AdaBoost) ([Αντωνάκος, 2012](#)) είναι ένας μέτα-αλγόριθμος μηχανικής μάθησης που προτάθηκε από τους Yoav Freund και Robert Schapire. Τον αλγόριθμο αυτό χρησιμοποιούν αρκετοί αλγόριθμοι για να βελτιστοποιήσουν και να μειώσουν τον χρόνο των διεργασιών τους. Η λειτουργία του AdaBoost έχει ως εξής: αρχικά εκτελείται ένας αδύναμος ταξινομητής πολλές φορές και για κάθε εκτέλεση του ανανεώνεται μια βάση δεδομένων η οποία περιέχει την κατανομή από βάση του αλγόριθμου η οποία αναδεικνύει την σημαντικότητα των δεδομένων

$$h_i(x, f_i, p_i, \theta_i) = \begin{cases} 1, & \text{αν } p_i f_i(x) < p_i \theta_i \\ 0, & \text{αλλιως} \end{cases}$$

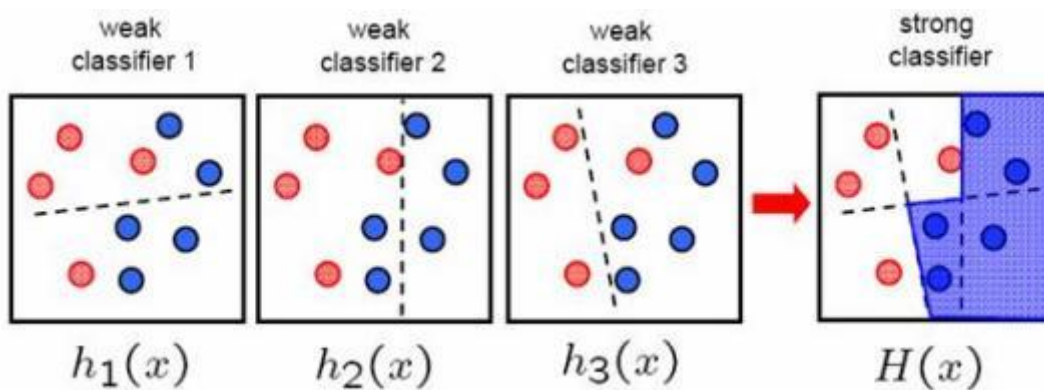
Εξίσωση 4: AdaBoost

όπου $f_i(x)$ είναι το διάνυσμα ενός χαρακτηριστικού υπολογισμένου παράθυρου x , p_i είναι η πιθανότητα και θ_i είναι το κατώφλι. Τα στοιχεία p_i και θ_i μπορούν να υπολογιστούν με δύο τρόπους, όπου και οι δύο βασίζονται στην κατανομή της πιθανότητας από την εφαρμογή των τιμών των χαρακτηριστικών στα θετικά δείγματα (οι εικόνες που περιλαμβάνουν πρόσωπα) και στα αρνητικά δείγματα (οι εικόνες που δεν περιλαμβάνουν πρόσωπα). Άρα, η τιμή του κατωφλίου υπολογίζεται είτε με την μέση τιμή των μέσων των δύο κατανομών είτε με το σημείο διασταύρωσης (crossover), που αντιστοιχεί σε τιμή f_i , τέτοια ώστε

$$p(f_i | \text{non-face}) = p(f_i | \text{face})$$

Εξίσωση 5: AdaBoost

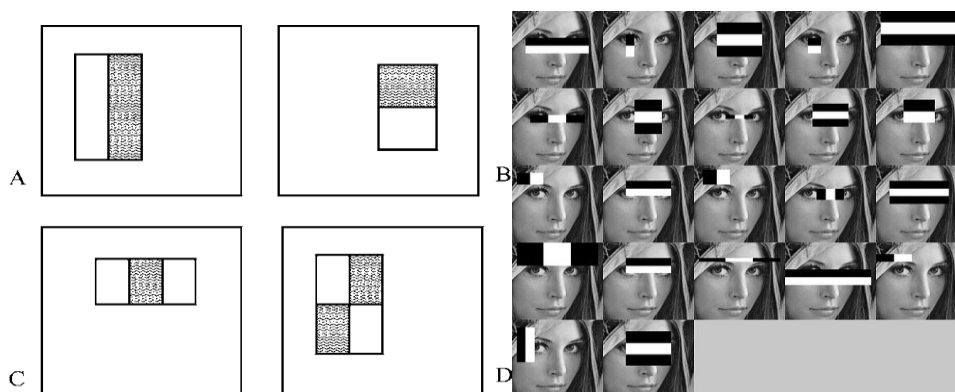
Άρα καταλήγει ότι ένα σύνολο χαρακτηριστικών ορίζει ένα αντίστοιχο σύνολο αδύναμων ταξινομητών. Στο επόμενο στάδιο οι αδύναμοι ταξινομητές συνδυάζονται από τον αλγόριθμο AdaBoost με σκοπό να δημιουργηθεί ένας δυνατός ταξινομητής.



Εικόνα 28: Διαδικασία όπου οι αδύναμοι ταξινομητές συνδυάζονται για έναν δυνατό ταξινομητή

2.3.2 Viola & Jones

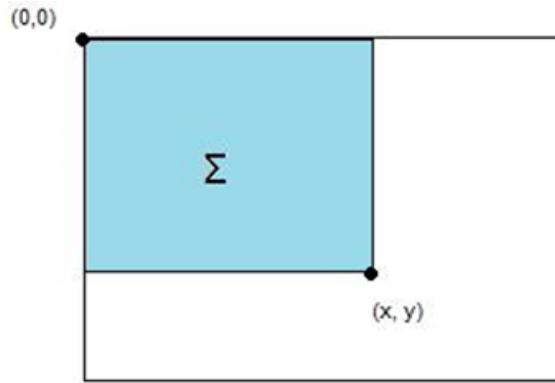
Ο αλγόριθμος των Viola & Jones ([Viola & Jones, 2004](#)) είναι ευρέως διαδεδομένος και είναι βασισμένος στον αλγόριθμο AdaBoost όπου αναζητεί τα χαρακτηριστικά που θέλει να εντοπίσει και να εξάγει σε ορθογώνιες περιοχές. Όμως, τα χαρακτηριστικά αυτά συνήθως δεν βρίσκονται σε ένα μόνο ορθογώνιο αλλά σε περισσότερα με αποτέλεσμα να είναι πολύ πιο σύνθετα. Αρχικά, ο αλγόριθμος τοποθετεί ένα ορθογώνιο το οποίο διατρέχει όλη την εικόνα κατά μήκος και είναι ικανό να εντοπίσει κάποια χαρακτηριστικά (features detection).



Εικόνα 29: Αριστερά τα ορθογώνια που εφαρμόζει ο αλγόριθμος για να εντοπίσει τα χαρακτηριστικά και δεξιά η εφαρμογή τους πάνω σε μια εικόνα.

Στη συνέχεια τα ορθογώνια αυτά κλιμακώνονται και η διαδικασία ανίχνευσης χαρακτηριστικών επαναλαμβάνεται. Οι Viola – Jones χρησιμοποίησαν έναν cascade ταξινομητή (classifier) ο οποίος αντί να εντοπίζει τα πρόσωπα απορρίπτει τα μη-πρόσωπα, αφού είναι ταχύτερο ως διαδικασία και πιο αποτελεσματική. Επιπροσθέτως, ο ταξινομητής χωρίζει μια ακόμα κατηγορία, τα πιθανά πρόσωπα, τα οποία όταν ξανατρέξει ο detector τις επόμενες φορές καθορίζεται αν θα κατηγοριοποιηθούν ως μη πρόσωπα ή σαν πρόσωπα.

Ο αλγόριθμος αυτός χρησιμοποιεί την ολοκληρωτική εικόνα (integral image) η οποία είναι μια ιδιαίτερη αναπαράσταση της εικόνας που ελέγχεται. Με την ολοκληρωτική εικόνα η όλη διαδικασία ανίχνευσης επιταχύνεται σημαντικά.



Εικόνα 30: Ολοκληρωτική αναπαράσταση εικόνας

Η ολοκληρωτική τιμή μίας εικόνας στην περιοχή (x,y) ορίζεται ως το άθροισμα των τιμών όλων των εικονοστοιχείων από πάνω και αριστερά του (x,y) :

$$(1) \quad \ddot{i}(x, y) = \sum_{j=0}^x \sum_{k=0}^y I(j, k)$$

Όπου το $\ddot{i}(x, y)$ είναι η τιμή της ολοκληρωτικής εικόνας στο σημείο (x,y) και το $I(x,y)$ είναι η τιμή της αρχικής εικόνας. Η παραπάνω εξίσωση μπορεί να ξαναγραφεί με χρήση των παρακάτω αναδρομικών σχέσεων.

$$(2) \quad r(x, y) = r(x, y-1) + I(x, y)$$

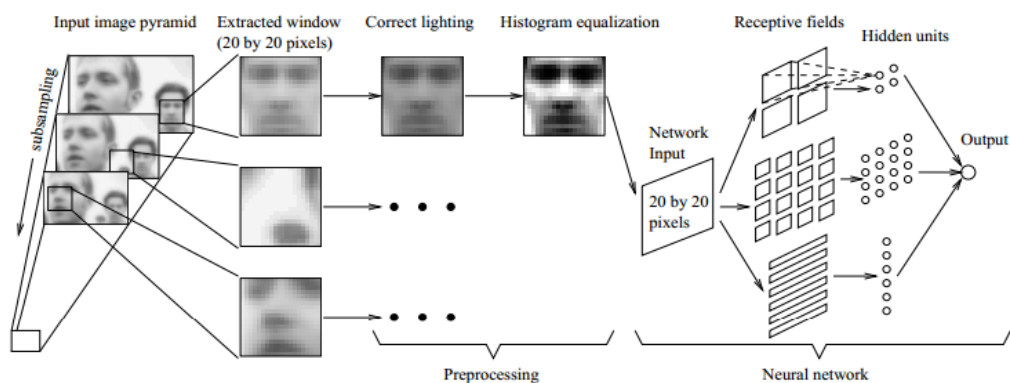
$$(3) \quad \ddot{i}(x, y) = \ddot{i}(x-1, y) + r(x, y)$$

Ως $r(x,y)$ ορίζεται το συσσωρευτικό άθροισμα στήλης $r(x,-1) = 0$, $\ddot{i}(-1,y) = 0$ και $\ddot{i}(x,-1) = 0$. Με χρήση αυτών των αναδρομικών σχέσεων η ολοκληρωτική εικόνα μπορεί να υπολογισθεί με μόνο ένα πέρασμα της αρχικής εικόνας.

2.3.3 Εντοπισμός Προσώπου Βάση Νευρωνικού Δικτύου

Ο τρόπος αυτός χωρίζεται σε δύο στάδια ([Rowley, Baluja, & Kanade, 1998](#)). Στο πρώτο στάδιο ένα φίλτρο διάστασης 20×20 εφαρμόζεται στην εικόνα και δίνει αποτέλεσμα 1 αν σε αυτό το σημείο υπάρχει πρόσωπο και -1 σε περίπτωση που δεν υπάρχει. Το φίλτρο αυτό εφαρμόζεται σε κάθε σημείο της εικόνας. Για να εντοπιστούν πρόσωπα μεγαλύτερα του παραθύρου του φίλτρου 20×20 η εικόνα υποδειγματοληπτείται κατά παράγοντα 1.2 και η διαδικασία επαναλαμβάνεται. Το επόμενο βήμα αφορά την προεπεξεργασία της εικόνας πριν εισέλθει στο νευρωνικό δίκτυο. Αρχικά, γίνονται διορθώσεις στο φωτισμό και γίνεται εξισορρόπηση του

ιστογράμματος. Στη συνέχεια η εικόνα εισέρχεται στο νευρωνικό δίκτυο όπου υφίστανται 3 τύποι κρυμμένων πεδίων, οι τύποι αυτοί είναι: α) 4 μονάδες οι οποίες ελέγχουν μια υποπεριοχή των 10x10 pixel, β) 16 μονάδες οι οποίες ελέγχουν μια υποπεριοχή των 5x5 pixel, γ) 6 μονάδες οι οποίες ελέγχουν μια υποπεριοχή των 20x5 pixel. Το δεύτερο στάδιο αφορά κάποιες βελτιώσεις που γίνονται προκειμένου να μειωθούν οι εσφαλμένοι εντοπισμοί.



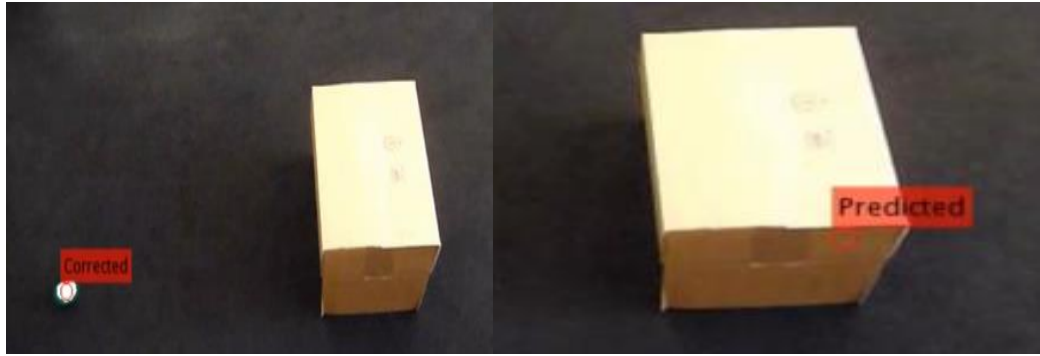
Εικόνα 31: Διαδικασία εντοπισμού προσώπου μέσω νευρωνικού δικτύου.

2.4 Μέθοδοι Tracking

Με την όρο *Tracking* εννοούμε τον ορισμό κάποιων συγκεκριμένων σημείων που θέλουμε να ακολουθούμε συνεχώς και να ξέρουμε την ακριβή τους θέση. Τη λειτουργία αυτή αναλαμβάνουν να διεκπεραιώσουν κάποιοι αλγόριθμοι. Παρακάτω θα αναλύσουμε ορισμένους αλγόριθμους όπως ο Kalman Filter, ο Active Appearance Models, ο Optical Flow, ο Kanade-Lucas-Tomasi.

2.4.1 Φίλτρο Kalman

Όσον αφορά το φίλτρο Kalman, κατά τη δεκαετία 1960 1970 1980 χρησιμοποιήθηκε κατά κόρον σε προβλήματα παρακολούθησης τροχιάς πυραύλων και πλοήγησης πλοίων. Το φίλτρο αυτό αναλαμβάνει να κάνει την εκτίμηση της θέσης του αντικειμένου (object tracking) αλλά και την πρόβλεψη της θέσης του (prediction) αν χαθεί για λίγο από το οπτικό πεδίο της κάμερας.



Εικόνα 32: Εφαρμογή αλγορίθμου Kalman με εκτίμηση θέσης (αριστερά) και πρόβλεψη θέσης (δεξιά)

Το φίλτρο Kalman είναι ένα αναδρομικό φίλτρο που υπολογίζει την κατάσταση ενός γραμμικού δυναμικού συστήματος από μια σειρά μετρήσεων θορύβου.

Αν $p(X_{k-1} | Z_{1:k-1})$ είναι Γκαουσιανό μπορεί να αποδειχθεί ότι και το $p(X_k | Z_{1:k})$ είναι Γκαουσιανό. Αυτό ισχύει αν

- x_{k-1} και n_k έχουν σχεδιαστεί από τις Γκαουσιανές διανομές των γνωστών παραμέτρων
- $f_k(x_{k-1}, v_{k-1})$ είναι γνωστό και είναι γραμμική συνάρτηση των x_{k-1}, v_{k-1}
- $h_k(x_k, n_k)$ είναι μια γνωστή γραμμική συνάρτηση των x_k, n_k

Έτσι οι αρχικές Μπαγесиανές (Bayesian) μη γραμμικές συναρτήσεις

$$(1) \quad x_k = f_k(x_{k-1}, v_{k-1})$$

$$(2) \quad z_k = h_k(x_k, n_k)$$

μπορούν να ξαναγραφτούν ως:

$$(3) \quad x_k = F_k x_{k-1} + n_{k-1}$$

$$(4) \quad z_k = H_k x_k + n_k$$

όπου τα F_k, H_k είναι γνωστοί πίνακες που ορίζουν τις γραμμικές συναρτήσεις.

Ο αλγόριθμος Kalman ο οποίος προέρχεται από τις εξής εξισώσεις:

$$(5) \quad p(X_k | Z_{1:k-1}) = \int p(X_k | X_{k-1}) p(X_{k-1} | Z_{1:k-1}) dx_{k-1}$$

$$(6) \quad p(X_k | Z_{1:k}) = \frac{p(z_k | x_k) p(x_k | z_{1:k-1})}{p(z_k | z_{1:k-1})}$$

ορίζεται από την παρακάτω αναδρομική σχέση:

$$(7) \quad p(X_k | Z_{1:k-1}) = N(X_{k-1}; m_{k-1|k-1}, P_{k-1|k-1})$$

$$(8) p(X_K | Z_{1:K-1}) = N(X_K; m_{k|k-1}, P_{k|k-1})$$

$$(9) p(X_K | Z_{1:K}) = N(X_K; m_{k|k}, P_{k|k})$$

όπου:

$$(10) m_{k|k-1} = F_k m_{k-1|k-1}$$

$$(11) P_{k|k-1} = Q_{k-1} + F_k P_{k-1|k-1} F_k^T$$

$$(12) m_{k|k} = m_{k|k-1} + K_k (z_k - H_k m_{k|k-1})$$

$$(13) P_{k|k} = P_{k|k-1} - K_k H_k P_{k|k-1}$$

και όπου $N(x; m, P)$ είναι η Γκαουσιανή πυκνότητα με όρισμα x , μέσο m και συνδιακύμανση P και

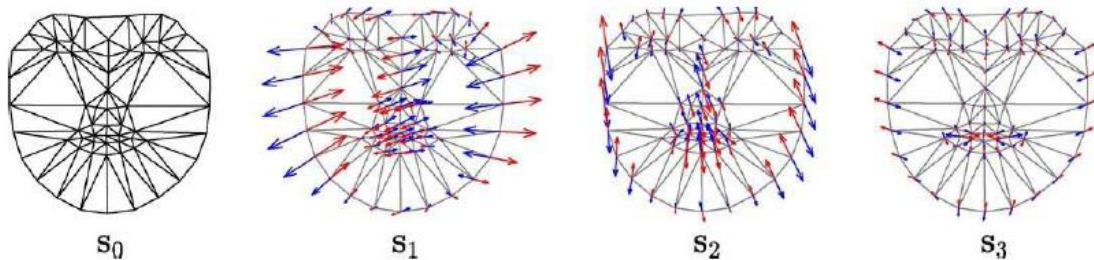
$$(14) S_k = H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k$$

$$(15) K_k = P_{k|k-1} H_k^T S_k^{-1}$$

αυτά είναι η συνδιακύμανση του καινοτόμου όρου $z_k - H_k m_{k|k-1}$ και του κέρδους του Kalman αντίστοιχα. ([Arulampalam, Maskell, Gordon, & Clapp, 2002](#)).

2.4.2 Ενεργά Μοντέλα Εμφάνισης (Active Appearance Models)

Αρχικά, τα Ενεργά Μοντέλα Εμφάνισης (Active Appearance Models, AAM) προτάθηκαν από τους T. F. Cootes, G. J. Edwards και C. J. Taylor και στη συνέχεια οι Baker και Matthews πρόσθεσαν νέους αλγόριθμους, γρηγορότερους και αποδοτικότερους από τους προηγούμενους για την εφαρμογή των AAM ([Κούτρας, 2012](#)). Τα AAM περιγράφουν συγκεκριμένες κατηγορίες όπως το πρόσωπο ή τα ματιά τα οποία (αν αναφέρεσαι στα μάτια) αποτελούν μη γραμμικά, παραμετρικά γεννητικά μοντέλα. Το μοντέλο εμφάνισης αποτελείται από σχήμα και υφή και εκπαιδεύεται από ένα σύνολο εικόνων.

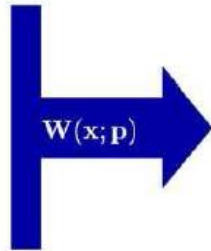


Εικόνα 33: Μοντέλο σχήματος



Εικόνα 34: Μοντέλο υφής.

$$\text{Appearance, } A = A_0 + 3559A_1 + 351A_2 - 256A_3 \dots$$



$$\text{Shape, } s = s_0 - 54s_1 + 10s_2 - 9.1s_3 \dots$$

Εικόνα 35: Διαδικασία δημιουργίας πρωτότυπης εικόνας μεταβάλλοντας τις παραμέτρους σχήματος και υφής

Όπως αναφέραμε προηγουμένως, τα AAMs αποτελούνται από 2 ξεχωριστά μοντέλα, του σχήματος και της υφής. Όσον αφορά το μοντέλο σχήματος, αποτελείται από έναν γράφο ο οποίος καθορίζεται από τις κορυφές του. Ως σχήμα s ορίζεται το διάνυσμα των δυσδιάστατων συντεταγμένων των u κορυφών που σχηματίζουν το γράφο:

$$(1) \quad s = (x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_u, y_u)^T$$

Η γραμμική μεταβολή χαρακτηρίζει το μοντέλο του σχήματος των AAMs. Το σχήμα s_p ορίζεται ως ένα βασικό σχήμα s_0 στο οποίο προστίθεται ένας γραμμικός συνδυασμός n διανυσμάτων σχήματος s_i :

$$(2) \quad s_p = s_0 + \sum_{i=1}^n p_i s_i$$

Οι παράμετροι του σχήματος αποτελούνται από τους συντελεστές p_i ενώ τα διανύσματα s_i θεωρούνται ορθοκανονικά. Εφαρμόζοντας Principal Component Analysis (PCA) στους γράφους του σχήματος s^j , κατασκευάζεται το μοντέλο σχήματος των AAMs από ένα επισημασμένο σύνολο k εικόνων εκπαίδευσης. Το σχήμα βάσης s_0 είναι το μέσο σχήμα του συνόλου εκπαίδευσης:

$$(3) \quad s_o = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k s^j$$

ενώ τα διανύσματα s_i υπολογίζονται από τις ιδιοτιμές του πίνακα συμμεταβλητότητας:

$$(4) \quad S = \frac{1}{k-1} \sum_{j=1}^k (s^j - s_0) (s^j - s_0)^T$$

Τέλος, χρησιμοποιείται ένας επιπλέον Μετασχηματισμός Ομοιότητας 4 βαθμών ελευθερίας προκειμένου να συμπεριληφθεί στο μοντέλο του σχήματος η συνολική μεταβλητότητα του σχήματος. Ο Μετασχηματισμός αυτός είναι:

$$(5) \quad S_t(x) = \begin{pmatrix} 1+t_1 & -t_2 \\ t_2 & 1+t_1 \end{pmatrix} x + \begin{pmatrix} t_3 \\ t_4 \end{pmatrix}$$

Το δεύτερο μέλος των AAMs αφορά την υφή. Γενικότερα υφή ορίζουμε την αίσθηση που έχουμε από την επαφή μας με ένα σώμα. Μπορούμε να αντιληφθούμε όμως την υφή βλέποντας την. Άρα, αφού δεν μπορούμε να αγγίζουμε τα αντικείμενα στην οθόνη του ηλεκτρονικού υπολογιστή, την βλέπουμε και αντιλαμβανόμαστε πως θα ήταν αν αγγίζαμε το αντικείμενο. Για να αντιληφθεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος αρκεί να δει το χρώμα και την φωτεινότητα στο αντικείμενο. Με τον ίδιο τρόπο περιγράφεται και από τα AAMs η υφή, με το χρώμα και την φωτεινότητα. Η υφή ορίζεται μέσω του γράφου βάσης s_0 . Η υφή μπορεί να εκφραστεί σαν μια βασική εικόνα υφής $A_0(x)$ στην οποία προστίθεται ένας γραμμικός συνδυασμός m εικόνων υφής $A_i(x)$:

$$(1) \quad A_\lambda(x) = A_0(x) + \sum_{i=1}^m \lambda_i A_i(x) \quad \forall x \in S_0$$

όπου λ_i αποτελούν τις παραμέτρους υφής ενώ οι εικόνες $A_i(x)$ θεωρούνται ορθοκανονικές.

Πριν την εφαρμογή του PCA για το μοντέλο υφής γίνεται φωτομετρική ευθυγράμμιση των σχηματικά κανονικοποιημένων εικόνων υφής προκειμένου να αφαιρεθεί η επίδραση των καθολικών συνθηκών φωτισμού. Με τον τρόπο αυτό ορίζεται ένας καθολικός αφινικός μετασχηματισμός υφής που περιγράφει πολλαπλασιαστικές u_1 και προσθετικές u_2 αλλαγές στα επίπεδα φωτεινότητας:

$$(2) \quad T_u(I) = (u_1 + 1)I + u_2$$

Οι συνολικές παράμετροι που ελέγχουν την υφή μπορούν να συμπεριληφθούν σε ένα εκτεταμένο διάνυσμα παραμέτρων υφής: $\lambda = [u_{1:2}, \lambda_{1:m}]^T$ έχει μήκος $m+2$.

2.4.3 Optical Flow

Με τον όρο Οπτική Ροή (Optical Flow) εννοούμε την προβολή στο δισδιάστατο χώρο διανυσμάτων κίνησης των τρισδιάστατων αντικειμένων στο χώρο, πάνω στο επίπεδο της εκάστοτε εικόνας. Άρα αυτό που προσπαθεί να κάνει ο αλγόριθμος αυτός είναι να υπολογίσει κατά πόσο μετακινούνται τα εικονοστοιχεία (pixels) μεταξύ των κοντινών του πλαισίων (frames), αλλά και προς ποια κατεύθυνση. Το optical flow παριστάνεται σε κάθε σημείο της εικόνας από ένα διάνυσμα (u, v) τα οποία τα «u» είναι η συνιστώσα της ταχύτητας στον οριζόντιο άξονα και το «v» η συνιστώσα της ταχύτητας στο κατακόρυφο άξονα.

Για να υπολογιστεί το optical flow υπάρχουν 3 στάδια επεξεργασίας:

- (1) Αρχικά η εικόνα φιλτράρεται με ένα χαμηλοπερατό ή ζωνοπερατό φίλτρο για να εξαλείψουμε τον θόρυβο και να ενισχύσουμε τον λόγο του σήματος ως προς τον θόρυβο.
- (2) Στην συνέχεια, (διεξάγονται) βασικά μεγέθη όπως η χωρική και χρονική παραγωγή ή εύρεση συσχετίσεων μεταξύ τοπικών επιφανειών.
- (3) Τέλος, συνθέτονται όλα τα παραπάνω αποτελέσματα προκειμένου να προκύψει ένα δισδιάστατο επίπεδο κίνησης και γίνεται χρήση κάποιων παραδοχών για να βρεθεί η Οπτική Ροή.

Οι σχέσεις του αλγόριθμου Optical Flow είναι οι εξής:

έστω ότι $I(x, y, t)$ είναι το pixel που εξετάζεται, το οποίο στο χρονικό διάστημα $dt \rightarrow 0$ μετακινείται κατά dx, dy . Οπότε ισχύει:

$$(1) \quad I(x, y, t) = I(x + dx, y + dy, t + dt)$$

Με χρήση της σειράς Taylor 1^{ης} τάξης αναλύουμε τον πρώτο όρο της παραπάνω σχέσης ,θεωρώντας ότι οι ποσότητες των dx,dy είναι μικρές. Άρα προκύπτει :

$$(2) \quad I(x+dx, y+dy, t+dt) \cong I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x} dx + \frac{\partial I}{\partial y} dy + \frac{\partial I}{\partial t} dt$$

Χρησιμοποιώντας τους συμβολισμούς $I_x = \frac{\partial I}{\partial x}$, $I_y = \frac{\partial I}{\partial y}$, $I_t = \frac{\partial I}{\partial t}$ και μετά από απλούς μετασχηματισμούς της (2) προκύπτει η σχέση:

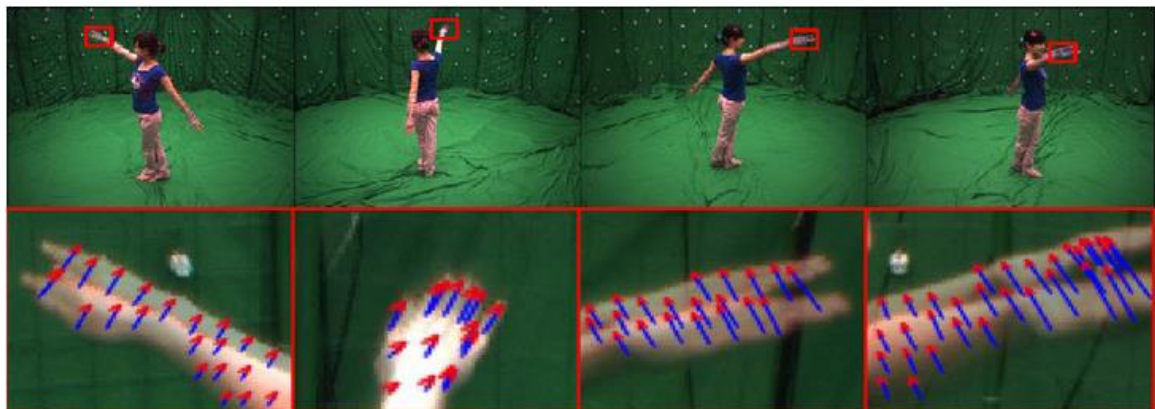
$(I_x, I_y)(u_x, u_y) = -I_t$ ή διαφορετικά στην μορφή:

$$(3) \quad \nabla I * \vec{u} = -I_t$$

όπου u_x, u_y οι συνιστώσες ταχύτητας στον άξονα x,y αντίστοιχα και ∇ το διανυσματικό μέγεθος της κλίσης. Η εξίσωση (3) ονομάζεται ‘εξίσωση περιορισμών διαδιάστατης κίνησης’. Η λύση της είναι οι τιμές τους και προκύπτει υπολογιστικά μέσω ενός αλγορίθμου ελαχιστοποίησης του σφάλματος, το οποίο ορίζεται από την σχέση

$$(4) \quad \int_D (\nabla I \cdot \vec{u} + I_t)^2 + \lambda^2 \left[\left(\frac{\partial u_x}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial u_x}{\partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial u_y}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial u_y}{\partial y} \right)^2 \right] dx dy$$

όπου εδώ το λ είναι ο παράγοντας ομαλοποίησης της κίνησης ([Παπαδόπουλος, 2005](#)) ([Διαμαντή, 2007](#)).



Εικόνα 36: Εφαρμογή του Optical Flow (τα βελάκια δείχνουν την κατεύθυνση της κίνησης δύο διαδοχικών frame)

2.4.4 Kanade – Lucas – Tomasi (KLT)

Ο αλγόριθμος KLT ([Κουζούπης, 2010](#)) είναι ευρέως διαδεδομένος λόγω της μικρής υπολογιστικής του πολυπλοκότητας αλλά και επειδή βασίζεται στο ανάπτυγμα Taylor, το οποίο δεν εισάγει σφάλματα στους υπολογισμούς.

Έστω I, J δύο εικόνες . Σκοπός είναι, στην εικόνα I να εντοπίσουμε ένα σημείο στην γνωστή θέση $x' = [x, y]^T$ και να βρούμε την μετατόπισή του $d = [d_x, d_y]^T$. Με δεδομένο W παράθυρο, μπορούμε να βρούμε την διαφορά μεταξύ του προηγούμενου και του τρέχοντος σημείου από την εξής συνάρτηση:

$$\varepsilon = \iint_w [J(x') - I(x' - d)]^2 dx'$$

Επομένως, εάν εφαρμόσουμε $x' = x + \frac{d}{2}$ κάνουμε την παραπάνω σχέση συμμετρική:

$$\varepsilon = \iint_w [J(x + \frac{d}{2}) - I(x + \frac{d}{2})]^2 dx$$

Στο επόμενο βήμα, θα πρέπει να βρούμε την τιμή εκείνη για το d η οποία ελαχιστοποιεί την ανομοιότητα της παραπάνω έκφρασης. Άρα, ψάχνουμε την τιμή του d που λύνει την εξίσωση:

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial d} = 0 = 2 \iint_w [J(x + \frac{d}{2}) - I(x + \frac{d}{2})] dx$$

Για να μπορέσουμε να λύσουμε ως προς d, εκφράζουμε την τιμή των μετατοπισμένων εικόνων από την επέκτασή τους σε σειρά Taylor, απαλείφοντας παραγώγους δεύτερης και ανώτερης τάξης.

$$J(x + \frac{d}{2}) \approx J(x) + \frac{d_x}{2} \frac{\partial J}{\partial x}(x) + \frac{d_y}{2} \frac{\partial J}{\partial y}(x)$$

Όπως και :

$$I(x - \frac{d}{2}) \approx I(x) - \frac{d_x}{2} \frac{\partial I}{\partial x}(x) - \frac{d_y}{2} \frac{\partial I}{\partial y}(x)$$

Επομένως, η νέα μορφή της εξίσωσης θα πάρει τη μορφή:

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial d} \approx \iint_w [J(x) - I(x) + \frac{1}{2} g^T(x) d] g(x) dx = 0$$

όπου

$$g = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x}(I+J) \\ \frac{\partial}{\partial y}(I+J) \end{bmatrix}$$

Στη συνέχεια ανακατατάσσουμε τους όρους με τον ακόλουθο τρόπο:

$$\iint_w [J(x) - I(x) + \frac{1}{2} g^T(x) d] g(x) dx = 0$$

$$\iint_w [J(x) - I(x)] g(x) = -\iint_w \frac{1}{2} g^T(x) dg(x) dx$$

$$\iint_w [J(x) - I(x)] g(x) = -\frac{1}{2} [\iint_w g^T(x) g(x) dx] d$$

Με τον τρόπο αυτό απλοποιήσαμε την έκφραση και την μετατρέψαμε σε μια 2x2 εξίσωση πινάκων:

$$Zd=e$$

Όπου Z είναι μια μήτρα διαστάσεων 2x2:

$$\iint_w g(x) g^T(x) dx$$

Και το e είναι διάνυσμα 2x1:

$$e = 2 \iint_w [I(x) - J(x)] g(x) dx$$

Τέλος, βάση της συνάρτησης $Zd = e$ μπορούμε να υπολογίσουμε την μετατόπιση d ενός σημείου ανάμεσα σε δυο εικόνες με ακρίβεια υπό-πίξελ. Σε περίπτωση που οι υπολογισμοί για την εύρεση της μετατόπισης είναι μια προσέγγιση τότε η διαδικασία επαναλαμβάνεται για περισσότερες από μια φορές και αν η μετατόπιση δεν συγκλίνει στο μηδέν τότε σημείο θεωρείται χαμένο. Χαμένα θεωρούνται επίσης και τα σημεία που μετακινούνται σε μεγάλη απόσταση, όμως για να χειριστούμε μια τέτοια κατάσταση εκτελούμε τις επαναλήψεις στις ίδιες εικόνες με χαμηλότερη ανάλυση και στη συνέχεια ξανά για πλήρη ανάλυση.



Εικόνα 37: Αριστερά ο εντοπισμός των σημείων και δεξιά tracking των σημείων.

Κεφάλαιο 3^ο : Μεθοδολογία Εντοπισμού Κόπωσης

3.1 Εισαγωγή

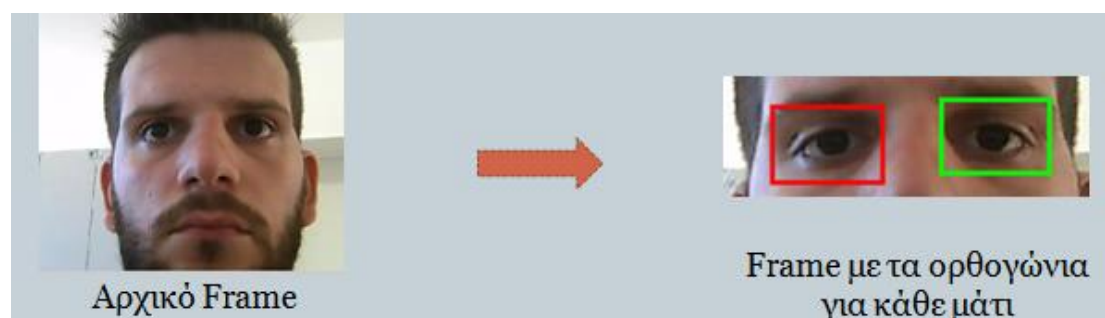
Υπάρχουν αρκετοί μέθοδοι εντοπισμού της κόπωσης και σε αυτό το κεφάλαιο θα αναπτύξουμε κάποιους από αυτούς. Αρκετοί μέθοδοι σε συνδυασμό με κάποιους άλλους έχουν αναφερθεί και αναπτυχθεί στο προηγούμενο κεφάλαιο. Το μεγαλύτερο ποσοστό των μεθόδων αφορά κυρίως χαρακτηριστικά του προσώπου και περισσότερο των ματιών όμως υπάρχουν και μέθοδοι που ασχολούνται με άλλα χαρακτηριστικά. Τα παρακάτω που θα παρουσιαστούν έχουν αναπτυχθεί και δοκιμαστεί με εικόνες και βίντεο που έχουν δημιουργηθεί για το σκοπό της συγκεκριμένης πτυχιακής.

3.2 Αλγοριθμική Μεθοδολογία

3.2.1 Εκτίμηση Κόπωσης Βάση Χρωματικής Κατωφλίωσης

Αρχικά, σε αυτή τη περίπτωση χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος Viola & Jones για τον εντοπισμό της περιοχής των ματιών στην αρχική εικόνα. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται για κάθε καρέ (frame) του βίντεο. Στη συνέχεια, με τον αλγόριθμο Canny Edge Detector ([Green, 2002](#)) ([Canny, 1986](#)) η εικόνα μετατρέπεται σε δυαδική μορφή (binary) όπου αναπαρίσταται μόνο η ίριδα του ματιού. .

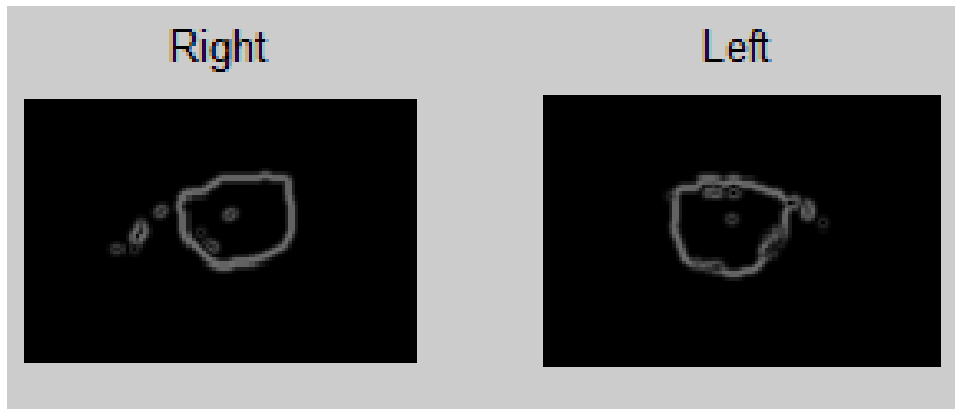
Ο αλγόριθμος των Viola & Jones αναλαμβάνει να εντοπίσει τα μάτια στην περιοχή του προσώπου. Στη συνέχεια για κάθε μάτι ξεχωριστά τοποθετείται ένα ορθογώνιο (bounding box).



Εικόνα 38: Εικόνα με τα ορθογώνια τοποθετημένα στο κάθε μάτι ξεχωριστά.

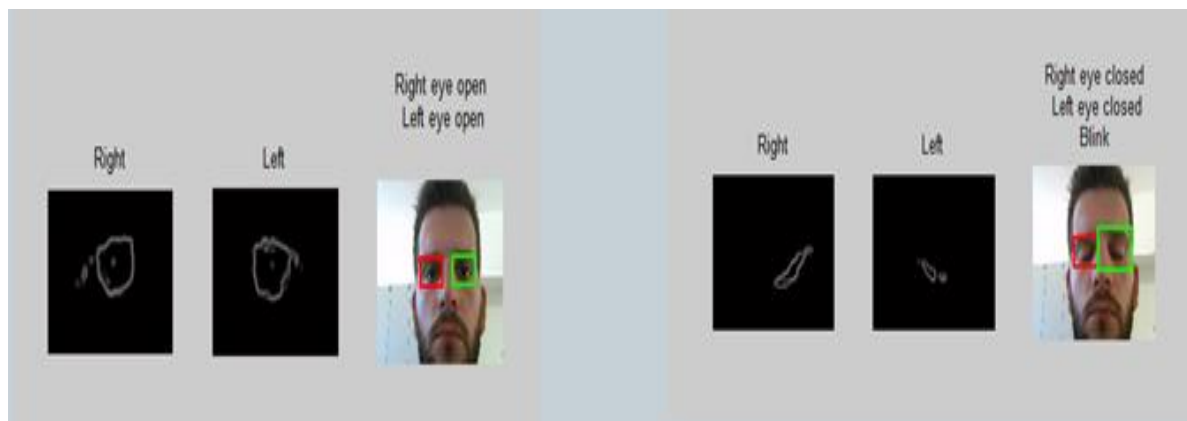
Στη συνέχεια δημιουργούνται ξεχωριστές εικόνες για το κάθε μάτι βάση του ορθογωνίου που έχει σχηματιστεί από την εφαρμογή του Viola & Jones. Για το κάθε μάτι ξεχωριστά εφαρμόζονται η χρωματική κατωφλίωση και στα 3 κανάλια χρώματος. Το αποτέλεσμα της χρωματικής κατωφλίωσης είναι η ίριδα και η κόρη

μαζί και στη συνέχεια φιλτράρεται από τον αλγόριθμο canny edge detector και τελικά παραμένει μόνο το περίγραμμα της ίριδας (εικόνα 39).



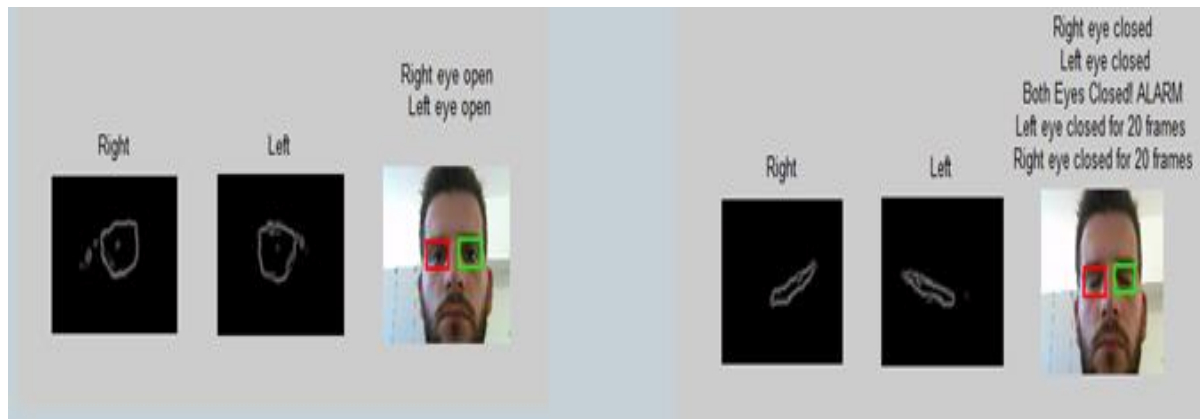
Εικόνα 39: Εφαρμογή Canny Edge Detector

Έπειτα, υπολογίζονται τα μη μηδενικά pixels της εικόνας σε κάθε frame και βγαίνει η μέση τιμή. Μπορούμε να υπολογίσουμε επιτυχώς το βλεφαρισμό όταν η τρέχουσα τιμή των μη μηδενικών pixels είναι μικρότερη από αυτή της μέσης τιμής για διάστημα μεγαλύτερο των 2 frames και μικρότερο των 16 frames αφού ένας βλεφαρισμός σε κανονικές συνθήκες διαρκεί από 1-4 msec και το κάθε frame αντιστοιχεί σε 0,03 sec.



Εικόνα 40: Κατάσταση βλεφαρισμού

Ενώ το μάτι θεωρείται κλειστό όταν η τρέχουσα τιμή είναι μικρότερη της μέσης τιμής για περισσότερο από 15 frames (εικόνα 41).



Εικόνα 41: Κατάσταση όπου τα μάτια είναι κλειστά.

3.2.2 Εκτίμηση κόπωσης μέσω βλεφαρισμών

Σύμφωνα με έρευνες που έχουν γίνει μέχρι σήμερα, έχει αποδειχθεί ότι το πλήθος των βλεφαρισμών αλλά ακόμα περισσότερο η διάρκεια τους είναι ένδειξη. Ο αριθμός των βλεφαρισμών αυξάνεται όλο και περισσότερο όταν η κόπωση γίνεται εντονότερη και αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι τα μάτια ξηραίνονται σε γρηγορότερο ρυθμό από το φυσιολογικό με αποτέλεσμα τα μάτια να αυξάνουν τους βλεφαρισμούς προκειμένου να προσαρμόσουν την σωστή υγρασία στο μάτι. Για να καταγράψουμε τον αριθμό των βλεφαρισμών, σύμφωνα με τον προηγούμενο αλγόριθμο (3.2.1) θα πρέπει αρχικά να σιγουρευτούμε ότι πρόκειται για βλεφαρισμό και όχι κάποιο τυχαίο σφάλμα. Ένας βλεφαρισμός διαρκεί από 0.2-0.4 δευτερόλεπτα που αντιστοιχούν σε 3-14 διαδοχικά frames, αφού ένα δευτερόλεπτο αντιστοιχεί σε 30 frames βάση της κάμερας μας. Για να ληφθεί η απόφαση ότι τα μάτια είναι κλειστά και πρόκειται για βλεφαρισμό θα πρέπει να είναι και τα δύο μάτια κλειστά για το διάστημα των 3-14 frames (το κάθε μάτι εξετάζεται ξεχωριστά). Για να μετρηθεί ο αριθμός των βλεφαρισμών χρησιμοποιούμε μια συνθήκη η οποία βασίζεται σε μια λογική μεταβλητή η οποία είναι ψευδής όταν τα μάτια είναι κλειστά ενώ αληθής όταν τα μάτια είναι κλειστά. Όταν η συνθήκη γίνει αληθής, λόγω της λογικής μεταβλητής, τότε ένας μετρητής που κρατάει τον αριθμό των βλεφαρισμών αυξάνεται κατά 1.

Όπως προαναφέρθηκε η διάρκεια των βλεφαρισμών αυξάνεται λόγω της κόπωσης. Είναι λογικό να συμβαίνει αυτό αφού όταν είμαστε κουρασμένοι όλες μας οι κινήσεις επιβραδύνονται, ακόμα και κάποιες λειτουργίες του εγκεφάλου που έχουν να κάνουν με την σκέψη, τα αντανακλαστικά κ.α. . Οπότε μιας και μελετάμε τα μάτια για διεξαγωγή αποφάσεων για την κόπωση, η διάρκεια των βλεφαρισμών είναι ενδεικτικός παράγοντας. Για να μετρήσουμε την διάρκεια των βλεφαρισμών χρησιμοποιούμε έναν μετρητή. Όταν ένα frame χαρακτηριστεί ως κλειστό, δηλαδή το μάτι είναι κλειστό, τότε έχουμε έναν μετρητή ο οποίος αυξάνει την τιμή του για κάθε frame που χαρακτηρίζεται κλειστό. Έτσι, με αυτόν τον τρόπο έχουμε τον ακριβή αριθμό των frames/χρονική διάρκεια όπου διήρκεσε ένας βλεφαρισμός.

3.2.3 Εκτίμηση κόπωσης μέσω Κατεύθυνσης βλέμματος (Gaze)

Αρκετοί έχουν χρησιμοποιήσει την κατεύθυνση του βλέμματος για να εντοπίσουν την κόπωση. Από μόνη της δεν αποτελεί τόσο ισχυρή ένδειξη αλλά σε συνδυασμό με άλλες ενδείξεις αποτελεί επιβεβαίωση της κατάστασης της κόπωσης. Όταν ένας οδηγός είναι ακόμα γεμάτος ενέργεια το βλέμμα του πολύ συχνά αλλάζει κατεύθυνση αφού παρατηρεί την διαδρομή και προσπαθεί να προβλέψει επερχόμενους κινδύνους. Σε αντίθετη περίπτωση όπου οδηγός είναι κουρασμένος η κατεύθυνση του βλέμματος του είναι για μεγάλα χρονικά διαστήματα προς μια μόνο κατεύθυνση. Άρα, αν μπορεί να βρεθεί η κατεύθυνση του βλέμματος και να υπολογιστεί η χρονική διάρκεια τότε μπορεί να αποτελέσει ένα ακόμα κριτήριο για την ανίχνευση της κόπωσης. Ένα μεγάλο ποσοστό όσων έχουν ασχοληθεί με τον εντοπισμό της κατεύθυνσης του βλέμματος χρησιμοποιούν μεθόδους που εμπεριέχουν φωτισμό της κόρης είτε με υπέρυθρη ακτινοβολία είτε με ορατό φως. Η καλύτερη επιλογή όμως είναι η υπέρυθρη ακτινοβολία και όχι το ορατό φως για τον απλό λόγο ότι το υπέρυθρο φως δεν εμποδίζει τον οδηγό στην όραση. Με τον φωτισμό του προσώπου εντοπίζεται η κατεύθυνση του βλέμματος βάση της αντανάκλασης που δημιουργείται πάνω στα μάτια. Πιο συγκεκριμένα, η λάμψη δημιουργείται περισσότερο πάνω στην κόρη και λιγότερο στην ίριδα. Όταν ο οδηγός κοιτάζει ευθεία τότε η λάμψη εμπεριέχεται μέσα στην περιοχή της κόρης μόνο, ενώ όταν κοιτάζει προς οποιαδήποτε άλλη κατεύθυνση τότε η λάμψη μετατοπίζεται ανάλογα με τη κίνηση του ματιού και εντοπίζεται στην περίμετρο της κόρης και πάνω στην ίριδα.

3.2.4 Εκτίμηση Κόπωσης μέσω Μεγέθους της κόρης

Το μέγεθος της κόρης αποτελεί ίσως το βασικότερο κριτήριο για τον εντοπισμό της κόπωσης. Το πόσο κουρασμένος είναι κάποιος μπορούμε εύκολα να το διακρίνουμε στα μάτια του. Σε φυσιολογική κατάσταση ένας άνθρωπος έχει σταθερό μέγεθος κόρης αλλά και η κόρη του είναι σχετικά μεγάλη έτσι ώστε να μπορεί να επεξεργάζεται ο εγκέφαλος μεγάλες ποσότητες πληροφορίας. Καθώς όμως περνάμε στην κατάσταση της κόπωσης τότε το μέγεθος της κόρης γίνεται πιο ρευστό, δηλαδή αλλάζει πιο συχνά μέγεθος και ακόμα η κόρη διαστέλλεται αρκετά αφού πια η εγκεφαλική δραστηριότητα έχει κατασταλεί, άρα ο όγκος της πληροφορίας που μπορεί να διαχειριστεί είναι αρκετά μικρότερος. Επομένως, οι περισσότεροι αυτών που έχουν ασχοληθεί με την ανίχνευση κόπωσης περιλαμβάνουν στα κριτήρια τους το μέγεθος της κόρης.

Κεφάλαιο 4ο : Αλγόριθμος Εντοπισμού Κόπωσης

4.1 Εισαγωγή

Σε αυτό εδώ το κεφάλαιο θα αναπτύξουμε την μέθοδο που έχει την μεγαλύτερη επιτυχία και ακρίβεια. Μετά από αρκετές δοκιμές και εκτενή έρευνα πάρθηκε η απόφαση ότι τα καλύτερα δυνατά αποτελέσματα τα παίρνουμε στο κοντινό πεδίο των υπέρυθρων. Επιλέγουμε το συγκεκριμένο φάσμα διότι οι κόρες των ματιών διακρίνονται πάντοτε ακόμα και σε δυσμενής συνθήκες φωτισμού. Πιο συγκεκριμένα το ηλεκτρομαγνητικό φάσμα αναλύεται ως εξής:



Εικόνα 42: Το ηλεκτρομαγνητικό φάσμα.

Τμήμα Ακτινοβολίας	Μήκος Κύματος
Ακτίνες Χ	0,3-100 Å
Υπεριώδες	200-400 nm
Ορατό	400-800 nm
Εγγύς Υπέρυθρο	0,8-2,5 μm (10000-4000 cm ⁻¹)
Υπέρυθρο	2,5-15 μm (4000-400 cm ⁻¹)
Άπω Υπέρυθρο	15-200 μm (400-10 cm ⁻¹)
Μικροκύματα	0,2-7,0 mm
Ραδιοσυχνότητες	100-10000 m

Εικόνα 43: Η αντιστοιχία για κάθε ακτινοβολία και μήκος κύματος.

Ο άνθρωπος είναι ικανός να δει μόνο το ορατό φάσμα. Οτιδήποτε είναι έξω από αυτό δεν μπορεί να το αντιληφθεί με την όραση. Λόγω της ιδιαιτερότητας της ανθρώπινης

φύσης των ματιών, μπορούμε να εκμεταλευτούμε αυτό το γεγονός προς όφελος μας. Δηλαδή μπορούμε κατά την βραδινή περίοδο να φωτίζουμε το πρόσωπο με φως υπέρυθρων, έτσι ώστε να μπορούμε να διακρίνουμε το πρόσωπο αλλά ο οδηγός να μην ενοχλείται από το φως αυτό.

4.2 Καταγραφή video

Για την συγκεκριμένη πτυχιακή «τραβήχτηκαν» εξήντα βίντεο (δύο από κάθε άτομο). Χρησιμοποιήθηκε μια web camera μάρκας HP και μοντέλο HD 4310.

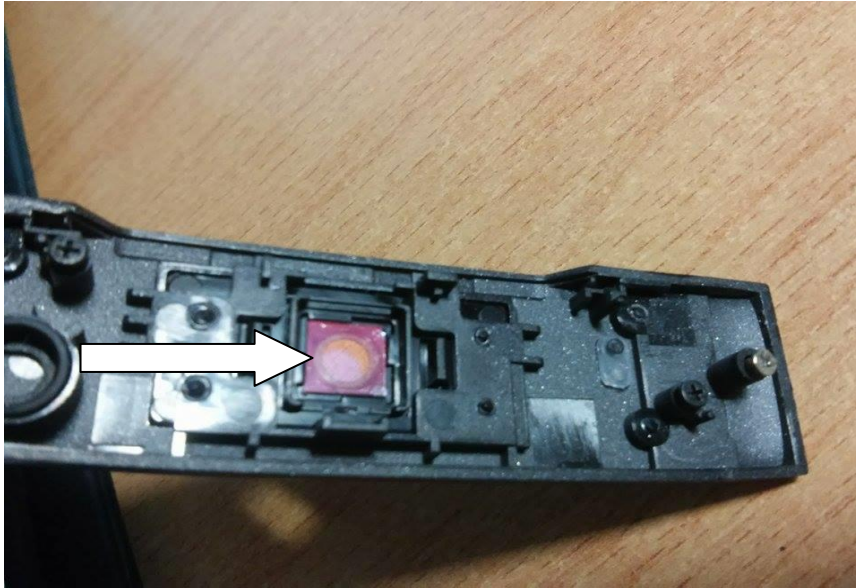


Εικόνα 44: Η web camera που χρησιμοποιήθηκε.

Στη συνέχεια η κάμερα τροποποιήθηκε έτσι ώστε να είναι ικανή να τραβάει στο υπέρυθρο φάσμα . Αρχικά αφαιρέθηκε το μπροστινό μέρος της κάμερας και αφαιρέθηκε μαζί με αυτό το φίλτρο που απορροφάει το υπέρυθρο φως.

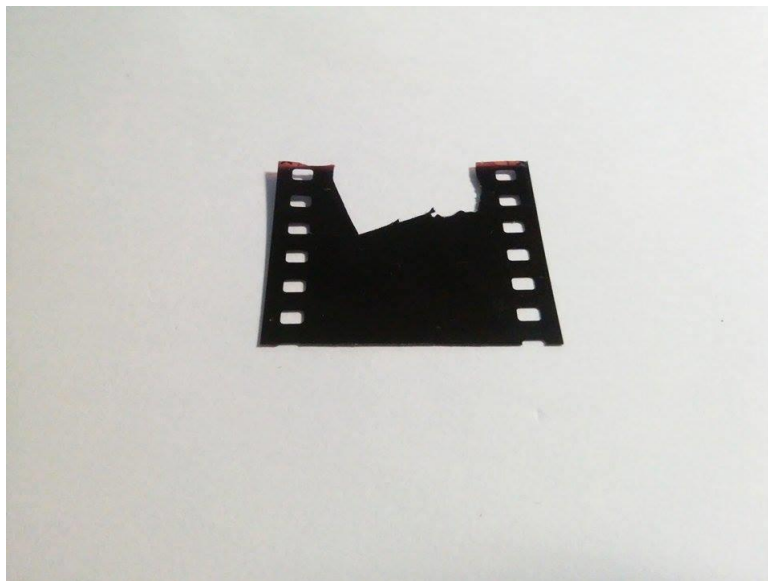


Εικόνα 45:Μπροστινό μέρος της κάμερας.



Εικόνα 46: Το γυάλινο φίλτρο (λευκό βέλος) που απορροφάει το υπέρυθρο φως.

Στη συνέχεια προστέθηκε μπροστά από το φακό της κάμερας το μαύρο αρνητικό φωτογραφικό φιλμ και στο πλάι από κάθε μεριά προστέθηκαν 2 led υπέρυθρου φωτός (χρώματος: διάφανου μπλε , μήκος κύματος: 950nm, γωνία: $\pm 50^\circ$, If: 150mA, μέγεθος: 5mm). Επίσης, τα 2 led συνδέθηκαν με ένα τροφοδοτικό ρεύματος για την λειτουργία τους όταν ήταν απαραίτητα (κυρίως τις νυχτερινές λήψεις όπου επικρατούσε απόλυτη απουσία φωτός)



Εικόνα 47:Αρνητικό φωτογραφικού φιλμ



Εικόνα 48:Υπέρυθρο led

Όπως προαναφέρθηκε λήφθηκαν εξήντα βίντεο των 5 λεπτών το καθένα, από τριάντα ξεχωριστά άτομα, ένα για την κατάσταση της κόπωσης και ένα για την φυσιολογική κατάσταση. Το βίντεο της φυσιολογικής κατάστασης συνήθως γινόταν πρωινές ώρες πριν το άτομο ξεκινήσει τις δραστηριότητες του, ενώ το βίντεο της κόπωσης γινόταν βράδυ μετά από όλες τις καθημερινές δραστηριότητες, λίγο πριν τον ύπνο. Για την λήψη των βίντεο η κάμερα είχε τοποθετηθεί σε απόσταση περίπου 40-50 cm από το πρόσωπο.



Εικόνα 49: Λήψη εικόνας σε απόλυτο σκοτάδι με το υπέρυθρο φως από τα led να πέφτουν πάνω στο πρόσωπο

Οποιαδήποτε κάμερα η οποία τραβάει στο ορατό φάσμα θα μας έδινε μια μαύρη εικόνα. Η μόνη επιλογή που θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί έτσι ώστε μια απλή κάμερα να μας δίνει εικόνα σε απόλυτο σκοτάδι θα ήταν μια πηγή φωτός. Στην περίπτωση όμως που θα χρησιμοποιούσαμε ορατό φως για να πάρουμε εικόνα, θα υπήρχε πρόβλημα στην ορατότητα του οδηγού και ακόμα θα υπήρχε διαφοροποίηση

στα χαρακτηριστικά της κόπωσης. Όταν το ορατό φως εισέρχεται στην κόρη αυτή διαστέλλεται, ενώ σε αντίθεση με το υπέρυθρο φως όπου δεν επηρεάζει την κόρη (συστολή – διαστολή) και δεν επηρεάζει την ορατότητα του οδηγού.

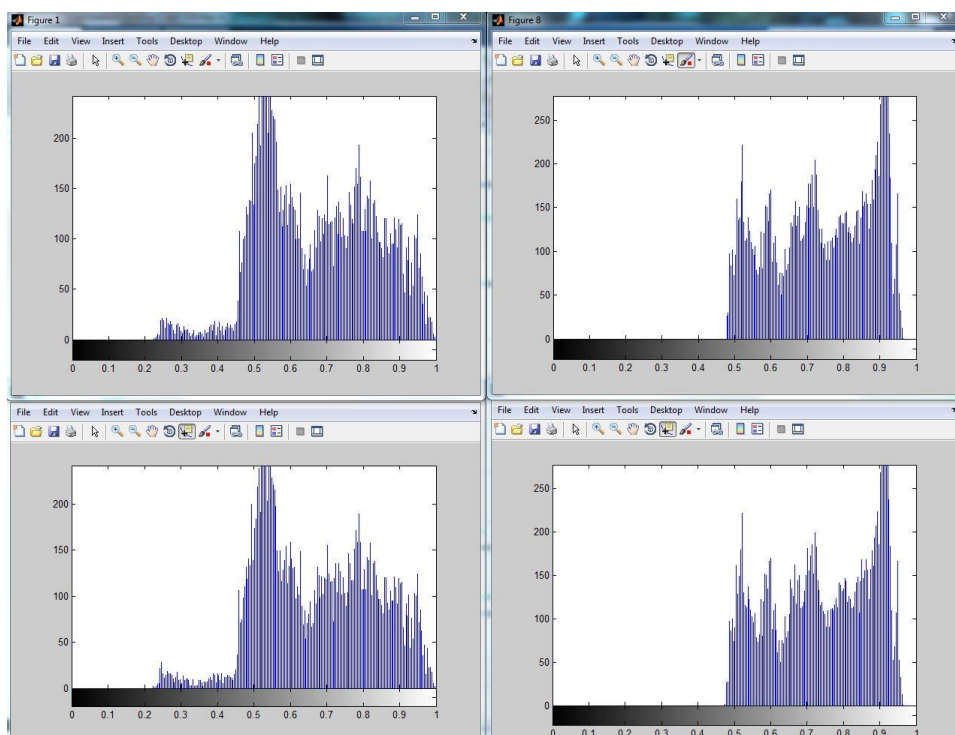
4.3 Επιλογή Χαρακτηριστικών

Καθόλη την ερευνητική επισκόπηση που έχει διεξαχθεί αποφασίστηκε ότι τα μάτια είναι αρκετά αξιόπιστα να αποδείξουν την κόπωση σε σχέση με τις υπόλοιπες επιλογές που υπάρχουν. Όποτε επιλέχθηκε το συγκεκριμένο χαρακτηριστικό όπου μπορούν να παρθούν τα εξής δεδομένα: α) Το μέγεθος της κόρης και της ίριδας, β), την κατεύθυνση του βλέμματος) την συχνότητα και την διάρκεια των βλεφαρισμών δ) το PERCLOS.

Πιο αναλυτικά, το μέγεθος της κόρης μειώνεται (συστολή) όταν υπάρχει η κατάσταση της κόπωσης όπως επίσης όταν πέφτει δυνατό φως και ακόμα αν γίνει χρήση ορισμένων φαρμάκων ή απαγορευμένων ουσιών. Επιπλέον, η διάρκεια των βλεφαρισμών αυξάνεται κατά την κατάσταση της κόπωσης όπως επίσης αυξάνονται και οι βλεφαρισμοί. Αυτές οι μεταβολές οφείλονται στο νευρικό σύστημα του οργανισμού μας. Το ανθρώπινο νευρικό σύστημα αποτελείται περίπου από ένα τρισεκατομμύριο νευρώνες και χωρίζεται σε δύο τμήματα : α) το κεντρικό νευρικό σύστημα που αποτελείται από τον εγκέφαλο και την σπονδυλική στήλη και β) το περιφερειακό νευρικό σύστημα που αποτελείται από νεύρα και δίκτυα νεύρων. Το περιφερειακό νευρικό σύστημα χωρίζεται επίσης σε δύο τμήματα : α) το σωματικό νευρικό σύστημα, όπου αυτό είναι υπεύθυνο για τις εθελοντικές δράσεις που κάνει το σώμα μας όπως κάποιες κινήσεις και ενέργειες και β) το αυτόνομο νευρικό σύστημα, όπου αυτό είναι υπεύθυνο για κάποιες λειτουργίες όπως η αναπνοή, οι καρδιακοί παλμοί, η πίεση της καρδιάς και η πέψη. Ακόμα το αυτόνομο νευρικό σύστημα χωρίζεται σε 2 τμήματα: α) το συμπαθητικό νευρικό σύστημα το οποίο είναι υπεύθυνο για τον έλεγχο του σώματος σε καταστάσεις εκτάκτου ανάγκης και αναλαμβάνει να αυξήσει τον ρυθμό των καρδιακών παλμών και αναπνοής, να μειώσει ή να σταματήσει την πέψη, να αρχίσει εφίδρωση και τέλος οι κόρες των ματιών να διασταλούν προκειμένου να ληφθεί μεγαλύτερη ποσότητα πληροφορίας προς ανάλυση για τον εγκέφαλο έτσι ώστε να μπορέσει να αποφασίσει αν θα δράσουμε ή αν θα πρέπει διαφύγουμε τον κίνδυνο, και β) το παρασυμπαθητικό νευρικό σύστημα το οποίο είναι υπεύθυνο για τις λειτουργίες που θα γίνουν μετά που θα περάσει ο κίνδυνος (δηλαδή μετά την ενεργοποίηση του συμπαθητικού νευρικού συστήματος) και βοηθάει το σώμα να επιστρέψει στους κανονικούς του ρυθμούς, δηλαδή η αναπνοή και οι καρδιακοί παλμοί μειώνονται και επανέρχονται στο φυσιολογικό, η πέψη επαναλειτουργεί φυσιολογικά, σταματάει η εφίδρωση και η κόρη επανέρχεται στο φυσιολογικό της μέγεθος. Οπότε, το συμπαθητικό νευρικό σύστημα είναι υπεύθυνο για τις μεταβολές των χαρακτηριστικών των ματιών (μέγεθος κόρης, βλεφαρισμοί, άνοιγμα ματιού, κατεύθυνση βλέμματος) σε φυσιολογικές συνθήκες και συνθήκες εκτάκτου ανάγκης, ενώ σε κατάσταση κόπωσης και ξεκούρασης το παρασυμπαθητικό νευρικό σύστημα

4.4 Επιλογή παραμέτρων αλγορίθμων

Ο αλγόριθμος εντοπισμού κόπωσης που έχει κατασκευαστεί αποτελείται από τα εξής μέρη: στο πρώτο μέρος γίνεται εντοπισμός των ματιών μέσω του αλγορίθμου εντοπισμού χαρακτηριστικών του προσώπου (μάτια, χείλη, μύτη κ.α.) Viola & Jones και αποκοπή τους από το υπόλοιπο μέρος του προσώπου, ξεχωριστά το κάθε μάτι. Στη συνέχεια για το κάθε αποκομμένο μάτι εφαρμόζεται ο αλγόριθμος Hough Transform προκειμένου να εντοπιστεί η κόρη του ματιού. Στο επόμενο βήμα ελέγχεται το ιστογράμμα του frame, αφού η διαφορά του κλειστού με του ανοιχτού ματιού είναι εμφανής.

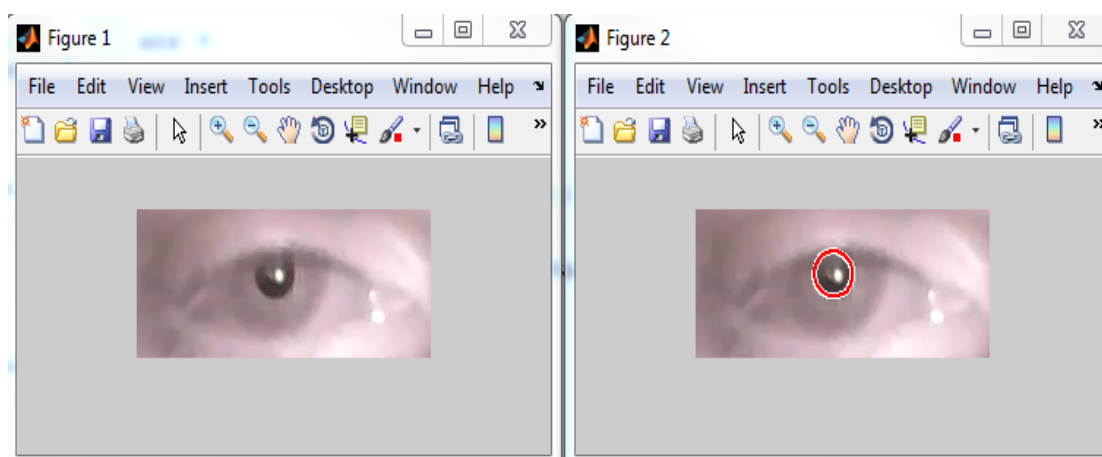


Εικόνα 50: Τα δύο ιστογράμματα αριστερά απεικονίζουν το ανοιχτό μάτι και τα δύο δεξιά το κλειστό μάτι.

Όπως φαίνεται και στην παραπάνω εικόνα μπορούμε να διακρίνουμε ότι όταν το μάτι είναι ανοιχτό, λόγω του μαύρου της κόρης, οι τιμές με την μεγαλύτερη τιμή είναι κοντά στο χρώμα μαύρο - γκρι (0.4-0.6) και ακόμα υπάρχουν στοιχεία στις τιμές από το 0.2 έως το 0.4 (κυρίως οι τιμές στα χρώματα της κόρης). Στην αντίθετη περίπτωση όπου το μάτι είναι κλειστό οι τιμές της κόρης εξαφανίζονται και τα στοιχεία με τιμή από 0.8 και πάνω αυξάνονται. Οπότε ελέγχεται η τρέχουσα τιμή του ιστογράμματος για το κάθε frame για να εντοπιστεί σε ποιο σημείο βρίσκεται το μέγιστο. Αν το μέγιστο βρίσκεται στην δεξιά μεριά του ιστογράμματος, άρα το μάτι είναι κλειστό τότε το frame χαρακτηρίζεται ως κλειστό. Σε αυτήν την περίπτωση αυξάνεται ένας μετρητής που καταγράφει για πόσα frames είναι κλειστά το κάθε μάτι. Αν το μάτι είναι κλειστό για 3-15 διαδοχικά frames (0.1-0.3 seconds) και στη συνέχεια το μάτι ανοίξει τότε είχαμε ένα βλεφαρισμό. Με τον τρόπο αυτό είναι γνωστός ο ακριβής

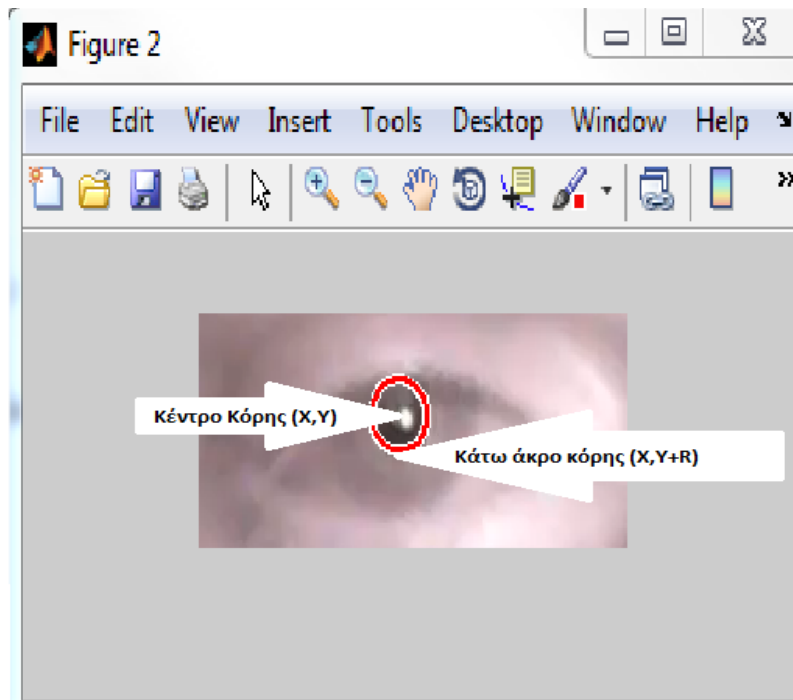
αριθμός των βλεφαρισμών αλλά και την ακριβή διάρκεια του κάθε βλεφαρισμού. Η διάρκεια και το πλήθος των βλεφαρισμών είναι σημαντικές ενδείξεις κόπωσης. Αν το μάτι συνεχίσει να είναι κλειστό για παραπάνω από 15 frames τότε ο οδηγός έχει αποκοιμηθεί.

Τώρα όσον αφορά την περίπτωση όπου το μάτι είναι ανοιχτό, θα πρέπει αρχικά να βρεθεί η κόρη. Λόγω του κυκλικού σχήματος της κόρης θα εφαρμοστεί ο αλγόριθμος Hough Transform, ο οποίος είναι ένας από τους πιο αποδοτικούς στην εύρεση κυκλικών αντικειμένων. Εξαιτίας της φύσης της εικόνας του βίντεο η κόρη είναι αρκετά εμφανής με διακριτές ακμές (Εικόνα 51) επειδή έχει πολύ σκούρο χρώμα σε σχέση με τα υπόλοιπα στοιχεία της εικόνας (ίριδα, βλέφαρα, βλεφαρίδες κ.α.) οπότε εντοπίζεται αρκετά εύκολα χωρίς σφάλματα. Όταν βρεθεί η κόρη ξέρουμε τις συντεταγμένες της (X, Y) και την ακτίνα του κύκλου της (R) .



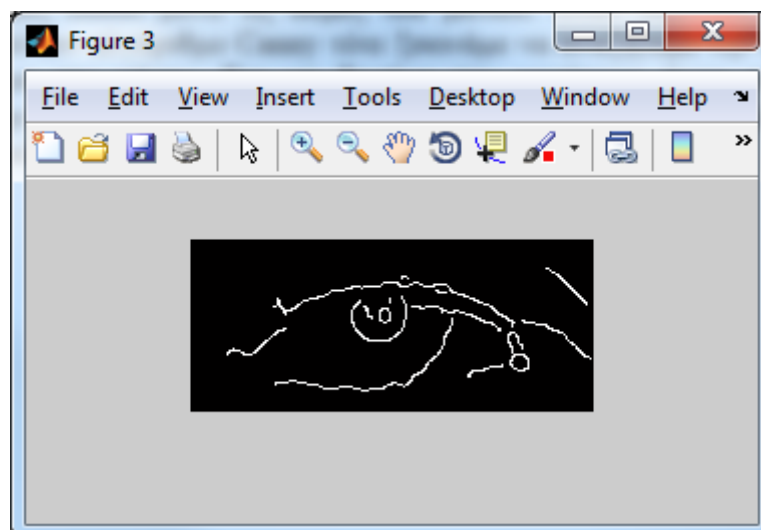
Εικόνα 51: Αριστερά το frame αρχικά και στη συνέχεια ο εντοπισμός της κόρης με χρήση αλγόριθμου Hough Transform

Στη συνέχεια για να βρεθεί η ίριδα χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος Canny Edge προκειμένου να μας δώσει μόνο τις ακμές του ματιού. Όταν πάρουμε το frame κατωφλιωμένο από τον αλγόριθμο Canny τότε ξεκινάμε να αναζητάμε την ίριδα από το κατώτερο άκρο της κόρης. Για να βρούμε τον κατώτερο άκρο της κόρης προσθέτουμε στην συντεταγμένη Ψ την ακτίνα (εικόνα 52).



Εικόνα 52: Εντοπισμός κάτω άκρου κόρης

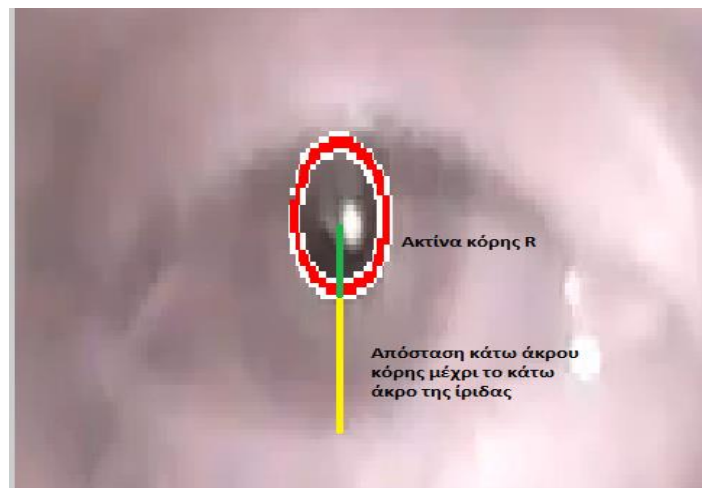
Στη συνέχεια, ο αλγόριθμος μετακινείται κατακόρυφα από το κάτω άκρο της κόρης ($X,Y+R$) προκειμένου να εντοπίσει την ακμή της ίριδας.



Εικόνα 53: Εφαρμογή του Canny Edge Detection.

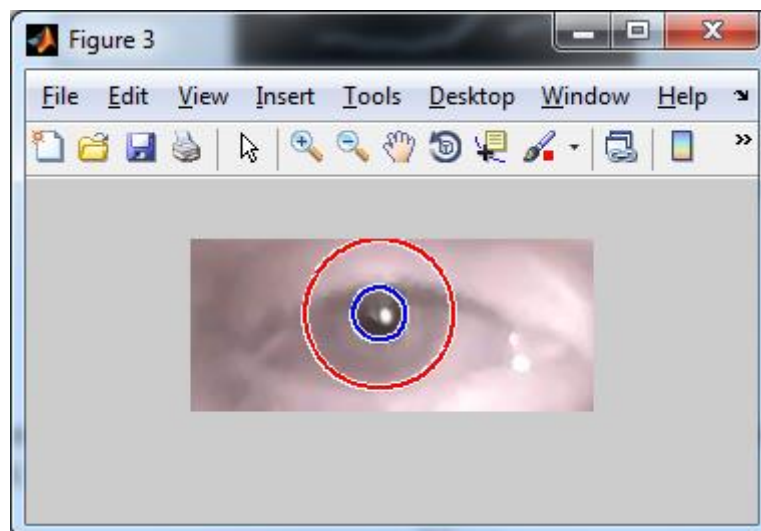
Όταν εντοπιστεί η ακμή του ίριδας τότε αποθηκεύεται η θέση της στον άξονα των Ψ. Η θέση της ίριδας είναι (X,Y) με ακτίνα r.

- X : το X των συντεταγμένων της κόρης
- Y : η ακμή της ίριδας που εντοπίστηκε
- r : η ακτίνα της ίριδας η οποία είναι: η απόσταση από το κάτω άκρο της κόρης μέχρι το κάτω άκρο της ίριδας συν την ακτίνα της κόρης



Εικόνα 54: Υπολογισμός της ακτίνας της ίριδας

Στη συνέχεια εμφανίζουμε τον μπλε κύκλο που περιλαμβάνει την κόρη και τον κόκκινο κύκλο που περιλαμβάνει την ίριδα.



Εικόνα 55: Το μάτι με την κόρη και την ίριδα.

Είναι γνωστό ότι η κόρη σε φυσιολογικές συνθήκες φωτισμού και χωρίς κόπωση έχει μέγεθος 2-3 χιλιοστά ενώ η ίριδα 11-14 χιλιοστά. Ακόμα, υπολογίζεται η αναλογία της κόρης σε σχέση με την ίριδα διαιρώντας την ακτίνα της ίριδας με την ακτίνα της κόρης. Για να μπορέσουμε να παρατηρήσουμε τις μεταβολές στην αναλογία αυτή κρατάμε την μέση τιμή υπολογίζοντας το άθροισμα κάθε τιμής δια το σύνολο των frames που πάρθηκαν. Όποτε πλέον αφού γνωρίζουμε τις συντεταγμένες και τις ακτίνες της κόρης και της ίριδας μπορούμε να ξέρουμε και το μέγεθός τους. Σε κάθε frame υπολογίζεται το μέγεθος της κόρης και της ίριδας και αυτές οι τιμές αποθηκεύονται σε μεταβλητές αντίστοιχα για την κάθε μια. Για να υπολογιστεί το μέγεθος της κόρης και της ίριδας χρησιμοποιούμε τον τύπο υπολογισμού του εμβαδού του κύκλου:

$$E = \pi r^2$$

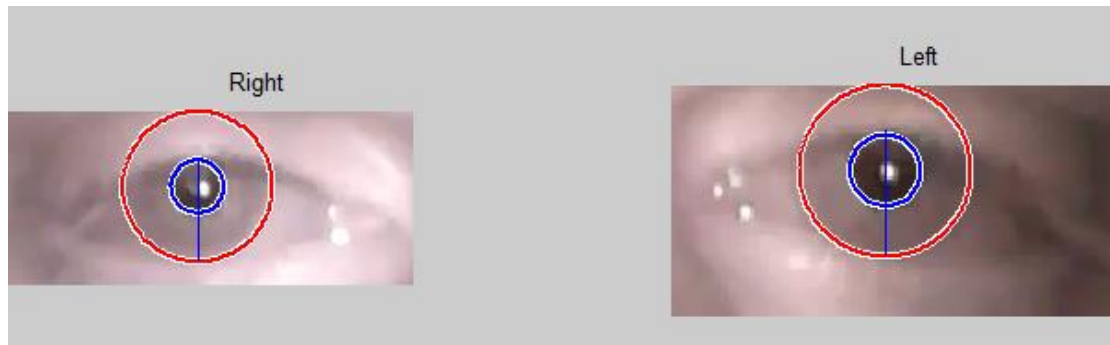
Εξίσωση 6: Εμβαδόν κύκλου

Ακόμα, υπάρχει μια μεταβλητή η οποία κρατάει την μέση τιμή της κόρης και της ίριδας υπολογίζοντας το σύνολο των μεγεθών για κάθε frame διά το πλήθος των frames που έχουν τραβηχτεί μέχρι εκείνη την στιγμή (ο υπολογισμός γίνεται μόνο για τα frames όπου τα μάτια είναι ανοιχτά). Τέλος, γίνεται σύγκριση της μέσης τιμής της κόρης και της ίριδας με το τρέχων μέγεθος του κάθε frame.

Μια ακόμα σημαντική ένδειξη κόπωσης είναι το [PERCLOS](#) όπως έχει αναφερθεί και στο δεύτερο κεφάλαιο. Για να βρεθεί το PERCLOS θα πρέπει να υπολογιστεί το πόσο ανοιχτό είναι το μάτι. Για να γίνει αυτό θα πρέπει να βρεθούν το πάνω και κάτω βλέφαρο. Το κάτω βλέφαρο είναι εύκολο να βρεθεί μιας και είναι αρκετά διακριτό και αυτό οπότε έχει έντονες ακμές. Χρησιμοποιώντας, τον αλγόριθμο Canny Edge εντοπίζεται η ακμή του βλεφάρου κάνοντας αναζήτηση κατακόρυφα από το κάτω άκρο της κόρης (με τον ίδιο τρόπο που γίνεται και ο εντοπισμός του κάτω άκρου της ίριδας προκειμένου να υπολογιστεί η ακτίνα της). Έτσι εντοπίζουμε την θέση του κάτω βλεφάρου. Στη συνέχεια, για να βρεθεί το πάνω βλέφαρο, χρησιμοποιούμε ξανά την κατωφλιωμένη από τον αλγόριθμο Canny εικόνα, που χρησιμοποιήθηκε για να βρούμε την ίριδα. Ξεκινάει η αναζήτηση από το κάτω βλέφαρο και ανεβαίνει κατακόρυφα προς τα πάνω και όταν βρεθεί αποθηκεύεται η συντεταγμένη Y (η συντεταγμένη X είναι η ίδια με αυτή της κόρης). Οπότε αφού γνωρίζουμε τις θέσεις του πάνω και κάτω βλεφάρου μπορούμε να υπολογίσουμε την απόσταση μεταξύ τους. Ακόμα, υπολογίζουμε το υποθετικό άνοιγμα του ματιού, θεωρώντας ότι το μάτι είναι τελείως ανοιχτό αν φαίνεται ολόκληρη η ίριδα.

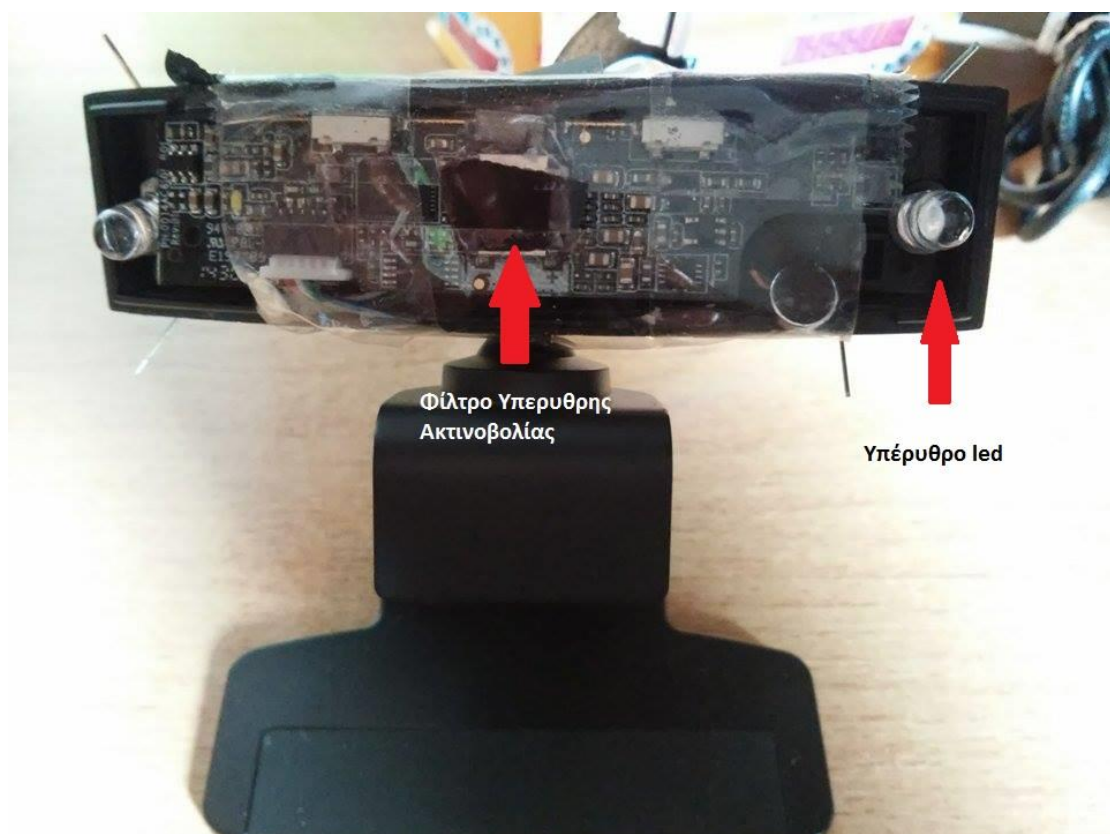
$$A = ((\text{ΘέσηΚάτωΒλεφάρου} - \text{ΘέσηΠάνωΒλεφάρου}) * 100) / (2 * \text{ΑκτίναΙριδας})$$

Όμως, για να υπολογίσουμε το PERCLOS πρέπει να προσαρμόσουμε αυτήν την τιμή κατηγοριοποιώντας την σύμφωνα με τον τύπο του [Pradhan, Bagaria, & Routray, 2012](#). Δηλαδή, αν το A (από τον παραπάνω τύπο) είναι μεγαλύτερο από 60% τότε το μάτι θεωρείται ανοιχτό και ένας μετρητής αυξάνεται κατά 1 (ο μετρητής έχει αρχική τιμή 0) ενώ σε αντίθετη περίπτωση ο μετρητής δεν αυξάνεται.



Εικόνα 56: Τελικό αποτέλεσμα του αλγορίθμου που έχει εντοπίσει την κόρη, την ίριδα και το πόσο ανοιχτό είναι το κάθε μάτι.

Τέλος, η κατεύθυνση του βλέμματος αποτελεί ένδειξη κόπωσης. Για να εντοπίσουμε την κατεύθυνση του βλέμματος χρησιμοποιούμε το υπέρυθρο φως που εκπέμπεται από τα δύο υπέρυθρα led που είναι τοποθετημένα δίπλα στην κάμερα



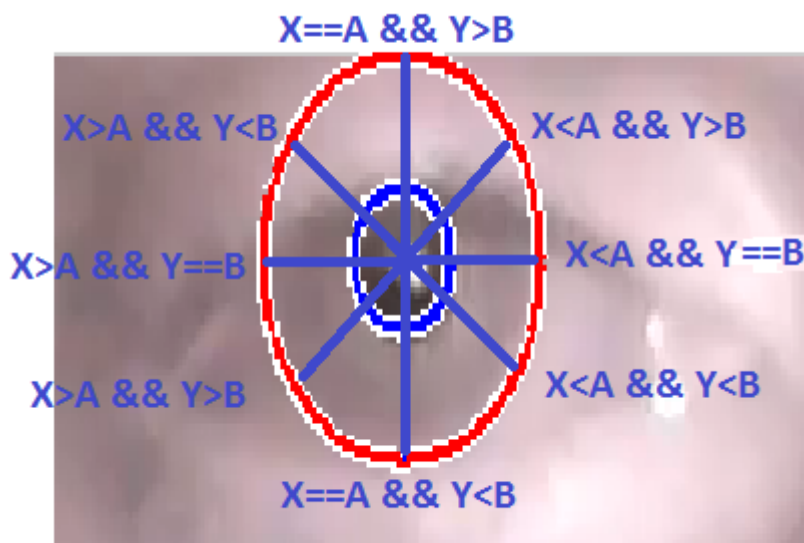
Εικόνα 57: Η κάμερα στην τελική της μορφή με τα δύο υπέρυθρα Led και το φίλτρο υπέρυθρης ακτινοβολίας τοποθετημένο πάνω στο φακό.

Το φως αντανακλάται πάνω στην κόρη και μας δείχνει την κατεύθυνση που κοιτάζει το μάτι. Αρχικά, όταν δεν έχει βρεθεί η κόρη (λόγω κάποιου σφάλματος ή επειδή το μάτι είναι κλειστό) τότε επιστρέφεται η ένδειξη ότι δεν βρέθηκε η κατεύθυνση και η συνάρτηση που εντοπίζει την κατεύθυνση σταματάει για εξοικονόμηση πόρων μέχρι να ξαναλειτουργήσει για το επόμενο frame. Στην περίπτωση όπου το μάτι είναι ανοιχτό, χρησιμοποιείται η ακτίνα της κόρης προκειμένου να αποκοπεί την συγκεκριμένη περιοχή σε σφαιρικό σχήμα από την υπόλοιπη εικόνα. Τότε μέσα στην κυκλική περιοχή αναζητείται η λάμψη της αντανάκλασής του υπέρυθρου φωτός. Η λάμψη λόγω του λευκού χρώματος έχει πολύ μεγάλη τιμή σε σχέση με την τιμή της κόρης που είναι πολύ χαμηλή λόγω του μαύρου χρώματος. Άρα, όταν βρεθεί η λάμψη γνωρίζουμε την θέση της πάνω στην κόρη. Αν βρεθεί η λάμψη μέσα στην κυκλική περιοχή της κόρης τότε ο οδηγός κοιτάει ευθεία και επιστρέφεται η εικόνα της κόρης με την λάμψη μέσα και το μήνυμα ότι η κατεύθυνση είναι στην ευθεία. Σε περίπτωση όμως που δεν βρεθεί η λάμψη μέσα στην περιοχή της κόρης τότε θα χρησιμοποιηθεί η ακτίνα της ίριδας. Τότε, ακολουθείται η ίδια διαδικασία με πριν, δηλαδή αποκόπτουμε μια κυκλική περιοχή με ακτίνα ίση με την ακτίνα της ίριδας και αναζητείται να βρεθεί ξανά η λάμψη. Όταν βρεθεί η λάμψη και βρούμε την τοποθεσία της τότε πρέπει να την συγκρίνουμε για να δούμε προς ποια κατεύθυνση κοιτάζει ο οδηγός.



Εικόνα 58: Αποτέλεσμα απεικόνισης της κατεύθυνσης του βλέμματος.

Η θέση της λάμψης είναι X,Y και η θέση της κόρης είναι A,B κάνουμε τις εξής συγκρίσεις που φαίνονται στην παρακάτω εικόνα (Εικόνα 59)

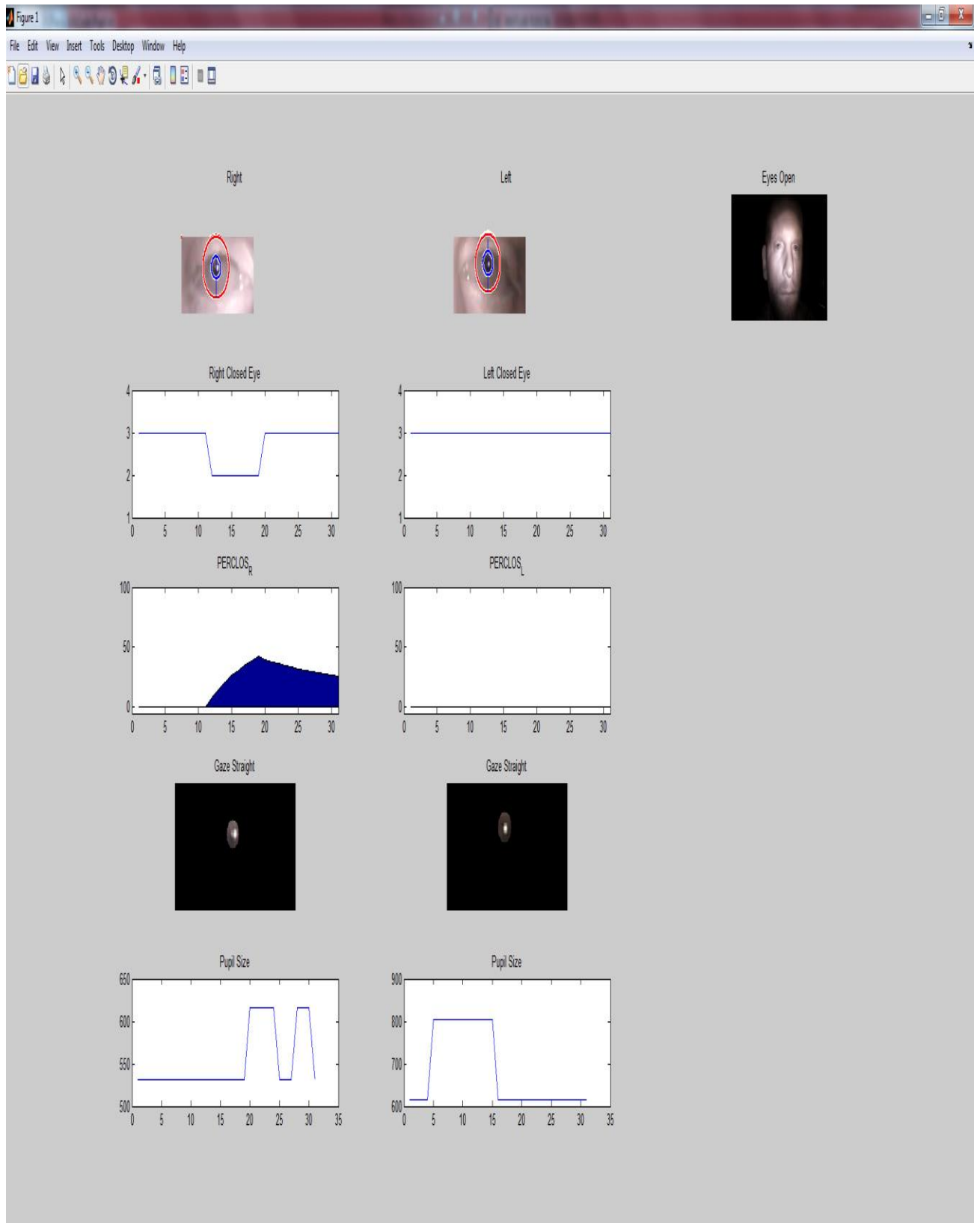


Εικόνα 59: Κατεύθυνση βλέμματος όταν η λάμψη δεν βρεθεί μέσα στην κυκλική περιοχή της κόρης.

Με τον τρόπο αυτό μπορεί να εντοπιστεί η κατεύθυνση του βλέμματος και τότε επιστρέφεται το αντίστοιχο μήνυμα και η αντίστοιχη εικόνα. Για παράδειγμα, όταν ο οδηγός κοιτάζει προς τα κάτω τότε η λάμψη θα βρίσκεται στο πάνω μέρος της κόρης και η θέση της λάμψης θα βρίσκεται περίπου στις συντεταγμένες $X==A \ \&\& \ Y<B$ και το μήνυμα που θα επιστραφεί θα είναι ότι η κατεύθυνση βλέμματος είναι προς τα κάτω. Για το κάθε μάτι εκτελείται ξεχωριστός έλεγχος για την κατεύθυνση του βλέμματος, όπως γίνεται δηλαδή και για όλες τις υπόλοιπες ενδείξεις κόπωσης.

Τέλος, καταλήγουμε να έχουμε ένα σύστημα το οποίο εντοπίζει και υπολογίζει τέσσερις σημαντικές ενδείξεις κόπωσης με αποτέλεσμα να μπορούμε να εκφράσουμε μια συνολική εικόνα της κόπωσης. Η κάθε μία ένδειξη κόπωσης απεικονίζεται με γραφικό τρόπο και για το κάθε μάτι ξεχωριστά, έτσι με τον τρόπο αυτό μπορούμε να παρακολουθούμε τις αλλαγές και την αποτελεσματικότητα του αλγορίθμου αυτού.

Στην παρακάτω εικόνα (Εικόνα 60) φαίνεται το αποτέλεσμα του αλγορίθμου.



Εικόνα 60: Αποτέλεσμα αλγορίθμου

Στην πρώτη σειρά βλέπουμε: τα δύο αποκομμένα μάτια και το αρχικό frame όπως έχει τραβηχτεί από το βίντεο. Στην δεύτερη σειρά φαίνεται το πότε το μάτι είναι ανοιχτό και πότε κλειστό αλλά και για πόση διάρκεια. Όταν το μάτι είναι ανοιχτό παίρνει την τιμή 3 ενώ όταν είναι κλειστό παίρνει την τιμή 2 (στην εικόνα 60 φαίνεται ότι το δεξί μάτι ήταν κλειστό για 10 frames δηλαδή για 0.2 δευτερόλεπτα). Στην τρίτη σειρά φαίνεται το PERCLOS το οποίο κυμαίνεται από 0% - 100% και αυξάνεται κάθε φορά που το μάτι είναι κλειστό. Όμως κάθε 100 frames το PERCLOS μηδενίζεται και η μέτρηση ξεκινάει ξανά από την αρχή. Στη συνέχεια ακολουθεί στην τέταρτη γραμμή η κατεύθυνση του βλέμματος (Gaze). Όπως φαίνεται, επιστρέφεται η κυκλική περιοχή που έχει εντοπιστεί η λάμψη και το αντίστοιχο μήνυμα για την κατεύθυνση ('Gaze Straight' δηλαδή ότι η κατεύθυνση του βλέμματος είναι ευθεία). Τέλος, στην τελευταία σειρά φαίνεται το μέγεθος της κόρης σε κάθε frame, αλλά τα μέγεθος της υπολογίζεται μόνο όταν το μάτι είναι ανοιχτό.

4.5 Αποτελέσματα και ανάλυση

Ο αλγόριθμος αυτός έχει λειτουργήσει για αρκετά δείγματα και στις δύο καταστάσεις (κόπωσης και φυσιολογικής) και τα αποτελέσματα ήταν αρκετά ικανοποιητικά. Πιο αναλυτικά, ο αλγόριθμος εντόπιζε σχεδόν πάντα την κόρη σε οποιοδήποτε συνθήκες φωτισμού (αυξημένη φωτεινότητα έως καθόλου φως) αφού η λειτουργία της κάμερας στο υπέρυθρο φάσμα δεν επηρεάζεται όπως μια απλή κάμερα από τις συνθήκες φωτισμού. Για παράδειγμα, αν μια κάμερα εκτεθεί σε μεγάλη φωτεινότητα τότε η εικόνα ασπρίζει ενώ αν δεν υπάρχει φως τότε δεν διακρίνεται η εικόνα. Το βασικότερο σε αυτόν τον αλγόριθμο είναι να βρεθεί η κόρη του ματιού διότι οι υπόλοιπες λειτουργίες στηρίζονται πάνω σε αυτό, αφού αν δεν βρεθεί η κόρη τότε το μάτι θεωρείται κλειστό. Επομένως, αφού ο αλγόριθμος έχει μικρό ποσοστό αποτυχίας στον εντοπισμό της κόρης τότε γενικά θα έχει μικρό ποσοστό σφάλματος. Οι τέσσερις βασικές ενδείξεις της κόπωσης εξαρτώνται και αυτές από τον εντοπισμό της κόρης. Σε αντίθεση με άλλους αλγορίθμους που εξετάστηκαν κατά τη διάρκεια αυτής της εργασίας αυτός ήταν ο πιο αποδοτικός σε όλα τα βασικά στοιχεία για την αναγνώριση των ενδείξεων της κόπωσης (εντοπισμός κόρης – ίριδας, εντοπισμός βλεφαρισμών, υπολογισμός PERCLOS, μέγεθος κόρης, κατεύθυνση βλέμματος) όσον αφορά το ποσοστό σφάλματος αλλά και την ακρίβεια στις μετρήσεις.

Κεφάλαιο 5ο : Σύνοψη

5.1 Συμπεράσματα

Συνοψίζοντας, η κόπωση είναι ένα από τα βασικότερα αίτια των τροχαίων ατυχημάτων τα οποία ένα πολύ μεγάλο ποσοστό αυτών καταλήγουν θανάσιμα. Η κόπωση όμως είναι μια κατάσταση την οποία σαφώς δεν μπορούμε να αποφύγουμε αλλά ούτε και να την κατευνάσουμε με κάποιο τρόπο παρά μόνο με το να ξεκουραστούμε έστω και για λίγο. Μπορούμε όμως να την εντοπίσουμε με διάφορους τρόπους και να προειδοποιήσουμε τον οδηγό για την κατάσταση του, διότι στις περισσότερες περιπτώσεις δεν μπορούμε να αντιληφθούμε το επίπεδο της παρά μόνο όταν φτάσουμε στο σημείο να αρχίσει να μας παίρνει ο ύπνος για μερικά δευτερόλεπτα. Όμως, υπάρχουν αρκετά σημάδια/ενδείξεις που μπορούν να υποδείξουν την κόπωση σε όλο το σώμα, τις κινήσεις του αλλά και στην συμπεριφορά του. Επίσης, υπάρχουν αρκετοί τρόποι εντοπισμού και αξιολόγησης αυτών σημαδιών οι οποίοι όμως δεν είναι όλοι αποδοτικοί και τόσο αξιόλογοι σε σχέση με κάποιους άλλους. Ακόμα, όμως είναι πραγματικά δύσκολο να αξιολογήσεις και τις πιο αξιόπιστες ενδείξεις με σιγουριά. Υπάρχουν δύο αρκετά διαδεδομένοι τρόποι για να γίνει ο εντοπισμός, ο ένας αφορά την εγκεφαλική δραστηριότητα η οποία όμως απαιτεί ο οδηγός να είναι συνδεδεμένος με καλώδια με κάποια συσκευή η οποία θα παρακολουθεί τον εγκέφαλο και θα αναλύει τα σήματα που προέρχονται από αυτόν και ακόμα ένας τρόπος ο οποίος αποτελείται απλά από μια κάμερα. Ο δεύτερος τρόπος είναι πολύ πιο εύχρηστος διότι δεν έχει καμία απαίτηση από τον χρήστη αφού δεν έχει καμία επίδραση πάνω του. Ο δεύτερος τρόπος είναι αυτός που επιλέχθηκε σε αυτήν την εργασία. Μετά την επιστημονική έρευνα που έγινε αποφασίστηκε ότι ο πιο αξιόπιστος τρόπος για να πάρθουν ενδείξεις της κόπωσης είναι η περιοχή του προσώπου και συγκεκριμένα τα μάτια. Αρχικά, επιλέχθηκε ένας ανιχνευτής προσώπων των Viola & Jones προκειμένου να απομονωθούν τα μάτια από το υπόλοιπο πρόσωπο. Στη συνέχεια, μέσω του αλγορίθμου Hough Transform ο οποίος εντοπίζει κυκλικά αντικείμενα , εντοπίσαμε την κόρη του ματιού και μέσω αυτής βρήκαμε με μεθόδους κατωφλίωσης την ίριδα. Στη συνέχεια, υπολογίστηκαν οι τέσσερις ενδείξεις κόπωσης : PERCLOS, βλεφαρισμοί, μέγεθος κόρης, κατεύθυνση βλέμματος. Για τις ανάγκες της πτυχιακής εργασίας αυτής τροποποιήθηκε μια διαδικτυακή κάμερα (webcam) έτσι ώστε να μπορεί να λειτουργεί στο υπέρυθρο φάσμα και ακόμα, τοποθετήθηκαν δίπλα στο φακό της δυο led υπέρυθρης ακτινοβολίας προκειμένου να έχουμε πιο εικόνα ακόμα και συνθήκες απόλυτου σκοταδιού και στη συνέχεια τραβήχθηκαν 60 διαφορετικά βίντεο σε φυσιολογική κατάσταση αλλά και σε κατάσταση κόπωσης έτσι ώστε να μπορούμε να συγκρίνουμε τις επιδράσεις της κόπωσης σε πραγματικές συνθήκες.

5.2 Μελλοντική εργασία

Στον τελικό αλγόριθμο που χρησιμοποιήθηκε για να κάνουμε τις δοκιμές θα πρέπει να βελτιωθεί προκειμένου να μπορεί να επεξεργάζεται τα δεδομένα και να βγάζει αποτελέσματα σε πραγματικό χρόνο, αφού ο πραγματικός χρόνος στην λειτουργία και το σκοπό της εργασίας αυτής είναι απαραίτητος. Επίσης, το σύνολο δεδομένων που έχουν εξεταστεί μέχρι τώρα δεν έχουν καμία απολύτως σχέση με την συμπεριφορά που έχει ο χρήστης όταν οδηγεί σε πραγματικές συνθήκες, παρόλο που τα δεδομένα της κόπωσης έχουν ληφθεί όταν ο χρήστης ήταν πραγματικά κουρασμένος μετά από μια μέρα γεμάτη δραστηριότητες. Ακόμα, ο αλγόριθμος πρέπει να γίνει όσο πιο ευέλικτος γίνεται προκειμένου να μην απαιτεί αρκετή υπολογιστική και να φορτωθεί σε κάποια πλακέτα όπως για παράδειγμα ένα Raspberry pi, Arduino κτλ. Τέλος, περισσότεροι μέθοδοι θα έπρεπε να συγκριθούν με τα ίδια δεδομένα πραγματικά δεδομένα αλλά και να πραγματοποιηθούν δοκιμές και με εγκεφαλογράφημα έτσι ώστε να συγκρίναμε την αποδοτικότητα μεταξύ τους.

Βιβλιογραφία

- [1] Στατιστικά τροχαίων <http://www.asirt.org/initiatives/informing-road-users/roadsafety-facts/road-crash-statistics.aspx>
- [2] Γενικές πληροφορίες Φίλτρου Kalman http://en.wikipedia.org/wiki/Kalman_filter
- [3] Πληροφορίες νευρικού συστήματος: <http://psychology.about.com/od/biopsychology/p/NervousSystem.htm>
- [4] Πληροφορίες νευρικού συστήματος: http://sleepdisorders.about.com/od/doihaveasleepdisorder/qt/Pupil_Size.htm
- [5] Φίλτρο Καλμαν <http://www.mathworks.com/videos/introduction-to-kalman-filters-for-object-tracking-79674.html>
- [6] Σακαδικές κινήσεις ματιού στο paper <http://en.wikipedia.org/wiki/Saccade>
- [7] Akrouf, B., & Mahdi, W. (2013). *A Blinking Measurement Method for Driver Drowsiness Detection*. Paper presented at the Proceedings of the 8th International Conference on Computer Recognition Systems CORES 2013.
- [8] Arulampalam, M. S., Maskell, S., Gordon, N., & Clapp, T. (2002). A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 50(2), 174-188.
- [9] Canny, J. (1986). A computational approach to edge detection. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*(6), 679-698.
- [10] Danisman, T., Bilasco, I. M., Djeraba, C., & Ihaddadene, N. (2010). *Drowsy driver detection system using eye blink patterns*. Paper presented at the Machine and Web Intelligence (ICMWI), 2010 International Conference on.
- [11] Daza, I., Hernandez, N., Bergasa, L., Parra, I., Yebes, J., Gavilan, M., . . . Sotelo, M. (2011). *Drowsiness monitoring based on driver and driving data fusion*. Paper presented at the Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2011 14th International IEEE Conference on.
- [12] Devi, M. S., Choudhari, M. V., & Bajaj, P. (2011). *Driver Drowsiness Detection Using Skin Color Algorithm and Circular Hough Transform*. Paper presented at the Emerging Trends in Engineering and Technology (ICETET), 2011 4th International Conference on.
- [13] Divjak, M., & Bischof, H. (2009). *Eye Blink Based Fatigue Detection for Prevention of Computer Vision Syndrome*. Paper presented at the MVA.
- [14] Dong, W., & Wu, X. (2005). *Fatigue detection based on the distance of eyelid*. Paper presented at the VLSI Design and Video Technology, 2005. Proceedings of 2005 IEEE International Workshop on.

- [15]Eberhart, R. C., & Kennedy, J. (1995). *A new optimizer using particle swarm theory*. Paper presented at the Proceedings of the sixth international symposium on micro machine and human science.
- [16]Fazli, S., & Esfehiani, P. Tracking Eye State for Fatigue Detection.
- [17]Garcia, I., Bronte, S., Bergasa, L. M., Almazan, J., & Yebes, J. (2012). Vision-based drowsiness detector for Real Driving Conditions *Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2012 IEEE* (pp. 618-623): IEEE.
- [18]Green, B. (2002). Canny edge detection tutorial. Retrieved: March, 6, 2005.
- [19]Hachisuka, S., Ishida, K., Enya, T., & Kamijo, M. (2011). Facial expression measurement for detecting driver drowsiness *Engineering Psychology and Cognitive Ergonomics* (pp. 135-144): Springer.
- [20]Horng, W.-B., Chen, C.-Y., Chang, Y., & Fan, C.-H. (2004). *Driver fatigue detection based on eye tracking and dynamk, template matching*. Paper presented at the Networking, Sensing and Control, 2004 IEEE International Conference on.
- [21]Ito, T., Mita, S., Kozuka, K., Nakano, T., & Yamamoto, S. (2002). *Driver blink measurement by the motion picture processing and its application to drowsiness detection*. Paper presented at the Intelligent Transportation Systems, 2002. Proceedings. The IEEE 5th International Conference on.
- [22]Kalman, R. E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Fluids Engineering*, 82(1), 35-45.
- [23]Kamarul Hawari, G., Jie, M., & Rui, X. (2012). A PERCLOS-based Driver Fatigue Detection based Driver Fatigue Detection.
- [24]Kircher, A., Uddman, M., & Sandin, J. (2002). *Vehicle control and drowsiness: Swedish National Road and Transport Research Institute Linköping*.
- [25]Lang, L., & Qi, H. (2008). The study of driver fatigue monitor algorithm combined PERCLOS and AECS *Computer Science and Software Engineering, 2008 International Conference on* (Vol. 1, pp. 349-352): IEEE.
- [26]Lewis, J. P. (1995). *Fast template matching*. Paper presented at the Vision interface.
- [27]Liu, D., Sun, P., Xiao, Y., & Yin, Y. (2010). *Drowsiness detection based on eyelid movement*. Paper presented at the Education Technology and Computer Science (ETCS), 2010 Second International Workshop on.
- [28]Oyini Mbouna, R., Kong, S. G., & Chun, M.-G. (2013). Visual analysis of eye state and head pose for driver alertness monitoring.
- [29]Pradhan, T., Bagaria, A. N., & Routray, A. (2012). *Measurement of PERCLOS using eigen-eyes*. Paper presented at the Intelligent Human Computer Interaction (IHCI), 2012 4th International Conference on.
- [30]Rätsch, G., Onoda, T., & Müller, K.-R. (2001). Soft margins for AdaBoost. *Machine learning*, 42(3), 287-320.
- [31]Rowley, H. A., Baluja, S., & Kanade, T. (1998). Neural network-based face detection. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 20(1), 23-38.
- [32]Senaratne, R., Jap, B., Lal, S., Hsu, A., Halgamuge, S., & Fischer, P. (2011). Comparing two video-based techniques for driver fatigue detection: classification versus optical flow approach. *Machine Vision and Applications*, 22(4), 597-618.
- [33]Senaratne, R. S., & Halgamuge, S. K. (2006). Optimal weighting of landmarks for face recognition. *Journal of Multimedia*, 1(3), 31-41.
- [34]Sharma, N., & Banga, V. (2010). Development of a drowsiness warning system based on the fuzzy logic. *International Journal of Computer Applications*, 8(9), 1-6.
- [35]Viola, P., & Jones, M. J. (2004). Robust real-time face detection. *International journal of computer vision*, 57(2), 137-154.
- [36]Xie, J.-F., Xie, M., & Zhu, W. (2012a). Image Process. & Inf. Security Lab., Univ. of Electron. Sci. & Technol., Chengdu, China *Wavelet Active Media Technology and*

- Information Processing (ICWAMTIP), 2012 International Conference on* (pp. 128-131): IEEE.
- [37]Xie, J.-F., Xie, M., & Zhu, W. (2012b). *Image Process. & Inf. Security Lab., Univ. of Electron. Sci. & Technol., Chengdu, China*. Paper presented at the Wavelet Active Media Technology and Information Processing (ICWAMTIP), 2012 International Conference on.
- [38]Zhang, Z., & Zhang, J.-s. (2006). *Driver fatigue detection based intelligent vehicle control*. Paper presented at the Pattern Recognition, 2006. ICPR 2006. 18th International Conference on.
- [39]Αντωνάκος, Ε. (2012). Οπτική Μοντελοποίηση Ανθρώπινου Προσώπου Σε Πραγματικό Χρόνο Με Εφαρμογές Σε Αναγνώριση.
- [40]Διαμαντή, Ό. (2007). Οπτική Ανάλυση Βίντεο Νοηματικής Γλώσσας: Κατάτμηση, Παρακολούθηση Και Εξαγωγή Χαρακτηριστικών.
- [41]Κουζούπης, Δ. (2010). *Αναγνώριση αριθμού κινούμενων αντικειμένων και παρακολούθηση της τροχιάς των με μεθόδους μηχανικής όρασης*.
- [42]Κούτρας, Π. (2012). Εκτίμηση Της Κατεύθυνσης Του Βλέματος Με Χρήση Ενεργών Μοντέλων Εμφάνισης.
- [43]Παπαδόπουλος, Γ. (2005). Σημασιολογική ανάλυση πολυμέσων με χρήση γνώσης.