Τεχνολογικό Εκπαιδευτικό Ίδρυμα Κρήτης

Σχολή Τεχνολογικών Εφαρμογών

Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής



Πτυχιακή Εργασία

Αυτόματη επιλογή προϊόντων σε γραμμή παράγωγης

Κριτσωτάκης Βαγγέλης (ΑΜ 2459)

Επιβλέπων καθηγητής : **Αϊβαλής Κων/νος**

ΗΡΑΚΛΕΙΟ 2016

Στην οικογένεια μου

Πίνακας περιεχομένων

1.Εισαγωγή 1
1.1 Περίληψη 1
1.2 Κίνητρο για την διεξαγωγή της εργασίας 1
1.3 Σκοπός και στόχοι της εργασίας 2
1.4 Θεωρητικό υπόβαθρο 2
1.4.1 Μηχανική Όραση 2
1.4.2 Μηχανική Όραση και προβλήματα 3
1.4.3 Εφαρμογές Μηχανικής Όρασης 4
1.4.4 Συστήματα παραγωγής και Μηχανική Όραση 5
1.5 Οργάνωση και δομή εργασίας 6
2.Κατάτμηση εικόνας 7
2.1 Μετασχηματισμός κλιμακωτά-αναλλοίωτων χαρακτηριστικών (SIFT) 7
2.1.1 Περιγραφή Μεθόδου 7
2.2 Επιταχυνθέντα ισχυρά χαρακτηριστικά(SURF) 8
2.2.1 Περιγραφή Μεθόδου 8
2.3 Συσχετισμένος Μετασχηματισμός κλιμακωτά-αναλλοίωτων χαρακτηριστικών (ASIFT) 8
2.3.1 Περιγραφή Μεθόδου 9
2.4 Εξαγωγή χαρακτηριστικών από γρήγορο τμήμα δοκιμής για Ανίχνευση Ακμών (FAST) 10
2.4.1 Περιγραφή Μεθόδου 10
2.5 Χρωματική Κατάτμηση 11
3.Κατάτμηση με βάση το χρώμα 12
3.1 Γενικά για το χρώμα 12
3.2 Χρωματικά μοντέλα 12
3.2.1 Το μοντέλο RGB 13
3.2.2 Το μοντέλο nRGB ή normalized RGB 14
3.2.3 Τα μοντέλα HSV και HSI 14
3.2.4 Το χρωματικό μοντέλο YUV 15
3.2.5 Το χρωματικό μοντέλο YCbCr 15
3.3 Τεχνικές χρωματικής κατάτμησης 16
3.3.1 Ανίχνευση ακμών 16
3.3.2 Κατωφλίωση Ιστογράμματος 16
3.3.3 Βάση περιοχών 17
3.3.4 Αλγόριθμος ομαδοποίησης K-Means 17
4.Ανίχνευση και αναγνώριση αντικειμένων 18

4.1 Εισαγωγή 18
4.2 Τεχνικές αναγνώρισης αντικειμένων 18
4.2.1 Αναγνώριση βάση Μοντέλων 18
4.2.2 Αφαίρεση παρασκηνίου 19
4.2.3 Χρονική Διαφορετικότητα 20
4.2.4 Αναγνώριση μέσω Χαρακτηριστικών 20
4.2.5 Νευρωνικά Δίκτυα 20
5.Υλοποίηση Συστήματος 22
5.1 Σχεδιασμός συστήματος 22
5.2 Ανάκτηση Εικόνας 23
5.3 Εξαγωγή Αντικειμένων 25
5.4 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών Αντικειμένων 26
5.5 Αναγνώριση ελαττωματικών προϊόντων 28
5.6 Διεπαφή με χρήστη 28
5.7 Προβλήματα και αντιμετώπιση τους 29
6. Συμπεράσματα και μελλοντική εξέλιξη 32
6.1 Συμπεράσματα 32
6.2 Μελλοντική εξέλιξη του συστήματος 32
7. Βιβλιογραφία 34

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1: Σχέση Τεχνητής Όρασης με άλλες επιστήμες……....3

Εικόνα 2: Μηχανική Όραση σε γραμμή παραγωγής……5

Εικόνα 3: SIFT και SWIFT στο ίδιο ζεύγος εικόνων……....9

Εικόνα 4: Γωνία-σημείο ενδιαφέροντος και ο κύκλος με τα 16 εικονοστοιχεία……10

Εικόνα 5: Προσθετική λειτουργία RGB……13

Εικόνα 6: Αντιστοιχία χρωμάτων και τιμών μοντέλου RGB……...13

Εικόνα 7: Μετατροπή από RGB σε nRGB……14

Εικόνα 8: Μετατροπή από RGB σε YUV……...15

Εικόνα 9: Διαδικασία αναγνώρισης προτύπου……..19

Εικόνα 10: Εφαρμογή αφαίρεσης παρασκηνίου……....20

Εικόνα 11: Εικόνα όπως λαμβάνεται από την κάμερα του συστήματος……..24

Εικόνα 12: Εξαγωγή χαρακτηριστικών από ληφθείσα εικόνα……27

Εικόνα 13: Διεπαφή συστήματος – χρήστη……29

Εικόνα 14: Εσφαλμένη εικόνα λήψης……30

Εικόνα 15 : Εικόνα με μαύρο φόντο……30

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1: Αντιστοιχία χρώματος με μήκος κύματος

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

Σχήμα 1: Τα στάδια του συστήματος ανίχνευσης προϊόντων σε γραμμή παραγωγής

Abstract

This paper presents a system, for selecting products that are in a production line. The system is an automatic identification. Products that don't meet certain, specific conditions set forth in the respective production.

In this work, we examine the case of the processing of Chios mastic, before standardizing. More specifically, there is an effort to recognize and detect how mastic grains bearing blackheads.

To achieve the automatic selection, we were based on the size or color of the products, according to the use and the image analysis and also, by using the machine vision library OpenCV and the programming language Java. Originally, the photo taken applies some color and Canny algorithm, that extracts the edges of the products. Then, the result of the step above, is made of the function findContours () of OpenCV library for identifying black spots.

Σύνοψη

Στην παρούσα εργασία παρουσιάζεται ένα σύστημα επιλογής προϊόντων που βρίσκονται σε γραμμή παραγωγής. Στόχος του συστήματος είναι η αυτόματη αναγνώριση προϊόντων που δεν τηρούν κάποιες συγκεκριμένες προϋποθέσεις, που τίθενται στην εκάστοτε παραγωγή. Στην συγκεκριμένη εργασία εξετάζεται η περίπτωση της επεξεργασίας μαστίχας Χίου, πριν την τυποποίηση της. Πιο συγκεκριμένα, γίνεται μια προσπάθεια αναγνώρισης και εντοπισμού των κόκκων μαστίχας που φέρουν μαύρα στίγματα.

Για να επιτευχθεί η αυτόματη επιλογή, με βάση το μέγεθος ή το χρώμα των προϊόντων, γίνεται χρήση και ανάλυση εικόνας, χρησιμοποιώντας την βιβλιοθήκη μηχανικής όρασης OpenCV και την γλώσσα προγραμματισμού Java. Αρχικά, στην φωτογραφία που λαμβάνεται εφαρμόζονται κάποια χρωματικά κατώφλια και ο αλγόριθμος Canny για την εξαγωγή των ακμών των προϊόντων . Στην συνέχεια, στο αποτέλεσμα του παραπάνω βήματος, γίνεται χρήση της συνάρτησης findContours( ), της βιβλιοθήκης OpenCV, για τον εντοπισμό των μαύρων στιγμάτων.

1.Εισαγωγή

Η συγκεκριμένη πτυχιακή εργασία αφορά την περιγραφή και τη δημιουργία ενός συστήματος αυτόματης αναγνώρισης και επιλογής αντικειμένων, σε γραμμή παραγωγής, συνδυάζοντας τη βιβλιοθήκη OpenCV με τη γλώσσα προγραμματισμού Java.

Η ιδέα αυτής της εργασίας βασίστηκε στην προσωπική μου ενασχόληση με την επιστημονική περιοχή της Τεχνητής όρασης (Computer Vision) και της φιλοδοξίας δημιουργίας ενός συστήματος, το οποίο μελλοντικά θα είναι σε θέση να λειτουργήσει σε πραγματικές συνθήκες.

1.1 Περίληψη

Με τη συνεχόμενη ανάπτυξη της Επιστήμης Υπολογιστών, τα τελευταία χρόνια, αναπτύχθηκαν παράλληλα και αρκετοί νέοι κλάδοι, οι οποίοι περιγράφουν και εξομοιώνουν διάφορες βιολογικές λειτουργίες του ανθρώπινου οργανισμού, όπως η όραση και η ακοή. Το βιολογικό σύστημα της όρασης, ουσιαστικά, αποτελείται από τον συνδυασμό ενός οπτικού συστήματος και ενός συστήματος ερμηνείας της πληροφορίας.

Με την έλευση υπολογιστών υψηλών ταχυτήτων και καμερών υψηλής ανάλυσης και ευκρίνειας, επεκτάθηκε το ερευνητικό ενδιαφέρον για ανάπτυξη και υλοποίηση αλγορίθμων στον τομέα της μηχανικής όρασης. Οι εφαρμογές αλγορίθμων ποικίλουν ανάλογα με τον τομέα ζήτησής τους. Εφαρμογές μπορούν να αναπτυχθούν με όραση μηχανής για θέματα ασφαλείας, στρατιωτικές και κατασκοπευτικές εφαρμογές, για θέματα υγείας και έρευνας, αλλά και εφαρμογές σε θέματα παραγωγής. Ανάμεσα στις εφαρμογές αυτές, μια από τις πιο συχνές εργασίες που εκτελούνται, είναι η ανίχνευση τυχών ανωμαλιών, αλλά και ο καθορισμός της θέσης για το κάθε αντικείμενο-προϊόν, στοιχεία τα οποία μας απασχόλησαν στο κομμάτι του συστήματος μας.

Στην παρούσα εργασία γίνεται προσπάθεια αντικατάστασης του βιολογικού συστήματος όρασης, με τη χρήση των τεχνικών που προσφέρονται σε θέματα μηχανικής όρασης και η λήψη αποφάσεων μέσω αυτών. Σχεδιάστηκε και υλοποιήθηκε, έτσι, ένα σύστημα επιλογής-διαχωρισμού προϊόντων σε γραμμή παραγωγής με τη χρήση κάμερας, δηλαδή τη χρήση μιας αλληλουχίας εικόνων. Δίνεται έτσι την δυνατότητα στο χρήστη να έχει ένα ασφαλή τρόπο διαχωρισμού, αποφεύγοντας τυχόν ανθρώπινα λάθη.

1.2 Κίνητρο για την διεξαγωγή της εργασίας

Το βασικό κίνητρο για τη διεξαγωγή της εργασίας ήταν η επιθυμία μου να εμπλουτίσω και να εξελίξω τις γνώσεις μου στο συγκεκριμένο επιστημονικό πεδίο, το οποίο αποτελεί ένα από τα πιο αναπτυσσόμενα πεδία της επιστήμης της Πληροφορικής. Ένα επιπλέον κίνητρο αποτέλεσε το γεγονός, ότι το σύστημα θα ήταν χρήσιμο σε ένα τομέα, τον πρωτογενή, που στη χώρας μας έχει ανάγκη από συστήματα που θα τον βοηθήσουν να αναζωογονηθεί και να αυξηθεί η παραγωγή προϊόντων του.

1.3 Σκοπός και στόχοι της εργασίας

Σκοπός της δημιουργίας αυτού του συστήματος ήταν, εξ αρχής, η έστω και μικρή συνεισφορά στην βελτίωση και εξέλιξη των ήδη υπαρχουσών συστημάτων στο πεδίο της μηχανικής όρασης και της επεξεργασίας εικόνας. Φυσικά, η εκπόνηση μιας τέτοιας εργασίας, δεν θα μπορούσε να μην είχε σαν σκοπό την απόκτηση νέων γνώσεων και εμπειριών για τον συγγραφέα.

Στόχος της υλοποίησης του συστήματός, ήταν να δοκιμαστεί σε πραγματικές συνθήκες λειτουργίας, επιλέγοντας και διαχωρίζοντας ρεαλιστικά προϊόντα. Ένας ακόμα στόχος, ήταν να απευθύνεται σε χρήστες που δεν απαιτείται να έχουν εξειδικευμένες γνώσεις στην επιστήμη των υπολογιστών, παρέχοντας τους ένα φιλική και εύχρηστη διεπαφή.

1.4 Θεωρητικό υπόβαθρο

1.4.1 Μηχανική Όραση

Η Μηχανική Όραση ή Τεχνητή Όραση [1] ονομάζεται ο επιστημονικός τομέας της επιστήμης υπολογιστών, το οποίο περιλαμβάνει μεθόδους για την απόκτηση, την επεξεργασία, την ανάλυση και την κατανόηση εικόνων του πραγματικού κόσμου, στοχεύοντας στην παραγωγή αριθμητικής ή συμβολικής πληροφορίας. Με άλλα λόγια, προσπαθεί να ενσωματώσει τη λογική στην όραση, όπως ακριβώς συμβαίνει στον άνθρωπο. Οι πληροφορίες εισόδου αντλούνται από ψηφιακές φωτογραφίες, βίντεο και σαρωτές.

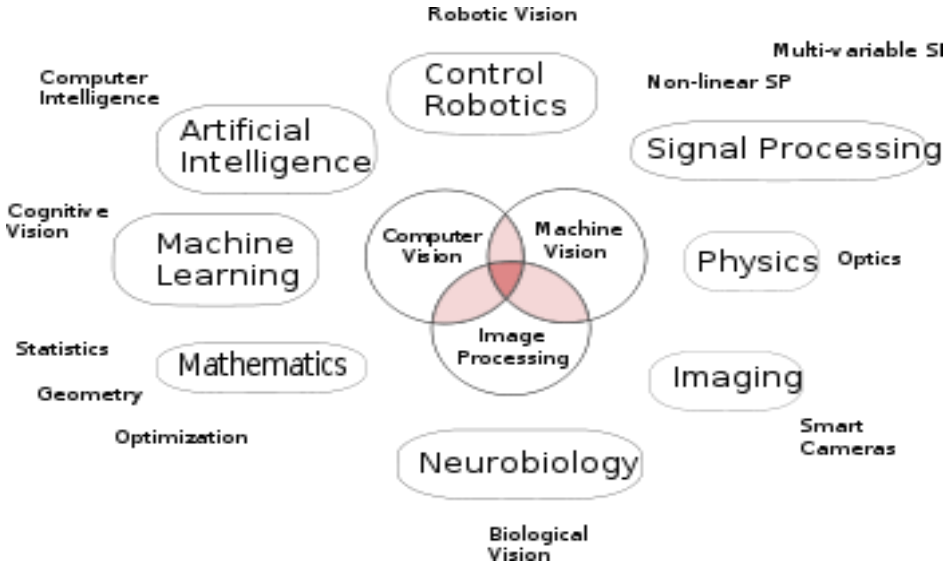
Η πρόοδος της τεχνολογίας έχει βοηθήσει κατά πολύ αυτό το επιστημονικό πεδίο, το οποίο έχει προσελκύσει τα τελευταία χρόνια όλο και περισσότερους επιστήμονες να ασχοληθούν με αυτό. Έτσι, οι εφαρμογές και τα συστήματα που προσομοιάζουν τη λειτουργία του ματιού έχουν γνωρίσει άνθιση. Παρ' όλα αυτά, η ανθρώπινη όραση είναι τόσο ανεπτυγμένη, που η μηχανική όραση απαιτεί πολύπλοκες διεργασίες και επεξεργασίες των εικόνων για να καταφέρει να τη φτάσει. Για παράδειγμα, ένας άνθρωπος μπορεί να αναγνωρίσει ένα αντικείμενο ως καρέκλα, χωρίς να έχει ξαναδεί την ίδια καρέκλα, απλά και μόνο από την έμφυτη ικανότητα της όρασης, μέσω της οποίας μπορεί να εξάγει συμπεράσματα για το χρώμα, το σχήμα, την κίνηση, την υφή και το μέγεθος ενός αντικειμένου.

Σε αντίθεση με τον άνθρωπο, στη μηχανική όραση για να γίνει κάτι τέτοιο, απαιτείται η επεξεργασία πληροφοριών από μια ακολουθία από εικόνες. Μερικά από τα πιθανά προβλήματα που θα συναντήσει κάποιος που ασχολείται με αυτό τον επιστημονικό κλάδο είναι η απώλεια πληροφορίας κατά την επεξεργασία της εικόνας, οι ακολουθίες εικόνων που απαιτούν μεγάλο αποθηκευτικό χώρο, οι διαφορές κλίμακας των αντικειμένων, η εναλλαγή της φωτεινότητας, οι οπτικές γωνίες, η ύπαρξη θορύβου και άλλες πολλές δυσνόητες και δυσεπίλυτες έννοιες.

Η πολυπλοκότητα των προβλημάτων, των εννοιών και εν γένει ολόκληρου του πεδίου, έχει οδηγήσει στην ιεραρχική διάκριση των λειτουργιών της μηχανικής όρασης. Στη βάση της ιεραρχίας βρίσκεται η χαμηλού επιπέδου όραση, κατά την οποία γίνεται η εξαγωγή χαρακτηριστικών, όπως οι γωνίες και οι άκρες. Αμέσως από πάνω, βρίσκεται η όραση μεσαίου επιπέδου, κατά την οποία τα αντικείμενα αναγνωρίζονται και γίνεται η ερμηνεία της τρισδιάστατης εικόνας, βάσει των χαρακτηριστικών που προέρχονται από το χαμηλότερο επίπεδο. Τέλος, έχουμε την όραση υψηλού επιπέδου, όπου ερμηνεύεται η εξελισσόμενη πληροφορία που προέρχεται από το μεσαίο επίπεδο. Η ερμηνεία αυτή, μπορεί να περιλαμβάνει την εννοιολογική περιγραφή μιας σκηνής, όπως την δραστηριότητα, την πρόθεση και τη συμπεριφορά.

Η Τεχνητή Νοημοσύνη, η Επεξεργασία Εικόνας και η Αναγνώριση Προτύπων είναι τα επιστημονικά πεδία από τα οποία μπορούμε να πούμε, ότι προήλθε η Τεχνητή Όραση. Τα πρώτα βήματα της Τεχνητής Όρασης βασίστηκαν στους ήδη υπάρχοντες αλγορίθμους της Τεχνητής Νοημοσύνης, από τη δεκαετία του '70, που οι επιστήμονες του τομέα είχαν επικεντρωθεί στην ανάπτυξη υπολογιστών, με δυνατότητα όρασης. Από την Επεξεργασία Εικόνας φάνηκαν -και συνεχίζουν να είναι- χρήσιμοι οι μετασχηματισμοί, που βοηθούν στην εύρεση θορύβου, ακμών και στην περιστροφή των εικόνων. Οι τεχνικές Αναγνώρισης Προτύπων, όπως οι στατιστικές προσεγγίσεις και τα νευρωνικά δίκτυα, χρησιμοποιούνται συστηματικά στην Μηχανική Όραση.

Η σχέση, όμως, της Τεχνητής Όρασης με άλλους τομείς ή κλάδους της επιστήμης, είναι αναπόφευκτη. Η χρήση της είναι συχνό φαινόμενο σε εφαρμογές υψηλής τεχνολογίας, όπως στη βιομηχανία, την ιατρική, ακόμα και στην εξερεύνηση του διαστήματος.



Εικόνα 1: Σχέση Τεχνητής Όρασης με άλλες επιστήμες

1.4.2 Μηχανική Όραση και προβλήματα

Παρακάτω αναφέρονται μερικά από τα πιο βασικά προβλήματα, τα οποία θα κληθεί να αντιμετωπίσει κάποιος που ασχολείται με τη Μηχανική Όραση.

Η αναγνώριση αντικειμένων (object recognition) πρόκειται για τον έλεγχο, σαρώνοντας την εικόνα, για το αν υπάρχουν γενικά ή ένα συγκεκριμένο αντικείμενο. Το αντικείμενο αυτό, θα είναι κάτι συγκεκριμένο-γνωστό αν πρόκειται για μια γραμμή παραγωγής, όπως συμβαίνει στο παρόν σύστημα. Μπορεί όμως να είναι και κάτι άγνωστο, όπως συμβαίνει στην περίπτωση της αναγνώρισης προσώπου.

Στην περίπτωση της αναγνώρισης προσώπου, αλλά και σε άλλες εφαρμογές που απαιτούν τον υπολογισμό ενός τρισδιάστατου μοντέλου, σημαντικό πρόβλημα αποτελεί η ανακατασκευή σκηνής, αφού υπάρχουν περισσότερες από μια εικόνες.

Τέλος, υπάρχει το πρόβλημα της κίνησης αντικείμενων (tracking). Στην περίπτωση των βιομηχανικών εφαρμογών, που έχουμε πολλά κινούμενα αντικείμενα για τα οποία πρέπει να γίνονται έλεγχοι, πρέπει να γίνει απαραίτητα επεξεργασία σε μια αλληλουχία εικόνων, για να εξαχθεί κάποιο συμπέρασμα.

1.4.3 Εφαρμογές Μηχανικής Όρασης

Όπως είδαμε και παραπάνω, η Μηχανική Όραση βρίσκει εφαρμογή από πολλές επιστήμες. Κάποιες περιπτώσεις, εφαρμογών ή συστημάτων, που χρησιμοποιούν την Μηχανική Όραση, αποτελούν αυτόνομα συστήματα, που λειτουργούν και εξάγουν πληροφορίες μόνα τους, ενώ κάποια άλλα αποτελούν υποσυστήματα ενός μεγαλύτερου συστήματος. Σε όλες, όμως, τις περιπτώσεις, ακολουθούνται κάποια βασικά βήματα. Το πρώτο βήμα, δεν θα μπορούσε να είναι άλλο από την ανάκτηση της πληροφορίας εισόδου, δηλαδή της εικόνας, της αλληλουχίας εικόνων ή του βίντεο. Επόμενο στάδιο, είναι η επεξεργασία της εισερχόμενης πληροφορίας για την εξαγωγή χαρακτηριστικών, τα οποία θα ελεγχτούν με τη σειρά τους, για την παραγωγή ακόμα πιο χρήσιμων πληροφοριών. Στη συνέχεια, σειρά έχει η κατάτμηση της εικόνας από την οποία παίρνουμε τις πληροφορίες που έχουν το περισσότερο ενδιαφέρον. Τελικό στάδιο, είναι η παραγωγή κάποιας απόφασης που ενεργοποιεί πιθανώς άλλα συστήματα ή προκαλεί κάποια αντίδραση του χρήστη. Φυσικά και το παρόν σύστημα που αναλύουμε έχει ακολουθήσει πιστά τα παραπάνω βήματα.

Παρακάτω αναφέρονται μερικά παραδείγματα εφαρμογών και περιπτώσεων που χρησιμοποιούν Μηχανική Όραση :

- Έλεγχος διεργασιών σε ρομποτικές εφαρμογές και αυτόνομα οχήματα.
- Ανίχνευση γεγονότων σε συστήματα παρακολούθησης.
- Οργάνωση πληροφοριών με τη δεικτοδότηση βάσεων εικόνων.
- Κατασκευή μοντέλων ή περιβάλλοντος, που χρησιμοποιείται στις ιατρικές εικόνες και στην τοπογραφία.
- Εφαρμογές αλληλεπίδρασης ανθρώπου-υπολογιστή με φυσικές κινήσεις και μεθόδους.
- Στρατιωτικούς σκοπούς για την καθοδήγηση πυραύλων και ανίχνευση αντίπαλων στρατευμάτων.
- Βιομηχανία στον έλεγχο των γραμμών παραγωγής.

Ένας από τους πιο διαδεδομένους τομείς χρήσης Μηχανικής Όρασης είναι τα στρατιωτικά-οπλικά συστήματα. Η ποικιλία των συστημάτων αυτών ξεπερνά τη φαντασία, όλα όμως έχουν κοινό σκοπό, ανωτερότητα του κατόχου έναντι των αντιπάλων του. Αναμφισβήτητα, τα πιο γνωστά παραδείγματα είναι η καθοδήγηση πυραύλων και η ανίχνευση εχθρικών στρατευμάτων. Από τα πιο σύγχρονα και τελευταία συστήματα, είναι οι αισθητήρες στο πεδίο μάχης. Οι αισθητήρες, εκτός των άλλων, είναι και αισθητήρες που προσφέρουν εικόνα από το σημείο της σύγκρουσης, συμβάλλοντας στην λήψη κρίσιμων στρατηγικών αποφάσεων.

Πολύ σημαντικός, επίσης, είναι ο ιατρικός τομέας. Η ιατρική υπολογιστική όραση (medical computer vision or medical image processing) βοηθάει στην (εξαγωγή) της ιατρικής γνωμάτευσης από τα δεδομένα της εικόνας. Η εικόνα μπορεί να προέρχεται από μικροσκόπια, από υπέρηχους, τομογράφους, ακτίνες Χ και άλλα μέσα. Η ανίχνευση όγκων και η αρτηριοσκλήρωση είναι παθήσεις που μπορούν να αντιμετωπιστούν με την βοήθεια της Μηχανικής Όρασης. Πέρα όμως από την πρόληψη και την διάγνωση, η Μηχανική Όραση έχει βοηθήσει την ιατρική και στον τομέα της έρευνας, δίνοντας πληροφορίες για την δομή του εγκεφάλου και την ποιότητα των ιατρικών θεραπειών.

Άλματα, όμως, έχουν γίνει και στον τομέα της βιομηχανίας με την ένταξη της Μηχανικής Όρασης στα συστήματα παραγωγής. Στο συγκεκριμένο τομέα, βρίσκει εφαρμογή και το σύστημα που αναλύεται στην παρούσα εργασία. Η ομαλή λειτουργία της γραμμής παραγωγής παρακολουθείται και εξασφαλίζεται μέσα από δεδομένα που εξάγονται από εικόνες ή αλληλουχίες εικόνας. Με αυτό τον τρόπο, απομακρύνονται τα ανεπιθύμητα προϊόντα ή τα προϊόντα που δεν πληρούν τις απαιτήσεις της παράγωγης (του ποιοτικού ελέγχου). Αναλυτικά, όμως, θα αναφερθούμε σε αυτόν τον τομέα στο επόμενο κεφάλαιο.

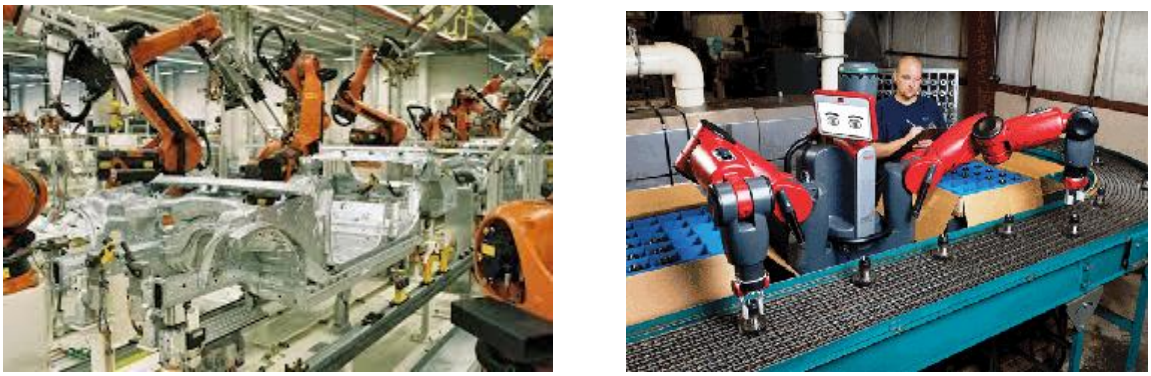
1.4.4 Συστήματα παραγωγής και Μηχανική Όραση

Σκοπός της Μηχανικής Όρασης, σε συστήματα παραγωγής, είναι να ενημερώνουν το χρήστη, όταν παρουσιαστούν ελαττωματικά προϊόντα, ώστε να ενεργήσει έγκαιρα και να διασφαλίσει την ποιότητα και την παραγωγικότητα των προϊόντων. Αυτό κάνει τα συστήματα Μηχανικής Όρασης πολύ χρήσιμα εργαλεία, στη διαδικασία παραγωγής, καταστώντας το περιβάλλον πιο σταθερό και βέβαιο.

Ένα από τα σημαντικότερα πλεονεκτήματα που μπορεί να επιφέρει η Μηχανική Όραση είναι η ασφάλεια του προσωπικού, σε επικίνδυνες συνθήκες εργασίας. Σε παραγωγές που τα προϊόντα είναι επικίνδυνα για την υγεία και ο έλεγχος τους γίνεται λόγους ασφαλείας και πρόληψης, μια προφανής λύση είναι ένα αυτόματο σύστημα έλεγχου. Έτσι και τα πρότυπα εφαρμόζονται και ανθρώπινες ζωές δεν κινδυνεύουν.

Σε πολύπλοκες γραμμές παραγωγής που έχουμε προϊόντα που αποτελούνται από πολλά άλλα υπο-προϊόντα, ο έλεγχος ποιότητας μόνο από το ανθρώπινο δυναμικό είναι ανέφικτος ή μη παραγωγικός. Με τα αυτόματα συστήματα αυτό επιτυγχάνεται κάνοντας την παραγωγή πιο γρήγορη και πιο αξιόπιστη. Το σύστημα ελέγχει ένα ένα τα επιμέρους προϊόντα πριν προχωρήσει στην παραγωγή-κατασκευή του τελικού προϊόντος.

Η εξασφάλιση της ποιότητας σε ένα πλήρη κύκλο παραγωγής, εξαρτάται από τις μηχανές, οι οποίες εξασφαλίζουν την διεργασία του ελέγχου και την επιλογή να παρέχουν πληροφορίες, που διευκολύνουν το έλεγχο της παραγωγής. Αυτό προϋποθέτει από την τεχνολογική παραγωγή να προσαρμοστεί στις ανάλογες απαιτήσεις, αλλά θα έχει ως αποτέλεσμα να εξυπηρετήσει τον γενικό έλεγχο παραγωγής από υπολογιστές, τους οποίους συναντάμε σε σύγχρονα και ολοκληρωμένα βιομηχανικά περιβάλλοντα παραγωγής.



Εικόνα 2: Μηχανική Όραση σε γραμμή παραγωγή

1.5 Οργάνωση και δομή εργασίας

Η δομή της εργασίας έγινε με γνώμονα την εύκολη κατανόηση από τον αναγνώστη της διαδικασίας ανάπτυξης του συστήματος, με θέμα την αυτόματη επιλογή προϊόντων που βρίσκονται σε γραμμή παράγωγης.

Στο πρώτο εισαγωγικό κεφάλαιο, έγινε μια εισαγωγή στην έννοια της Μηχανικής Όρασης και των πεδίων της. Ακόμα, επισημάνθηκαν τα προβλήματα που αντιμετωπίζουν όσοι ασχολούνται με αυτό επιστημονικό πεδίο, ενώ στο τέλος έγινε ειδική αναφορά στα συστήματα παραγωγής, που ενσωματώνουν την Τεχνητή Όραση. Κλείνοντας, λοιπόν, αυτό το κεφάλαιο, ακολουθεί μια σύντομη περιγραφή των κεφαλαίων που θα ακολουθήσουν.

Στο επόμενο κεφάλαιο, γίνεται λόγος για την κατάτμηση εικόνας. Αναλύονται οι βασικότεροι αλγόριθμοι και μέθοδοι που έχουν δημιουργηθεί και εξετάστηκαν για να υλοποιηθεί το παρόν σύστημα. Στο τελευταίο μέρος, γίνεται μια συνοπτική περιγραφή της χρωματικής κατάτμησης, την οποία και επιλέχτηκε, μεταξύ των άλλων, για να χρησιμοποιηθεί στην εργασία.

Στο τρίτο μέρος, ασχολούμαστε με την έννοια του χρώματος στη μηχανική όραση. Μεγάλο μέρος του κεφαλαίου είναι αφιερωμένο στην κατάτμηση εικόνας, με βάση το χρώμα, καθώς γίνεται αναλυτική παρουσίαση της. Παράλληλα, καταγράφονται οι σημαντικότερες τεχνικές για να επιτύχουμε χρωματική κατάτμηση. Ενώ, τέλος, εισάγονται βασικές έννοιες, όπως οι χρωματικοί χώροι και τα χρωματικά μοντέλα.

Προχωρώντας , στο επόμενο μέρος, έχουμε την ανίχνευση και αναγνώριση των αντικειμένων. Οι κυριότερες τεχνικές αναγνώρισης αντικειμένων, που χρησιμοποιούν όσοι ασχολούνται με τον τομέα της τεχνητής όρασης, περιγράφονται σε αυτό εδώ το κεφάλαιο. Συγκεκριμένα, δίνεται μια σύντομη επισκόπησή τους και παραδείγματα για την καλύτερη κατανόηση της λειτουργίας τους.

Το πέμπτο κεφάλαιο αποτελεί το κυρίως μέρος της εργασίας. Αρχικά, περιγράφεται πως σχεδιάστηκε το σύστημα. ενώ ακολουθεί μια αναλυτική περιγραφή των βημάτων που ακολουθούνται, για να φτάσουμε στο επιθυμητό αποτέλεσμα.

Στο τελευταίο κεφάλαιο, καταγράφονται τα συμπεράσματα στα οποία καταλήξαμε, με την ολοκλήρωση της εργασίας και προτείνονται κάποιες μελλοντικές πιθανές προεκτάσεις, που θα βοηθήσουν στην βελτίωση του συστήματος.

2.Κατάτμηση εικόνας

Η διαίρεση μιας εικόνας σε πολλαπλές ομοιόμορφες περιοχές, ονομάζεται κατάτμηση εικόνας. Ιδανικά, οι περιοχές αυτές αντιστοιχούν σε αντικείμενα, που βρίσκονται στην εικόνα, όπως για παράδειγμα πρόσωπα. Πιο συγκεκριμένα, είναι η ανάθεση μιας ετικέτας σε κάθε εικονοστοίχιο, έτσι ώστε τα εικονοστοιχία με την ίδια ετικέτα να έχουν κοινά χαρακτηριστικά. Η διαδικασία αυτή μπορεί να αναφερθεί και ως εξαγωγή χαρακτηριστικών εικόνας. Με αυτό τον τρόπο, έχουμε μια μειωμένη αναπαράσταση των δεδομένων εισόδου, πράγμα πολύ χρήσιμο σε περιπτώσεις που τα δεδομένα εισόδου είναι πολύ μεγάλα. Ιδιαίτερα, όταν είναι προφανές ότι έχουμε πολλά δεδομένα και μικρό ποσοστό χρήσιμης πληροφορίας, επιβραδύνοντας τη λειτουργία των αλγορίθμων. Ο εντοπισμός αντικειμένων και των περιγραμμάτων τους είναι βασικό αποτέλεσμα της παραπάνω διαδικασίας.
Η κατάτμηση αποτελεί, στα περισσότερα συστήματα Μηχανικής Όρασης, το πρώτο βήμα στην διαδικασία επεξεργασίας εικόνας, με αποτέλεσμα να έχει κεντρίσει το ενδιαφέρον πολλών επιστημόνων. Παρακάτω, αναλύονται οι βασικότεροι αλγόριθμοι και μέθοδοι που έχουν δημιουργηθεί και εξετάστηκαν για το παρόν σύστημα.

2.1 Μετασχηματισμός κλιμακωτά-αναλλοίωτων χαρακτηριστικών (SIFT)

Εμπνευστής και δημιουργός αυτού του αλγόριθμου είναι ο David Lowe [2,3,4], ο οποίος τον δημοσίευσε το 1999, έχοντας κατοχυρωμένο δίπλωμα ευρεσιτεχνίας στις ΗΠΑ, υπό την ιδιοκτησία του Πανεπιστημίου της Βρετανικής Κολούμπια, παρέχεται όμως για ερευνητική χρήση. Ουσιαστικά, χρησιμοποιείται για τον εντοπισμό και την περιγραφή τοπικών χαρακτηριστικών σε εικόνες. Έχει χρησιμοποιηθεί σε μεγάλη ποικιλία συστημάτων και εφαρμογών μερικά εκ των οποίων είναι : η αναγνώριση αντικειμένων, η παραγωγή χαρτών για πλοήγηση ρομπότ, η παραγωγή τρισδιάστατων μοντέλων και η αναγνώριση χειρονομιών.

2.1.1 Περιγραφή Μεθόδου

Σκοπός του αλγόριθμου είναι να παράξει μια περιγραφή των χαρακτηριστικών (feature description) κάθε αντικειμένου, που βρίσκεται στην εικόνα. Αυτή η εικόνα, που δίνει την αρχική περιγραφή και ονομάζεται εικόνα εκπαίδευσης, στην συνέχεια θα χρησιμοποιηθεί για τον εντοπισμό των ίδιων αντικειμένων σε άλλες εικόνες, που θα περιέχουν πολλά άλλα περιττά αντικείμενα. Για καλύτερα αποτελέσματα, ο αλγόριθμος δεν χρησιμοποιεί μόνο μια εικόνα εκπαίδευσης, αλλά ένα σύνολο εικόνων αναφοράς, που αποθηκεύονται σε μια βάση δεδομένων. Συγκρίνοντας ένα προς ένα τα κάθε αντικείμενο της νέας εικόνας με αυτά της βάσης δεδομένων, γίνεται το φιλτράρισμα των νέων. Για να επιτευχθεί ο παραπάνω στόχος ,ακολουθούνται τρία στάδια, τα οποία και παρουσιάζονται αμέσως μετά.

Σημεία κλειδιά. Η εικόνα μετατρέπεται σε μια συλλογή από διανύσματα χαρακτηριστικών, κάθε ένα από τα οποία είναι αναλλοίωτα στην μετατόπιση, στην περιστροφή, στην κλιμάκωση και ανθεκτικά στις αλλαγές φωτισμού, αλλά και στις τοπικές γεωμετρικές παραμορφώσεις. Τα βασικά τμήματα θέτονται ως οι ελάχιστες και οι μέγιστες της Gaussian συνάρτησης, που εφαρμόζεται στην κλίμακα χώρου σε μια σειρά από εξομαλυμένες και επαναδειγματοληφθέντες εικόνες. Στη Gaussian διαφορά το κάθε εικονοστοιχείο συγκρίνεται με τα γειτονικά του και επιλέγεται αυτό που έχει σημαντική διαφορά φωτεινότητας από τα γύρω του. Υποψήφια σημεία χαμηλής αντίθεσης και σημεία απόκρισης από άκρη σε άκρη απορρίπτονται.

Ανάθεση προσανατολισμού. Σε αυτό το σημείο ανατίθεται σε κάθε σημείο κλειδί προσανατολισμός, βάσει των τοπικών κατευθύνσεων και των κλίσεων της εικόνας. Με αυτό τον τρόπο, τα βασικά σημεία μένουν ανεπηρέαστα στις τυχόν περιστροφές της εικόνας. Το βαθμωτό μέγεθος και η κατεύθυνση του υπολογίζονται με τη βοήθεια της γειτονικής του περιοχής.

Περιγραφείς σημείων. Τα σημεία κλειδιά, πλέον, αντιπροσωπεύονται από μια περιγραφή. Η αντοχή στην φωτεινότητα και στη διαστρέβλωση της τοπικής μορφής, επιτυγχάνεται με την μετατροπή σε αναπαραστάσεις των βαθμίδων των τοπικών εικόνων, γύρω από κάθε σημείο σε συγκεκριμένη κλίμακα.

2.2 Επιταχυνθέντα ισχυρά χαρακτηριστικά(SURF)

Ο αλγόριθμος αυτός είναι μια γρήγορη εκδοχή του SIFT και θεωρείται πιο αξιόπιστος στις διάφορες μεταμορφώσεις της εικόνας. Δημοσιεύθηκε το 2006 από τους Herbert Bay, Tinne Tuytelaars, and Luc Van Gool[5]. Χρησιμοποιείται σε εφαρμογές που έχουν να κάνουν με αναγνώριση αντικειμένων ή ανακατασκευή τριών διαστάσεων. Ο Speeded Up Robust Features κάνει αποτελεσματική χρήση των ενσωματωμένων εικόνων, στηριζόμενος στο ποσό των αποκρίσεων των 2D κυματιδιών Haar.

2.2.1 Περιγραφή Μεθόδου

Σε αυτό τον αλγόριθμο εφαρμόζεται ένα φίλτρο κουτιών για την προσέγγιση του Gaussian smoothing. Για να επιτευχθεί η συνέλιξη με φίλτρο κουτιών, χρησιμοποιούνται οι ενσωματωμένες εικόνες, οι οποίες μπορούν να εφαρμοστούν παράλληλα σε διάφορες κλίμακες. Ο υπολογισμός της κλίμακας και της θέσης ενός αντικειμένου βασίζεται στην διακρίνουσα του πίνακα Εσσιάν (Essian matrix).

Όπως στον SIFT, έτσι και εδώ, ακολουθούνται τρία βασικά βήματα. Αρχικά, τα σημεία ενδιαφέροντος, όπου εξετάζονται οι διακριτές τοποθεσίες της εικόνας, όπως είναι οι γωνίες. Με επανάληψη, ακόμα και αν αλλάξουν οι συνθήκες των σημείων που εξετάζονται, αυτά θα συνεχίσουν να ανιχνεύονται το ίδιο αξιόπιστα. Στη συνέχεια, τα σημεία γύρω από το σημείο ενδιαφέροντος περιγράφονται από ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών, το οποίο παραμένει αναλλοίωτο σε παραμορφώσεις και θορύβους. Τέλος, γίνεται μια ταύτιση μεταξύ των διάφορων εικόνων εξετάζοντας και αντιστοιχίζοντας τα διανύσματα χαρακτηριστικών.

Λίγο πιο αναλυτικά, στο πρώτο βήμα που γίνεται η ανίχνευση των σημείων ενδιαφέροντος, υπολογίζονται τα τοπικά μέγιστα του πίνακα Εσσιάν, αν τα σημεία υπερβαίνουν ένα όριο τότε επικυρώνονται. Στη συνέχεια, με μια επαναλαμβανόμενη διαδικασία για να ταιριάξει μια τετραγωνική συνάρτηση, ξεκαθαρίζει τη θέση και τη κλίμακα. Ακολουθεί διαδικασία εξαγωγής περιγραφέων των σημείων. Για να γίνει αυτό, πρέπει πρώτα να καθοριστεί ο κυρίαρχος προσανατολισμός κάθε σημείου ενδιαφέροντος, προκειμένου να παραμένει αναλλοίωτο στις παραμορφώσεις, τις περιστροφές και τους θορύβους. Στη συνέχεια, και αφού έχουν βρεθεί μια σειρά από σημεία ενδιαφέροντος στην κλίμακα-χώρου, γίνεται η κωδικοποίηση αμετάβλητων σημείων σε κλίμακα χαρακτηριστικών. Στο τελικό βήμα, έχουμε την αντιστοίχηση των χαρακτηριστικών δύο εικόνων. Εδώ, εκτελείται μια σύγκριση των διανυσμάτων χαρακτηριστικών, μαζί με μια τεχνική κατωφλίωσης, γνωστή ως απόσταση αναλογίας του πλησιέστερου γείτονα. Σε αυτή την κατωφλίωση, υπολογίζονται μόνο οι πιο κοντινοί και δεύτεροι πιο κοντινοί γείτονες. Η αντιστοίχιση μεταξύ των εικόνων θεωρείται έγκυρη, εάν η αναλογία αυτών των δυο αποστάσεων είναι κάτω από 0.8 .

2.3 Συσχετισμένος Μετασχηματισμός κλιμακωτά-αναλλοίωτων χαρακτηριστικών (ASIFT)

[6]Αυτός ο αλγόριθμος εξελίσσει τον παραπάνω αλγόριθμο. Ενώ ο SIFT εξετάζει και παραμένει αναλλοίωτος σε τέσσερις παραμέτρους (το ζούμ, την περιστροφή και τη μετακίνηση), ο ASIFT χειρίζεται και την παράμετρο αλλαγής του γεωγραφικού μήκους και πλάτους της κάμερας.

Πρόκειται, δηλαδή, για μια μέθοδο η οποία χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο SIFT και προσπαθεί να εισάγει μια νέα παράμετρο, που βελτιστοποιεί τη λειτουργία του αλγόριθμου, κάτω από ακόμα πιο δύσκολες συνθήκες.

2.3.1 Περιγραφή Μεθόδου

Στη μέθοδο αυτή προσομοιώνονται ένα σύνολο από όψεις της αρχικής εικόνας, οι οποίες έχουν ληφθεί με διαφοροποίηση της κάμερας, ως προς άξονα προσανατολισμού της. Διαφοροποιείται, δηλαδή, το γεωγραφικό μήκος και πλάτος των γωνιών, πράγμα που δεν μπορεί να αντιμετωπιστεί με τον SIFT. Στη συνέχεια, εφαρμόζεται ο SIFT σε κάθε όψη που έχει παραχθεί, καλύπτοντας έτσι και τις έξι παραμέτρους του συσχετιζόμενου μετασχηματισμού. Και σε αυτή τη μέθοδο τρία είναι τα βασικά στάδια.

Στο πρώτο στάδιο, γίνεται η προσομοίωση όλων των πιθανών όψεων που προκαλούνται από την αλλαγή προσανατολισμού του άξονα της κάμερας από μια μετωπική θέση. Στις όψεις αλλάζουν δύο παράμετροι, το γεωγραφικό μήκος(θ) και το πλάτος(φ). Η εικόνα περιστρέφεται κατά γωνία θ ακολουθούμενη από κλίσεις με παράμετρο $t=1 / |\cos(\varphi)|$. Στις ψηφιακές εικόνες, για να εφαρμοστεί η κλίση, πρέπει να εφαρμοστεί πρώτα ένα φίλτρο εξομάλυνσης. Αυτές οι περιστροφές και οι κλίσεις, εκτελούνται για ένα πεπερασμένο αριθμό γωνιών γεωγραφικού πλάτους και μήκους.

Στη συνέχεια, χρησιμοποιείται μια μέθοδος αμετάβλητης αντιστοίχησης και προτιμάται ο αλγόριθμος SIFT, για να συγκριθούν οι εικόνες-όψεις από τη προσομοίωση. Στο επόμενο και τελικό βήμα, χρησιμοποιείται ένα κριτήριο για την αποβολή των λανθασμένων αντιστοιχιών που έχουν μείνει από την εφαρμογή του SIFT. Το κριτήριο αυτό είναι ότι οι αντιστοιχίες που διατηρούνται, πρέπει να είναι συμβατές με την επιπολική γεωμετρία, που είναι η γεωμετρία της στερεοσκοπικής όρασης.

Παρακάτω παρουσιάζεται μια εικόνα για τη σύγκριση των αλγορίθμων SIFT και ASIFT στις αντιστοιχίες που βρίσκει ο κάθε ένας.



Εικόνα 3: SIFT και SWIFT στο ίδιο ζεύγος εικόνων

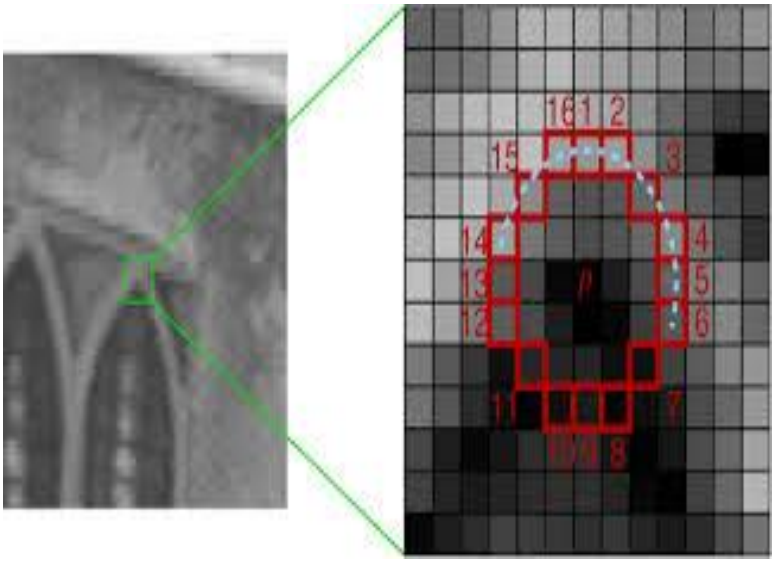
2.4 Εξαγωγή χαρακτηριστικών από γρήγορο τμήμα δοκιμής για Ανίχνευση Ακμών (FAST)

[7]Ο αλγόριθμος αυτός δημοσιεύθηκε το 2006 από τους Edward Rosten και Tom Drummond. Προτάθηκε για να αντικαταστήσει τους παραπάνω αλγόριθμους σε εφαρμογές πραγματικού χρόνου. Οι προαναφερθέντες αλγόριθμοι είναι πολύ αποτελεσματικοί για την εύρεση χαρακτηριστικών σε εικόνες, όμως υστερούν σε ταχύτητα, αν εξετάσουμε τη λειτουργία τους σε εφαρμογές πραγματικού χρόνου. Ο FAST, που αναθεωρήθηκε το 2010, φτιάχτηκε με αποκλειστικό σκοπό την ανίχνευση σημείων ενδιαφέροντος σε εικόνες σε πραγματικό χρόνο.

2.4.1 Περιγραφή Μεθόδου

Ο εν λόγω αλγόριθμος ακολουθεί τα εξής βήματα: Πρώτα επιλέγει ένα σημείο p, το οποίο καθορίζεται αν είναι ή όχι σημείο ενδιαφέροντος. Έστω η ένταση φωτεινότητας ως Ip και η ένταση κατωφλίου t. Στη συνέχεια, επιλέγει ένα κύκλο από 16 εικονοστοιχεία γύρω από το σημείο p. Τότε, αν υπάρχει τμήμα με n συνεχόμενα εικονοστοιχεία στον κύκλο, τα οποία είναι πιο φωτεινά από Ip + t ή σκοτεινότερα από Ip – t, αντιστοιχίζει το σημείο p σε μια γωνία-σημείο ενδιαφέροντος.

Για να επιτευχθεί η υψηλή ταχύτητα του αλγορίθμου, συγκρίνονται πρώτα η φωτεινότητα των εικονοστοιχείων 1,5,9 και 13 του κύκλου με το Ip. Αν, τώρα, τρία από αυτά τα εικονοστοιχεία είναι φωτεινότερα από το Ip + t ή σκοτεινότερα από το Ip – t, το σημείο p είναι γωνία. Αν το σημείο p είναι γωνία-σημείο ενδιαφέροντος, εξετάζονται και τα 16 εικονοστοιχεία του κύκλου, διαφορετικά προχωράει σε άλλο εικονοστοιχείο, επαναλαμβάνοντας τη διαδικασία.



Εικόνα 4: Γωνία-σημείο ενδιαφέροντος και ο κύκλος με τα 16 εικονοστοιχεία

2.5 Χρωματική Κατάτμηση

Στις παραπάνω περιπτώσεις κατάτμησης αγνοείται η χρωματική πληροφορία και η επεξεργασία βασίζεται σε μονόχρωμη εικόνα, για την αναγνώριση των αντικειμένων. Στην χρωματική κατάτμηση, όμως, η επεξεργασία στηρίζεται στον έγχρωμο χαρακτήρα της εικόνας, επεκτείνοντας την μονοχρωματική σε πολυδιάστατη χρωματικά επεξεργασία. Τα τελευταία χρόνια, χρησιμοποιείται όλο και περισσότερο, γιατί οι έγχρωμες εικόνες εμπεριέχουν περισσότερη πληροφορία προς εκμετάλλευση, από ότι οι ασπρόμαυρες, την οποία έχουν την δυνατότητα οι σύγχρονοι υπολογιστές να εξάγουν πολύ γρήγορα.

Σε αυτή την μέθοδο, η εικόνα διαχωρίζεται σε σύνολα εικονοστοιχείων με ίδιες ιδιότητες. Αυτό επιτυγχάνεται λαμβάνοντας δείγμα από κάθε εικονοστιχείο και ελέγχεται αν ανήκει στη χρωματική περιοχή ενδιαφέροντος. Αυτά που ανήκουν στην ίδια χρωματική περιοχή ομαδοποιούνται και εξάγεται το περίγραμμα του συνόλου, που προκύπτει από την ομαδοποίηση, για να δούμε αν είναι το αντικείμενο που ψάχνουμε.

Όπως γίνεται αντιληπτό, η μέθοδος αυτή παρουσιάζει ένα βασικό πρόβλημα. Οι αλλαγές στις συνθήκες φωτισμού είναι το βασικό μειονέκτημα των αλγορίθμων, που χρησιμοποιούν την χρωματική κατάτμηση. Οι εναλλαγές φωτισμού διαφοροποιούν τα αποτελέσματα, καθώς μεταβάλλονται τα χρώματα ,αυξάνοντας την πολυπλοκότητα.

Η εν λόγω τεχνική χρησιμοποιείται για την υλοποίηση του παρόντος συστήματος και θα αναλυθεί περαιτέρω στο επόμενο κεφάλαιο.

3.Κατάτμηση με βάση το χρώμα

Σε αυτό το κεφάλαιο θα ασχοληθούμε με την έννοια του χρώματος στη μηχανική όραση και θα αναλυθεί η κατάτμηση εικόνας, με βάση το χρώμα. Θα εισάγουμε έννοιες, όπως οι χρωματικοί χώροι και τα χρωματικά μοντέλα και θα αναπτύξουμε τις βασικές τεχνικές κατάτμησης, με βάση το χρώμα.

3.1 Γενικά για το χρώμα

Η κωδικοποίηση του ανθρώπινου νευρικού συστήματος για να διακρίνει τα μήκη κύματος του φωτός που προσπίπτουν στο αισθητήριο όργανο της όρασης, ονομάζεται χρώμα.[8] Τα μήκη κύματος που διεγείρουν το ανθρώπινο μάτι είναι από 400 nm μέχρι 700 nm. Κάθε χρώμα αντιστοιχεί σε ένα μήκος κύματος, όπως φαίνεται και στον παρακάτω πίνακα.

Color	Wavelength interval	Frequency interval
violet	~ 430 to 380 nm	~ 700 to 790 THz
blue	~ 500 to 430 nm	~ 600 to 700 THz
cyan	~ 520 to 500 nm	~ 580 to 600 THz
green	~ 565 to 520 nm	~ 530 to 580 THz
yellow	~ 590 to 565 nm	~ 510 to 530 THz
orange	~ 625 to 590 nm	~ 480 to 510 THz
red	~ 740 to 625 nm	~ 405 to 480 THz

Πίνακας 1: Αντιστοιχία χρώματος με μήκος κύματος

Ο παραπάνω πίνακας παρουσιάζει μερικά μόνο από τα χρώματα που αντιλαμβάνεται το ανθρώπινο μάτι, με τα υπόλοιπα όμως τι γίνεται ; Το μάτι έχει την ικανότητα, όταν προσπίπτουν πάνω του παραπάνω από μια ακτινοβολία με διαφορετικό μήκος κύματος, να τις συνθέτει και να δημιουργεί κάθε φορά ένα νέο χρώμα. Για την δημιουργία των νέων χρωμάτων, δεν είναι απαραίτητα όλα τα χρώματα, αλλά μόνο ορισμένα από αυτά, γνωστά και ως βασικά ή πρωταρχικά χρώματα.

Για την δημιουργία των βασικών χρωμάτων από το σύστημα της όρασης, υπάρχουν δύο τρόποι: η απευθείας εκπομπή ή η απορρόφηση. Στην περίπτωση της εκπομπής του φωτός, τα μήκη κύματος ‘αθροίζονται’ για τη δημιουργία του χρωματικού αποτελέσματος, ενώ κατά την απορρόφηση του φωτός τα μήκη κύματος αφαιρούνται. Το ανθρώπινο μάτι, όμως, χρησιμοποιεί ακόμα δύο παραμέτρους, τη φωτεινότητα και την καθαρότητα, αυξάνοντας έτσι την πολυπλοκότητα δημιουργίας των χρωμάτων, με αποτέλεσμα να αυξάνεται και η δυσκολία αναπαράστασης της ανθρώπινης όρασης.

Για τη διευκόλυνση, λοιπόν, της περιγραφής και αναπαραγωγής των χρωμάτων, δημιουργήθηκαν τα χρωματικά μοντέλα, τα οποία βασίζονται σε συγκεκριμένα βασικά χρώματα.

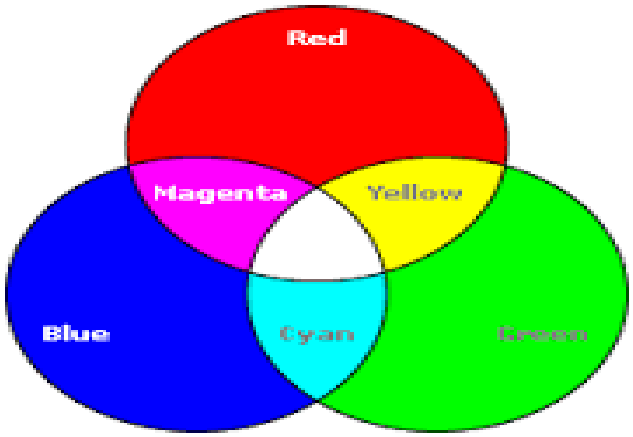
3.2 Χρωματικά μοντέλα

Το χρωματικό μοντέλο είναι ένα μαθηματικό μοντέλο που περιγράφει πώς τα χρώματα μπορούν να αναπαρασταθούν ως ένα σύνολο αριθμητικών τιμών. [8]Τα μοντέλα αυτά χρησιμοποιούνται τόσο σε hardware, όπως οι οθόνες και εκτυπωτές, όσο και σε εφαρμογές και

συστήματα. Τα πιο διαδεδομένα χρωματικά μοντέλα είναι το RGB, το CMY, το YUV, το YCbCr, το HIS και το HSV.

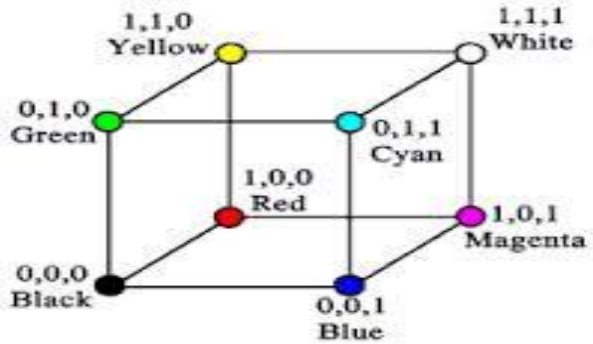
3.2.1 Το μοντέλο RGB

Πρόκειται για ένα προσθετικό μοντέλο, καθώς απαρτίζεται από τα προσθετικά χρώματα R – red, G – green και B – blue. Κάθε κανάλι έχει την δική του τιμή, τις οποίες αν προσθέσουμε, έχουμε σαν αποτέλεσμα το μήκος κύματος του τελικού χρώματος. Το εύρος τιμών, για κάθε κανάλι, είναι από 0 έως 1. Η προσθετική λειτουργία του μοντέλου φαίνεται ξεκάθαρα στην παρακάτω εικόνα.



Εικόνα 5: **Προσθετική λειτουργία RGB**

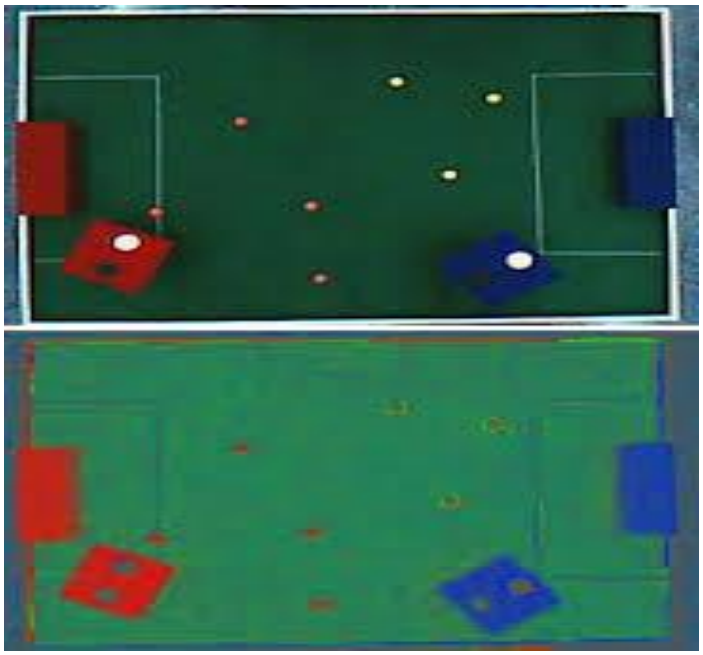
Για να γίνει πιο αντιληπτή η λειτουργία και ο συσχετισμός τιμών και χρωμάτων γίνεται χρήση ενός παραδείγματος με κύβο. Στις τρεις γωνίες που βρίσκονται πάνω στους άξονες τοποθετούνται τα τρία βασικά χρώματα, ενώ στις άλλες τρεις, το ματζέντα, το κυανό και το κίτρινο. Στις εναπομείναντες γωνίες, βρίσκονται το λευκό και το μαύρο. Όλα τα εσωτερικά σημεία του κύβου εκφράζουν και ένα χρώμα, εκτός από το ευθύγραμμο τμήμα που ενώνει το λευκό με το μαύρο χρώμα.



Εικόνα 6: Αντιστοιχία χρωμάτων και τιμών μοντέλου RGB

3.2.2 Το μοντέλο nRGB ή normalized RGB

[9]Πολλές φορές οι εικόνες του RGB μοντέλου έχουν αλλοιωθεί από έντονα φώτα ή σκιές και για το λόγο αυτό χρησιμοποιείται το κανονικοποιημένο μοντέλο RGB, γνωστό ως nRGB . Για να κανονικοποιήσουμε τις τιμές του μοντέλου RGB, διαιρούμε την τιμή της κάθε συνιστώσας με το άθροισμα των τριών συνιστωσών. Άρα, αν οι τιμές ενός εικονστοιχείου είναι (r,g,b), οι νέες τιμές θα είναι $(\frac{r}{r+g+b}, \frac{g}{r+g+b}, \frac{b}{r+g+b})$.



Εικόνα 7: Μετατροπή από RGB σε nRGB

Όπως φαίνεται στην εικόνα 7, οι βασικές διαφορές στις δύο εικόνες, όπου η μεν πρώτη έχει τραβηχτεί στον RGB χώρο και η δεύτερη είναι η κανονικοποιημένη εκδοχή της, είναι ότι έχουν εξαφανιστεί οι σκιές, οι άσπροι - μαύροι κύκλοι, όπως και οι γραμμές έχουν θολώσει. Μετά τη μετατροπή, είναι σαφώς πιο εύκολη η επεξεργασία και η εξαγωγή χρήσιμων πληροφοριών.

3.2.3 Τα μοντέλα HSV και HSI

Τα δύο αυτά μοντέλα αναπτύχθηκαν με τέτοιο τρόπο, ώστε να προσεγγίζουν περισσότερο την ανθρώπινη αντίληψη και την ερμηνεία. Όπως φαίνεται από το όνομα τους και τα δύο αποτελούνται από δύο κοινές παραμέτρους. Η πρώτη είναι το H (hue), που αντιστοιχεί στην χρωματική απόχρωση ή στη χροιά και κυμαίνεται από 0^o-360^o και η δεύτερη το S (saturation), που αναπαριστά την χρωματική καθαρότητα. Σε ότι έχει να κάνει με την τρίτη παράμετρο, το πρώτο μοντέλο έχει την V (Value), που είναι ο βαθμός μίξης με το μαύρο και το δεύτερο έχει την I (Intensity), που αντιστοιχεί στην ένταση.

Το μοντέλο HSI χρησιμοποιείται στην ψηφιακή επεξεργασία εικόνας, καθώς είναι καταλληλότερο σε εφαρμογές που απαιτούν συνέλιξη και εξισορρόπηση ιστογράμματος. Απ' την άλλη πλευρά, το HSV προτιμάται σε περιπτώσεις μετατόπισης στο χρωματικό χώρο ή ρύθμισης της

ποσότητας του χρώματος, επειδή παρέχει μεγαλύτερη δυναμική όσο αφορά τη χρωματική καθαρότητα.[10]

3.2.4 Το χρωματικό μοντέλο YUV

Είναι το μοντέλο που χρησιμοποιείται στην κωδικοποίηση των χρωμάτων, στην αναλογική τηλεόραση και στην περιγραφή αρχείων, που είναι κωδικοποιημένα με το χρωματικό μοντέλο YCbCr. Η μεταβλητή Y δίνει σε αριθμό την φωτεινότητα και οι άλλες δύο τη χρωματική πληροφορία. Με πηγή RGB εικόνα, το μοντέλο παράγεται ως εξής: η συνιστώσα Y προέρχεται με το άθροισμα των τιμών R, G, B, ενώ οι άλλες δυο αντίστοιχα από την αφαίρεση Y - G και Y – B. Στην παρακάτω εικόνα παρουσιάζεται η ανάλυση μιας εικόνας RGB σε YUV. Στην πρώτη εικόνα έχουμε την παρουσίαση σε RGB, στην δεύτερη έχουμε μόνο τη συνιστώσα Y, στην τρίτη την συνιστώσα U και στην τέταρτη, κάτω αριστερά, την συνιστώσα V.



Εικόνα 8: Μετατροπή από RGB σε YUV

3.2.5 Το χρωματικό μοντέλο YCbCr

Ότι ισχύει για το YUV ισχύει για το μοντέλο αυτό, με τη διαφορά ότι χρησιμοποιείται στην ψηφιακή τηλεόραση. Η συνιστώσα Y παρουσιάζει την φωτεινότητα και οι άλλες δύο και πάλι την χρωματική πληροφορία. Η μετατροπή από RGB γίνεται με τον ίδιο ακριβώς τρόπο. Επομένως το Cb προκύπτει από την σχέση (B - Y) και το Cr από την (G - Y).

3.3 Τεχνικές χρωματικής κατάτμησης

3.3.1 Ανίχνευση ακμών

Από τα πρώτα βήματα της επιστήμης της τεχνητής όρασης, η ανίχνευση ακμών υπήρξε ένα από τα σημαντικότερα πεδία ενδιαφέροντος για την επιστημονική κοινότητα, που αποδεικνύεται από το γεγονός ότι οι πρώτοι αλγόριθμοι ανίχνευσης ακμών, παρουσιαστήκαν από την δεκαετία του 70 από τον Sobel και Roberts, καθώς και από άλλους.

Στην ανίχνευση ακμών, οι μαθηματικοί μέθοδοι που χρησιμοποιούνται, στοχεύουν στον εντοπισμό σημείων, στην εικόνα, όπου υπάρχουν έντονες αλλαγές στην φωτεινότητα, οι λεγόμενες και ασυνέχειες. Ο λόγος που στοχεύουν σε αυτά τα σημεία, είναι γιατί σε αυτές τις περιοχές μπορεί να συμβαίνουν σημαντικά γεγονότα, όπως αλλαγές στο βάθος, στις ιδιότητες των υλικών και στο φωτισμό της σκηνής[11]. Συνήθως, χρησιμοποιείται στις πρώτες φάσεις επεξεργασίας της εικόνας, καθώς τα αποτελέσματα που παρέχει απλουστεύουν κατά πολύ τη συνέχεια της διαδικασίας.

Η σημασία και χρησιμότητα της ανίχνευσης ακμών έχει κεντρίσει το ενδιαφέρον, με αποτέλεσμα να έχουν δημοσιευτεί πολλοί, διαφορετικοί αλγόριθμοι ανίχνευσης ακμών. Όλοι, όμως, αποτελούνται από τρία βασικά βήματα.

Πρώτα γίνεται το φιλτράρισμα (filtering). Πριν όμως από αυτό, πρέπει να αναφερθούμε στο gradient. Αν θεωρήσουμε την εικόνα σαν ένα πίνακα από δείγματα της συνάρτησης της έντασης των χρωμάτων της εικόνας, τότε το gradient είναι το κατά πόσο μεταβλήθηκε αυτή η συνάρτηση από εικονοστοιχείο σε εικονοστοιχείο. Έτσι, στις αλλαγές έντασης θα έχουμε και μεγάλες διαφορές στη τιμή του gradient. Αφού, λοιπόν, ο υπολογισμός του gradient βασίζεται στις τιμές δύο σημείων, είναι αντιληπτό ότι θα έχει πολλές απώλειες από το θόρυβο. Για αυτόν ακριβως το λόγο, χρησιμοποιείται το φιλτράρισμα. Με το φιλτράρισμα, ο θόρυβος μειώνεται και ο αλγόριθμος γίνεται πιο αποδοτικός, όμως αν γίνει μεγάλη μείωση του θορύβου ξεπερνώντας ένα όριο, τότε αρχίζει να έχει απώλειες στον εντοπισμό των ακμών.

Μετά το φιλτράρισμα γίνεται η ενίσχυση (enhancement). Σε αυτό το βήμα, τονίζονται τα εικονοστοιχεία που έχουν σημαντική απόκλιση στην ένταση, ώστε ο αλγόριθμος να είναι πιο εύκολο να εντοπίσει τα σημεία που υπάρχουν ασυνέχειες, άρα και πιθανές ακμές.

Αφού έχουν ολοκληρωθεί τα παραπάνω βήματα, αυτό που μένει είναι ο εντοπισμός/ανίχνευση (detection) των σημείων που πιθανών αποτελούν ακμές. Επειδή όμως από εφαρμογή σε εφαρμογή που χρησιμοποιούνται οι αλγόριθμοι αλλάζουν και τα κριτήρια, ώστε ένα σημείο να είναι μέρος μια ακμής, σε αυτό το βήμα χρησιμοποιείται ένα φίλτρο κατωφλίωσης.

3.3.2 Κατωφλίωση Ιστογράμματος

Το ιστόγραμμα είναι ένα διάγραμμα που παρουσιάζει πόσα εικονοστοιχεία αντιστοιχούν σε κάθε διαφορετική τιμή έντασης που βρέθηκε στην εικόνα. Για να γίνει πιο κατανοητό σε μια εικόνα κλίμακας γκρι (grayscale) 8-bit, υπάρχουν 256 πιθανές εντάσεις, άρα το ιστόγραμμα θα εμφανίσει την κατανομή των εικονοστοιχείων σε αυτές της 256 τιμές της έντασης. Στην περίπτωση έγχρωμης εικόνας, μπορεί να παραχθεί με δύο τρόπους το ιστόγραμμα, είτε να παραχθούν τρία επιμέρους ιστογράμματα, ένα για κάθε κανάλι του RGB μοντέλου, είτε ένα τρισδιάστατο ιστόγραμμα, όπου κάθε άξονας αντιπροσωπεύει το κάθε κανάλι.

Πρόκειται για την πιο εύκολη σε χρήση και λειτουργία τεχνική κατάτμησης εικόνας, με βάση το χρώμα. Με μια απλή σάρωση της εικόνας, ελέγχονται οι διαφορετικές εντάσεις και για κάθε μια δημιουργείται ένας μετρητής με τον αριθμό των εικονοστοιχείων, που έχουν αυτή την ένταση. Αυτοί οι μετρητές χρησιμοποιούνται στη συνέχεια για την παραγωγή του διαγράμματος. Στο ιστόγραμμα, το ενδιαφέρον επικεντρώνεται στις περιοχές με κοιλάδες ή κορυφές, γιατί εκεί πιθανόν να έχουμε κάποιο αντικείμενο ενδιαφέροντος ή κάποια ασυνέχεια στην επιφάνεια του φόντου.

Το σημαντικότερο πρόβλημα- και αυτής της τεχνικής- είναι ο θόρυβος. Η παρουσία του θορύβου παραπλανεί τον αλγόριθμο, δημιουργώντας έξτρα κοιλάδες ή κρυφές, χωρίς αυτές να

αντιστοιχούν σε κάποιο αντικείμενο ή κάτι άλλο χρήσιμο. Για την αποφυγή λανθασμένων συμπερασμάτων χρησιμοποιείται η τεχνική της ομαλοποίησης (smoothing) του ιστογράμματος πριν από οποιαδήποτε άλλη επεξεργασία.

3.3.3 Βάση περιοχών

[12,13,14]

Είναι γνωστή και ως κατάτμηση βάση εικονοστοιχείων. Η βασική ιδέα σε αυτή την τεχνική είναι ο χρήστης να επιλέξει σε αρχική φάση κάποια εικονοστοιχεία, ως δείγματα και βάσει αυτών, να χωριστεί η εικόνα σε περιοχές. Η λειτουργία των αλγορίθμων που υλοποιούν αυτή την τεχνική, έχει ως εξής: Αφού ο χρήστης έχει επιλέξει τα αρχικά εικονοστοιχεία, βάσει δικών του κριτηρίων, ο αλγόριθμος ελέγχει τα γειτονικά τους εικονοστοιχεία, τα οποία, αν ικανοποιούν τα ίδια κριτήρια, μπαίνουν στην ίδια περιοχή με το αρχικό εικονοστοιχείο. Με αυτό τρόπο -και ελέγχοντας τους γείτονες κάθε νέου εικονοστοιχείου που μπαίνει στην περιοχή- ελέγχεται και χωρίζεται ολόκληρη η εικόνα σε περιοχές. Τα κριτήρια, βάσει των οποίων ο χρήστης επιλέγει τα αρχικά εικονοστοιχεία, θα μπορούσε να είναι μια τιμή κατωφλίου, μια τιμή έντασης φωτεινότητας ή μια απόχρωση του γκρι. Από πολλούς αλγόριθμους ή προγραμματιστικά περιβάλλοντα, δίνεται η δυνατότητα στο χρήστη να επιλεγούν αυτόματα τα κριτήρια.

Βασικά πλεονεκτήματα αυτής της τεχνικής είναι η ταχύτητα απόκρισης της και η απλότητα στην κατανόηση από τον χρήστη. Απ’ την άλλη πλευρά, είναι πολύ ευαίσθητη στον θόρυβο και τα αποτελέσματα που δίνει έχουν να κάνουν με τοπικά προβλήματα και όχι με όλη την έκταση της εικόνας, ιδιαίτερα αν δεν έχουμε επιλέξει πολλά αρχικά εικονοστοιχεία για να ξεκινήσει ο αλγόριθμος.

3.3.4 Αλγόριθμος ομαδοποίησης K-Means

[15,16]Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται, γενικά, για το διαχωρισμό ομάδων που περιέχουν αντικείμενα. Στην χρωματική κατάτμηση χρησιμοποιείται για τον διαχωρισμό των αντικειμένων σε Κ ομάδες με κάποιο κοινό χαρακτηριστικό, όπως το χρώμα, η φωτεινότητα και άλλα. Αρχικά, ο αλγόριθμος αρχικοποιεί το πλήθος Κ των ομάδων και βρίσκει το κέντρο τους. Στην συνέχεια, υπολογίζει την Ευκλείδεια απόσταση κάθε εικονοστοιχείου με κάθε κέντρο. Με όποιο κέντρο έχει τη μικρότερη απόσταση σε αυτήν την Κ ομάδα, το εντάσσει. Αφού έχει ολοκληρωθεί η διαδικασία αυτή, υπολογίζεται εκ νέου το κέντρο κάθε ομάδας. Με δεδομένο, τώρα, το νέο κέντρο, υπολογίζεται και πάλι η απόσταση των εικονοστοιχείων με τα κέντρα, και αν υπάρχει διαφοροποίηση το εικονοστοιχείο αλλάζει ομάδα. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι να έχουμε τα ελάχιστα λάθη στην κατανομή των εικονοστοιχείων στις Κ ομάδες.

Παρά την εύκολη υλοποίηση, η παραπάνω τεχνική υστερεί στην υπολογιστική ισχύ που χρειάζεται. Αν δεν γίνει στην αρχή σωστά η επιλογή των κέντρων, τότε θα έχουμε πολλές επαναλήψεις της διαδικασίας, που κοστίζουν υπολογιστικά.

4.Ανίχνευση και αναγνώριση αντικειμένων

Όσο εύκολο, απλό και δεδομένο είναι για τον άνθρωπο να κοιτάξει σε ένα τοπίο ή ένα δωμάτιο και να αναγνωρίσει πρόσωπα και αντικείμενα, τόσο δύσκολο και περίπλοκο είναι για ένα σύστημα που ενσωματώνει τη μηχανική όραση να καταλήξει σε παρόμοια συμπεράσματα. Συνεπώς, ένα από τα αρχικά και πιο δύσκολα εμπόδια που αντιμετωπίζει κάθε ένας που ασχολείται με συστήματα και εφαρμογές μηχανικής όρασης, αποτελεί η ανίχνευση και η αναγνώριση αντικείμενων σε μια εικόνα ή αλληλουχία εικόνων.

4.1 Εισαγωγή

Με τον όρο ανίχνευση και αναγνώριση αντικείμενων υποδηλώνεται η διαδικασία καθορισμού της ταυτότητας των αντικειμένων, που περιέχονται σε μια εικόνα αλλά και το που βρίσκονται μέσα σε αυτή. Παρά την εξέλιξη και την πρόοδο που έχει σημειωθεί στον κλάδο της μηχανικής όρασης, ακόμα και σήμερα αποτελεί πρόκληση, για κάθε σύστημα που αναπτύσσεται, η σωστή και γρήγορη αναγνώριση των αντικείμενων. Ως εκ τούτου, έχουν προταθεί και εφαρμοστεί πολλές προσεγγίσεις υλοποίησης της εν λόγω διαδικασίας.

Σε πολλές περιπτώσεις, η αναγνώριση παρουσιάζεται ως μια διαδικασία διαχωρισμού των αντικειμένων βάση ετικετών (labeling). Για παράδειγμα, σε μια εικόνα που έχουμε αντικείμενα ενδιαφέροντος και ένα σύνολο ετικετών που αντιστοιχεί σε συγκεκριμένα μοντέλα που το σύστημα ήδη γνωρίζει, για να επιτευχθεί η αναγνώριση, το σύστημα θα προσπαθήσει να αντιστοιχίσει τις ετικέτες σε κάθε αντικείμενο που ανιχνεύει ανάλογα σε ποιο μοντέλο ταιριάζει. Αυτό θυμίζει πολύ την διαδικασία χρωματικής κατάτμησης βάσει περιοχών, όπως είδαμε στο προηγούμενο κεφάλαιο, για αυτό και θεωρείται ότι η μια διαδικασία συμπληρώνει την άλλη.

Βασικά προβλήματα που δυσχεραίνουν την προσπάθεια λήψης απόφασης για το αν υπάρχει ένα αντικείμενο σε μια εικόνα, είναι οι μεταβολές στο φωτισμό, οι αλληλοεπικαλύψεις που τυχόν παρουσιάζουν τα αντικείμενα και οι αλλαγές στον προσανατολισμό των αντικειμένων.

4.2 Τεχνικές αναγνώρισης αντικειμένων

Σε αυτό το σημείο παρουσιάζονται οι κυριότερες τεχνικές αναγνώρισης αντικειμένων, που χρησιμοποιούν όσοι ασχολούνται με τον τομέα της τεχνητής όρασης. Θα δοθεί μια σύντομη επισκόπηση τους και παραδείγματα για την καλύτερη κατανόηση της λειτουργίας τους.

4.2.1 Αναγνώριση βάση Μοντέλων

Στην αναγνώριση μέσω μοντέλων αναζητείται ένα αντικείμενο πρότυπο, που έχει δοθεί από πριν στο σύστημα, μέσα σε μια εικόνα. Στο σύστημα αποθηκεύονται διάφορα μοντέλα αντικειμένων σε μορφή εικόνας. Όταν, λοιπόν, δίνεται σαν πληροφορία εισόδου μια εικόνα ,που αναζητείται μέσα σε αυτή ένα από τα δοσμένα πρότυπα, το σύστημα αντιστοιχίζει την εικόνα εισόδου με τις εικόνες πρότυπα, ώστε να προσδιοριστούν τα τυχόν αντικείμενα. Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται χαρακτηριστικά η διαδικασία αναγνώρισης του προτύπου μέσα σε εικόνα εισόδου.



Εικόνα 9: Διαδικασία αναγνώρισης προτύπου

Αυτή η τεχνική έχει δύο διαφορετικές προσεγγίσεις. Στην πρώτη γίνεται αντιστοίχιση εικονοστοιχείο προς εικονοστοιχείο των δύο εικόνων που συγκρίνονται, ενώ στη δεύτερη έχουμε σύγκριση των χαρακτηριστικών των δύο εικόνων. Και οι δύο προσεγγίσεις μπορούν να εφαρμοστούν σε έγχρωμες και γκρι απόχρωσης εικόνες. Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται στην αναγνώριση χαρακτήρων, αριθμών και σημάτων μέσα σε εικόνες, όπου έχει καλύτερη απόδοση και προτιμάται έναντι των άλλων.

4.2.2 Αφαίρεση παρασκηνίου

[17]Πρόκειται για την πιο διαδεδομένη μέθοδο για περιπτώσεις εντοπισμού αντικειμένων που βρίσκονται σε κίνηση. Χρησιμοποιεί ένα πρότυπο ή μοντέλο του φόντου, με το οποίο συγκρίνει κάθε καρέ του βίντεο ή της αλληλουχίας εικόνων. Όσα από τα εικονοστοιχεία του τρέχον καρέ διαφέρουν σημαντικά από το πρότυπο του φόντου, λαμβάνονται ως κινούμενα αντικείμενα. Τα κύρια βήματα των αλγορίθμων που υλοποιούν αυτή τη μέθοδο είναι η προεπεξεργασία, η μοντελοποίηση του φόντου, η ανίχνευση των κινούμενων στοιχείων και η επικύρωση των δεδομένων.

Στην προεπεξεργασία γίνεται μια απλή αλλαγή του format του βίντεο εισόδου, σε μορφή που να μπορεί να επεξεργαστεί στη συνέχεια. Στο επόμενο βήμα, επεξεργάζεται το νέο καρέ, ώστε να παραχθεί μια στατιστική περιγραφή του φόντου. Αμέσως μετά, ακολουθεί ταυτοποίηση των εικονοστοιχείων που διαφέρουν από το φόντο και η εξαγωγή μιας πιθανής μάσκας προσκηνίου. Στην επικύρωση των δεδομένων, εξετάζεται η προαναφερθείσα μάσκα και εξαλείφονται από αυτήν τυχόν εικονοστοιχεία που δεν αντιστοιχούν σε κινούμενα αντικείμενα και στη συνέχεια, εξάγεται η ενημερωμένη εκδοχή της.

Η τεχνική αυτή είναι πολύ διαδεδομένη σε συστήματα ασφαλείας, σε κάμερες παρακολούθησης κυκλοφορίας και σε συστήματα ανίχνευσης κίνησης. Προβλήματα που αντιμετωπίζει όποιος χρησιμοποιεί αυτή τη μέθοδο, είναι οι εναλλαγές της φωτεινότητας, αλλά και του καιρού, καθώς μπορεί να ανιχνεύονται η βροχή και το χιόνι σαν κινούμενα αντικείμενα. Γενικά, επειδή πρόκειται για μέθοδο που θέλει στατικό παρασκήνιο, για να έχει τη μέγιστη απόδοση, συχνά αντιμετωπίζει προβλήματα σε πραγματικές συνθήκες, κάνοντας τους αλγόριθμους ακόμα πιο περίπλοκους και απαιτητικούς.

Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα εφαρμογής της τεχνικής σε εικόνα για την ανίχνευση κίνησης.



Εικόνα 10: Εφαρμογή αφαίρεσης παρασκηνίου

4.2.3 Χρονική Διαφορετικότητα

Η Χρονική Διαφορετικότητα (Temporal Differencing) είναι επίσης μια μέθοδος που χρησιμοποιείται για την ανίχνευση κινούμενων αντικείμενων. Σε αυτήν την περίπτωση, λαμβάνονται υπόψη 2 ή 3 καρέ και ερευνάται η διαφορά τους. Τα εικονοστοιχεία που παρουσιάζουν αλλαγή είναι και αυτά που αποτελούν τα κινητά αντικείμενα. Είναι πιο αποδοτική ως αφορά την ταχύτητα από την αφαίρεση παρασκηνίου, καθώς είναι πιο απλή. Απ' την άλλη πλευρά όμως, υστερεί στις αλλαγές που συμβαίνουν σταδιακά από καρέ σε καρέ, με χαρακτηριστικό παράδειγμα το σταμάτημα ενός αυτοκινήτου. Συχνά χρησιμοποιείται ταυτόχρονα με άλλες μεθόδους, για να καλυφτούν οι αδυναμίες της.

4.2.4 Αναγνώριση μέσω Χαρακτηριστικών

Μπορεί να χαρακτηριστεί ως η πιο απλή μέθοδος. Η υλοποίηση της χωρίζεται σε δύο απλά βήματα, αρχικά γίνεται εξαγωγή των χαρακτηριστικών, με ένα από τους τρόπους που αναλύθηκαν στο κεφάλαιο 2 και στη συνέχεια, γίνεται συνδυασμός και επεξεργασία τους για να φτάσουμε στην αναγνώριση των αντικειμένων. Τα χαρακτηριστικά μπορούν να χωριστούν σε δύο κατηγορίες: σε αυτά που προέρχονται από τα φυσικά χαρακτηριστικά των αντικειμένων και σε αυτά που προέρχονται από τα χρώματα ή το ιστόγραμμα της εικόνας. Η πρώτη κατηγορία έχει φανεί ιδιαίτερα χρήσιμη στην αναγνώριση αντικειμένων μιας κατηγορίας, για παράδειγμα στην αναγνώριση μόνο προσώπων ή μόνο αυτοκινήτων, που βρίσκονται σε μια εικόνα. Το θετικό, απ' την άλλη πλευρά, των χαρακτηριστικών ιστογράμματος, είναι η ανοχή που έχουν στις αλλαγές προσανατολισμού των αντικείμενων.

4.2.5 Νευρωνικά Δίκτυα

Πρόκειται για μοντέλα εμπνευσμένα από το νευρικό σύστημα του εγκεφάλου και χρησιμοποιούνται σε πολλούς τομείς της επιστήμης. Είναι ένα σύστημα από νευρώνες που επικοινωνούν μεταξύ τους, με συνδέσεις που διέπονται από αριθμητικά βάρη. Οι νευρώνες εισόδου είναι οι πρώτοι που δέχονται κάποιο ερέθισμα-δεδομένα εισόδου. Αυτοί με τη σειρά τους, θα επικοινωνήσουν και θα ενεργοποιήσουν επόμενους νευρώνες, μέχρι να καταλήξει το σύστημα σε νευρώνα εξόδου, που θα δώσει τα αποτελέσματα της διαδικασίας που προηγήθηκε.

Το πιο σημαντικό στοιχείο, ως αφορά τα νευρωνικά δίκτυα, είναι η ικανότητα μάθησης που έχουν. Με απλά λόγια, δίνοντας τους ένα πρόβλημα να λύσουν, θα βρουν την βέλτιστη δυνατή λύση

χρησιμοποιώντας παρατηρήσεις και θα δώσουν μια συνάρτηση, που θα έχει το μικρότερο κόστος σε βάρη. Για την αναγνώριση αντικείμενων, αυτή η μέθοδος στηρίζεται σε αυτό ακριβώς το στοιχείο, τη μάθηση. Υπάρχουν δύο τρόποι εκπαίδευσης, η μάθηση με επίβλεψη (supervised learning) ή μάθηση με παραδείγματα και η μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning) ή μάθηση από παρατήρηση. Στη πρώτη περίπτωση, το σύστημα καλείται να "μάθει" μια έννοια ή συνάρτηση από ένα σύνολο δεδομένων, η οποία αποτελεί περιγραφή ενός μοντέλου. Ενώ απ' την άλλη πλευρά, στη μάθηση χωρίς επίβλεψη, το σύστημα πρέπει μόνο του να ανακαλύψει συσχετίσεις ή ομάδες σε ένα σύνολο δεδομένων, δημιουργώντας πρότυπα, χωρίς να είναι γνωστό αν υπάρχουν, πόσα και ποια είναι. Στις περισσότερες περιπτώσεις αναγνώρισης αντικειμένων, ειδικά αν αυτά τα αντικείμενα είναι από πριν γνωστά, προτιμάται η μάθηση με παραδείγματα.

5.Υλοποίηση Συστήματος

Στόχος του συστήματος, είναι η ανίχνευση και η απομάκρυνση κινούμενων, σε γραμμή παραγωγής, κόκκων μαστίχας Χίου, που έχουν πάνω τους μαύρα στίγματα. Το σύστημα επεξεργάζεται διαδοχικές εικόνες που λαμβάνονται από κάμερα σε πραγματικό χρόνο με τη χρήση της βιβλιοθήκης τεχνητής όρασης OpenCV.

5.1 Σχεδιασμός συστήματος

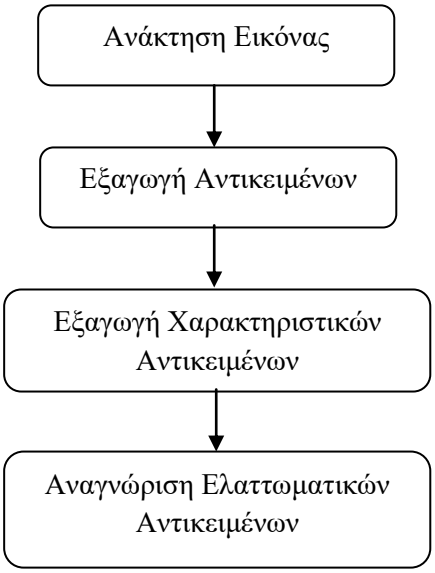
Το πρώτο βήμα της εφαρμογής είναι η ανάκτηση των δεδομένων εισόδου, δηλαδή της εικόνας εισόδου. Στην δική μας περίπτωση, αυτό επιτυγχάνεται με τη χρήση μιας webcam. Στα πρώιμα στάδια της υλοποίησης, αυτό γινόταν με τη χρήση έτοιμων εικόνων, οι οποίες είχαν ληφθεί έξω από το σύστημα και τις οποίες διάβαζε από το δίσκο. Στη συνέχεια, έγιναν οι απαιτούμενες τροποποιήσεις στον κώδικα, ώστε να γίνεται η λήψη και η επεξεργασία της εικόνας σε πραγματικό χρόνο.

```
File input = new File ("C:\\ NetBeansProjects\\Second_Try_2\\src\\photos\\IMG_0715.JPG");
```

Η αλλαγή που έγινε για να γίνεται η λήψη μέσα από το σύστημα, ήταν να αντικατασταθεί η παραπάνω γραμμή κώδικα με την παρακάτω.

```
mycamera.read(frame);
```

Η εικόνα έχει αποθηκευτεί στη μεταβλητή τύπου Mat, frame. Στη συνέχεια της υλοποίησης, γίνεται η επεξεργασία-κατάτμηση της εικόνας για την εξαγωγή των αντικειμένων της. Στο σημείο αυτό γίνεται, ουσιαστικά, η ανίχνευση όλων των κόκκων μαστίχας πάνω στον ταινιόδρομο. Στο τρίτο βήμα, γίνεται μια μορφή εξαγωγής χαρακτηριστικών των αντικειμένων που βρέθηκαν στο προηγούμενο βήμα. Τα χαρακτηριστικά που εξάγονται και μπορούν να φανούν χρήσιμα, είναι ως προς το χρώμα και το μέγεθος του κόκκου. Στο τελευταίο βήμα, το σύστημα λαμβάνοντας υπόψη τα παραπάνω χαρακτηριστικά, εμφανίζει τις θέσεις των κόκκων με μαύρα στίγματα, οι οποίοι πρέπει να απομακρυνθούν.
Στο παρακάτω σχήμα παρουσιάζονται τα στάδια του συστήματος ανίχνευσης προϊόντων σε γραμμή παραγωγής.



Σχήμα 1: Τα στάδια του συστήματος ανίχνευσης προϊόντων σε γραμμή παραγωγής.

5.2 Ανάκτηση Εικόνας

Για την ανάκτηση της εικόνας χρησιμοποιείται η βιβλιοθήκη HighGUI (High level Graphical User Interface) της OpenCV που παρέχει API κατάλληλο για την επικοινωνία του χρήστη με τον υπολογιστή και τις περιφερειακές συσκευές, όπως οι κάμερες. Μια ακόμα δυνατότητα που προσφέρει η παραπάνω βιβλιοθήκη, είναι η ανάκτηση αποθηκευμένων εικόνων από το σύστημα. Η HighGUI, γενικά λόγω της ευρείας γκάμας συναρτήσεων που προσφέρει, χρησιμοποιείται καθ' όλη τη διάρκεια της υλοποίησης του συστήματος.

Σε αυτό το βήμα, οι συναρτήσεις που χρησιμοποιηθήκαν προέρχονται από τη κλάση VideoCapture. Αφού δημιουργήθηκε ένα στιγμιότυπο της κλάσης, κλήθηκαν μέσω αυτού, οι συναρτήσεις open() και read(). Η μεν πρώτη εντοπίζει τις συσκευές και ανάλογα με το όρισμα, ακέραιος, χρησιμοποιεί μια από αυτές. Η read(), απ' την πλευρά της, βρίσκει σε μια αλληλουχία εικόνων, ποια είναι η επόμενη ή χρησιμοποιεί την κάμερα για άμεση, την αποκωδικοποιεί και την επιστρέφει στο σύστημα.

Όλα τα παραπάνω, γίνονται μέσα στην κλάση CameraFrame, όπου υπάρχει Thread μέσα από το οποίο καλείται συνεχώς η συνάρτηση read(), που αναφέραμε παραπάνω. Με αυτό τον τρόπο, επιτυγχάνεται η συνεχής λήψη εικόνων από την γραμμή παραγωγής για να γίνεται ο έλεγχος που απαιτείται.

Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται μια χαρακτηριστική εικόνα, όπως αυτή λαμβάνεται από την κάμερα του συστήματος.



Εικόνα 11: Εικόνα όπως λαμβάνεται από την κάμερα του συστήματος

Ας δούμε αναλυτικά πως φτάνουμε στην παραπάνω εικόνα μέσα από τον κώδικα. Τα παρακάτω τμήματα κώδικα δεν είναι σε συνεχή ροή, όπως παρουσιάζονται εδώ, αλλά είναι αποσπάσματα από διάφορα σημεία .

Στο τμήμα που ακολουθεί, αρχικά δημιουργείται ένα στιγμιότυπο της κλάσης VideoCapture, το mycamera. Για την δημιουργία του mycamera, χρειάζεται να θέσουμε σαν όρισμα τον αριθμό της κάμερας που θα χρησιμοποιήσει το πρόγραμμα. Στην δικιά μας περίπτωση, η τιμή αυτής είναι ένα γιατί δουλεύουμε σε φορητό υπολογιστή και η τιμή μηδέν, αντιστοιχεί στην ενσωματωμένη κάμερα.

Η συνάρτηση paint() που ακολουθεί, είναι υπεύθυνη για τον επανασχεδιασμό της εικόνας που λαμβάνει η κάμερα στην οθόνη. Μέσα της χρησιμοποιεί τη συνάρτηση drawImage, η οποία έχει σαν όρισμα το displayedImage. Η μεταβλητή αυτή είναι η εικόνα που έχει λάβει η κάμερα, σε μορφή BufferedImage, για να μπορεί να παρουσιαστεί στην οθόνη. Φυσικά, είναι άρρηκτα συνδεδεμένη με την συνάρτηση repaint(), που βρίσκεται μέσα στο Thread και είναι αυτή που ανανεώνει τις τιμές του contentPanel, που είναι το σχεδιαζόμενο αντικείμενο.

```
VideoCapture mycamera = new VideoCapture(1);
                    …..

 public void paint(Graphics g) {
      g = contentPanel.getGraphics();
      g.drawImage(displayedImage, 0, 0, this)
}

                    …….
class MyThread extends Thread {
 @Override
  public void run() {
```

```
for (;;) {
        repaint();
        mycamera.read(frame);
        displayedImage=Mat2Bufferedimage(frame);

                                .....
        }
```

Προς το τέλος του παραπάνω κώδικα, γίνεται χρήση της συνάρτησης read(). Μέσω αυτής, γίνεται η λήψη της εικόνας της γραμμής παραγωγής. Επιστρέφει την εικόνα σε μορφή Mat, με την οποία και στέλνεται για επεξεργασία στην κλάση Image, όπως θα δούμε και στην συνέχεια. Επειδή, όμως, η λαμβανόμενη εικόνα για να αποτυπωθεί στην οθόνη πρέπει να είναι σε μορφή BufferedImage, χρησιμοποιείται η τελευταία γραμμή κώδικα, που παρουσιάζεται παραπάνω, για να επιτευχθεί η μετατροπή.

5.3 Εξαγωγή Αντικειμένων

Αφού έχει ληφθεί η εικόνα, το επόμενο στάδιο είναι η ανίχνευση των αντικειμένων, που βρίσκονται σε αυτή. Τα αντικείμενα αυτά, στην δικιά μας περίπτωση, είναι οι κόκκοι μαστίχας. Η επεξεργασία της εικόνας ξεκινάει δημιουργώντας ένα στιγμιότυπο της κλάσης Image. Μέσα από αυτό το στιγμιότυπο, καλούμε την συνάρτηση cannyDetect(), με όρισμα την εικόνα από την κάμερα. Όπως φαίνεται και από το όνομα της, η συνάρτηση αυτή χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο Canny86, για να βρει τις ακμές σε μια εικόνα. Το αποτέλεσμα της είναι μια εικόνα με ζωγραφισμένες τις ακμές των αντικειμένων, την οποία και επιστρέφει σε μορφή πίνακα τύπου Mat. Την επιστρεφόμενη εικόνα σε μορφή πίνακα δέχεται ως όρισμα η συνάρτηση find_contours(). Εκεί, τα χρώματα της εικόνας μετατρέπονται σε αποχρώσεις του γκρι, με την βοήθεια της συνάρτησης Mat(int rows, int cols, int type) και στη συνέχεια, σε ασπρόμαυρα, δυαδική μορφή, με τη συνάρτηση Imgproc.threshold().

Σε αυτό το σημείο, πρέπει να γίνει μια αναφορά στην βιβλιοθήκη Imgproc(Image processing) της OpenCV. Πρόκειται για μια παλέτα έτοιμων συναρτήσεων, που χρησιμοποιούνται αποκλειστικά στην επεξεργασία εικόνας. Παρέχει όλες τις βασικές συναρτήσεις για φιλτράρισμα εικόνων (Image Filtering), γεωμετρικούς μετασχηματισμούς (Geometric Image Transformations), ανίχνευση χαρακτηριστικών(Feature Detection) και μορφολογικής ανάλυσης εικόνων (Structural Analysis and Shape Descriptors). Αποτελεί το βασικό εργαλείο για όποιον χρησιμοποιεί την OpenCV, για εφαρμογές ή συστήματα που εμπεριέχουν επεξεργασία εικόνας.

Η μετατροπή σε δυαδική μορφή γίνεται για να χρησιμοποιηθεί η συνάρτηση της βιβλιοθήκης Imgproc, findContours(), που ανήκει στην κατηγορία της μορφολογικής ανάλυσης. Πρόκειται για μια συνάρτηση που βρίσκει τα περιγράμματα των αντικειμένων, χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο Suzuki85. Στην δική μας περίπτωση, χρησιμοποιώντας κατάλληλο και κυρίως σταθερό φωτισμό, το αποτέλεσμα της findContours() είναι να μας δώσει ένα διάνυσμα τύπου MatOfPoint με τα εικονοστοιχεία του περιγράμματος των μαύρων στιγμάτων, που τυχόν βρίσκονται στους κόκκους. Τους κόκκους που είναι καθαροί τους αγνοεί, καθώς με τον φωτισμό που αναφέραμε παραπάνω. στην ουσία. δεν είναι ορατοί από το σύστημα. Το σύστημα επικεντρώνεται σε ότι ξεχωρίζει έντονα χρωματικά. όπως ακριβώς συμβαίνει με τα μαύρα εικονοστοιχεία πάνω στους κόκκους.

Για γίνει περισσότερο κατανοητό πως ακριβώς γίνεται η διαδικασία της εξαγωγής αντικειμένων στο σύστημά μας, παρατίθεται τμήμα κώδικα μέσα από την κλάση Image και τη συνάρτηση find_contours().

```
Mat grayImg = new Mat(imgSource.height(), imgSource.width(), CvType.CV_8UC1);
Imgproc.threshold(dimgSource, grayImg, 180, 255, Imgproc.THRESH_BINARY |
Imgproc.THRESH_OTSU);
```

```
Mat invertcolormatrix = new Mat(grayImg.rows(), grayImg.cols(), grayImg.type(), new
Scalar(255,255,255))
Vector<MatOfPoint> contours = new Vector<>();
Imgproc.findContours(grayImg,contours,newMat(),Imgproc.RETR_EXTERNAL,Imgproc.CHAIN_A
PPROX_NONE);
```

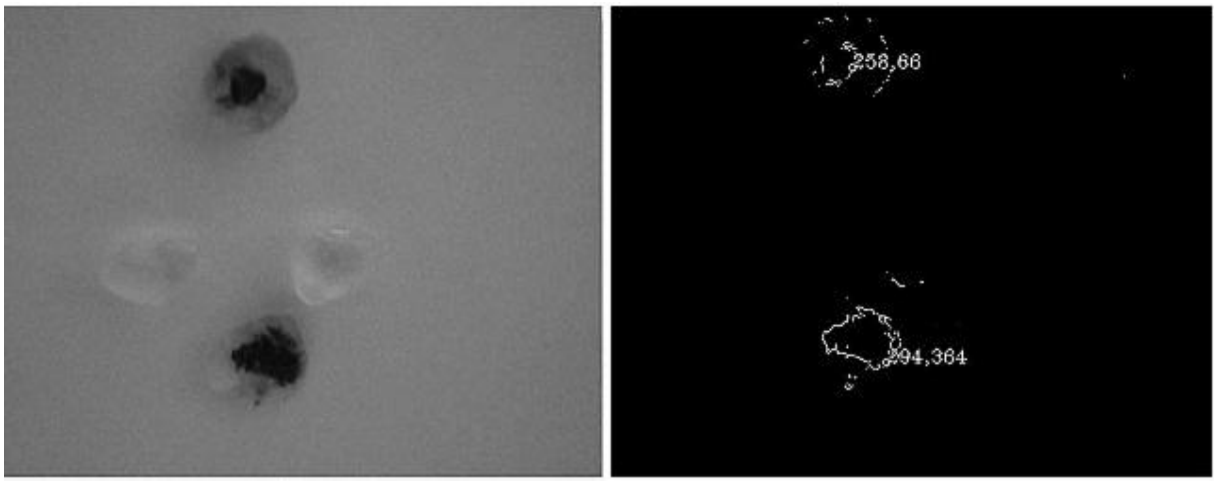
Στην πρώτη σειρά βλέπουμε πώς γίνεται η μετατροπή των χρωμάτων της εικόνας σε αποχρώσεις του γκρι. Η εικόνα που επεξεργάζεται η συνάρτηση είναι η imgSource, που είναι το αποτέλεσμα της συνάρτησης cannyDetect(). Το αποτέλεσμα της καταχωρείται στη μεταβλητή grayImg. Ακολούθως έχουμε δύο γραμμές κατωφλίωσης της εικόνας, ώστε να πάρουμε την δυαδική της μορφή. Επιλέχτηκε να παίρνουμε τελικά την αντίστροφη της δυαδικής εικόνας, καθώς ύστερα από παρατηρήσεις είχαμε καλύτερο αποτέλεσμα. Στις τελευταίες σειρές, έχουμε την χρήση της συνάρτησης Imgproc.findContours(), που δέχεται σαν όρισμα την εικόνα,grayImg, η οποία προέρχεται από την προηγούμενη επεξεργασία και τα αποτελέσματά της αποθηκεύονται στο διάνυσμα contours. Το επόμενο όρισμα πρόκειται για ένα προαιρετικό διάνυσμα, το οποίο περιέχει πληροφορίες σχετικά με την τοπολογία της εικόνας. Το όρισμα, Imgproc.RETR_EXTERNAL, είναι ένας ακέραιος που υποδηλώνει στη συνάρτηση να ανακτήσει μόνα τα ακραία εξωτερικά εικονοστοιχεία του περιγράμματος, ενώ το Imgproc.CHAIN_APPROX_NONE ορίζει ότι χρειαζόμαστε όλα τα εικονοστοιχεία του περιγράμματος.

Κάπως έτσι, ολοκληρώνεται η διαδικασία της εξαγωγής αντικειμένων, έχοντας το αποτέλεσμα αποθηκευμένο στο διάνυσμα contours.

5.4 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών Αντικειμένων

Στη συνέχεια και εκμεταλλευόμενοι τα αποτελέσματα της findContours(), προσπαθούμε να εξάγουμε κάποια χρήσιμα χαρακτηριστικά για τα αντικείμενα που ανιχνεύθηκαν από την προηγούμενη διαδικασία. Για την επίτευξη αυτού του σημαντικού βήματος, χρησιμοποιούνται ακόμα δύο συναρτήσεις της οικογένειας Imgproc. Αρχικά, με τη βοήθεια της συνάρτησης contourArea() παίρνουμε το μέγεθος σε εικονοστοιχεία του στίγματος, που έχει ανιχνευθεί πάνω στον κόκκο. Αυτό το μέγεθος το χρησιμοποιούμε για να δώσουμε την δυνατότητα στο χρήστη να εισάγει, μέσω διεπαφής, το μικρότερο μέγεθος εικονοστοιχείων του στίγματος, που θα επεξεργαστεί το σύστημα στη συνέχεια.

Τέλος, σε συνδυασμό με την συνάρτηση moments(), επίσης της Imgproc, βρίσκουμε τις συντεταγμένες μέσα στο στίγμα, ώστε να γνωρίζουμε την ακριβή του θέση και να μπορούμε να απομακρύνουμε τον κόκκο. Επίσης, με τη συνάρτηση drawContours() σχεδιάζουμε το περίγραμμα του στίγματος που έχει βρεθεί παραπάνω για να ελέγξουμε, κυρίως, την σωστή λειτουργία του συστήματος. Στην εικόνα που ακολουθεί φαίνεται το αποτέλεσμα της διαδικασίας που περιγράφθηκε παραπάνω.



Εικόνα 12: Εξαγωγή χαρακτηριστικών από ληφθείσα εικόνα

Επειδή πρόκειται από τα πλέον σημαντικά στάδια του συστήματος θεωρείται αναγκαία η επισύναψη του τμήματος κώδικα που υλοποιεί την παραπάνω διαδικασία.

```
Vector point = new Vector<>(contours.size());
 double area;
 for (int i = 0; i < contours.size(); i++) {
        area = Imgproc.contourArea(contours.get(i));
        point.add(i, Imgproc.moments((Mat) contours.get(i), false));
        Moments p = (Moments) point.get(i);
        int x = (int) (p.get_m10() / p.get_m00());
        int y = (int) (p.get_m01() / p.get_m00());
        if (area > minMasticArea ) {
           Imgproc.drawContours(imgSource, contours, i, new Scalar(150, 0, 0), 1);
           Core.circle(imgSource, new Point(x, y), 4, new Scalar(255, 49, 0, 255));
           Core.putText(imgSource,y + "," + x, new Point(x, y), Core.FONT_HERSHEY_COMPLEX_SMALL,
1, new Scalar(255, 49, 0, 255));
           System.out.println("Mastic in position "+x + "," +y+" must be removed");
        }

     }
```

Αρχικά, βλέπουμε την προσπάθεια να βρεθεί το μέγεθος του κάθε περιγράμματος που έχει βρεθεί. Αυτό γίνεται με τη χρήση μιας επανάληψης for() που ανατρέχει το διάνυσμα contours και τη βοήθεια της συνάρτησης Imgproc.contourArea(). Η περιγραφή που ακολουθεί επαναλαμβάνεται για κάθε στοιχείου του contours. Η συνάρτηση επιστρέφει τον αριθμό των εικονοστοιχείων κάθε περιγράμματος και αποθηκεύεται στην μεταβλητή area. Ύστερα απ' αυτό, ακολουθεί η διαδικασία εξεύρεσης σημείου, με τη μορφή συντεταγμένων, μέσα στο περίγραμμα για να έχουμε την ακριβή του θέση. Η τεταγμένη του σημείου αποθηκεύεται στη μεταβλητή x και η τετμημένη στη y. Ακολουθεί ένας έλεγχος του αριθμού των εικονοστοιχείων που απαρτίζουν το περίγραμμα, ο οποίος πρέπει να είναι μεγαλύτερος από μια τιμή που έχει δώσει ο χρήστης μέσω της διεπαφής. Αυτός ο έλεγχος, υπάρχει για να φιλτράρονται κάποια υπολείμματα μαστίχας, που μπορεί να μένουν στην

γραμμή παραγωγής. Αν, λοιπόν, ικανοποιείται η συνθήκη το σύστημα με τη συνάρτηση Imgproc.drawContours, ζωγραφίζει τα περιγράμματα των στιγμάτων και με τις συναρτήσεις Core.circle() και Core.putText() , ζωγραφίζονται το κύκλος και οι συντεταγμένες του γνωστού σημείου πάνω στην εικόνα imgSource. Τέλος, υπάρχει το μήνυμα που εμφανίζεται στο χρήστη για το ποιοι κόκκοι πρέπει να απομακρυνθούν. Αυτά που συμβαίνουν μέσα στον έλεγχο της if, θα μπορούσαμε να πούμε ότι ανήκουν στο επόμενο υποκεφάλαιο «Αναγνώριση ελαττωματικών προϊόντων».

5.5 Αναγνώριση ελαττωματικών προϊόντων

Ουσιαστικά, αυτό το βήμα, ξεκινάει από το προηγούμενο στάδιο και εδώ ολοκληρώνεται. Στη διαδικασία διαλογής, ενημερώνεται ο χρήστης του συστήματος για το αποτέλεσμα της επεξεργασίας. Αφού, λοιπόν, έχουν βρεθεί οι κόκκοι που φέρουν μαύρα στίγματα, ο χρήστης ενημερώνεται με δύο τρόπους, είτε με μήνυμα στην οθόνη που αναφέρει τις συντεταγμένες της μαστίχας που πρέπει να απομακρυνθεί, είτε μέσω της παραπάνω εικόνας που εμφανίζει το περίγραμμα των στιγμάτων με τις συντεταγμένες τους.

Σε πραγματικές συνθήκες λειτουργίας, το στάδιο θα ήταν διαφορετικό. Όταν θα τελείωνε η διαδικασία της αναγνώρισης, το σύστημα θα ενημέρωνε ένα άλλο σύστημα, με τις συντεταγμένες των κόκκων που πρέπει να απομακρυνθούν και εκείνο με τη σειρά του θα έκανε τις απαραίτητες ενέργειες, για να φτάσουμε στο επιθυμητό αποτέλεσμα.

5.6 Διεπαφή με χρήστη

Για την αλληλεπίδραση του χρήστη με το σύστημα υλοποιήθηκε μια διεπαφή (user interface) χρησιμοποιώντας την βιβλιοθήκη γραφικών στοιχείων Swing της γλώσσας JAVA.

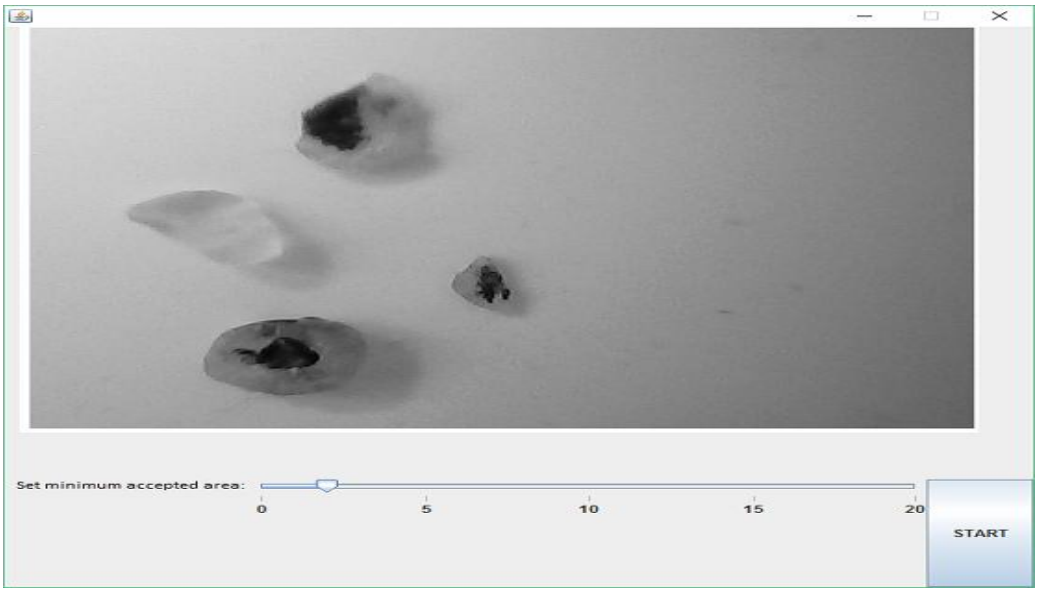
Το Swing [18] περιλαμβάνει ένα σύνολο πακέτων, που επιτρέπουν στις εφαρμογές που είναι γραμμένες σε γλώσσα JAVA, να έχουν γραφικό περιβάλλον λειτουργίας και να δέχονται δεδομένα εισόδου , που τους παρέχει ο χρήστης μέσω ποντικιού, πληκτρολογίου ή άλλων συσκευών εισόδου. Τα κυριότερα συστατικά (components) που παρέχονται είναι τα πλαίσια (frames), οι υποδοχείς (containers), τα κουμπιά (buttons), οι ετικέτες(labels), τα πεδία κειμένου (textfields), και τα πλαίσια ελέγχου (check boxes). Ένα ακόμα χαρακτηριστικό της συγκεκριμένης βιβλιοθήκης, είναι η ικανότητας να τροποποιεί την εμφάνιση των στοιχείων της, ανάλογα με το λειτουργικό που τρέχει, ώστε η εφαρμογή να είναι πλήρως εναρμονισμένη με το περιβάλλον που τρέχει.

Για την υλοποίηση μιας διεπαφής με Swing, εν συντομία, ο χρήστης πρέπει να γνωρίζει τα ακόλουθα. Όλες οι κλάσεις των συστατικών είναι υποκλάσεις της αφηρημένης (abstract) κλάσης JComponent,, η οποία περιλαμβάνει τις μεθόδους που έχουν να κάνουν με την εμφάνιση τους. Επίσης, για να μπορέσουν να εμφανιστούν στην διεπάφη τα συστατικά, πρέπει πρώτα να προστεθούν σε ένα υποδοχέα, ο οποίος έχει την ικανότητα να φιλοξενεί άλλα συστατικά, ενώ παράλληλα παρέχει μεθόδους για την διαχείριση της διάταξης τους. Τέλος, σπουδαίο ρόλο στην λειτουργία μιας διεπαφής, παίζουν οι διασυνδέσεις χειρισμού συμβάντων (event listeners), οι οποίες χειρίζονται τα δεδομένα που εισάγει ο χρήστης μέσω τον συστατικών.

Όσο αφορά τη δικιά μας διεπαφή, το μεγαλύτερο ποσοστό του παραθύρου καλύπτεται από την εικόνα που τραβάει η κάμερα σε πραγματικό χρόνο. Πρόκειται για ένα πάνελ, JPanel, που φιλοξενεί την εικόνα της κάμερας σε μορφή BufferedImage. Η δυνατότητα να ανανεώνεται η εικόνα μέσα στο πάνελ παρέχεται από την συνάρτηση paint() και της repaint(), που βρίσκεται μέσα στο Thread της κλάσης που υλοποιείται η διεπαφή.

Στο κάτω μέρος, βρίσκεται ένας μηχανισμός κύλισης, JSlider, με τιμές από το μηδέν έως το είκοσι και βήμα δύο. Το γραφικό στοιχείο αυτό, δίνει τη δυνατότητα στο χρήστη να επιλέξει ποια θα

είναι η μικρότερη τιμή, σε εικονοστοιχεία, που θα έχει το μικρότερο στίγμα το οποίο θα επεξεργαστεί το σύστημα. Τέλος, υπάρχει ένα απλό κουμπί, JButton, που με το πάτημά του ενεργοποιείται η λειτουργία του συστήματος. Στην εικόνα 13 φαίνεται ένα στιγμιότυπο της διεπαφής όπως αυτή παρουσιάζεται στο χρήστη.



Εικόνα 13: Διεπαφή συστήματος - χρήστη

5.7 Προβλήματα και αντιμετώπιση τους

Η παρουσία προβλημάτων, στην υλοποίηση ενός πολύπλοκου συστήματος σε συνδυασμό με την απειρία του συγγραφέα, μόνο αναμενόμενη μπορεί να χαρακτηριστεί. Σε αυτήν την υπό-ενότητα παρουσιάζονται μερικά από τα σημαντικότερα προβλήματα, που χρειάστηκε να ξεπεράσουμε σε όλα τα στάδια της υλοποίησης.

Πρώτα απ' όλα, έπρεπε να κατασκευαστεί το πειραματικό μέρος, λόγω της έλλειψης μιας πραγματικής, βιομηχανικής γραμμής παραγωγής. Συνεπώς, κατασκευάστηκε μια χειροποίητη, απλή γραμμή παραγωγής, με δυστυχώς σταθερά μέρη. Με τον όρο σταθερά μέρη, εννοούνται τόσο το φόντο, όσο και τα προϊόντα. Η κάμερα τοποθετήθηκε με μια κατασκευή σχήματος Π πάνω από τα προϊόντα σε απόσταση 12cm πάνω από αυτά.

Σε πρώιμο στάδιο, χρησιμοποιήθηκαν εικόνες που είχαν ληφθεί από ψηφιακή φωτογραφική μηχανική, ώστε να ξεκινήσει η συγγραφή του κώδικα από το πιο περίπλοκο μέρος αυτής, την επεξεργασίας της ληφθείσας εικόνας. Παρακάτω φαίνεται μια τέτοια εικόνα.



Εικόνα 14: Εσφαλμένη εικόνα λήψης

Τα προβλήματα που έπρεπε να αντιμετωπιστούν εδώ ήταν δύο. Το έντονο φλάς στο αριστερό μέρος της εικόνας και οι σκιάσεις γύρω από τους κόκκους. Το έντονος φλάς, όπως φαίνεται παραπάνω, μπέρδευε το σύστημα το οποίο το θεωρούσε αντικείμενο. Οι σκιάσεις απ' την πλευρά, φαίνονταν σαν μαύρα εικονοστοιχεία στο αντικείμενο, με αποτέλεσμα να αναγνωρίζονται και οι καθαροί κόκκοι σαν ελαττωματικοί. Η προσπάθεια να ξεπεράσουμε τα παραπάνω προβλήματα μάς οδήγησε στην αντικατάσταση του λευκού φόντου με μαύρο, όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα.



Εικόνα 15: Εικόνα με μαύρο φόντο

Παρ' όλα αυτά, ούτε αυτή τη φορά είχαμε το επιθυμητό αποτέλεσμα. Αν και πλέον δεν είχαμε το πρόβλημα του φλάς και της σκίασης, εμφανίστηκε ένα νέο. Στο μαύρο φόντο, η κάμερα διέκρινε μέσα από τις μαστίχες τα μαύρα εικονοστοιχεία που βρίσκονταν ακριβώς κάτω τους, με αποτέλεσμα να τα θεωρεί σαν μαύρα στίγματα πάνω στους κόκκους. Ύστερα από αυτό, το λευκό φόντο επανήλθε και η προσοχή μας εστιάστηκε στο φωτισμό για τη λύση του προβλήματος.

Αφού, λοιπόν, το λευκό χρώμα επανήλθε, το πρόβλημα συνεχίζονταν. Οπότε, έπρεπε οι προσπάθειες να κατευθυνθούν στην πηγή του προβλήματος και όχι στο τελικό αποτέλεσμα, που μας έδινε το πρόβλημα. Η λύση για το φλάς, ήρθε με την ανάπτυξη του κώδικα που χρησιμοποιούσε την κάμερα usb του συστήματος, η οποία είχε την επιλογή για λήψη χωρίς φλάς, ενώ ακόμα θεωρήθηκε σκόπιμο, για την ποιοτικότερη λήψη, η κάμερα να κατέβει σε απόσταση 8 cm από το προϊόν. Τέλος, για την αντιμετώπιση της σκίασης, μελετήθηκαν τρόποι φωτογράφισης, που εξαλείφουν τις σκιές και τα σκοτεινά σημεία, ιδιαίτερα σε μικρά αντικείμενα. Έτσι καταλήξαμε ότι πρέπει να δημιουργήσουμε συνθήκες φωτισμού σταθερές και, που κυρίως οι κόκκοι δεν έπρεπε να φωτίζονται άμεσα από κάποια πηγή φωτός. Τη λύση σε αυτό, έδωσε ένα σκέπαστρο πάνω από την κάμερα με διαστάσεις, όσες και αυτές της εικόνας λήψης, το οποίο δημιουργούσε συνθήκες σταθερές, ανεξαρτήτως των πηγών που υπήρχαν μέσα στο χώρο. Με αυτό τον τρόπο φτάνουμε στο αποτέλεσμα της εικόνας 11.

Τέλος, προγραμματιστικά πρέπει να σταθούμε στο πρόβλημα της ταχύτητας, που έδινε τα αποτελέσματα το σύστημα. Στην αρχή, ο χρόνος επεξεργασίας της εικόνας ήταν περίπου 10 δευτερόλεπτα, πράγμα τελείως αναποτελεσματικό και κυρίως μη λειτουργικό. Αυτό ήταν ένα πρόβλημα που προέκυπτε από το λάθος φόντο και τη λανθασμένη λήψη εικόνων, που αναφέρονται παραπάνω. Πιο συγκεκριμένα, λόγω των εσφαλμένων εικόνων τα αντικείμενα που έβρισκε το σύστημα ήταν ένας τεράστιος αριθμός που απαιτούσε μεγάλο χρόνο επεξεργασίας. Αυτός αριθμός αυξάνονταν από τις σκιάσεις και το φλάς. Μέχρι όμως να γίνει αντιληπτό ότι αυτός ο χρόνος έχει αιτία το φόντο και τον τρόπο λήψης των εικόνων, αυτό το πρόβλημα αντιμετωπίστηκε με μια συνάρτηση που από τη ληφθείσα εικόνα επεξεργαζόταν μόνο ένα τμήμα αυτής. Ήταν η συνάρτηση getSubImage(), στην οποία ορίζοντας ένα σημείο και τις επιθυμητές διαστάσεις έκοβε απ' την εικόνα ένα πλαίσιο, το οποίο στέλνονταν για επεξεργασία. Σύντομα, όμως, διαπιστώθηκε ότι κάτι τέτοιο δεν ανταποκρίνεται σε πραγματικές συνθήκες λειτουργίας, καθώς οι κόκκοι θα έπρεπε να είναι τοποθετημένοι αυστηρά στο προκαθορισμένο πλαίσιο,γιατί διαφορετικά δεν θα ελέγχονταν. Το πρόβλημα, τελικώς λύθηκε, ταυτόχρονα με το παραπάνω πρόβλημα και αφού διαμορφώθηκαν οι κατάλληλες συνθήκες φωτισμού και κατέβηκε η κάμερα σε απόσταση 8 cm.

6. Συμπεράσματα και μελλοντική εξέλιξη

Στο κεφάλαιο αυτό ολοκληρώνεται η πτυχιακή εργασία σε θεωρητικό επίπεδο, παραθέτουμε τα συμπεράσματα στα οποία καταλήξαμε και γίνεται μία αναφορά σε μελλοντικές προεκτάσεις, που μπορεί να λάβει το συγκεκριμένο σύστημα.

6.1 Συμπεράσματα

Στόχος της εργασίας ήταν η ανάπτυξη ενός συστήματος επιλογής προϊόντων, που βρίσκονται σε γραμμή παραγωγής. Πιο συγκεκριμένα, η ανίχνευση κόκκων μαστίχας Χίου που φέρουν μαύρα στίγματα. Από το γεγονός ότι καταλήγουμε σε ένα αποδεκτό αποτέλεσμα, συμπεραίνουμε ότι ο στόχος κατά ένα μεγάλο ποσοστό επετεύχθη. Η ταχύτητα επεξεργασίας και εξαγωγής των αποτελεσμάτων είναι ιδιαίτερα ικανοποιητική, τουλάχιστον για το πειραματικό στάδιο, στο οποίο βρισκόμαστε. Η υλοποίηση του συστήματος έγινε με γνώμονα την ευελιξία και την προσαρμοστικότητά του, με αποτέλεσμα να είναι ικανό να αναγνωρίσει και να διαχωρίσει και άλλα προϊόντα με μικρές αλλαγές στον πηγαίο κώδικα. Το σύστημα, δηλαδή, είναι ανεξάρτητο από το μέγεθος και το σχήμα του προϊόντος. Χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι η απομάκρυνση αλλοιωμένων φρούτων σε μονάδες συσκευασίας. Σε αυτή την ιδιότητα του συστήματος, μπορεί να προστεθεί και η ικανότητα της μεταφερσιμότητας, που του χαρίζει η γλώσσα Java και η βιβλιοθήκη OpenCV.

Σε συνέχεια των συμπερασμάτων που οδηγηθήκαμε από τη χρήση της OpenCV, πρέπει να αναφέρουμε την ευρεία γκάμα έτοιμων συναρτήσεων που προσφέρει μέσα από τις οικογένειες συναρτήσεων όπως η Imgproc, η High-Level GUI, η Core και άλλες πολλές. Μέσα από αυτές τις συναρτήσεις, καταφέραμε να κατασκευάσουμε ένα σύστημα που ο τελικός χρήστης δεν χρειάζεται να έχει ιδιαίτερες γνώσεις για να το λειτουργήσει και ταυτόχρονα να έχει ένα αξιόπιστο αποτέλεσμα. Συμπερασματικά, λοιπόν, για την OpenCV καταλήγουμε ότι μπορεί να γίνει το πλέον χρήσιμο εργαλείο στον τομέα ελέγχου γραμμής παραγωγής.

6.2 Μελλοντική εξέλιξη του συστήματος

Το παρόν σύστημα δημιουργήθηκε σε εργαστηριακές συνθήκες και δεν έχει δοκιμαστεί σε πραγματικές συνθήκες, για να δούμε τη λειτουργία του και τις πραγματικές του ανάγκες. Παρ' όλο ακόμα και από αυτό το πρωταρχικό στάδιο που βρισκόμαστε, μπορούμε να προτείνουμε κάποιες πιθανές βελτιώσεις, για ακόμα καλύτερα αποτελέσματα.

Όπως έχει ήδη αναφερθεί και στο κεφάλαιο 5 ,αυτό που θα μεγιστοποιούσε το αποτέλεσμα και θα το έφερνε ακόμα πιο κοντά στις πραγματικές συνθήκες παραγωγής, είναι η ενσωμάτωση ενός ακόμα συστήματος, που θα λάμβανε τα αποτελέσματα του παρόντος συστήματος και στη συνέχεια θα απομάκρυνε το ελαττωματικό προϊόν. Αυτό θα μπορούσε να γίνει με τη χρήση φυσητήρων, που θα ενεργοποιούνταν ανάλογα με αποτελέσματα που θα λάμβαναν και αυτοί με τη σειρά τους θα φυσούν τις ελαττωματικές -εκτός γραμμής- παραγωγής. Στην περίπτωση, βέβαια, που το προϊόν που ελέγχεται έχει αρκετό βάρος, ώστε να απομακρυνθεί με τη δύναμη του αέρα, οι φυσητήρες θα μπορούσαν να αντικατασταθούν με μια αρπάγη ή ένα ρομποτικό βραχίονα.

Μια ακόμα βελτίωση που επιδέχεται το σύστημα, είναι η μεταφορά του πηγαίου κώδικα σε ένα μικρό-υπολογιστή τύπου Raspberry Pi. Αυτό μπορεί να γίνει αρκετά εύκολα, καθώς όλες οι βιβλιοθήκες που χρησιμοποιήθηκαν είναι συμβατές και με αυτή την αρχιτεκτονική. Το μεγαλύτερο πλεονέκτημα που θα προκύψει από κάτι τέτοιο, είναι η φορητότητα που θα αποκτήσει το σύστημα, επιτρέποντας του να χρησιμοποιηθεί, όπου η παραγωγή απαιτεί. Τέλος, με τη χρήση του συστήματος μέσα από ένα τέτοιο υπολογιστή, σίγουρα θα έχουμε μεγαλύτερη ταχύτητα εκτέλεσης, άρα μικρότερο χρόνο απόκρισης.

7. Βιβλιογραφία

1. Wikipedia, Computer Vision

2. Wikipedia, SIFT Algorithm

3. Lowe, D. G., "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints", International Journal of Computer Vision, 60, 2, pp. 91-110, 2004.

4. Lowe, D. G., "Object recogniton from local scale - invariant features", Proceedings of the International Conference on Computer Vision 2, pp.1150-1157, 1999

5. Herbert Bay,Tinne Tuytelaars,Luc Van Gool,"SURF: Speeded Up Robust Features", Computer Vision and Image Uderstanding,2006

6. Image Processing on Line – ASIFT Guoshen Yu and Jean-Michel Morel

7. E. Rosten and T. Drummond, "Machine learning for high speed corner detection", 9th Euproean Conference on Computer Vision, vol.1, 2006, pp.430-443

8. Wikipedia, Colour_Space

9. Normalized RGB, http://aishack.in/2010/01/normalized-rgb/, Ιουνιος 2014

10. Ν. Παπαμάρκος, Ψηφιακή Επεξεργασία και Ανάλυση Εικόνας, 2005

11. Wikipedia,Edge_detection

12. http://ai.stanford.edu/~koller/Papers/Gould+al:NIPS09.pdf

13. http://www.di.ubi.pt/~agomes/cvm/teoricas/07-regionsegmentation.pdf

14. Wikipedia, Region_growing

15. http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050915014143

16. http://www.ijest.info/docs/IJEST10-02-10-117.pdf

17. https://computation.llnl.gov/casc/sapphire/pubs/UCRL-CONF-200706.pdf

18. Candenhead Rogers, Lemay Laura, " Teach Yourself Java ",2007