

**ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ  
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝΤΟΣ**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ  
ΚΥΚΛΟΥ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ**

**ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΥΤΟΜΑΤΗΣ  
ΟΠΤΙΚΗΣ ΕΠΙΘΕΩΡΗΣΗΣ ΣΤΗ ΣΥΣΚΕΥΑΣΙΑ  
ΕΣΠΕΡΙΔΟΕΙΔΩΝ**

**ΙΩΑΝΝΗΣ ΚΑΣΑΠΑΚΗΣ**

**ΥΠΕΥΘΥΝΟΣ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: Μ. ΖΕΡΒΑΚΗΣ**

**ΧΑΝΙΑ 2003**

Η ολοκλήρωση της παρούσας μεταπτυχιακής διατριβής βασίστηκε στην πολύτιμη βοήθεια και καθοδήγηση:

Του καθηγητή Συστημάτων του τμήματος Ηλεκτρονικών Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, του Πολυτεχνείου Κρήτης, Dr. Μιχαήλ Ζερβάκη.

Του προϊσταμένου του εργαστηρίου Εσπεριδοειδών του Ινστιτούτου Υποτροπικών & Ελιάς Χανίων Dr Ευτύχιου Πρωτοπαπαδάκη.

Του τεχνικού υπεύθυνου του συσκευαστηρίου εσπεριδοειδών της Ένωσης Γεωργικών Συνεταιρισμών Μάλεμε κ. Κων/νου Περράκη.

Κασαπάκης Ιωάννης  
Γεωπόνος  
Τηλ.:6973777812  
e-mail: [igkvafes@mycosmos.gr](mailto:igkvafes@mycosmos.gr)

## ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

<b>Περίληψη</b>	<b>2</b>
<b>1. Εισαγωγή</b>	<b>3</b>
1.1 Γενικά	3
1.2. Προσεγγίσεις ανάπτυξης και περιβάλλοντα	4
1.3. Σύγκριση ανθρώπινου παράγοντα με τα Συστήματα Αυτόματης Επιθεώρησης	5
<b>2. Λειτουργία των συστημάτων αυτόματης οπτικής επιθεώρησης</b>	<b>6</b>
2.1. Ταξινόμηση των βιομηχανικών εφαρμογών οπτικής επιθεώρησης	6
2.2. Ταξινόμηση των εφαρμογών οπτικής επιθεώρησης στα συσκευαστήρια φρούτων.	6
2.3. Βήματα λειτουργίας ενός συστήματος οπτικής Επιθεώρησης και εφαρμογές.	7
2.3.1. Απόκτηση εικόνας.	7
2.3.2. Επεξεργασία εικόνας.	7
2.3.3. Εξαγωγή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων.	7
Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα	11
2.3.4. Αναγνώριση προτύπων και μορφολογία εικόνας	14
2.3.5. Λήψη αποφάσεων.	18
Νευρωνικά Δίκτυα	19
Ασαφής λογική (Fuzzy logic)	20
NFSs	20
<b>3. Εφαρμογές των συστημάτων αυτόματης επιθεώρησης</b>	<b>21</b>
<b>4. Οι απαιτήσεις ενός συστήματος αυτόματης επιθεώρησης</b>	<b>24</b>
4.1. Απαιτήσεις φωτισμού	25
4.2. Οι απαιτήσεις εικόνας	27
4.2.1. Επεξεργασία έγχρωμων εικόνων	29
4.2.2. Διάστημα χρώματος	29
4.3. Απαιτήσεις λογισμικού	30
4.4. Απαιτήσεις σε υλικό	31
<b>5. Παράμετροι στη συσκευασία εσπεριδοειδών</b>	<b>32</b>
5.1. Η ποιότητα των συσκευασμένων εσπεριδοειδών και η σχετική Νομοθεσία	33
5.1.1. Διατάξεις που αφορούν την ποιότητα	33
5.1.2. Διατάξεις όσον αφορά την ταξινόμηση κατά μέγεθος	35
5.1.3. Διατάξεις όσον αφορά τα όρια ανοχής	36
5.1.4. Διατάξεις όσον αφορά την παρουσίαση	37
5.2. Προγραμματισμός των υφιστάμενων διατάξεων στο συσκευαστήριο της Ένωσης Γεωργικών Συνεταιρισμών Μάλεμε	39
<b>6. Αυτόματη οπτική επιθεώρηση στην ταξινόμηση των εσπεριδοειδών.</b>	<b>41</b>
6.1. Ταξινόμηση της εσωτερικής ποιότητας	42
6.2. Ταξινόμηση της εξωτερικής ποιότητας	44
6.3. Εμπορικές εφαρμογές	60
6.3.1. Συσκευαστήριο Εσπεριδοειδών Ένωσης Μάλεμε.	60
6.3.2. Τεχνολογίες από σχετικές εμπορικές ιστοσελίδες.	70
<b>7. Μελλοντικές Τάσεις –Προτάσεις</b>	<b>72</b>
<b>8. Βιβλιογραφία</b>	<b>74</b>

# **ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΥΤΟΜΑΤΗΣ ΟΠΤΙΚΗΣ ΕΠΙΘΕΩΡΗΣΗΣ ΣΤΗ ΣΥΣΚΕΥΑΣΙΑ ΕΣΠΕΡΙΔΟΕΙΔΩΝ**

Ι. Κασαπάκης Γεωπόνος

## **Περίληψη**

Τα εσπεριδοειδή είναι από τα πιο σημαντικά φρούτα για την περιοχή μας. Μέρος από αυτήν την παραγωγή εξάγεται στην Ευρώπη για φρέσκια κατανάλωση, όπου οι καταναλωτές απαιτούν όλο και καλύτερη ποιότητα. Σήμερα, οι παραγωγοί πρέπει να ανταγωνιστούν με άλλες χώρες με χαμηλότερο κόστος παραγωγής. Επιπλέον, οι στοιχειώδεις εργασίες επιθεώρησης και ταξινόμησης σε αυτές τις χώρες γίνονται χειρονακτικά, εργασίες η οποίες είναι υποκειμενικές και ποικίλλουν μεταξύ των διαφορετικών εργατών αλλά και κατά τη διάρκεια της ημέρας.

Κατά την διάρκεια της συσκευασίας των εσπεριδοειδών οι προσβεβλημένοι καρποί στα αρχικά στάδια της μόλυνσης δεν είναι εύκολο να ανιχνευτούν με τις μέχρι τώρα ευρέως χρησιμοποιούμενες τεχνικές διαλογής και συσκευασίας. Με την χρήση σύγχρονων τεχνικών στην ανάλυση ψηφιακής εικόνας κατά την συσκευασία μπορούν να ανιχνευτούν προβλήματα μόλυνσεων σε αρχικά στάδια και να απορρίπτονται καρποί που φέρουν σήψεις οι οποίες αποτελούν πηγές μόλυνσης κατά την διάρκεια αποθήκευσης μεταφοράς και διάθεσης τους. Αν οι παραπάνω τεχνικές δουλέψουν αποτελεσματικά υπάρχει η δυνατότητα να μειωθεί η χρήση των χημικών ουσιών (κεριά και μυκητοκτόνα) που χρησιμοποιούνται κατά τη συσκευασία. Επίσης επιτυγχάνεται ομοιομορφία προϊόντος η οποία είναι απαραίτητη για την αύξηση της εμπορικότητας. Τα αυτόματα συστήματα οπτικής επιθεώρησης, αποτελούν προτεραιότητα, προκειμένου να εξασφαλιστούν προϊόντα με άριστη ποιότητα.

Τα εμπορικά συστήματα που βασίζονται στην αυτόματη οπτική επιθεώρηση λύνουν τουλάχιστον τα προβλήματα που απαιτούν το λιγότερο χρόνο υπολογισμού, όπως παραδείγματος χάριν, την ταξινόμηση κατά μέγεθος και την ταξινόμηση κατά χρώμα (απόχρωση). Μερικές φορές λειτουργούν με χαμηλές αναλύσεις εικόνων, προκειμένου να επιτευχθούν οι υψηλές ταχύτητες επεξεργασίας. Με το συνδυασμό έγχρωμων εικόνων με εικόνες σε μήκη κύματος που είναι έξω από το ορατό φάσμα δίδεται η δυνατότητα ανίχνευσης των ατελειών στην επιφάνεια των φρούτων. Η εσωτερική ποιότητα των εσπεριδοειδών μπορεί να προβλεφθεί από τα εξωτερικά χαρακτηριστικά ή να επιθεωρηθεί απευθείας με ειδικό εξοπλισμό. Τα συστήματα που εφαρμόζονται σε εμπορική κλίμακα είναι σε θέση να επιθεωρήσουν και να ταξινομήσουν τα εσπεριδοειδή ως προς το μέγεθος, το χρώμα και την παρουσία ελαττωμάτων με ρυθμό τουλάχιστον 10 fruits/s. Πειράματα, που πραγματοποιήθηκαν με τα πορτοκάλια, μανταρίνια και λεμόνια, με κηλίδες από ελαττώματα αλλά και επίκτητα χαρακτηριστικά κατέδειξαν ότι το λογισμικό είναι σε θέση να ξεχωρίσει τα φρούτα και να υπολογίζει το μέγεθος, το οποίο υπολογίζεται με ένα σφάλμα λιγότερο από 2 mm. Τα αποτελέσματα των πειραμάτων συγκρινόμενα με την ανθρώπινη ταξινόμηση επιτρέπουν τη σύμπτωση 94% στη χειρότερη περίπτωση (όταν αλλάζουν τα φρούτα είναι στο στάδιο αλλαγής χρώματος από πράσινο σε πορτοκαλί).

**Χανιά 2003**

# 1.Εισαγωγή

## 1.1Γενικά

Είναι εμπορικά επιθυμητή αλλά και νομοθετημένη η ταξινόμηση των εσπεριδοειδών προκειμένου να πουληθούν είτε σε ντόπιες αγορές είτε στο εξωτερικό.

Το μέγεθος, το χρώμα και η απουσία ελαττωμάτων είναι μια από τις πρώτες παραμέτρους που ο καταναλωτής προσδιορίζει ως σημαντικές στην αξιολόγηση της ποιότητας του προϊόντος.

Η όραση υπολογιστών είναι η επιστήμη που αναπτύσσει τη θεωρητική και αλγοριθμική βάση από την οποία χρήσιμες πληροφορίες για ένα αντικείμενο ή μια σκηνή μπορούν να εξαχθούν αυτόματα και να αναλυθούν από μια παρατηρούμενη εικόνα ή ένα σύνολο ή μια ακολουθία εικόνων.

Τα εμπορικά συστήματα αυτόματης οπτικής επιθεώρησης και διαλογής φρούτων βασίζονται σε παραμέτρους όπως το μέγεθος, η μορφή, το χρώμα και οι εξωτερικές ατέλειες (Lefebvre et al., 1994).

Δεν υπάρχει κανένα σύστημα αυτόματης οπτικής επιθεώρησης που να είναι κατάλληλο για όλες τις περιπτώσεις και για όλα τα είδη των προϊόντων που θέλουμε να ελέγχουμε. Μόλις διευκρινιστούν οι απαιτήσεις μιας ιδιαίτερης εφαρμογής, πρέπει να γίνει κατανοητό ποιο είδος πληροφοριών πρέπει να αναλυθεί και πως αυτές μεταφράζονται σε μετρήσεις ή χαρακτηριστικά που εξάγονται από τις εικόνες. Παραδείγματος χάριν, είναι σημαντικό να διευκρινιστεί εκ των προτέρων τι είναι το «ελαττωματικό» σε κάθε περίπτωση. Κατόπιν, μια απόφαση πρέπει να ληφθεί σχετικά με το είδος μετρήσεων που θα γίνονται (π.χ. μετρήσεις θέσης ή έντασης) και σχετικά με την ακριβή θέση για τη λήψη των μετρήσεων.

Σημαντικές ιδιότητες ενός βιομηχανικού συστήματος οπτικής επιθεώρησης είναι η ευελιξία, η αποδοτικότητα, η ταχύτητα, το κόστος, η αξιοπιστία και η ευρωστία. Προκειμένου να σχεδιαστεί ένα σύστημα που να έχει αυτές τις ιδιότητες είναι σημαντικό να καθοριστούν σαφώς οι απαραίτητες έξοδοι (αποτελέσματα) και τα διαθέσιμα χαρακτηριστικά με τα οποία θα τροφοδοτηθεί το σύστημα.

Ένα αποδοτικό και αυτόνομο σύστημα για την ταξινόμηση φρούτων πρέπει να είναι σε θέση να προσδιορίσει τα αποφασιστικά για την οπτική επιθεώρηση και ταξινόμηση χαρακτηριστικά. Το σχήμα των φρούτων μπορεί εύκολα να ληφθεί από μια ψηφιακή εικόνα χρησιμοποιώντας τις κλασσικές τεχνικές για την επεξεργασία εικόνας. Αν και φαινομενικά εύκολος για ανθρώπους, ο προσδιορισμός χρώματος περιλαμβάνει πολλές φυσικές και ψυχολογικές έννοιες, που καθιστούν δύσκολη την μοντελοποίηση και την επεξεργασία του χρώματος σε μια εικόνα. Σε αυτήν την εργασία εστιάζουμε στην αυτοματοποίηση του προβλήματος ταξινόμησης χρώματος που εφαρμόζεται στην ταξινόμηση πορτοκαλιών. Όταν ένας άνθρωπος παρατηρεί τα μήκη κύματος που περιλαμβάνονται στην περιοχή του ορατού φωτός, τα ομαδοποιεί αμέσως στις κατηγορίες, χρησιμοποιώντας την κατάλληλη αντίληψη που έχει για το διαχωρισμό χρωμάτων. Κατ' αυτό τον τρόπο, η διαδικασία ταξινόμησης χρώματος μπορεί να θεωρηθεί ως εφαρμογή ανωτέρων μη γραμμικών συναρτήσεων σε μια ψηφιακή εικόνα. Μια συνάρτηση ψηφιακής εικόνας  $f(x)$  είναι μια μαθηματική αντιπροσώπευση της εικόνας, που δίνεται από το  $f(x,y) = \{f_{red}(x,y), f_{green}(x,y), f_{blue}(x,y)\}$ , όπου  $f(x,y)$  αντιπροσωπεύει το χρώμα και τη φωτεινότητα εικόνας σε μια χωρική συντεταγμένη  $(x,y)$ , η οποία ονομάζεται εικονοστοιχείο.

Κατά τη διάρκεια των τελευταίων 30 ετών, η όραση μηχανών έχει πάρει έναν ζωτικής σημασίας ρόλο σε διάφορες βιομηχανικές εφαρμογές όπου υπάρχει ανάγκη για έλεγχο. Η ακαδημαϊκή έρευνα έχει εστιάσει σε σχέδια που προσπαθούν να μιμηθούν το ανθρώπινο οπτικό σύστημα. Οι Jain και Binford (1) σε ένα έγγραφο που τιτλοφορείται "η άγνοια, η μυωπία και η απλοϊκότητα στα συστήματα όρασης υπολογιστών" κάνουν μια οξεία κριτική της τρέχουσας κατάστασης της έρευνας. Ο Pavlidis (2) περιγράφει κάποιες ενδιαφέρουσες θεωρίες ως προς γιατί έχει υπάρξει σχετικά λίγη πρόοδος στην ακαδημαϊκή έρευνα όρασης υπολογιστών, και αντιπαραβάλλει αυτό επιτυχώς ιστορίες στα ελεγχόμενα περιβάλλοντα (οπτική αναγνώριση χαρακτήρα και βιομηχανική επιθεώρηση).

Η βιομηχανία τροφίμων είναι παραδοσιακά αργή στην υιοθέτηση αυτής της νέας τεχνολογίας (Gunasekaran, 1996). Ο Renard, (1990) ανέφερε τα ακόλουθα εμπόδια στα σχέδια για την αυτοματοποίηση της επεξεργασίας τροφίμων: αποκλίνουσες απόψεις σχετικά με αυτά που να μετρήσουν επειδή οι διαδικασίες κατασκευής από μόνες τους δεν γίνονται καλά κατανοητές, έλλειψη κατάλληλων προτύπων ως προς τα οποία οι ιδιότητες μπορούν να συγκριθούν και η ηλικία των εγκαταστάσεων και του εξοπλισμού.

Σήμερα είναι σπάνιο να βρεθούν εγκαταστάσεις κατασκευής που δεν χρησιμοποιούν κάποια μορφή όρασης μηχανών για να επιθεωρήσουν, να βαθμολογήσουν, να μετρήσουν ή να εντοπίσουν τα προϊόντα.

## **1.2. Προσεγγίσεις ανάπτυξης και περιβάλλοντα**

Η ανάπτυξη ενός συστήματος όρασης μηχανών αρχίζει με την κατανόηση των απαιτήσεων και των περιορισμών της εφαρμογής και συνεχίζει με την επιλογή του κατάλληλων λογισμικού και του υλικού όρασης μηχανών (εάν είναι απαραίτητο) για να λυθεί ο στόχος προσιτός. Τα παλαιότερα συστήματα όρασης μηχανών χτίστηκαν γύρω από το χαμηλού επιπέδου λογισμικό, που απαιτεί τον πλήρη έλεγχο προγραμματισμού. Βασίστηκαν στα απλά grabbers πλαισίων παρέχοντας χαμηλού επιπέδου περιβάλλοντα επικοινωνίας με άλλα τμήματα συστημάτων. Χαρακτηρίστηκαν επίσης από τα χαμηλού επιπέδου περιβάλλον επικοινωνίας με τον χρήστη, χαμηλού επιπέδου ικανότητα ανάλυσης εικόνας και δυσκολίες στην ολοκλήρωση και τη συντήρηση συστημάτων. Τελικά, τα συστήματα επιθεώρησης όρασης μηχανών έγιναν πιο σύνθετα, παρέχοντας περισσότερες αφηρημένες ικανότητες για την ανάπτυξη συστημάτων και τη συντήρηση και φθάνοντας σε πιο υψηλό επίπεδο ευρωστίας.

Οι σημερινές εφαρμογές χρειάζονται περιβάλλοντα που να αναπτύσσονται σε σύντομο χρονικό διάστημα και να προσαρμόζονται στις τροποποιήσεις της διαδικασίας κατασκευής. Επιπλέον, το σύστημα πρέπει να είναι απλό στην λειτουργία και την συντήρηση. Το κλειδί είναι εδώ να επιλεχτεί ένα κατάλληλο περιβάλλον ανάπτυξης που να παρέχει γραφικά περιβάλλον στον χρήστη (GUIs) ή άλλα εργαλεία προγραμματισμού. Μέσω GUIs και των οπτικών εργαλείων προγραμματισμού, ακόμη και οι μη ειδικοί αλλά εξουσιοδοτημένοι χρήστες που έχουν την άδεια για να ρυθμίζουν την εφαρμογή και να διευκρινίσουν τις ακολουθίες διαδικασιών από ανοιγόμενα μενού που προσφέρουν την πρόσβαση στις μεγάλες ομάδες των δοκιμασμένων αλγορίθμων. Ο προγραμματισμός είναι ευκολότερος σε αυτήν την περίπτωση, δεδομένου ότι οι αλγόριθμοι επιλέγονται με βάση τη γνώση αυτού που κάνουν και όχι τον τρόπο με τον οποίο το κάνουν. Η χρήση GUIs μετατοπίζει την προσπάθεια της ανάπτυξης εφαρμογής στον μηχανολόγο μηχανικό από τον ειδικό προγραμματιστή. Αυτό το χαρακτηριστικό γνώρισμα όχι μόνο οδηγεί στις γρηγορότερες και φτηνότερες εξελίξεις εφαρμογής, αλλά και επιτρέπει διάφορες εφαρμογές με ένα μονό κομμάτι επαναδιαμόρφωσης λογισμικού (δηλ. εργαλείο ανάπτυξης εφαρμογής).

Τα βιομηχανικά συστήματα εικόνας πρέπει να είναι αρκετά γρήγορα να καλύψουν τις απαιτήσεις ταχύτητας του περιβάλλοντος εφαρμογής τους. Η ταχύτητα εξαρτάται από το

στόχο που ολοκληρώνεται και μπορεί να κυμανθεί από τα χιλιοστά του δευτερολέπτου στα δευτερόλεπτα ή λεπτά. Δεδομένου ότι απαιτήσεις επεξεργασίας αυξάνονται, το ειδικό υλικό υπολογιστών ανάλογα με την περίπτωση απαιτείται για να καλύψει τις απαιτήσεις. Ένα χαρακτηριστικό γνώρισμα μείωσης κόστους των βιομηχανικών συστημάτων εικόνας είναι η δυνατότητά τους να καλύψουν τις απαιτήσεις ταχύτητας μιας εφαρμογής χωρίς την ανάγκη ειδικού hardware. Τα PCs και οι τερματικοί σταθμοί (workstations) είναι σήμερα αρκετά γρήγορα έτσι ώστε αυτό μπορεί να επιτευχθεί σε πολλές περιοχές εφαρμογής, ειδικά εκείνοι με τις λιγότερο απαιτητικές οργανωμένες χρονικές απαιτήσεις [Baglietto et al., 1996, Magee et al., 1995].

### **1.3. Σύγκριση ανθρώπινου παράγοντα με τα Συστήματα Αυτόματης Επιθεώρησης**

Σαν μέθοδο ποιοτικού ελέγχου, η Αυτόματη Οπτική Επιθεώρηση (Automatic Visual Inspection –AVI) έχει πολλές άριστες ιδιότητες: είναι αδιάκοπη, είναι σχετικά χωρίς λάθη, και οι λειτουργικές δαπάνες της είναι χαμηλές. Σε μια εποχή όπου το κόστος εργασίας είναι υψηλό η οικονομική αιτιολόγηση για την εγκατάσταση των συστημάτων AVI προκύπτει συχνά από την αντικατάσταση των ανθρώπινων επιθεωρητών. Τα ηθικά ζητήματα ότι οι άνθρωποι αντικαθίστανται από τις μηχανές δεν είναι ιστορικά ευδιάκριτο πότε άρχισαν, αλλά μια από τις μέγιστες αιτίες της ανεργίας είναι η έλλειψη επένδυσης στη νέα τεχνολογία (Dorf, 1983).

Αν και οι άνθρωποι μπορούν να κάνουν την εργασία καλύτερα από τις μηχανές σε πολλές περιπτώσεις, είναι πιο αργοί από τις μηχανές και κουράζονται γρήγορα. Επιπλέον, το ειδικευμένο προσωπικό είναι δύσκολο να βρεθεί και να μείνει σε μια βιομηχανία, επιπλέον απαιτεί εκπαίδευση η οποία ίσως να απαιτεί πολύ χρόνο. Υπάρχουν επίσης περιπτώσεις που η επιθεώρηση τείνει να είναι κουραστική ή δύσκολη, ακόμη και για τους καλύτερους εμπειρογνώμονες. Σε ορισμένες εφαρμογές, οι ακριβείς πληροφορίες πρέπει γρήγορα ή κατά τρόπο επαναλαμβανόμενο να εξαχθούν και να χρησιμοποιηθούν (π.χ. καταδίωξη στόχων και καθοδήγηση ρομπότ). Σε μερικά περιβάλλοντα (π.χ. υποβρύχια επιθεώρηση, πυρηνική βιομηχανία, χημική βιομηχανία, κ.λπ...) η επιθεώρηση μπορεί να είναι δύσκολη ή επικίνδυνη. Η όραση υπολογιστών μπορεί αποτελεσματικά να αντικαταστήσει την ανθρώπινη επιθεώρηση σε τέτοιες απαιτητικές περιπτώσεις [Kopardekar et al., 1993]. Ένας από τους ωριμότερους τομείς εφαρμογής για AVI είναι η επιθεώρηση των τυπωμένων πινάκων κυκλωμάτων (PCBs). Αυτοί πρέπει να ελεγχθούν για τα πιθανά ελαττώματα στο σχεδιάγραμμα διαδρομής προτού να τοποθετηθούν τα συστατικά και να συγκολληθούν. Σε αυτήν την προσέγγιση, η εικόνα του πίνακα συγκρίνεται με μια προηγούμενως συλληφθείσα εικόνα ενός ιδανικού πίνακα προκειμένου να προσδιοριστούν τα ελαττώματα. Οι Yoda et al.(1988), περιέγραψαν ένα σύστημα επιθεώρησης ολοκληρωμένων κυκλωμάτων που θα μπορούσε να ανιχνεύσει σε επίπεδο εκατομμυριοστού του μέτρου τις ατέλειες στα σχέδια ολοκληρωμένων κυκλωμάτων. Λόγω του μεγάλου μεγέθους στοιχείων στα οποία η εικόνα έπρεπε να αναλυθεί η συμβατική μέθοδος λήψης εικόνας στη μνήμη δεν ήταν πρακτική. Επομένως, η λειτουργία σύγκρισης αναφοράς έπρεπε να εκτελεσθεί συγχρόνως με τη διαδικασία ανίχνευσης. Το σύστημα που προέκυψε πέτυχε την αξιόπιστη λειτουργία με μια ταχύτητα 30 φορές γρηγορότερη από αυτή ενός ανθρώπινου επιθεωρητή.

Οι Miller και Drouillard (1999) παρουσίασαν ένα γενικευμένο μοντέλο για να αξιολογήσουν οικονομικά τα διάφορα συστήματα αυτόματης-βαθμολόγησης. Για την αυτόματη βαθμολόγηση, τα διάφορα κύρια επίπεδα δαπανών αξιολογήθηκαν καθώς επίσης και το κέρδος στα μυκητοκτόνα και τα κεριά. Η συντήρηση και το λειτουργικό κόστος ενσωματώθηκαν. Όσον αφορά την εργασία, ο αριθμός βαθμίδων που αντικαταστάθηκαν από τον αυτοματισμό ενσωματώθηκε καθώς επίσης και συνυπολογισμός ενός ειδικευμένου χειριστή απαραίτητου για τον αυτοματοποιημένο εξοπλισμό.

## **2. Λειτουργία των συστημάτων αυτόματης οπτικής επιθεώρησης**

### **2.1.Ταξινόμηση των βιομηχανικών εφαρμογών οπτικής επιθεώρησης**

Κατ' αρχάς, οι βιομηχανικές εφαρμογές οπτικής επιθεώρησης είναι ταξινομημένες σύμφωνα με τα επιθεωρημένα χαρακτηριστικά γνωρίσματα του προϊόντος ή της διαδικασίας σε τέσσερις κατηγορίες, δηλαδή:

(α) Διαστατική ποιότητα, Ο έλεγχος εάν οι διαστάσεις ενός αντικειμένου είναι μέσα σε διευκρινισμένες ανοχές ή τα αντικείμενα έχουν τη σωστή μορφή, είναι συνηθισμένοι στόχοι για τα βιομηχανικά συστήματα εικόνας. Τέτοιοι στόχοι περιλαμβάνουν την επιθεώρηση των γεωμετρικών χαρακτηριστικών των αντικειμένων

(β) Δομική ποιότητα, Τα αντικείμενα επιθεωρούνται για γρατσουνιές, ρωγμές, φθορές, ή έλεγχο των επιφανειών για τέλειο φινίρισμα, τραχύτητα και σύσταση, αυτοί είναι χαρακτηριστικοί στόχοι της ποιοτικής επιθεώρησης επιφάνειας. Σημαντική μείωση εργατικών επιτυγχάνεται στις βιομηχανίες κλωστοϋφαντουργικών προϊόντων, ξύλου και μετάλλων που χρησιμοποιούν τα συστήματα εικόνας για την ανίχνευση ελαττωμάτων και την ποιοτική επαλήθευση.

(γ) Ποιότητα επιφάνειας Έλεγχος για συστατικά που έχουν χαθεί (π.χ. βίδες, καρφιά, κ.λπ...) στα συγκεντρωμένα μέρη ή έλεγχος για την παρουσία ξένων ή πρόσθετων αντικειμένων (π.χ. μίσχος στα φρούτα, φύλλα, λίγη κόλλα) είναι χαρακτηριστικοί στόχοι αυτής της κατηγορίας ποιοτικής επιθεώρησης.

(δ) Λειτουργική ποιότητα. Η επιθεώρηση της λειτουργικής ποιότητας συσχετίζεται με την επαλήθευση της σωστής ή ακριβούς λειτουργίας των επιθεωρημένων προϊόντων σύμφωνα με τα πρότυπα κατασκευής. Αυτού του είδους η επιθεώρηση χρησιμοποιείται κυρίως σε βιομηχανικά προϊόντα και όχι σε φρούτα.

Οι βιομηχανικές εφαρμογές όρασης είναι επίσης ταξινομημένες από την άποψη της ευελιξίας σύμφωνα με τους αποκαλούμενους βαθμούς ελευθερίας (DoFs) που διαμορφώνουν τα ανεξάρτητα χαρακτηριστικά επιθεώρησης. Όσο περισσότερα τα DoFs ενός συστήματος όσο μεγαλύτερη η δυνατότητά του για επεκτασιμότητα. Παραδείγματος χάριν, το σύστημα μπορεί να ενισχυθεί για να ανιχνεύσει τους νέους τύπους ατελειών εάν οι πρόσθετες λειτουργίες επεξεργασίας και ανάλυσης εικόνας εισάγονται στο σύστημα και εφαρμόζονται ανεξάρτητα από τα παλαιά για να συλλάβουν περισσότερα χαρακτηριστικά γνωρίσματα εικόνας (π.χ. επιφάνεια λήψης εκτός από τα διαστατικά χαρακτηριστικά). Οι ανωτέρω εκτιμήσεις σχετικά με την προτεινόμενη ταξινόμηση βασισμένη σε DoFs αποκαλύπτουν μια γνωστή ανταλλαγή στο σχέδιο των συστημάτων επιθεώρησης μεταξύ της ευελιξίας, της πολυπλοκότητας και του κόστους που δεν είναι προφανές σε άλλες ταξινομήσεις.

### **2.2.Ταξινόμηση των εφαρμογών οπτικής επιθεώρησης στα συσκευαστήρια φρούτων.**

Στα συσκευαστήρια όλων φρούτων και των εσπεριδοειδών έχουν προταθεί και εφαρμόζονται διάφορα συστήματα αυτόματης οπτικής επιθεώρησης τα οποία μπορούν να ταξινομηθούν σε παρόμοιες με τις παραπάνω κατηγορίες:

A)Έλεγχος διαστάσεων και συσχετισμός με το βάρος που μετριέται από άλλο σύστημα.

B) Έλεγχος σχήματος. Ελέγχετε αν τα φρούτα έχουν το αντιπροσωπευτικό σχήμα ανάλογα με το είδος και την ποικιλία τους

Γ) Έλεγχος επιφάνειας για το χρώμα και την παρουσία κηλίδων ή άλλων ελαττωμάτων.



Δ) Έλεγχος του εσωτερικού των φρουτών για ελαττώματα ή για τα περιεχόμενα σάκχαρα

### **2.3.Βήματα λειτουργίας ενός συστήματος Αυτόματης Επιθεώρησης και εφαρμογές.**

Χαρακτηριστικά, ένα βιομηχανικό σύστημα επιθεώρησης υπολογίζει τις πληροφορίες από τις ακατέργαστες εικόνες σύμφωνα με την ακόλουθη σειρά των βημάτων:

1. Απόκτηση εικόνας.
2. Επεξεργασία εικόνας
3. Εξαγωγή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων.
4. Λήψη αποφάσεων.

Τα βήματα αυτά καθώς και οι σχετικές τεχνικές περιγράφονται παρακάτω.

#### **2.3.1. Απόκτηση εικόνας.**

Οι εικόνες που περιέχουν τις απαραίτητες πληροφορίες λαμβάνονται σε ψηφιακή μορφή μέσω των φωτογραφικών μηχανών (line scan ή area scan), των digitisers, κ.λπ.

Με την εμφάνιση του νέου υλικού για τους αισθητήρες, τις κάρτες λήψης και τους υπολογιστές, η όραση μηχανών για τη βιομηχανική επιθεώρηση αντιμετωπίζει ακόμη και τα περιπλοκότερα προβλήματα. Αλγόριθμοι υψηλής πολυπλοκότητας μπορούν σήμερα να εφαρμοστούν για επεξεργασία πραγματικού χρόνου και νέοι αισθητήρες (π.χ. αισθητήρες CMOS) προσφέρουν την υψηλή δυναμική περιοχή και επιτρέπουν πιο αξιόπιστη, εύκαμπτη και γρηγορότερη απόκτηση εικόνας από τους παραδοσιακούς αισθητήρες CCD, ακόμη και σε κακές συνθήκες φωτισμού. Συγχρόνως, το λογισμικό επεξεργασίας εικόνας έχει γίνει φιλικό προς το χρήστη και ισχυρό αξιοποιώντας βιβλιοθήκες λογισμικού εφαρμόζοντας μερικούς από τους δημοφιλέστερους αλγορίθμους επεξεργασίας και ανάλυσης εικόνας. Τα περισσότερα από αυτά τα περιβάλλοντα υποστηρίζουν και τον οπτικό προγραμματισμό σε συνδυασμό με ευέλικτο γραφικό περιβάλλον και τον παραδοσιακό προγραμματισμό. ([Malamas et al., 2003](#))

#### **2.3.2. Επεξεργασία εικόνας.**

Μόλις ληφθούν οι εικόνες, φιλτράρονται για να αφαιρεθεί ο παρασιτικός θόρυβος και οι ανεπιθύμητες αντανάκλασεις από το σύστημα φωτισμού. Η αποκατάσταση εικόνας μπορεί επίσης να εφαρμοστεί για να βελτιώσει την ποιότητα εικόνας με τη διόρθωση των γεωμετρικών διαστρεβλώσεων που εισάγονται από το σύστημα λήψης (π.χ. η φωτογραφική μηχανή).

Η επεξεργασία εικόνας εκτελείται συνήθως μέσα σε ορθογώνια, κύκλους ή σύμφωνα με γραμμές και τόξα. Οι επεξεργαστές εικόνας περιλαμβάνουν το φιλτράρισμα (π.χ. λείανση, ακόνισμα), την ανίχνευση ακρών, thresholding, τις μορφολογικές διαδικασίες, κ.λπ. Τέτοιες διαδικασίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να βελτιώσουν την ποιότητα εικόνας (π.χ. αφαίρεση θορύβου, βελτίωση της αντίθεσης) και για να ενισχύσουν ή να χωρίσουν ορισμένα χαρακτηριστικά γνωρίσματα εικόνας (π.χ. περιοχές, ακμές) από το υπόβαθρο. Οι διαδικασίες επεξεργασίας εικόνας μετασχηματίζουν μια εικόνα εισαγωγής σε μια άλλη εικόνα που έχει τα επιθυμητά χαρακτηριστικά.

#### **2.3.3. Εξαγωγή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων.**

Ένα σύνολο γνωστών χαρακτηριστικών γνωρισμάτων, χαρακτηριστικό για την περιοχή εφαρμογής, υπολογίζεται, πιθανώς με κάποια εκτίμηση για τα μη-επικαλυπτόμενα ή τα ασύνδετα χαρακτηριστικά γνωρίσματα [Oyeleye,1998 ], έτσι ώστε καλύτερη ταξινόμηση να μπορεί να επιτευχθεί. Παραδείγματα τέτοιων χαρακτηριστικών γνωρισμάτων είναι το μέγεθος, η θέση, η μέτρηση περιγράμματος μέσω της ανίχνευσης ακρών και της σύνδεσης, καθώς επίσης και οι μετρήσεις σύστασης στις περιοχές. Τέτοια χαρακτηριστικά μπορούν

να υπολογιστούν και να αναλυθούν από τις στατιστικές ή άλλες τεχνικές υπολογισμού (π.χ. Νευρωνικά δίκτυα (NNs) ή ασαφή συστήματα (FSSs)). Το σύνολο των υπολογισμένων χαρακτηριστικών γνωρισμάτων διαμορφώνει την περιγραφή της εικόνας εισαγωγής.

Η κατάτμηση εικόνας είναι το πρώτο βήμα στην ανάλυση εικόνας και την αναγνώριση σχεδίων για την εξαγωγή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων. Είναι ένα κρίσιμο και ουσιαστικό τμήμα του συστήματος ανάλυσης εικόνας ή/και αναγνώρισης προτύπων, είναι ένας από τους περισσότερο δύσκολους στόχους στην επεξεργασία εικόνας, και καθορίζει την ποιότητα του τελικού αποτελέσματος της ανάλυσης. Η κατάτμηση εικόνας είναι η διαδικασία της διαίρεσης μιας εικόνας σε διαφορετικές περιοχές, αλλά η ένωση οποιωνδήποτε δύο παρακείμενων περιοχών δεν είναι, ομοιογενής. Ένα επίσημος ορισμός της κατάτμησης εικόνας είναι ο ακόλουθος [Pal et al.,1993 ]: Εάν το  $P(S_i)$  είναι μια ομοιογενής ιδιότητα που καθορίζετε από τις ομάδες διπλανών εικονοστοιχείων, κατόπιν η κατάτμηση είναι ένα χώρισμα του καθορισμένου  $F$  στα συνδεδεμένα υποσύνολα ή τις περιοχές thresholding

$(S_1, S_2, \dots, S_n)$  such that

$$\bigcup_{i=1}^n S_i = F \quad \text{with } S_i \cap S_j = \Phi \quad (i \neq j).$$

Η επιβεβαίωση ομοιομορφίας  $P(S_i) = \text{true}$  για όλες τις περιοχές, το  $S_i$ , και  $P(S_i \cup S_j) = \text{false}$ , όταν  $i \neq j$  and  $S_i$  and  $S_j$  είναι γειτονικά. Υπάρχουν πολλά έγγραφα και διάφορες έρευνες στις μονοχρωματικές τεχνικές κατάτμησης εικόνας. Η κατάτμηση εικόνας χρώματος προσελκύει όλο και περισσότερη προσοχή που οφείλεται κυρίως στους ακόλουθους λόγους: (1) οι εικόνες χρώματος μπορούν να παρέχουν περισσότερες πληροφορίες από τις εικόνες γκριζου επιπέδου (2) η ισχύς των προσωπικών υπολογιστών αυξάνεται γρήγορα, και PCs μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να επεξεργαστούν τις έγχρωμες εικόνες. Οι τεχνικές κατάτμησης για τις μονοχρωματικές εικόνες μπορούν να επεκταθούν και στην κατάτμηση των έγχρωμων εικόνων με τη χρησιμοποίηση των  $R, G$  και  $B$  ή των μετασχηματισμών τους (γραμμικού/μη γραμμικού).

Το χρώμα αντιλαμβάνεται από τους ανθρώπους ως ο συνδυασμός του  $R$  (κόκκινου),  $G$  (πράσινου), και  $B$  (μπλε) τα οποία συνήθως καλούνται βασικά χρώματα. Μέσω των  $R, G$  και  $B$  μπορούμε να παραγάγουμε άλλους χρωματικούς χώρους με τη χρήση είτε γραμμικών είτε μη γραμμικών μετασχηματισμών. Διάφοροι χρωματικοί χώροι, όπως  $RGB$ ,  $HSI$ ,  $CIE$  που χρησιμοποιούνται στην κατάτμηση έγχρωμων εικόνων, αλλά κανένας από αυτούς δεν μπορεί να υπερισχύσει από τους άλλους για όλα τα είδη έγχρωμων εικόνων. Η επιλογή του καλύτερου χρωματικού χώρου είναι μια από τις δυσκολίες στην κατάτμηση εικόνας χρώματος [Gauch et al.,1992]. Τα κόκκινα, πράσινα, και μπλε συστατικά μιας εικόνας μπορούν να αναπαρασταθούν από τις τιμές φωτεινότητας της εικόνας που παίρνονται μέσω ξεχωριστών φίλτρων (κόκκινο, πράσινο, και μπλε) και βασίζονται στις παρακάτω εξισώσεις:

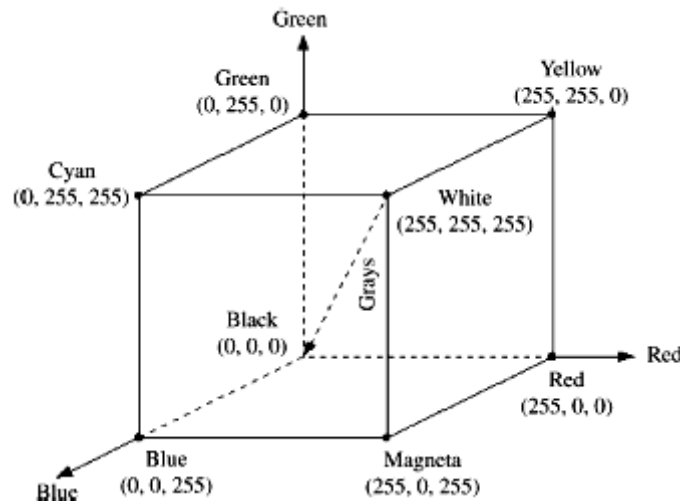
$$R = \int_{\lambda} E(\lambda) S_R(\lambda) d\lambda,$$

$$G = \int_{\lambda} E(\lambda) S_G(\lambda) d\lambda,$$

$$B = \int_{\lambda} E(\lambda) S_B(\lambda) d\lambda,$$

όπου  $S_R, S_G$  και  $S_B$  είναι τα φίλτρα στο εισερχόμενο φως ή την ακτινοβολία  $E(\lambda)$ , και  $\lambda$  είναι το μήκος κύματος.

Ο RGB χρωματικός χώρος μπορεί να αναπαρασταθεί τρισδιάστατα με ένα κύβο.



Εικ.1. Αναπαράσταση του RGB με ένα κύβο (Hoy,1997)

Οι συντεταγμένες κάθε σημείου μέσα στον κύβο αντιπροσωπεύουν τις τιμές των κόκκινων, πράσινων και μπλε συστατικών, αντίστοιχα. Οι νόμοι της χρωματομετρίας είναι [Chapron,1992]: (1)οποιοδήποτε χρώμα μπορεί να δημιουργηθεί από το συνδυασμό των τριών αυτών χρωμάτων και είναι μοναδικό (2)εάν δύο χρώματα είναι ισοδύναμα, θα είναι πάλι ισοδύναμα μετά από να πολλαπλασιασμοί ή διαίρεση.

Κατά εκτέλεση της κατάτμησης έγχρωμης εικόνας, πρέπει να καταστήσουμε τα χρώματα μη εξαρτώμενα από την αλλαγή στις εντάσεις φωτισμού. Μια αποδοτική μέθοδος είναι να αποκτηθούν οι παραλλαγές των εντάσεων ομοιόμορφα πέρα από τη φασματική διανομή. Το ομαλοποιημένο διάστημα χρώματος διατυπώνεται όπως:

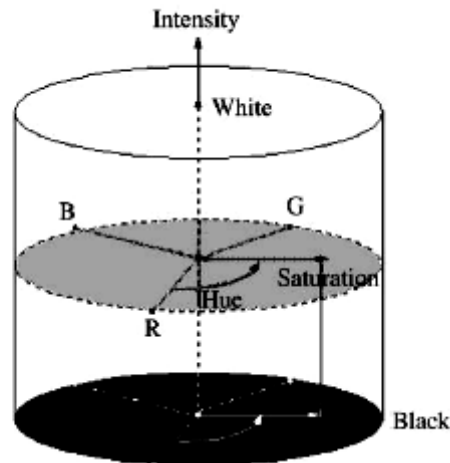
$$r=R/(R+G+B), \quad g=G/(R+G+B), \quad b=B/(R+G+B).$$

Ο χρωματικός χώρος HSI είναι ένα άλλος συνήθως χρησιμοποιούμενος στην επεξεργασία εικόνας, ο οποίος αναλύει τα χρώματα με τρόπο παρόμοιο με την ανθρώπινη όραση [Huntsberger et al., 1985, Carron et al., 1994, Rui et al., 1996, Kim et al.,1996]. Υπάρχουν μερικές παραλλαγές των συστημάτων HSI, όπως HSB (απόχρωση, κορεσμός, φωτεινότητα), HSL (απόχρωση, κορεσμός, φωτεινότητα), και HSV (απόχρωση, κορεσμός, τιμή) [Tsang et al.,1996,Tepichin et.al ,1995, Kim et.al ,1996].

Ο χρωματικός χώρος HSI χωρίζει τις πληροφορίες χρώματος μιας εικόνας από τις πληροφορίες έντασής της. Οι πληροφορίες χρώματος αντιπροσωπεύονται από τις τιμές χρώματος και κορεσμού, ενώ η ένταση, που περιγράφει τη φωτεινότητα μιας εικόνας, και καθορίζεται από το ποσό του φωτός. Το Hue αντιπροσωπεύει τα βασικά χρώματα, και καθορίζεται από το κυρίαρχο μήκος κύματος στη φασματική διανομή των ελαφριών μηκών κύματος. Είναι η θέση της αιχμής στο φάσμα. Ο κορεσμός είναι ένα μέτρο της αγνότητας του χρώματος, και δηλώνει το ποσό άσπρου φωτός που αναμιγνύεται με το χρώμα. Είναι το ύψος της αιχμής σχετικά με την ολόκληρη φασματική διανομή.

Ο χρωματικός χώρος HSI μπορεί να περιγραφεί γεωμετρικά στο σχέδιο που ακολουθεί (Hoy,1997). Γενικά, το χρώμα θεωρείται ως γωνία μεταξύ μιας γραμμής αναφοράς και του σημείου χρώματος στο RGB. Η σειρά της αξίας χρώματος είναι από  $0^\circ$  σε  $360^\circ$ , παραδείγματος χάριν, μπλε είναι  $240^\circ$ , κίτρινο είναι  $60^\circ$ , πράσινο είναι  $120^\circ$ , και η ροδανιλίνη είναι  $300^\circ$ . Το τμήμα κορεσμού αντιπροσωπεύει την ακτινωτή απόσταση από

το κέντρο κυλίνδρων. Όσο κοντινότερο το σημείο είναι στο κέντρο, ο αναπτήρας είναι το χρώμα. Η ένταση είναι το ύψος στην κατεύθυνση άξονα. Ο άξονας του κυλίνδρου περιγράφει τα γκριζα επίπεδα, παραδείγματος χάριν, μια (ελάχιστη) ένταση είναι μαύρος, η πλήρης (μέγιστη) ένταση είναι άσπρη. Κάθε φέτα της καθέτου κυλίνδρων στον άξονα έντασης είναι ένα επίπεδο με την ίδια ένταση.



Εικ.2. Ο χρωματικός χώρος HSI. (Hoy,1997)

Ο χρωματικός χώρος HSI έχει μια καλή ικανότητα στην αντιπροσώπευση των χρωμάτων της ανθρώπινης αντίληψης, επειδή το ανθρώπινο σύστημα εικόνας μπορεί να διακρίνει τα διαφορετικά χρώματα εύκολα, ενώ η αντίληψη για τη διαφορετική ένταση ή τον κορεσμό δεν υπονοεί την αναγνώριση διαφορετικών χρωμάτων.

Οι συντεταγμένες HSI μπορούν να μετασχηματιστούν από το RGB διάστημα. Οι τύποι για το χρώμα, τον κορεσμό, και την ένταση είναι:

$$H = \arctan\left(\frac{\sqrt{3}(G - B)}{(R - G) + (R - B)}\right), \quad Sat = 1 - \frac{\min(R, G, B)}{I}, \quad Int = \frac{(R + G + B)}{3},$$

Η απόχρωση δεν προσδιορίζεται εάν ο κορεσμός είναι μηδέν, και ο κορεσμός δεν προσδιορίζεται όταν η ένταση είναι μηδέν.

Μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε αλγορίθμους στο γκριζο επίπεδο για να ενεργήσουμε στο τμήμα έντασης της περιγραφής HSI. Για την κατάτμηση αντικειμένων με διαφορετικά χρώματα, μπορούμε να εφαρμόσουμε τους αλγορίθμους κατάτμησης στο τμήμα χρώματος μόνο. Παραδείγματος χάριν, μπορούμε να θέσουμε τα κατώτατα όρια στο εύρος των αποχρώσεων τα οποία θα ξεχωρίζουν διαφορετικά αντικείμενα εύκολα, αλλά είναι δύσκολο να μετασχηματίσουμε αυτά τα κατώτατα όρια σε τιμές RGB, εφόσον όλες οι τιμές απόχρωσης κορεσμού και έντασης μετασχηματίστηκαν σε τιμές RGB. Είναι ιδιαίτερα αποδοτικό όταν έχουμε εικόνες με ανομοιόμορφο φωτισμό όπως σκιά, δεδομένου ότι η απόχρωση είναι ανεξάρτητη από τις τιμές έντασης. Μπορούμε επίσης αποτελεσματικά να εφαρμόσουμε τα κατώτατα όρια στην απόχρωση, τον κορεσμό, και τα τμήματα έντασης, αντίστοιχα, για να διαμορφώσουμε μερικές περιοχές που μπορούν να ταιριάξουν σε διάφορους αναπτυσσόμενους αλγορίθμους περιοχής. Η απόχρωση είναι ιδιαίτερα χρήσιμη στις περιπτώσεις όπου το επίπεδο φωτισμού ποικίλλει από σημείο σε σημείο ή από εικόνα σε εικόνα. Εκτός αυτού, η κατάτμηση στο 1-D διάστημα απόχρωσης είναι λιγότερο απαιτητική υπολογιστικά απ' ότι στο τρισδιάστατο RGB διάστημα. Ένα από

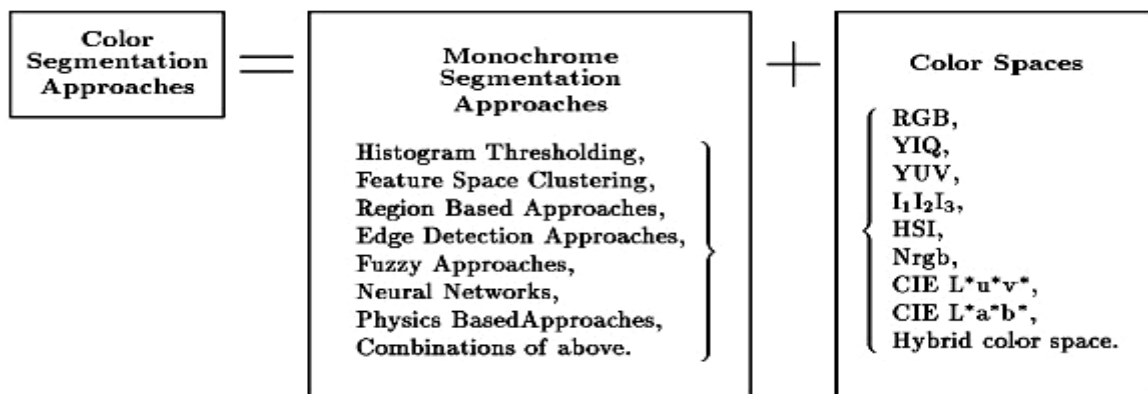
τα μειονεκτήματα της απόχρωσης είναι ότι έχει μια μη αφαιρούμενη ιδιομορφία κοντά στον άξονα του κυλίνδρου του χρώματος, όπου μια μικρή αλλαγή της εισαγωγής R,G, και B οι μπορεί να προκαλέσει ένα μεγάλο άλμα στις μετασχηματισμένες τιμές. Οι μοναδικότητες μπορούν να δημιουργήσουν τις ασυνέχειες στην αναπαράσταση των χρωμάτων[Chapron,1992]. Οι τιμές απόχρωσης κοντά στην μοναδικότητα είναι αριθμητικά ασταθείς. Κι αυτό γιατί τα εικονοστοιχεία που έχουν το χαμηλό κορεσμό δε δεσμεύονται σε καμιά περιοχή σε πολλούς αλγορίθμους κατάτμησης. Επίσης, εάν η ένταση του χρώματος βρίσκεται κοντά άσπρο ή το μαύρο, η απόχρωση και ο κορεσμός παίζουν μικρό ρόλο στην αναγνώριση των χρωμάτων.

Τέτοιοι μετασχηματισμοί μας διευκολύνουν σε διάφορες περιπτώσεις ανάλογα με το σκοπό που θέλουμε να πετύχουμε. Συνήθως για την κατάτμηση έγχρωμων εικόνων χρησιμοποιούνται μη γραμμικοί μετασχηματισμοί χρώματος οι οποίοι είναι πιο αποδοτικοί σε περιπτώσεις όπως σκίαση αλλά και λιγότερο απαιτητικοί σε υπολογιστική ισχύ (Cheng et al., 2001).

### **Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα των διαφόρων συστημάτων απεικόνισης έγχρωμης εικόνας και των τεχνικών κατάτμησης**

Για την οπτική επιθεώρηση ενός αντικειμένου χρειαζόμαστε μια ή περισσότερες εικόνες του οι οποίες μπορεί να είναι με χρώμα ή να είναι στην κλίμακα του γκρι. Οι τεχνικές που χρησιμοποιούνται στις έγχρωμες εικόνες είναι παρόμοιες με αυτές των εικόνων γκριζας κλίμακας απλά εφαρμόζονται σε κάποιες από τις παραμέτρους του εφαρμοζόμενου έγχρωμου συστήματος.

Πιν.1. Ευρέως χρησιμοποιούμενοι τρόποι κατάτμησης εικόνων. (Cheng et al., 2001)



Πιν.2. Χαρακτηριστικά των διαφόρων χρωματικών χώρων. [\(Cheng et al., 2001\)](#)  
 Characteristics of color spaces

Color space	Advantages	Disadvantages
<i>RGB</i>	Convenient for display	Not good for color image processing due to the high correlation
<i>YIQ</i>	Can be used to efficiently encode color information in the TV signal of American system; Partly gets rid of the correlation of <i>RGB</i> ; Involves less computation time; <i>Y</i> is good for edge detection	Correlation still exists due to the linear transformation, though not as high as <i>RGB</i>
<i>YUV</i>	Can be used to efficiently encode color information in the TV signal of European system; Partly gets rid of the correlation of <i>RGB</i> ; Involves less computation time	Correlation still exists due to the linear transformation, though not as high as <i>RGB</i>
<i>I<sub>1</sub>I<sub>2</sub>I<sub>3</sub></i>	Partly gets rid of the correlation of <i>RGB</i> ; Involves less computation time; Can be useful for color image processing	Correlation still exists due to the linear transformation, though not as high as <i>RGB</i>
<i>HSI</i>	Based on human color perception; Useful in some cases where the illumination level varies, because hue is invariant to certain types of highlights, shading, and shadows; Hue can be useful for separating objects with different colors	Nonremovable singularity and numerically unstable at low saturation due to nonlinear transformation
<i>Nrgb</i> (Normalized <i>rgb</i> )	The individual color components are independent on the brightness of the image; Convenient to represent the color plane; Robust to the change of the illumination	Very noisy at low intensities due to nonlinear transformation.
<i>CIE</i> spaces ( <i>L<sup>*</sup>u<sup>*</sup>v<sup>*</sup></i> or <i>L<sup>*</sup>a<sup>*</sup>b<sup>*</sup></i> )	Can control color and intensity information independently; Direct color comparison can be performed based on geometric separation within CIE space, and efficient in measuring small color difference	Have the same singularity problem as other nonlinear transformations do

Πιν.3. Αξιολόγηση των διαφόρων τεχνικών κατάτμησης. [\(Cheng et al., 2001\)](#)

Monochrome image segmentation techniques

Segmentation technique	Method description	Advantages	Disadvantages
Histogram thresholding (mode method)	Requires that the histogram of an image has a number of peaks, each corresponds to a region	It does not need a prior information of the image. For a wide class of images satisfying the requirement, this method works very well with low computation complexity	(1) Does not work well for an image without any obvious peaks or with broad and flat valleys (2) Does not consider the spatial details, so cannot guarantee that the segmented regions are contiguous
Feature space clustering	Assumes that each region in the image forms a separate cluster in the feature space. Can be generally broken into two steps: (1) categorize the points in the feature space into clusters; (2) map the clusters back to the spatial domain to form separate regions	Straightforward for classification and easy for implementation	(1) How to determine the number of clusters (known as cluster validity) (2) Features are often image dependent and how to select features so as to obtain satisfactory segmentation results remains unclear (3) Does not utilize spatial information
Region-based approaches	Group pixels into homogeneous regions. Including region growing, region splitting, region merging or their combination	Work best when the region homogeneity criterion is easy to define. They are also more noise immune than edge detection approach	(1) Are by nature sequential and quite expensive both in computational time and memory (2) Region growing has inherent dependence on the selection of seed region and the order in which pixels and regions are examined (3) The resulting segments by region splitting appear too square due to the splitting scheme
Edge detection approaches	Based on the detection of discontinuity, normally tries to locate points with more or less abrupt changes in gray level. Usually classified into two categories: sequential and parallel	Edge detecting technique is the way in which human perceives objects and works well for images having good contrast between regions	(1) Does not work well with images in which the edges are ill-defined or there are too many edges (2) It is not a trivial job to produce a closed curve or boundary (3) Less immune to noise than other techniques, e.g., thresholding and clustering
Fuzzy approaches	Apply fuzzy operators, properties, mathematics, and inference rules (IF- THEN rules), provide a way to handle the uncertainty inherent in a variety of problems due to ambiguity rather than randomness	Fuzzy membership function can be used to represent the degree of some properties or linguistic phrase, and fuzzy IF-THEN rules can be used to perform approximate inference	(1) The determination of fuzzy membership is not a trivial job (2) The computation involved in fuzzy approaches could be intensive
Neural network approaches	Using neural networks to perform classification or clustering	No need to write complicated programs. Can fully utilize the parallel nature of neural networks	(1) Training time is long (2) Initialization may affect the results (3) Overtraining should be avoided



#### **2.3.4. Αναγνώριση προτύπων και μορφολογία εικόνας**

Η δυνατότητα να εκτελεσθεί η αναγνώριση προτύπων σε κάποιο επίπεδο είναι θεμελιώδης στην ανάλυση εικόνας. Ένα πρότυπο είναι μια ποσοτική ή δομική περιγραφή ενός αντικειμένου ή κάποιας άλλης οντότητας ενδιαφέροντος για μια εικόνα. Γενικά, ένα πρότυπο διαμορφώνεται από έναν ή περισσότερους περιγραφείς (χαρακτηριστικά γνωρίσματα). Η αναγνώριση σχεδίων από τη μηχανή περιλαμβάνει τις τεχνικές για τα πρότυπα στις αντίστοιχες κατηγορίες τους αυτόματα και με όσο το δυνατόν λιγότερη ανθρώπινη επέμβαση.

Στην αναγνώριση προτύπων εικόνων και σχημάτων, δύο προσεγγίσεις χρησιμοποιούνται: η στατιστική ή απόφαση θεωρητικής προσέγγισης, στην οποία τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα εξάγονται και υπάγονται σε στατιστική ανάλυση και η συντακτική ή δομική προσέγγιση, στην οποία η πρωταρχική εικόνα επιλέγεται και υποβάλλεται σε συντακτική ανάλυση.

**Η στατιστική ή απόφαση θεωρητικής προσέγγισης** είναι η παραδοσιακή προσέγγιση στην αναγνώριση σχεδίων που έχει μελετηθεί από τη δεκαετία του '60. Το σύστημα αποτελείται από δύο μέρη: ανάλυση και αναγνώριση.

**Στο μέρος ανάλυσης**, ένα σύνολο χαρακτηριστικών γνωρισμάτων εικόνας που κρίνονται μη επικαλυπτόμενα (ή όσο το δυνατόν ξεχωριστά) στο διάστημα χαρακτηριστικών γνωρισμάτων επιλέγονται (Huntsberger, 1985). Ένας στατιστικός ταξινομητής (π.χ. βασισμένος σε μια ασαφή λογική ή ένα νευρικό σύστημα δικτύων) σχεδιάζεται και εκπαιδεύεται με το επιλεγμένο σύνολο χαρακτηριστικών γνωρισμάτων για να λάβει τις κατάλληλες παραμέτρους ταξινόμησης.

**Στο μέρος αναγνώρισης**, μια άγνωστη εικόνα φιλτράρεται ή ενισχύεται στο στάδιο προεπεξεργασίας, και ακολουθείτε από την ανίχνευση χαρακτηριστικών γνωρισμάτων και την ταξινόμηση. Εντούτοις, αυτή η προσέγγιση δεν περιγράφει ή δεν αντιπροσωπεύει τις δομικές πληροφορίες σε ένα σχέδιο, το οποίο είναι συχνά επιθυμητό ή απαραίτητο για ορισμένες εφαρμογές παραδείγματος χάριν, όταν ο αριθμός κατηγοριών είναι μεγάλος ή το δεδομένο σχέδιο είναι πολύ σύνθετο. Σε αυτές τις περιπτώσεις, ο αριθμός χαρακτηριστικών γνωρισμάτων που απαιτούνται είναι πιθανώς πολύ μεγάλος, καθιστώντας τη στατιστική προσέγγιση μη πρακτική.

**Στη συντακτική ή δομική προσέγγιση**, τα σύνθετα πρότυπα αναλύονται στα τμήματά τους και πάλι σε μικρότερα τμήματα μέχρι να μπορούν τα σημαντικά αρχικά πρότυπα (ανάλογα στα χαρακτηριστικά γνωρίσματα στη στατιστική προσέγγιση) να εξαχθούν αξιόπιστα (Wong, 1994). Αυτή η προσέγγιση επιτρέπει σε μας να περιγράψουμε και να αντιπροσωπεύσουμε το πρότυπο εισαγωγής, και επιπλέον να το κατατάξουμε σε μια συγκεκριμένη κατηγορία. Σ' αυτήν την προσέγγιση έχει δοθεί πρόσφατα πολλή προσοχή.

Η μορφολογία εικόνας αναφέρεται στη γεωμετρική δομή μέσα σε μια εικόνα, η οποία περιλαμβάνει το μέγεθος, τη μορφή, την κατανομή των τμημάτων και τα χαρακτηριστικά υφής. Μια γενική προσέγγιση στην ανάλυση της μορφολογίας εικόνας είναι ο μετασχηματισμός της δεδομένης εικόνας σε μια άλλη στην οποία οι πληροφορίες γίνονται κατανοητές ευκολότερα. Για παράδειγμα έρευνα για την μορφή των αντικειμένων σε μια δυαδική εικόνα χρησιμοποιούν συχνά τους αλγορίθμους "εκλέπτυνσης", οι οποίοι μειώνουν ένα αντικείμενο σε ένα ελάχιστο σύνολο εικονοστοιχείων που αντιπροσωπεύουν ένα αμετάβλητο γεωμετρικό σχήμα για τη μορφή του αντικειμένου. Το αποτέλεσμα ο "σκελετός" είναι μια γραμμή-καρκατούρα της δυαδικής εικόνας που περιέχει συνοπτικά πληροφορίες για τη μορφή το μέγεθος, τον προσανατολισμό και τη συνδετικότητα (Gonzalez et al., 1992). Μια εικόνα ως αποτέλεσμα της διαδικασίας εκλέπτυνσης έχει πολύ λιγότερα μαύρα εικονοστοιχεία που αντιπροσωπεύουν το αντικείμενο και είναι, επομένως, ευκολότερο να χειριστεί. Εάν ο κύριος στόχος είναι μείωση στοιχείων, και η ακριβής αναδημιουργία της αρχικής εικόνας δεν είναι ουσιαστική, πολλές τεχνικές είναι διαθέσιμες οι οποίες αποδίδουν μια αποδεκτή αναπαράσταση του σκελετού. Εντούτοις, εάν η ακριβής αναδημιουργία της αρχικής εικόνας επιδιώκεται, η προσοχή πρέπει να δοθεί στην επιλογή ενός κατάλληλου αλγορίθμου.



Μορφολογικοί αλγόριθμοι επεξεργασίας εικόνας (εκλέπτυνση, πλήρωση περιοχών, πυκνωση, περικοπή, κ.λπ....) παραμένουν χρήσιμα εργαλεία στην επεξεργασία εικόνας από υπολογιστές.

Μερικές από τις απαιτήσεις για την εκλέπτυνση εικόνας συνοψίζονται παρακάτω:

- οι συνδεδεμένες περιοχές εικόνας πρέπει κατά την εκλέπτυνση να συνδέονται πάλι με γραμμές.
- οι κατά προσέγγιση θέσεις τέλος-γραμμών πρέπει να διατηρηθούν
- το αποτέλεσμα εκλέπτυνσης πρέπει να προσεγγίζουν και τις ενδιάμεσες γραμμές

Τα άσχετα σημάδια που προκαλούνται με την εκλέπτυνση πρέπει να ελαχιστοποιηθούν.

Η μορφολογική προσέγγιση έχει εφαρμοστεί επιτυχώς σε μια ευρεία ποικιλία των προβλημάτων. Η δύναμη και η χρησιμότητα μερικών βασικών μορφολογικών αλγορίθμων επεξεργασίας έχουν εμφανιστεί (McDonald et al., 1990). Η μορφολογική επεξεργασία για απομονωμένα (που δεν ακουμπούν) αντικείμενα, εκτελείτε εύκολα χρησιμοποιώντας εμπορικά πακέτα τα οποία μπορούν να απομονώνουν αντικείμενα να κάνουν απαρίμιση, να μετρούν διαστάσεις κ.α. Για τα αντικείμενα που αγγίζουν ή αλληλεπικαλύπτονται δημιουργούνται προβλήματα που είναι μοναδικά για τα προϊόντα που εξετάζονται. Κατά συνέπεια, διαφορετικοί αλγόριθμοι και διαδικασίες πρέπει να αναπτυχθούν.

Πρόσφατα, οι Ni et al., (1995) χρησιμοποίησαν εκλέπτυνση μαζί με συντακτική προσέγγιση για να εκτιμήσουν τη μορφολογία και την ακεραιότητα κομματιασμένου τυριού. Ο αλγόριθμος που εκτελείται πολύ καλά, με λάθος < 10% στις μεμονωμένες μετρήσεις μήκους αποκομμάτων. Η αξιολόγηση ενός σκελετού εικόνας χρησιμοποιήθηκε επίσης για να χαρακτηρίσει τα κοκκώδη τρόφιμα που μπορούν να συσσωρεύσουν (Ros, 1995).

### **Εξαγωγή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων σχήματος**

Η στατιστική ή απόφαση θεωρητικής προσέγγισης έχει χρησιμοποιηθεί ευρέως για την εξαγωγή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων σχήματος τροφίμων. Η εξαγωγή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων σχήματος είναι πολύ χρήσιμη δεδομένου ότι η μορφή συσχετίζεται συχνά πολύ με την ποιότητα. Εντούτοις, εξ αιτίας του υψηλού βαθμού ανομοιογένειας των τροφίμων, τέτοια αμετάβλητα χαρακτηριστικά γνωρίσματα μορφής δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να ανιχνεύσουν τις τοπικές ατέλειες.

Πιο πρόσφατα, ένας νέος αλγόριθμος με μια βελτιωμένη δυνατότητα να ρυθμιστεί η θέση, ο προσανατολισμός και η κλίμακα αντικειμένου έχει χρησιμοποιηθεί για να καθορίσει το περίγραμμα ακρών διαφόρων υλικών τροφίμων για την αξιολόγηση του σχήματος (Ding et al., 1994).

### **Υφή εικόνας**

Η υφή χαρακτηρίζεται από τη χωρική κατανομή των επιπέδων του γκριζου σε μια γειτονιά. Για τους περισσότερους λόγους επεξεργασίας εικόνας, η σύσταση ορίζεται σαν ένα επαναλαμβανόμενο πρότυπο των τοπικών παραλλαγών στην ένταση εικόνας οι οποίες είναι πάρα πολύ λεπτές να διακριθούν ως χωριστά αντικείμενα με την ακολουθούμενη ανάλυση (Jain et al., 1995). Κατά συνέπεια, ένα συνδεδεμένο σύνολο εικονοστοιχείων

που ικανοποιούν μια δεδομένη τιμή γκριζου επιπέδου που εμφανίζεται επανειλημμένα σε μια περιοχή εικόνας αποτελεί μια περιοχή υφής. Ένα απλό παράδειγμα είναι ένα επαναλαμβανόμενο πρότυπο από σημεία πάνω σε ένα άσπρο υπόβαθρο. Η υφή της εικόνας μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να περιγράψει τέτοιες ιδιότητες εικόνας όπως την ομαλότητα, την τραχύτητα και την κανονικότητα (Gonzalez et al.,1992).

Τρεις προσεγγίσεις μπορούν να υιοθετηθούν για να μελετηθούν τα χαρακτηριστικά υφής μιας εικόνας: α)στατιστικές, β)δομικές και γ)φασματικές:

α)Οι στατιστικές μέθοδοι χρησιμοποιούνται εκτενώς στην ταξινόμηση σύστασης - προσδιορίζοντας τη δεδομένη περιοχή υφής από ένα δεδομένο σύνολο κατηγοριών υφής. Τα στοιχεία εικόνας όπως ο μέσος όρος, η τυπική απόκλιση και η σημαντικότητα (ένα μέτρο της συχνότητας του περιστατικού των εικονοκυττάρων ενός δεδομένου γκριζου επιπέδου μέσα σε μια συγκεκριμένη περιοχή εικόνας) χρησιμοποιούνται για τη μελέτη της ομαλότητας, τραχύτητας, κόκκων κ.λπ. Τεχνικές είναι επίσης διαθέσιμες για να μελετήσουν άλλα χαρακτηριστικά σύστασης εικόνας όπως η εντροπία (τυχαίο) και η ομοιομορφία.

β)Οι δομικές τεχνικές ανάλυσης σύστασης εικόνας εξετάζουν τη διευθέτηση της αρχικής εικόνας όπως η περιγραφή της σύστασης βασισμένη σε κανονικά ενημερωμένες ισότιμες γραμμές.

γ)Οι φασματικές μέθοδοι είναι βασισμένες στο μετασχηματισμό κατά Φουριέ για να μελετήσουν τη σφαιρική περιοδικότητα μιας εικόνας. Παραδείγματος χάριν, η παρουσία υψηλών συχνοτήτων μιας συχνότητας μπορεί να αντιπροσωπεύσει μια χονδροειδή σύσταση.

Οι (Gonzalez et al.,1992) έχουν περιγράψει τις δομικές και φασματικές μεθόδους με κάποιες λεπτομέρειες.

Η ανάλυση υφής μιας εικόνας μπορεί να γίνει με τη χρήση δεδομένων της εικόνας είτε μονοχρωματικά είτε έγχρωμα. Παραδείγματος χάριν, ο (Zayas,1993) χρησιμοποίησε τα χαρακτηριστικά γκριζας κλίμακας μια εικόνας για τις ιδιότητες σιταριού τριμμένων φρυγανιών μελέτης, ενώ ο Tan et al. (1994) χρησιμοποίησαν τα HSI συστατικά εικόνας για να αξιολογήσουν τα χαρακτηριστικά καλαμποκιού, και ο Ruan et al.,1995 έκαναν ανάλυση σύστασης στα RGB στοιχεία εικόνας για την αξιολόγηση των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων κόκκων σιταριού.

## **Τρισδιάστατη απεικόνιση**

Η στρατηγική επεξεργασίας εικόνας σε μια εφαρμογή όρασης υπολογιστών εξαρτάται από τους τύπους διαθέσιμων στοιχείων εικόνας.

Σε πολλές βιομηχανικές εφαρμογές, μόνο γκριζας κλίμακας(2-D) δεδομένα απαιτούνται για να παρέχουν χρήσιμες πληροφορίες. Αλλά, σε πολλές εφαρμογές η τρισδιάστατη (3-D) δομή του προϊόντος πρέπει να είναι γνωστή.

Υπάρχουν πολλοί τρόποι για λήψη τρισδιάστατων πληροφοριών από ένα αντικείμενο ή μια σκηνή. Μια τρισδιάστατη εικόνα μπορεί να ληφθεί με τη χρησιμοποίηση: πολλαπλών αισθητήρων (π.χ. stereopsis), δομημένου φωτισμού, με τεχνικές παρεμβολής (π.χ. απεικόνιση ολογραφίας και moire). Μια τρισδιάστατη εικόνα μπορεί επίσης να ληφθεί από μια 2-D εικόνα χρησιμοποιώντας τις stadimetry τεχνικές (μορφή-από-σκίαση, σειρά - από-μέγεθος), την προγενέστερη γνώση μιας σκηνής, και την τρισδιάστατη μοντελοποίηση, μεταξύ άλλων μεθόδων (Shirai,1987). Οι τεχνικές απεικόνισης που μετρούν την απόσταση μεταξύ της φωτογραφικής μηχανής και των σημείων στο δείγμα ενός αντικείμενου για να λάβουν το τρισδιάστατο όραμα δεν είναι, για να

κυριολεκτήσουμε, αληθινά τρισδιάστατες. Αντ' αυτού, αναφέρονται ως απεικόνιση 21/2-D ή τοπογραφικές τεχνικές απεικόνισης. Μια αληθινή τρισδιάστατη εικόνα θα είχε τα στοιχεία όσον αφορά τα σημεία σε έναν όγκο, δηλαδή voxels.

### **Stereopsis/stereo vision**

Η στερεοσκοπική όραση είναι η τεχνική κατά την οποία ένα αντικείμενο το κοιτάμε από δύο διαφορετικές θέσεις ώστε να ληφθούν τρισδιάστατες πληροφορίες. Είναι η σημαντικότερη μέθοδος με την οποία οι άνθρωποι λαμβάνουν εύρος πληροφοριών. Είναι επίσης μια σημαντική τρισδιάστατη τεχνική όρασης υπολογιστών επειδή λειτουργεί σε ποικίλες συνθήκες και δεν απαιτεί ότι οποιοσδήποτε ειδικός ο εξοπλισμός. Εντούτοις, η τρισδιάστατη όραση απαιτεί αρκετή υπολογιστική ισχύ για να βρει τα αντίστοιχα σημεία στις αριστερές και δεξιές εικόνες. Τα χαρακτηριστικά γνώρισμα εξάγονται βάσει των παραλλαγών στο γκρίζο επίπεδο στις γειτονικές περιοχές των δύο εικόνων. Ο αριθμός σημείων χαρακτηριστικών γνωρισμάτων που εξάγονται μπορεί να περιοριστεί με τον καθορισμό των ορίων με την έκταση αλλαγών των γκρίζος-ισόπεδων.

Μόλις προσδιοριστεί ένα σημείο με κάποιο χαρακτηριστικό (συνήθως στην αριστερή εικόνα), το αντίστοιχο σημείο στη δεξιά εικόνα λαμβάνεται βάσει της ομοιότητας της γειτονικής περιοχής. Αυτό είναι η δυσκολότερη πτυχή της στερεοσκοπικής όρασης. Η στρατηγική αυτή χρησιμοποιείται συχνά για να υπολογιστούν οι τιμές όλων "των ομοιοτήτων" σε όλα τα υποψήφια σημεία, και να βρεθεί η μέγιστη ομοιότητα.

Στις καταστάσεις όπου είναι ικανοποιητικό να εξαχθούν μόνο μερικά εξέχοντα χαρακτηριστικά γνώρισμα, μια στερεοσκοπική τεχνική βασισμένη στα χαρακτηριστικά γνώρισμα μπορεί να χρησιμοποιηθεί. Αυτή η τεχνική είναι πολύ γρηγορότερη από τις προαναφερθείσες τεχνικές περιοχής, επειδή υπάρχουν πολύ λιγότεροι υποψήφιοι για τα αντίστοιχα σημεία. Το ταίριασμα είναι λιγότερο ευαίσθητο στις φωτομετρικές παραλλαγές της απεικόνισης επειδή τα χαρακτηριστικά γνώρισμα αντιπροσωπεύουν τις ιδιότητες μιας σκηνής. Τα όμοια ζεύγη ταιριάζοντας με ζευγάρια βρίσκονται μόνο εάν ένα χαρακτηριστικό γνώρισμα εξάγεται και από τις δύο (αριστερή και δεξιά) εικόνες.

### **Ανάλυση κινούμενων αντικειμένων σε πραγματικό χρόνο.**

Τα περισσότερα συστήματα όρασης υπολογιστών που είχαν σχεδιαστεί στο παρελθόν ενδιαφέρθηκαν πρώτιστα για τις στατικές σκηνές. Εντούτοις, η αντίληψη για την οπτική κίνηση διαδραματίζει έναν σημαντικό ρόλο σε πολλές αναδυόμενες εφαρμογές όρασης υπολογιστών. Κατά συνέπεια, τα συστήματα όρασης υπολογιστών για τις δυναμικές σκηνές σχεδιάζονται για διαφορετικές εφαρμογές. Η εισαγωγή σε ένα δυναμικό ή κινούμενο σύστημα ανάλυσης σκηνής είναι υπό μορφή ακολουθίας πλαισίων εικόνας που λαμβάνονται από έναν μεταβαλλόμενο κόσμο. Η φωτογραφική μηχανή που χρησιμοποιείται για να συλλάβει την ακολουθία εικόνας μπορεί επίσης να είναι σε κίνηση. Κάθε πλαίσιο αντιπροσωπεύει μια εικόνα της σκηνής σε μια ιδιαίτερη στιγμή. Οι αλλαγές σε μια σκηνή μπορούν να οφείλονται στην κίνηση της φωτογραφικής μηχανής, στην κίνηση των αντικειμένων, στις αλλαγές φωτισμού, ή αλλαγές στη δομή, το μέγεθος ή τη μορφή ενός αντικειμένου. Συνήθως υποτίθεται ότι οι αλλαγές σε μια σκηνή οφείλονται στην κίνηση φωτογραφικών μηχανών ή/και αντικειμένου. Ένα σύστημα πρέπει να ανιχνεύσει τις αλλαγές, να καθορίζει τα χαρακτηριστικά κινήσεων του παρατηρητή και των αντικειμένων, να χαρακτηρίσει την κίνηση χρησιμοποιώντας την υψηλού επιπέδου αφαίρεση, να ανακτήσει τη δομή των αντικειμένων, και να αναγνωρίσει τα κινούμενα αντικείμενα.

Ανάλογα με το σχεδιασμό του συστήματος απεικόνισης, διαφορετικές τεχνικές επεξεργασίας εικόνας απαιτούνται. Η τεχνική ανάκτησης των πληροφοριών από μια κινητή φωτογραφική μηχανή είναι διαφορετική από αυτή για εικόνες στάσιμης

φωτογραφικής μηχανής (Jain et al., 1995). Στη βιομηχανία τροφίμων, το πιο κοινό σχέδιο είναι αυτό της στάσιμης φωτογραφικής μηχανής και των κινούμενων αντικειμένων. Η εισαγωγή εικόνας είναι μια ακολουθία πλαισίων που αντιπροσωπεύεται από το  $F(x, y, t)$ , όπου το  $x$  και το  $y$  είναι οι χωρικές συντεταγμένες στο πλαίσιο που αντιπροσωπεύει τη σκηνή στο χρόνο  $t$ . Η αξία της συνάρτησης  $F$  αντιπροσωπεύει την ένταση του εικονοστοιχείου. Σε πολλές εφαρμογές, μια οντότητα, ένα χαρακτηριστικό γνώρισμα ή ένα αντικείμενο, πρέπει να ακολουθηθούν (tracking) πέρα από μια ακολουθία πλαισίων. Εάν υπάρχει μόνο μια οντότητα στην ακολουθία, το πρόβλημα λύνεται εύκολα. Με πολλές οντότητες που κινούνται ανεξάρτητα σε μια σκηνή, η καταδίωξη (tracking) απαιτεί τη χρήση των περιορισμών βασισμένων στη φύση των αντικειμένων και της κίνησής τους. Διάφοροι αλγόριθμοι οπτικής καταδίωξης σε πραγματικό χρόνο περιγράφονται από τους Eklund et al. (1994) εντούτοις, εξ αιτίας της αδράνειας, η κίνηση μιας φυσικής οντότητας δεν μπορεί να αλλάξει στιγμιαία. Εάν μια ακολουθία πλαισίων συλλαμβάνετε σε ένα ποσοστό έτσι ώστε καμία δραματική αλλαγή δεν πραγματοποιείται μεταξύ δύο διαδοχικών πλαισίων, τότε καμία απότομη αλλαγή στην κίνηση δεν μπορεί να παρατηρηθεί για τα περισσότερα φυσικά αντικείμενα (Jain et al., 1995). Αυτό είναι η βάση των περισσότερων εφαρμογών ανοικτής γραμμής διαθέσιμων σήμερα στη βιομηχανία τροφίμων. Ο σημαντικός παράγοντας είναι έπειτα να τεθεί ο ρυθμός λήψης εικόνας αρκετά γρήγορα να ελαχιστοποιήσει τη θαμπάδα εικόνας έτσι ώστε η ανάλυση των στοιχείων εικόνας μπορεί να πραγματοποιηθεί για κάθε πλαίσιο. Οι πίνακες επεξεργασίας εικόνας σε πραγματικό χρόνο και ανάλογοι επεξεργαστές είναι διαθέσιμοι για να βοηθήσουν στις εφαρμογές (Liao et al., 1994) όρασης υπολογιστών, σε πραγματικό χρόνο.

### **2.3.5. Λήψη αποφάσεων.**

Ο συνδυασμός των μεταβλητών χαρακτηριστικών γνωρισμάτων σε ένα μικρότερο σύνολο νέων μεταβλητών χαρακτηριστικών γνωρισμάτων μειώνει τον αριθμό χαρακτηριστικών γνωρισμάτων. Το πρώτο βήμα για τη λήψη απόφασης είναι η προσπάθεια να μειώσει τη διαστατικότητα του διαστήματος χαρακτηριστικών γνωρισμάτων στην εγγενή διαστατικότητα του προβλήματος. Το μειωμένο σύνολο χαρακτηριστικών γνωρισμάτων υποβάλλεται σε επεξεργασία περαιτέρω ώστε να ληφθεί μια απόφαση. Η παρούσα απόφαση, καθώς επίσης και οι τύποι χαρακτηριστικών γνωρισμάτων και μετρήσεων (οι περιγραφές εικόνας) που υπολογίζονται, εξαρτώνται από την εφαρμογή. Παραδείγματος χάριν, στην περίπτωση της οπτικής επιθεώρησης κατά τη διάρκεια της παραγωγής το σύστημα αποφασίζει εάν τα παραχθέντα μέρη ανταποκρίνονται σε μερικά ποιοτικά πρότυπα με το ταίριασμα μιας υπολογισμένης περιγραφής με κάποιο γνωστό πρότυπο της εικόνας (περιοχή ή αντικείμενο) για να αναγνωριστούν. Η απόφαση (π.χ. πρότυπο ταίριασμα) μπορεί να περιλάβει την επεξεργασία με τα κατώτατα όρια, τη στατιστική ή μαλακή ταξινόμηση.

Στο τελευταίο επίπεδο λήψης αποφάσεων και ταυρίσματος προτύπων που αναφέρθηκαν παραπάνω, υπάρχουν δύο τύποι προτύπων εικόνας (περιοχή ή αντικείμενο) που μπορούν να χρησιμοποιηθούν συγκεκριμένα, δηλωτικός και διαδικαστικός. Τα δηλωτικά πρότυπα αποτελούνται από τους περιορισμούς στις ιδιότητες των εικονοστοιχείων, των αντικειμένων ή των περιοχών και στις σχέσεις τους. Τα διαδικαστικά πρότυπα καθορίζονται σιωπηρά από την άποψη των διαδικασιών που αναγνωρίζουν τις εικόνες. Και οι δύο τύποι προτύπων μπορούν να είναι συγκεκριμένοι ή πιθανολογικοί, περιλαμβάνοντας τους πιθανολογικούς περιορισμούς και τον πιθανολογικό έλεγχο των συντακτικών κανόνων, αντίστοιχα. Μια ειδική κατηγορία προτύπων είναι βασισμένη σε NNs.

Οι προσεγγίσεις που βασίζονται σε πρότυπα συχνά απαιτούν ότι οι περιγραφές (π.χ. χαρακτηριστικά γνωρίσματα) της εικόνας σε διαφορετικά επίπεδα ιδιομορφίας ή λεπτομέρειας αντιστοιχούνται πιθανόν σε πολλά πρότυπα των διαφορετικών κατηγοριών εικόνων. Αυτός ο στόχος μπορεί να γίνει πολύ δύσκολος και υπολογιστικά εντατικός εάν τα

πρότυπα είναι σύνθετα και ένας μεγάλος αριθμός προτύπων πρέπει να εξεταστεί. Σε μια από πάνω έως κάτω προσέγγιση στο ταίριασμα προτύπων, ένα πρότυπο να καθοδηγήσει στην παραγωγή των κατάλληλων περιγραφών εικόνας παρά να παραγάγει πρώτα την περιγραφή και έπειτα να προσπαθήσει να την ταιριάξει με ένα πρότυπο. Οι ανωτέρω στρατηγικές ελέγχου απλοποιούνται όταν εξετάζει κάποιος τις δισδιάστατες εικόνες που λαμβάνονται υπό ελεγχόμενες συνθήκες του καλού φωτισμού και χαμηλού θορύβου πράγμα που συμβαίνει στις βιομηχανικές εφαρμογές. Οι περιγραφές εικόνας και τα πρότυπα κατηγορίας είναι ευκολότερο να κατασκευαστούν σε αυτήν την περίπτωση και το σύνθετο ταίριασμα προτύπων μπορεί να αποφευχθεί.

Τα NNs εφαρμόζονται σε όλες τις κατηγορίες ποιοτικής επιθεώρησης δηλαδή διαστατική ποιότητα, ποιότητα επιφάνειας, δομική ποιότητα και λειτουργική ποιότητα. Εφαρμόζονται σχεδόν σε κάθε σύστημα όπου μια σχέση μεταξύ των παραμέτρων εισόδου και παραγόμενων αποτελεσμάτων υπάρχει, ακόμη και σε περιπτώσεις όπου αυτή η σχέση είναι πολύ σύνθετη και δεν μπορεί να εκφραστεί ή να χειριστεί με μαθηματικά ή άλλα μέσα διαμόρφωσης.

Τα έμπειρα συστήματα, τα νευρωνικά δίκτυα και η ασαφής λογική είναι μερικές από τις μεθόδους για κατασκευή βάσης γνώσεων στις μνήμες των υπολογιστών. Αυτές οι βάσεις επιτρέπουν την αναγνώριση των στοιχείων μιας εικόνας και παρέχουν έτσι την δυνατότητα ελέγχου σε πραγματικό χρόνο. Η εφαρμογή των νευρικών δικτύων ή/και της ασαφής λογικής από κοινού με τα συστήματα όρασης υπολογιστών ολοένα και αυξάνετε, και εμπορικά συστήματα είναι ήδη διαθέσιμα για την ταξινόμηση των φρούτων και των λαχανικών βάσει της ποιότητας (Berardinis, 1992).

## **Νευρωνικά Δίκτυα**

Το Νευρωνικό Δίκτυο, είναι το όνομα για μια κατηγορία αρχιτεκτονικών επεξεργασίας πληροφοριών στην οποία ο υπολογισμός πραγματοποιείται παράλληλα από έναν μεγάλο αριθμό σχετικά απλών, αλληλοσυνδεδεμένων στοιχείων επεξεργασίας(interconnected processing elements). Αυτή η μέθοδος εμπνεύστηκε το όνομά της από το νευρικό δίκτυο του εγκεφάλου. Αυτοί οι επεξεργαστές εργάζονται παράλληλα για να μετασχηματίσουν τα στοιχεία εισόδου σε τιμές εξόδου.

Τα Νευρωνικά Δίκτυα χρονολογούνται από τα μέσα της δεκαετίας του '50 εντούτοις, μόνο πρόσφατα, το ενδιαφέρον αναζωογονήθηκε εξ αιτίας της ανάπτυξης των βελτιωμένων αλγορίθμων εκμάθησης και του απαραίτητου υλικού ΗΛ. Υπολογιστών για την εφαρμογή. Επειδή τα Νευρωνικά Δίκτυα έχουν μια έμφυτη δυνατότητα να διαμορφώνουν τη μη γραμμικότητα, να γενικεύουν από ένα σύνολο αρχικής κατάρτισης, να υπερνικούν τα θορυβώδη σήματα, και να είναι ανεπηρέαστα από την ασυνέπεια των στοιχείων, το ενδιαφέρον για την ανάπτυξή τους για τη διαμόρφωση των βιομηχανικών διαδικασιών έχει αυξηθεί.

Τα Νευρωνικά Δίκτυα "εκπαιδεύονται" από την έκθεση τους σε έναν μεγάλο αριθμό παραδειγμάτων έτσι ώστε το δίκτυο μπορεί "να μάθει" πώς να συμπεράνει "τα αποτελέσματα" (π.χ. αναγνώριση των σπασμένων ή ολόκληρων μπισκότων) από ένα σύνολο παραμέτρων εισόδου. (π.χ. ένα σύνολο δεικτών μορφής). Τα στοιχεία κατάρτισης, γνωστά ως πρότυπα κατάρτισης, αντιπροσωπεύονται ως διανύσματα και μπορούν να ληφθούν από τις εικόνες όρασης μηχανών. Η κατάρτιση στα Νευρωνικά Δίκτυα υπονοεί ότι τα στοιχεία επεξεργασίας αλλάζουν τα στοιχεία εξόδου ως απόκριση στα στοιχεία εισόδου με ρύθμιση των βαρών σύνδεσης – η σημαντικότητα καθορίζετε για τις διάφορες τιμές εισόδου. Το

σχέδιο διασύνδεσης μεταξύ των στοιχείων που εξετάζονται και των βαρών τους, καθορίζει τη γνώση που αποθηκεύεται στο δίκτυο. Μετά από την επαρκή κατάρτιση τα γνωστά σύνολα δειγμάτων εισαγωγής και τιμών εξόδου (το σύνολο κατάρτισης), το δίκτυο είναι έτοιμο να ανταποκριθεί σε νέα στοιχεία. Για κάθε νέα εισαγωγή, το δίκτυο θα δώσει την καλύτερη εκτίμηση για την τιμή εξόδου.

Τα νευρωνικά δίκτυα παρέχουν τη δυνατότητα για την κατασκευή υπολογιστικών μοντέλων χωρίς την ανάγκη προγραμματισμού επειδή είναι σε θέση να μαθαίνουν από παραδείγματα (Murase et al., 1998). Οι επιδόσεις εκμάθησης του νευρωνικού δικτύου είναι μεγάλης σπουδαιότητας για τους κατασκευαστές υπολογιστικών μοντέλων ειδικά στην περίπτωση όπου τα στοιχεία κατάρτισης περιέχουν σημαντικά ποσά θορύβου στις μετρήσεις. Το φίλτρο Kalman μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως αλγόριθμος εκμάθησης για τα νευρωνικά δίκτυα (Murase et al., 1991 Murase et al., 1992 ..1994).

Τα Νευρωνικά Δίκτυα διαδίδονται και έχουν εφαρμοστεί επιτυχώς στην ταξινόμηση και διάγνωση προβλημάτων στον ποιοτικό έλεγχο τροφίμων.

### **Ασαφής λογική (Fuzzy logic)**

Η υποκειμενική ανθρώπινη ειδική γνώση υπό μορφή εμπειροτεχνικών μεθόδων χρησιμοποιείται ακόμα ευρέως για πολλές εφαρμογές στην επεξεργασία τροφίμων. Εντούτοις, όταν οι μετρήσεις είναι θορυβώδεις, ελλιπείς, ανακατεμένες ή λανθασμένες (δηλ. συγκεχυμένες), τέτοιες συμβατικές γνώσεις είναι πολύ δύσκολο να εφαρμοστούν. Επίσης, η ειδική γνώση δεν μπορεί να αντιμετωπιστεί εύκολα με αναλυτικές και στατιστικές μεθόδους που υιοθετούνται συνήθως στις επεξεργασίες τροφίμων.

Η ασαφής λογική παρέχει κατάλληλα μέσα για το χειρισμό των αβεβαιοτήτων και την ειδική γνώση στις ποσοτικές λειτουργίες που μπορούν να υποβληθούν σε επεξεργασία από ένα Ηλ. Υπολογιστή. Οι εφαρμογές ασαφής λογικής δεν απαιτούν σύνθετες μαθηματικές σχέσεις. Στην πραγματικότητα, ο ασαφής έλεγχος μπορεί να ερμηνεύσει γλωσσικά νοήματα περισσότερο βολικά από αριθμητικές τιμές στην κατά προσέγγιση διαδικασία συλλογισμού του. Κατά συνέπεια, τα συγκεχυμένα πρότυπα γράφονται στους εύκολα κατανοητούς γλωσσικούς κανόνες του τύπου: "Εάν..... έπειτα". Είναι εφικτό να χρησιμοποιηθούν και άλλοι αισθητήρες εκτός από τους συμβατικούς ηλεκτρονικούς αισθητήρες για τον έλεγχο διεργασίας που χρησιμοποιεί την ασαφή λογική. Οι αισθητήρες μηχανικής όρασης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να λάβουν τα γλωσσικά ή/και αριθμητικά στοιχεία (Zhang et al., 1990) χρώματος και μορφής.

Τα ασαφή συστήματα ελέγχου μπορούν να χαρτογραφήσουν και τις ακριβείς και τις συγκεχυμένες πληροφορίες (π.χ. μια μεταβλητή διαδικασίας ή στοιχεία εικόνας όπως το μέγεθος, μορφή, χρώμα, θερμοκρασία) ως ασαφής ελέγχους εισόδου, και έπειτα να difuzzify αυτές οι εισαγωγές χρησιμοποιώντας ένα σύνολο κανόνων ελέγχου για να παραχθούν τα τραγανά αποτελέσματα ελέγχου για εφαρμογή. Οι αναλυτικές πληροφορίες για την ασαφή λογική, οι εφαρμογές και ο συγκεχυμένος έλεγχος έχουν ήδη δημοσιευθεί (Terano et al., 1991). Επιπλέον, τα βασισμένα στην ασάφεια συστήματα ελέγχου έχουν περιγραφεί για διεργασίες ψησίματος (Cho et al., 1994) και αποστείρωσης (Singh et al., 1994).

### **Τα NFSs**

Τα NFSs είναι μια ειδική κατηγορία συστημάτων που προέκυψε από την ενσωμάτωση των FSs και NNs [Pal et al., 1999]. Υπάρχουν δύο σημαντικές υποκατηγορίες που χαρακτηρίζουν αυτήν την ενσωμάτωση συγκεκριμένα: τα Νευρωνικά ασαφή συστήματα δικτύων (NNFSs) που ενσωματώνουν FSs που αντιπροσωπεύθηκαν σε μια τοπολογία NN και ασαφή Νευρωνικά δίκτυα (FNNs)" που περιλαμβάνουν τις νευρικές δομές με τα διάφορα τα μέρη [Sarkodie-Gyan et al., 1997]. Τα NNFSs στοχεύουν στην παροχή FSs τις

αυτόματες μεθόδους συντονισμού χαρακτηριστικές σε NNs αλλά, χωρίς αλλαγή της λειτουργίας τους.

### **3. Εφαρμογές των συστημάτων αυτόματης οπτικής επιθεώρησης**

Υπάρχουν δύο κύριοι τομείς της εφαρμογής της αυτοματοποιημένης οπτικής επιθεώρησης (AVI) ως μέσο εξασφάλισης ποιοτικού ελέγχου με την απόρριψη των ελαττωματικών προϊόντων και ως μέσο συγκέντρωσης των στατιστικών πληροφοριών για να παρέχει την ανατροφοδότηση στη διαδικασία κατασκευής. Η πρώτη περίπτωση αναφέρεται συχνά ως feedforward solution, και η τελευταία περίπτωση αναφέρεται συχνά ως λύση ανατροφοδότησης (feedback solution).

Ένας μεγάλος αριθμός βιομηχανικών δραστηριοτήτων έχει ωφεληθεί από την εφαρμογή της τεχνολογίας αυτόματης οπτικής επιθεώρησης στις διαδικασίες κατασκευής. Αυτές οι δραστηριότητες περιλαμβάνουν, μεταξύ των άλλων, τη λεπτή κατασκευή τμημάτων ηλεκτρονικής [Sanz et al.,1988], την ποιοτική παραγωγή κλωστοϋφαντουργικών [Bahlmann et al.,1999], το φινίρισμα μεταλλικών προϊόντων [Tucker,1989 ], την κατασκευή γυαλιού [Novini,1990], τα μέρη μηχανών [Ker et al., 1990 ], τα τυπωμένα προϊόντα [Torres et al.,1998 ] και την ποιοτική επιθεώρηση γρανίτη [Shafarenko et al., 1997], τα ολοκληρωμένα κυκλώματα [Li et al., 1994] και πολλών άλλων. Υπάρχουν διάφοροι τομείς εφαρμογής της αυτόματης οπτικής επιθεώρησης τέτοιοι αναφέρονται εκτός από τα φρούτα και άλλα τρόφιμα αλλά και για τα υφάσματα, τις πλακέτες των ολοκληρωμένων κυκλωμάτων, τις εκτυπώσεις, τους ράβδους χάλυβα, τα πλαστικά φύλλα, τις χρωματισμένες επιφάνειες και τις ξύλινες επιφάνειες. Για τις ομαλές, επίπεδες επιφάνειες, η επιθεώρηση είναι σχετικά απλή, απλός φωτισμός και κατώφλια αποκοπής απαιτούνται. Στους νωπούς καρπούς και στη βιομηχανία λαχανικών, τα συστήματα όρασης υπολογιστών χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση της ποιότητας των ντοματών (Sarkar et al.,1985) και των μήλων (Rehkugler et al., 1986) . Επίσης εμπορικά συστήματα για τα εσπεριδοειδή και άλλα φρούτα και λαχανικά (Key Technology, 1988) είναι εδώ και αρκετά χρόνια διαθέσιμα. Η τεχνολογία εικόνας μηχανών βελτιώνει τη διαχείριση παραγωγικότητας και ποιότητας και παρέχει ένα ανταγωνιστικό πλεονέκτημα στις βιομηχανίες που υιοθετούν αυτήν την τεχνολογία.

Τα συστήματα αυτόματης επιθεώρησης και ταξινόμησης εφαρμόζονται ακόμα στο σιτάρι, καλαμπόκι, ρύζι κ.α. καθώς επίσης και σε προϊόντα αρτοποιίας, πίτσες, τυρί και κρέας και στα παρακάτω φρούτα και λαχανικά.

#### **Μήλα**

Η μελέτη των μήλων που χρησιμοποιούν την αυτόματη οπτική επιθεώρηση έχει προσελκύσει πολύ ενδιαφέρον και μπορεί να θεωρηθεί ότι απεικονίζει την πρόοδο της τεχνολογίας για την επιθεώρηση φρούτων. Έχει χρησιμοποιηθεί για την ταξινόμηση της μορφής, την ανίχνευση ατελειών, την ποιοτική βαθμολόγηση και την ταξινόμηση των ποικιλιών. (Paulus et al., 1999).

#### **Ντομάτα**

Η ποιότητα ντοματών είναι βασισμένη στην ομοιόμορφη μορφή απουσία εξογκωμάτων και ατελειών λόγω κακομεταχείρισης. Οι Nielsen et al. (1998) ανέπτυξαν μια τεχνική για να συσχετίσουν τα χαρακτηριστικά μεγέθους, χρώματος, μορφής και ανωμαλιών, που λήφθηκαν από τις εικόνες ντοματών, με την εσωτερική ποιότητα.

### Ροδάκινα και αχλάδια

Οι συνειδητοποιημένοι καταναλωτές δίνουν μεγάλη σημασία στις μετρήσεις ποιότητας. Σε μια μελέτη από τους Miller et al. (1989) εκτίμησαν την ωριμότητα των φρούτων από αναλύσεις χρώματος.

### Συλλογή φρούτων

Ο αυτόματος προσδιορισμός της θέσης των φρούτων κατά τη συγκομιδή σε συνδυασμό με τις ικανότητες των ρομπότ βελτιώνει τις ικανότητες της μηχανικής συγκομιδής. (Pla et al.,1993). Ένα αυτόματο οπτικό σύστημα εξετάζει τη θέση των σφαιρικών φρούτων στα δέντρα, σε φυσικές συνθήκες, παρουσιάζεται μέσα [Jimenez et al.,1999 ]. Το σύστημα χρησιμοποιεί έναν ανιχνευτή λέιζερ που παρέχει τη σειρά στοιχεία και η μείωση των επιθεωρημένων αλγορίθμων ανάλυσης επιφάνειας και μορφής φρούτων υιοθετείται για να επεξεργαστεί τις αποκτούμενες εικόνες για να εντοπίσει τα φρούτα και, τελικά, για να καθορίσει τη θέση των φρούτων στο δέντρο. Τα πειραματικά αποτελέσματα εκθέτουν την ανίχνευση 74% για πράσινα φρούτα (χαμηλός βαθμός ωριμότητας) και 100% των ορατών φρούτων [Jimenez et al.,2000] στο ανωτέρω σύστημα ενσωματώνεται στο ενσωματωμένο AGRIBOT ρομποτικό σύστημα, που στοχεύει στην αυτόματη συγκομιδή των φρούτων.

### Πατάτες

Οι πατάτες έχουν πολλά πιθανά σχήματα που πρέπει να ταξινομηθούν προκειμένου να έχουμε ομοιόμορφους κόνδυλους στις διάφορες αγορές. Αυτό δημιουργεί δυσκολίες για το διαχωρισμό του σχήματος. Μια μέθοδος διαχωρισμού σχήματος βασισμένη σε ανάλυση Fourier στην ανάλυση για την ταξινόμηση των πατατών χρησιμοποιεί μηχανική όραση για την αυτοματοποιημένη επιθεώρηση Tao et al. (1995b).

Μερικές άλλες εφαρμογές των συστημάτων αυτόματης επιθεώρησης υπολογιστών περιλαμβάνουν το χρώμα και την ταξινόμηση ατέλειων των πιπεριών (Shearer et al.,1990). Ο Morrow et al. (1990) παρουσίασαν τις τεχνικές επιθεώρησης μανιταριών, των μήλων και των πατατών για το μέγεθος, τη μορφή και το χρώμα. Η χρήση της όρασης υπολογιστών για τη θέση της ένωσης μίσχων/ρίζας στο καρότο έχει αξιολογηθεί επίσης (Batchelor et al.,1989). Οι τεχνικές εξαγωγής χαρακτηριστικών γνωρισμάτων και αναγνώρισης σχεδίων αναπτύχθηκε από Howarth et al. (1992) για να χαρακτηρίσουν και να ταξινομήσουν τα καρότα για το κάρφωμα, τις ατέλειες επιφάνειας, την καμπυλότητα και τα σπασίματα. Το ποσοστό λάθους ταξινόμησης αναφέρθηκε για να είναι κάτω από 15% για τα 250 δείγματα που εξετάστηκαν. Περισσότερα πρόσφατα στα κρεμμύδια που εξετάστηκαν για τις εσωτερικές ατέλειες με χρήση των ακτίνων X. (Tollner et al.,1999). Μια ακρίβεια 90% επιτεύχθηκε όταν δεδομένα θέσης και μεταφοράς συνεκτιμήθηκαν.

### Εφαρμογές των συστημάτων αυτόματης επιθεώρησης υπολογιστών [\(Gunasekaran, 1996\)](#)

- Υπολογιστική: εκτέλεση ακριβούς μέτρησης διαστάσεων.
- Εξακρίβωση: ποιοτική να εξασφάλιση ότι ένα ή περισσότερα επιθυμητά χαρακτηριστικά γνωρίσματα είναι παρόντα ή/και τα ανεπιθύμητα χαρακτηριστικά γνωρίσματα είναι απόντα.
- Ανίχνευση ελαττωμάτων: βρίσκοντας και διακριτικά ανεπιθύμητα χαρακτηριστικά γνωρίσματα αγνώστου μεγέθους, θέσης και μορφής
- Ταυτοποίηση:καθορισμός της ταυτότητας ενός αντικειμένου από σύμβολα, συμπεριλαμβανομένων των αλφαριθμητικών χαρακτήρων



- Αναγνώριση: καθορισμός της ταυτότητας ενός αντικειμένου από παρατηρούμενα χαρακτηριστικά γνωρίσματα του αντικειμένου.
- Εντοπισμός: καθορισμός της θέσης και του προσανατολισμού ενός αντικειμένου

Για να έχουμε σε πραγματικό χρόνο αυτοματοποιημένη οπτική επιθεώρηση AVI, στο σχεδιασμό απαιτούνται αλγόριθμοι οι οποίοι να είναι αρκετά αποδοτικοί για εφαρμογή σε πραγματικό χρόνο. Στη λειτουργία αυτών των συστημάτων σημαντικό ρόλο παίζουν και οι διατάξεις του φωτισμού που εφαρμόζονται στην περιοχή επιθεώρησης.

Μια ψηφιακή εικόνα μπορεί να περιέχει ένα απέραντο ποσό στοιχείων, συχνά πολλές εκατοντάδες kilobyte για να αντιπροσωπεύσει μια ενιαία εικόνα. Λόγω των περιορισμών στο χρόνο επεξεργασίας και το υλικό, είναι ζωτικής σημασίας η υιοθέτηση αποδοτικών αλγόριθμων. Δυστυχώς, πολλοί χρήσιμοι αλγόριθμοι όρασης είναι υπολογιστικά απαιτητικοί. Αυτή η κατάσταση έχει προκύψει από την έρευνα με την οποία οι εικόνες μπορούν να αναλυθούν στον ελεύθερο χρόνο σε ένα εργαστήριο με λίγο σεβασμό για τη σε πραγματικό χρόνο απόδοση. Το ταίριασμα προτύπων είναι ένα παράδειγμα ενός υπολογιστικά εντατικού αλγορίθμου, με το οποίο ένα πρότυπο παράγεται σε κάθε θέση εικονοστοιχείου σε μία προσπάθεια να βρεθεί μια μορφή. Ευτυχώς, μερικά έξυπνα σχέδια αποδοτικότητας έχουν αναπτυχθεί για πολλούς από αυτούς τους εντατικούς αλγορίθμους. As an example, template matching has been shown to be equivalent to the Hough transform (Stockman et al., 1977), and many schemes exist for the efficient implementation of the Hough transform. [\(Thomas et al., 1995\).](#)

Ο Davis, (1990) παρουσίασε ένα αποδοτικό παράδειγμα της Hough transform ως μέσο επιθεώρησης των κυκλικών τροφίμων (π.χ. μπισκότα, πίτσες και πίτες). Μετά από μια λειτουργία ανίχνευσης ακρών, κάθε σημείο στην ανιχνευμένη άκρη χρησιμοποιήθηκε για να παραγάγει μια εκτίμηση της θέσης του προϊόντος. Η μέθοδος είναι αξιόπιστη (όπως είναι όλες οι μέθοδοι Hough transform) και μπορεί να αποδώσει επιτυχώς ακόμα κι αν μέρος του ορίου του προϊόντος λείπει ή είναι κρυμμένο.

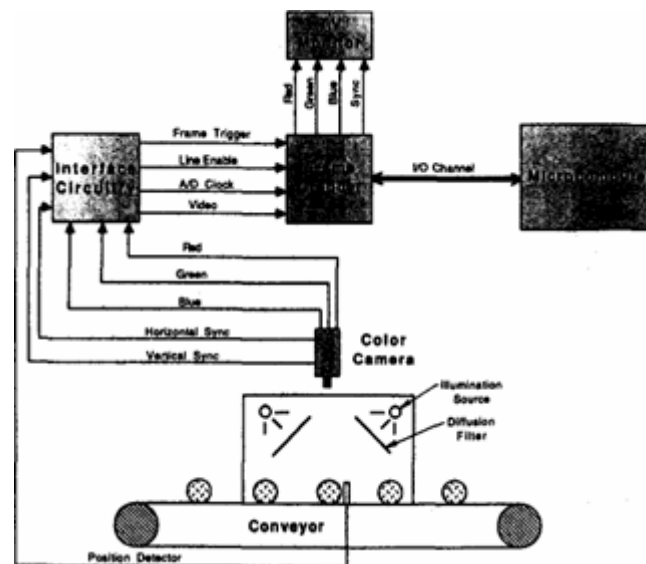
Είναι εκπληκτικό πόσο συχνά είναι δυνατό να χρησιμοποιηθεί κατώφλι έντασης για να σκιαγραφήσει τα αντικείμενα ως πρώτο στάδιο σε πολλά βιομηχανικά συστήματα επιθεώρησης. Αυτό είναι επειδή πολλές εφαρμογές απαιτούν την επιθεώρηση των σχετικά απλών δύο διαστάσεων συστατικών που μπορούν να διακριθούν εύκολα από ένα υπόβαθρο. Επίσης, ο υπεύθυνος για την ανάπτυξη συστημάτων εικόνας θα έχει συνήθως τον πλήρη έλεγχο του φωτισμού σκηνής, και οι εικόνες υψηλός-αντίθεσης μπορούν να ληφθούν. Πολλά αυτόματα σχέδια επιλογής κατώτατων ορίων υπάρχουν (Sahoo et al., 1988).

Είναι πιθανό ότι κάποια μορφή ψηφιακού φιλτραρίσματος της εικόνας να απαιτηθεί προτού η επιθεώρηση των αντικειμένων να είσαι δυνατή. Δυστυχώς, προκειμένου να αποκτηθεί μια αιχμηρή διακοπή στη χωρική περιοχή συχνότητας, κάποιο θόλωμα εισάγεται στη χωρική περιοχή. Αυτό το θόλωμα τείνει να περιορίσει τη χρήση του χαμηλής διέλευσης φιλτραρίσματος και της λείανσης. Ένα πιο χρήσιμο φίλτρο για την αυτοματοποιημένη οπτική επιθεώρηση είναι το μεσαίο φίλτρο (Gonzalez et al., 1987). Ένα μεσαίο φίλτρο αντικαθιστά το κεντρικό εικονοστοιχείο μιας γειτονιάς με τη μεσαία τιμή έντασης των εικονοστοιχείων μέσα σε εκείνη την γειτονιά. Αυτό το φίλτρο έχει το πλεονέκτημα ότι δεν εμφανίζεται κανένα πρόσθετο θόλωμα, αν και μετατοπίζει τις κυρτές ακμές (Davies, 1990) Οι αποδοτικοί αλγόριθμοι μπορούν να υιοθετήσουν την *ανίχνευση ακμών* ως ένα από τα αρχικά στάδια της επεξεργασίας. Η ανίχνευση ακμών μειώνει πολύ το ποσό περιττών στοιχείων σε μια εικόνα επειδή ο αριθμός εικονοστοιχείων στο όριο ενός αντικειμένου είναι συνήθως πολύ μικρότερος από ο αριθμός εικονοστοιχείων μέσα από εκείνο το όριο. Ένα πρόβλημα με την ανίχνευση ακμών είναι ότι το πλάτος των επακόλουθων ακμών αντικειμένου μπορεί να είναι ιδιαίτερα μεταβλητό, έτσι η εκλέπτυνση και οι αλγόριθμοι επανασύνδεσης να πρέπει να εφαρμοστούν (Gonzalez et al., 1987).

Η καινοτομία της νέας τεχνολογίας υφίσταται συχνά σε τέσσερις φάσεις. Ο πρώτος είναι μια φάση έρευνας ή ανακαλύψεων, στην οποία η νέα γνώση οδηγεί στις προόδους στην τεχνολογία. Η φάση δύο είναι η πρόωρη φάση εμπορευματοποίησης, στην οποία μια μικρή αγορά για την τεχνολογία αναπτύσσεται. Η φάση τρία αντιπροσωπεύει την εμφάνιση των εξειδικευμένων εφαρμογών της τεχνολογίας. Η τελευταία φάση είναι αυτή της ευρείας διάδοσης. Ένα βασικό χαρακτηριστικό της φάσης τέσσερα είναι ότι η τεχνολογία είναι διαφανής στους χρήστες, δηλαδή εκείνοι που χρησιμοποιούν αυτό δεν είναι απαραίτητο να καταλάβουν τις διεργασίες που εκτελούνται στο εσωτερικό του συστήματος.

#### 4. Οι απαιτήσεις ενός συστήματος αυτόματης επιθεώρησης

Η ταξινόμηση κατά τη συγκομιδή και η βαθμολόγηση των φρούτων είναι ένα δύσκολο και εντατικό τμήμα εργασίας της εμπορικής βιομηχανίας των φρέσκων φρούτων. Μολονότι εξοπλισμός είναι διαθέσιμος για να εκτελέσει πολλές διαδικασίες (πλύση, κήρωμα, ταξινόμηση, συσκευασία), η ταξινόμηση και η βαθμολόγηση των φρούτων στις περισσότερες περιπτώσεις συνεχίζει να είναι μια χειρωνακτική προσπάθεια. Άλλες φορές υπάρχουν απλά συστήματα ταξινόμησης μόνο κατά βάρος. Συνήθως οι άνθρωποι τοποθετούνται στις γραμμές συσκευασίας και ταξινομούν με οπτική επιθεώρηση καθώς τα φρούτα περνούν μια ταινία μεταφοράς. Η χειρωνακτική ταξινόμηση είναι δαπανηρή και αναξιόπιστη δεδομένου ότι η ανθρώπινη κρίση για τις ατέλειες στον προσδιορισμό του χρώματος και κηλίδων είναι αντιφατική, υποκειμενική, και αργή. Επίσης, η ποιότητα των προϊόντων διακινδυνεύεται επειδή η βαθμολόγηση των φρούτων γίνεται σε δειγματοληπτική βάση, λόγω των απαγορευτικών δαπανών όταν γίνεται ταξινόμηση με το χέρι για κάθε φρούτο χωριστά.



Εικ.3.Σχηματική αναπαράσταση ενός τυπικού συστήματος αυτόματης επιθεώρησης (Miller et al.,1988)

Τα τμήματα ενός συστήματος αυτόματης οπτικής επιθεώρησης γενικά περιλαμβάνουν μια solid-state έγχρωμη κάμερα τηλεόρασης, μερικές φορές και μια δεύτερη κάμερα που παίρνει εικόνες του φρούτου στην υπέρυθρη περιοχή φάσματος μία κάρτα λήψης εικόνων, μια διάταξη για την επικοινωνία με το χρήστη, και έναν μικροϋπολογιστή. Οι έγχρωμες ψηφιακές εικόνες των φρούτων αποκτήθηκαν καθώς τα φρούτα κινούνται σε έναν μεταφορέα εντός μιας φωτιζόμενης αίθουσας. Μετά την αίθουσα

φωτισμού πρέπει να υπάρχει η κατάλληλη υποδομή ώστε τα φρούτα που ταξινομούνται σε διαφορετικές κατηγορίες από το σύστημα να οδηγούνται χωρίς μηχανικές καταπονήσεις σε διαφορετικές εξόδους ανά κατηγορία από όπου συσκευάζονται σε κιβώτια.

Η παραπάνω εικ.3. παρουσιάζει ένα χαρακτηριστικό βιομηχανικό σύστημα επιθεώρησης. Τα προϊόντα κινούνται κατά μήκος ενός μεταφορέα, και μια ψηφιακή εικόνα κάθε σκηνης συλλαμβάνεται από μια τηλεοπτική κάμερα (συνήθως μια linescan φωτογραφική μηχανή για τις εφαρμογές βασισμένες σε μεταφορέα). Η εικόνα υποβάλλεται σε επεξεργασία, και μια απόφαση λαμβάνεται ως προς το εάν το προϊόν στη σκηνή είναι ελαττωματικό. Η έκταση οποιασδήποτε ατέλειας μπορεί να βαθμολογηθεί, και ένα σήμα στέλνεται σε έναν μηχανισμό απόρριψης που λαμβάνει κατάλληλα μέτρα. Κατόπιν μια άλλη εικόνα συλλαμβάνεται, και η διαδικασία επαναλαμβάνεται κατά τρόπο αόριστο.

Για τη λειτουργία σε πραγματικό χρόνο, η διαδικασία επιθεώρησης πρέπει να είναι σε θέση να συμβαδίσει με τη διαδικασία κατασκευής. Αυτό είναι συχνά ο πιο προκλητικός στόχος κατά το σχεδιασμό ενός συστήματος AVI, δεδομένου ότι τα προϊόντα μπορούν να προκύπτουν με γρήγορους ρυθμούς. Μια από τις κρίσιμότερες μετρήσεις συγχρονισμού είναι ο ρυθμός παρουσίασης διαδοχικών εικόνων που απαιτούν ανάλυση (αυτό θα ήταν κανονικά ανάλογο προς την ταχύτητα του μεταφορέα). Αυτή η περίοδος δεσμεύεται στον επιτρεπόμενο χρόνο επεξεργασίας για μια ενιαία εικόνα. Εάν η επεξεργασία παίρνει περισσότερο από το χρόνο που κάνει να έρθει η επόμενη εικόνα είναι δυνατό για ένα προϊόν να περάσει κατευθείαν χωρίς επιθεώρηση.

#### **4.1.Απαιτήσεις φωτισμού**

Η προϋπόθεση για οποιαδήποτε εφαρμογή όρασης είναι ότι τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα που εξετάζονται μπορούν να φανούν στην εικόνα. Επομένως, παρά όλη την πρόοδο στους αλγορίθμους ανάλυσης εικόνας, η απόδοση της φωτογραφικής μηχανής και το σύστημα φωτισμού μπορούν να έχουν μεγάλες επιπτώσεις στην αξιοπιστία μιας εφαρμογής όρασης μηχανών. Ένα καλά σχεδιασμένο σύστημα φωτισμού μπορεί να βοηθήσει και να βελτιώσει την ακρίβεια και την επιτυχία της ανάλυσης εικόνας με την ενίσχυση της αντίθεσης εικόνας. Ο καλός φωτισμός θα βελτιώσει τη διάκριση χαρακτηριστικών γνωρισμάτων, θα μειώσει το χρόνο επεξεργασίας και θα μειώσει τις απαιτήσεις υλικού επεξεργασίας. Κατά συνέπεια, είναι σχεδόν πάντα φτηνότερο να βελτιώσουμε το σύστημα φωτισμού από το σύστημα επεξεργασίας εικόνας (Batchelor, 1985). Τα υλικά τροφίμων είναι ετερογενή και τυχαία προσανατολισμένα και οι πρώτες ύλες μπορεί να είναι βρώμικες. Η επιλογή των αντικειμένων για την εξέταση είναι συχνά δύσκολη κατά συνέπεια, πρέπει να αντιμετωπίσουμε αντικείμενα που αγγίζει το ένα το άλλο ή και επικαλύπτονται και έτσι να προκαλείται σκίαση κατά τη διάρκεια λήψης της εικόνας.

Ο Batchelor, (1985) συνόψισε μερικές γενικές αρχές που απαιτούνται για ένα καλό σύστημα φωτισμού .

Πιν.4. Γενικές αρχές ενός συστήματος φωτισμού (Batchelor, 1985) .

• επίπεδο φωτισμού από λαμπτήρες
• χρονική σταθερότητα αυτού του επιπέδου
• φάσμα της ακτινοβολίας που φωτίζει το υπό εξέταση αντικείμενο
• φασματικές απόκριση των διάφορων οπτικών συστατικών (οπτική και φίλτρα), και του συνδυασμού τους
• ανακλαστικότητα, ημιδιαφάνεια και απορρόφηση του υπό εξέταση αντικειμένου ως μιας λειτουργίας του μήκους κύματος
• χωρική διανομή του φωτός: σταθερό, στροβοσκοπικό ή παλμικό
• πόλωση του φωτός
• λειτουργικό περιβάλλον
• ενίσχυση του οπτικού συστήματος και του βάθους πεδίου.
• είτε μια φωτογραφική μηχανή ολόκληρης περιοχής είτε μια line-scan camera χρησιμοποιείται.
• Κίνηση του αντικειμένου κάτω από τη φωτογραφική μηχανή: συνεχής κίνηση, κίνηση κατά θέσεις, περιστροφή.
• περιβαλλοντικό φως, ειδικά φως του ήλιου και φως από 50 ή 60 Hz λαμπτήρες φθορισμού
• ζημιά από ακτινοβολία στο εξεταζόμενο αντικείμενο, ειδικά από υπέρυθρες ή και υπεριώδεις ακτίνες.

Η γεωμετρία του συστήματος απεικόνισης πρέπει να είναι εντελώς γνωστή. Αυτή η απαίτηση είναι ιδιαίτερα σημαντική για τις μετρήσεις διάστασης που θα γίνουν στις εικόνες. Όταν η γεωμετρία εξέτασης είναι πιο περίπλοκη, είτε λόγω της μη επίπεδης επιφάνειας εικόνας είτε όχι κυβικών γωνιών απεικόνισης, η μέτρηση είναι δυσκολότερη και απαιτεί τον προσδιορισμό της γεωμετρίας του συστήματος. Οι περισσότερες ρυθμίσεις φωτισμού μπορούν να ομαδοποιηθούν ως είτε εμπρόσθιος φωτισμός είτε ως πίσω φωτισμός. Ο εμπρόσθιος φωτισμός είναι καταλληλότερος για τη λήψη χαρακτηριστικών της επιφάνειας ενός αντικειμένου και ο φωτισμός από την πίσω πλευρά για την λήψη χαρακτηριστικών κάτω από την επιφάνεια. Παραδείγματος χάριν, χρησιμοποιώντας τον πίσω φωτισμό, ο [Gunasekaran, \(1996\)](#) εξέτασαν τις εσωτερικές ρωγμές πίεσης στους σπόρους καλαμποκιού. Η καταλληλότητα ενός καλά σχεδιασμένου συστήματος φωτισμού μπορεί να αξιολογηθεί από την καταλληλότητα των αποκτούμενων εικόνων για την επιτυχή περαιτέρω επεξεργασία.

Μια ευρεία ποικιλία από πηγές φωτός και διατάξεις φωτισμού είναι διαθέσιμες (Batchelor, 1985). Γενικά οι εφαρμογές όρασης υπολογιστών χρησιμοποιούν είτε φωτισμό από λάμπες πυρακτώσεως είτε φθορισμού. Εντούτοις, η χρήση πολωτών και του πολωμένου φωτός μπορεί να βελτιώσει την αντίθεση, να αποβάλει το ανεπιθύμητο έντονο φως και να ελαττώσει την ανάκλαση (Mersch, 1984). Επειδή το χρώμα ενός αντικειμένου εξαρτάται από το φωτισμό του, οι μετρήσεις χρώματος επηρεάζονται εύκολα από τις αλλαγές στη θερμοκρασία χρώματος. Κατά συνέπεια, η μέτρηση των πληροφοριών φωτεινότητας, όπως οι τιμές πυκνότητας ή χρώματος, απαιτούν μια πολύ σταθερή πηγή και έναν αισθητήρα φωτισμού. Μερικές φορές τα χρώματα δύο αντικειμένων μπορεί να εμφανιστούν παρόμοια κάτω από μια πηγή φωτός αλλά πολύ διαφορετικά κάτω από άλλη. Κατά συνέπεια, διάφορες την πηγές φωτός πρέπει μερικές φορές να δοκιμαστούν κατά την προσπάθεια μεγιστοποίησης της αντίθεσης εικόνας για να έχουμε τα καλύτερα δυνατά αποτελέσματα. Στην περίπτωση των πολύχρωμα ή λαμπρά χρωματισμένων φρούτων και

λαχανικών, απαιτείται ένα πολυφασματικό σύστημα φωτισμού για να εξασφαλίσει ακρίβεια σε ένα ευρύ φάσμα. Οι ιδιότητες φασματικής ανάκλασης των προϊόντων πρέπει να προσεχθούν κατά την ανάπτυξη ενός κατάλληλου συστήματος φωτισμού (Ταο,1995)

Για την αξιολόγηση σε πραγματικό χρόνο η ταχύτητα λειτουργίας είναι ένα σημαντικό κριτήριο, η σφαιρική ομοιομορφία (δηλ. ο ίδιος τύπος χαρακτηριστικού γνωρίσματος πρέπει να φανεί ο ίδιος οπουδήποτε εμφανίζεται στην εικόνα) είναι ουσιαστική. Αυτό σημαίνει ότι οι τιμές φωτεινότητας και χρώματος είναι οι ίδιες, και έτσι ομοιόμορφος, φωτισμός εικόνας απαιτείται (Russ,1992). Επιπλέον, η οπτικομηχανική κατασκευή μιας φωτογραφικής μηχανής και το σύστημα φωτισμού πρέπει να είναι σε θέση να αντισταθεί τις στις μηχανικές δονήσεις και τη σκόνη, που υπάρχουν στις βιομηχανικές εφαρμογές. Ο στροβοσκοπικός φωτισμός είναι χρήσιμος για την αξιολόγηση σε πραγματικό χρόνο χωρίς την ανησυχία για εμφάνιση "θαμπάδας" που οφείλεται στην κίνηση εικόνας. Ο ρυθμός πρέπει να επιλέγεται ώστε να ταιριάζει με την ταχύτητα κίνησης του αντικείμενου. Μια τέτοια μονάδα πρέπει να πετυχαίνει έως και 30 λάμπες ανά δευτερόλεπτο (Novini,1987).

#### **4.2. Οι απαιτήσεις εικόνας**

Οι νέες τεχνολογίες, όπως οι νέες αρχιτεκτονικές υλικού, καθιστούν πιθανή την εφαρμογή της μηχανικής όρασης σε πραγματικό χρόνο (Growe et al.,1996, Aleixos et al., 1999). Εντούτοις, επειδή αυτές οι μηχανές πρέπει να λειτουργήσουν με μια πολύ υψηλή ταχύτητα παραγωγής, η ανάλυση των εικόνων πρέπει να είναι αρκετά χαμηλή για να αναλυθεί η εικόνα στο λιγότερο χρόνο, έτσι η χαμηλή ποιότητα των εικόνων καθιστά σχεδόν αδύνατο να ανιχνευθούν σωστά οποιαδήποτε ελαττώματα ή ασθένειες και να διακρίνει το μίσχο από τα ελαττώματα (Yang, 1993). Είναι ενδιαφέρον να προσδιοριστεί ο μίσχος των φρούτων προκειμένου να τον αποβάλει (Ruiz et al., 1996), ή για να προσανατολίσει τα φρούτα σε έναν προκαθορισμένο τρόπο κατά τη συσκευασία (Molto et al.,1996). Το μέγεθος μπορεί να υπολογιστεί στους διαφορετικούς τρόπους χρησιμοποιώντας την ανάλυση εικόνας (Sarkar et al.,1985 Tao et Al, 1990 Okamura et al.,1991, Varghese et al.,1991). Τα ανώμαλα φρούτα μπορούν να ανιχνευθούν με τη σύγκριση των μετρήσεων του μήκους, του πλάτους, της περιμέτρου, της περιοχής, του άξονα αδράνειας (ακινησίας) , κ.λ.π.. (Guyer et al., 1993) ή με τη χρησιμοποίηση των περιπλοκότερων μεθόδων όπως οι μετατροπές Fourier (Ταο et al.,1995). Όλες αυτές οι παράμετροι μπορούν να υπολογιστούν από τις εικόνες σε κλίμακα του γκρι, αλλά για την ταξινόμηση των φρούτων κατά τις ατέλειες χρώματος ή δερμάτων, χρειάζονται πληροφορίες χρώματος. Διάφοροι συντάκτες επίσης έχουν συνδυάσει το χρώμα με πληροφορίες από το υπέρυθρο ή το υπεριώδες φάσμα(Rehkugler et al., 1986, Miller et al., 1991 Alchanatis et al.,1993), οι οποίες περιλαμβάνουν τα μεγαλύτερες ποσότητες δεδομένων ανά φρούτο και απαιτούν τον υψηλότερο χρόνο επεξεργασίας. Ακόμα κι αν το μέγεθος ήταν ένα εάν οι πρώτες παράμετροι που υπολογίζονται αυτόματα, υπάρχουν ακόμα άλλα προβλήματα που μπορούν να προκαλέσουν τις λανθασμένες εκτιμήσεις, κυρίως οφειλόμενος σε πολλά φρούτα στην είσοδο διαλογέων, πράγμα το οποίο αναγκάζει διάφορα φρούτα για να ταξινομηθούν στο ίδιο φλιτζάνι. Κανονικά, σε ένα πρότυπο αυτόματο σύστημα επιθεώρησης υπάρχουν δύο φωτογραφικές μηχανές: ένας είναι ευαίσθητος σε κοντινός- υπέρυθρη ακτινοβολία και χρησιμοποιείται μόνο για να κάνει διακρίσεις μεταξύ των φρούτων και του υποβάθρου, και άλλο είναι μια φωτογραφική μηχανή χρώματος που χρησιμοποιείται για να ταξινομήσει τα φρούτα από το χρώμα. Δεδομένου ότι είναι διαφορετικές φωτογραφικές μηχανές, οι λαμβανόμενες σκηνές είναι επίσης διαφορετικές, τόσο οι υπέρυθρες πληροφορίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν μαζί με τις ορατές πληροφορίες για να επιθεωρήσουν τα φρούτα.

Για μια συνεχή ροή του υλικού κάτω από τη ζώνη μεταφορέων, ένα σύστημα όρασης υπολογιστών μπορεί να είναι σχεδιασμένο να χρησιμοποιεί μια line-scan φωτογραφική μηχανή για την απόκτηση εικόνας. Μια line-scan φωτογραφική μηχανή

περιέχει μιας διάστασης φωτοευαίσθητη περιοχή. Η line-scan φωτογραφική μηχανή είναι κατάλληλη για τις αρκετά γρήγορα κινούμενες σκηνές αντικειμένου. Εκτός από την υψηλότερη ταχύτητα, οι line-scan φωτογραφικές μηχανές προσφέρουν την υψηλή ανάλυση και τη δυνατότητα να αντιμετωπιστούν οι απείρως μακροχρόνιες σκηνές εικόνας. Μια νέα γενιά των φωτογραφικών μηχανών, γνωστή ως φωτογραφικές μηχανές χρονικής καθυστέρησης και ολοκληρωμένες κάμερες, είναι line-scan φωτογραφικές μηχανές που χρησιμοποιούν τη charged coupled device (CCD) image sensor technology για να κερδίσει μια ταχύτητα ή η αύξηση ευαισθησίας μέχρι 100 φορές από τις συμβατικές παρέχοντας εξαιρετική χωρική ανάλυση (Lake, 1994). Μια 2-D εικόνα μπορεί να παραχθεί εάν υπάρχει μια σχετική κίνηση μεταξύ της φωτογραφικής μηχανής και του αντικειμένου ενδιαφέροντος. Οι στήλες των πληροφοριών από τη line-scan φωτογραφική μηχανή αποθηκεύονται συνήθως διαδοχικά πεδία αποθήκευσης, επιτρέποντας την ερμηνεία των ανακτημένων δεδομένων ως μια 2-D εικόνα. Ο κώδικας που τρέχει την εικόνα κατά μήκος (ο οποίος είναι δυαδικός δηλ. κάθε εικονοστοιχείο είναι ένα 1 ή 0) της δυαδικής εικόνας χρησιμοποιείται για να προσδιορίσει τις θέσεις αντικειμένου στη σκηνή (μια σειρά 1 αντιπροσωπεύει την παρουσία ενός αντικειμένου). Η συντακτική τεχνική αναγνώρισης σχεδίων χρησιμοποιείται στο βήμα ερμηνείας εικόνας.

Μια εικόνα μπορεί να οριστεί ως μια χωρική αντιπροσώπευση ενός αντικειμένου ή μιας σκηνής. Μια ψηφιακή μονοχρωματική εικόνα είναι μια δισδιάστατη (2-D) λειτουργία ελαφρύς-έντασης, που δείχνεται από το  $I(x,y)$ , όπου η αξία ή το εύρος της έντασης  $I$  στις χωρικές συντεταγμένες  $(x,y)$  είναι χαρακτηριστικά ανάλογη προς την ακτινοβολούσα ενέργεια που παραλαμβάνεται στην ηλεκτρομαγνητική ζώνη στην οποία ο αισθητήρας ή ο ανιχνευτής (η φωτογραφική μηχανή) είναι ευαίσθητος σε μια μικρή περιοχή γύρω από το σημείο  $(x,y)$ . Όσον αφορά την εικόνα στον ΗΛ. Υπολογιστή, η εικόνα αυτή είναι μια μήτρα των αριθμητικών τιμών, κάθε μια που αντιπροσωπεύει μια κβαντοποιημένη αξία εικόνα-έντασης. Κάθε είσοδος μητρών είναι γνωστή ως εικονοστοιχείο (απόσπασμα για το στοιχείο εικόνων). Ο συνολικός αριθμός εικονοστοιχείων σε μια εικόνα καθορίζεται από το μέγεθος της διάταξης 2-D που χρησιμοποιείται στη φωτογραφική μηχανή. Οι ο συνηθέστερα χρησιμοποιημένες φωτογραφικές μηχανές έχουν ανάλυση 512 X 480 ή 640 X 480. Για βέλτιστα αποτελέσματα, είναι σημαντικό να ταιριάζει η ανάλυση της φωτογραφικής μηχανής με αυτή του πίνακα επεξεργασίας εικόνας (λήπτη εικόνας ή ψηφιοποιητή) ([Gunasekaran, 1996](#)).

Η ένταση της μονοχρωματικής εικόνας είναι γνωστή ως γκριζο επίπεδο. Οι περιορισμοί όσον αφορά το γκριζο επίπεδο είναι ότι είναι θετικό και πεπερασμένο. Το διάστημα γκριζου-ισόπεδο (από χαμηλό σε υψηλό) καλείται γκριζα κλίμακα. Μια κοινή πρακτική είναι να αντιπροσωπευθεί αυτό το διάστημα αριθμητικά ως αξία μεταξύ 0 και  $L$ , όπου η χαμηλότερη αξία 0 αντιπροσωπεύει το απολύτως μαύρο και τη μέγιστη αξία  $L$  είναι το άσπρο. Όλες οι ενδιάμεσες τιμές είναι τιμές γκριζου, που ποικίλουν συνεχώς από μαύρο στο λευκό (Gonzalez et al., 1992) Παραδείγματος χάριν, όταν χρησιμοποιείται ένας οκτάμπιτος ακέραιος αριθμός για να αποθηκεύσει την τιμή κάθε εικονοστοιχείου, τα γκριζα επίπεδα κυμαίνονται από 0 έως 255 (δηλ.  $2^0$ -λ σε  $2^8$  - λ). Το συμπέρασμα για το μεγέθους τη μορφής, τη θέση ενός αντικειμένου, προκύπτει από τη χωρική κατανομή των γκριζων επιπέδων και απαιτεί την ικανότητα της γνώσης ποια εικονοστοιχεία ανήκουν στο αντικείμενο και ποια όχι. Κατόπιν, από τα εικονοστοιχεία που ανήκουν στο αντικείμενο, προσδιορίζονται εκείνα τα χαρακτηριστικά που είναι ενδιαφέροντα. Αλγόριθμοι έχουν αναπτυχθεί για να μεταφράσουν τα γκριζα επίπεδα ενός εικονοστοιχείου με έναν τρόπο που να τονίζει τις επιθυμητές πληροφορίες.

Όπως το όνομα υπονοεί, η κατάτμηση εικόνας αναφέρεται στη διαδικασία κατάτμησης μιας σύνθετης εικόνας στα συστατικά μέρη ή τα αντικείμενα. Η κατάλληλη κατάτμηση είναι πολύ σημαντική. Συχνά, το πρώτο βήμα στη βεβαίωση της επιτυχούς κατάτμησης είναι έλεγχος της ομοιομορφίας υποβάθρου. Για τις μονοχρωματικές εικόνες,



η κατάτμηση είναι γίνεται σε γκριζο επίπεδο με τον έλεγχο εκείνων των εικονοστοιχείων με διαφορετικές τιμές γκριζου. Οι αλγόριθμοι κατάτμησης είναι βασισμένοι στην ασυνέχεια ή την ομοιότητα των τιμών των γκριζων-επιπέδων. Οι ασυνέχειες στην γκριζα κλίμακα εικόνας δείχνουν τις αιχμηρές αλλαγές στη φωτεινότητα εικόνας όπως μεταξύ του υποβάθρου και του αντικειμένου.

Η αντιπροσώπευση εικόνας ως είτε όριο είτε περιοχή πρέπει να επιλεχτεί βασισμένος στην προοριζόμενη εφαρμογή.

Ο καθορισμός του ορίου είναι κατάλληλος για το χαρακτηρισμό μεγέθους και μορφής εικόνας, ενώ ο καθορισμός της περιοχής είναι κατάλληλος για τη σύσταση και τις ατέλειες εικόνας. Η περιγραφή εικόνας αναφέρεται στην εξαγωγή των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων εικόνας που οδηγούν σε κάποια ποσοτική πληροφορία.

Σε όλα τα βήματα κατά τη διάρκεια της επεξεργασίας εικόνας, η συμπερίληψη των γνώσεων μας για το θέμα επιτρέπει την ακριβέστερη λήψη απόφασης. Κατά συνέπεια, η γνώση για το σύστημα που μελετάται πρέπει να αποτελεί ένα απαραίτητο συστατικό ενός συστήματος επεξεργασίας εικόνας. Χωρίς μια κατάλληλη γνώση, το σύστημα εικόνας δεν μπορεί "να σκεφτεί" και να πάρει ευφυείς αποφάσεις (Gunasekaran et al., 1994). Αυτό το πρόβλημα περιπλέκεται περαιτέρω από το γεγονός ότι η παραγωγή ενός αισθητήρα όρασης είναι ένας σύνθετος συνδυασμός πολλών παραμέτρων: μέγεθος, μορφή, σύσταση, χρώμα, κ.λπ. Οι απαιτήσεις για ευφυή απόφαση περιλαμβάνουν: τη δυνατότητα να εξαχθούν οι σχετικές πληροφορίες από ένα υπόβαθρο των άσχετων λεπτομερειών, τη δυνατότητα να μάθει από τα παραδείγματα και να γενικευτεί αυτή η γνώση και να εφαρμοστεί στις διαφορετικές περιστάσεις και η δυνατότητα να διεξαχθούν συμπεράσματα από ελλειπίες πληροφορίες.

#### **4.2.1 Επεξεργασία έγχρωμων εικόνων**

Το χρώμα διαδραματίζει έναν σημαντικό ρόλο στην οπτική αντίληψη. Το ανθρώπινο μάτι μπορεί να διακρίνει χιλιάδες αποχρώσεις και εντάσεις χρώματος αλλά μόνο 24 αποχρώσεις του γκριζου. Το ίδιο και η όραση υπολογιστών μπορεί να διακρίνει πολύ περισσότερες πληροφορίες όταν έχει πληροφορίες χρώματος. Στην αυτοματοποιημένη ανάλυση εικόνας, το χρώμα είναι ένας ισχυρός περιγραφέας που απλοποιεί συχνά τον προσδιορισμό και την εξαγωγή ενός αντικειμένου από μια σκηνή ([Malamas et al., 2003](#)).

Το αντιληπτό χρώμα των αντικειμένων εξαρτάται από τρεις παράγοντες <sup>23</sup>: η φασματική ανάκλαση των επιφανειών (πώς οι επιφάνειες απεικονίζουν το χρώμα) το φασματικό περιεχόμενο του περιβαλλοντικού φωτισμού (το περιεχόμενο χρώματος του φωτός που λάμπει σε μια επιφάνεια) και η φασματική απόκριση των αισθητήρων στο σύστημα απεικόνισης.

Η έγχρωμη όραση προσφέρει ένα τεράστιο ποσό ανάλυσης αποχρώσεων που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να ποσολογήσει την κατανομή χρώματος των αντικειμένων καθώς επίσης και των συστάσεων επιφανειάς τους. Η ακριβής μέτρηση χρώματος είναι σημαντική, και κάθε βήμα σε μια διαδικασία προσδιορισμού της ποσότητας χρώματος μπορεί να έχει επιπτώσεις στην ακρίβεια της μέτρησης (Chan et al., 1993).

Γενικά, η επεξεργασία έγχρωμων εικόνων διαιρείται σε δύο σημαντικές κατηγορίες: επεξεργασία πλήρους χρώματος, στην οποία οι εικόνες λαμβάνονται με έναν αισθητήρα πλήρους χρώματος και επεξεργασία ψευδοχρώματος, στην οποία μια απόχρωση του χρώματος ορίζεται σε μια ιδιαίτερη μονοχρωματική ένταση ή μια περιοχή έντασης. Μέχρι σήμερα, η περισσότερη επεξεργασία εικόνας χρώματος πραγματοποιήθηκε στο επίπεδο ψευδοχρώματος. Εξ αιτίας των προόδων και στους αισθητήρες χρώματος και στους ΗΛ. Υπολογιστές η επεξεργασία εικόνας πλήρους χρώματος διαδίδει περισσότερο.

#### **4.2.2. Διάστημα χρώματος**

Οι εικόνες χρώματος αντιπροσωπεύονται άλλοτε από τα βασικά χρώματα κόκκινο, πράσινος και μπλε (το RGB), και άλλοτε από τους κύριους παράγοντες του ανθρώπινου οπτικού συστήματος δηλαδή, της χροιάς, του κορεσμού και της έντασης (το HSI).

Με τον συμβατικό χρωματικό χώρο RGB, μια εικόνα αντιπροσωπεύεται σε οποιοδήποτε δεδομένο σημείο (εικονοστοιχείο) ως ένταση αυτών των τριών χρωμάτων βάσεων. Ο χρωματικός χώρος RGB μπορεί να θεωρηθεί ως κύβος από τρεις κατακόρυφους τεμνόμενους άξονες ένα για το κάθε βασικό χρώμα (σχέδιο 2). Όταν και οι τρεις τιμές χρώματος είναι μηδέν, το χρώμα αντικειμένου είναι μαύρο όταν όλοι είναι μέγιστοι, είναι άσπρος. Σε ένα χαρακτηριστικό σύστημα όρασης μηχανών, κάθε μια τιμή έντασης του βασικού χρώματος αντιπροσωπεύεται από 8 bits ανάλυση. Κατά συνέπεια, κάθε σημείο μέσα στην εικόνα αντιπροσωπεύεται από 24 bits δεδομένων. Επιπλέον, για να λάβουμε τις πληροφορίες για οποιοδήποτε σημείο στην εικόνα, και τα 24 bits των στοιχείων πρέπει να αναλυθούν. Με τον χρωματικό χώρο HSI, μια εικόνα αντιπροσωπεύεται από τα χαρακτηριστικά της χροιάς, του κορεσμού και της έντασης. Η χροιά είναι μια ιδιότητα εικόνας που περιγράφει ένα καθαρό χρώμα όπως το καθαρό κόκκινο, το καθαρό πράσινο και το καθαρό πορφυρό. Η χροιά αντιπροσωπεύει πιο είναι το τυπικό χρώμα ενός σημείου σε μια εικόνα. Ο κορεσμός περιγράφει το βαθμό στον οποίο ένα καθαρό χρώμα είναι αραιωμένο με το λευκό. Ένα ιδιαίτερα διαποτισμένο χρώμα έχει ένα χαμηλό άσπρο περιεχόμενο. Η ένταση είναι μια χρώμα-ανεξάρτητη ιδιότητα που περιγράφει αν είναι φωτεινό ή σκούρο. Η ένταση μιας έγχρωμης εικόνας ανταποκρίνεται στην έκδοση της εικόνας σε γκριζό επίπεδο. Εάν την δούμε μόνη της σε μια οθόνη βίντεο, θα εμφανιζόταν ως συμβατικός ασπρόμαυρη εικόνα της σκηνής. Ο διαχωρισμός μιας εικόνας στο HSI δεν περιλαμβάνει περισσότερες πληροφορίες από ότι στο RGB αλλά απλοποιεί μόνο τις ρυθμίσεις και την υποστήριξη πολλών κοινών εφαρμογών όρασης μηχανών.

Η έγχρωμη όραση μηχανών είναι σχετικά ασυνήθιστη στον έλεγχο διεργασίας, ακόμα και όταν οι πληροφορίες χρώματος μπορεί να είναι χρήσιμες, επειδή τα πρόσθετα στοιχεία μπορούν να επιβραδύνουν την ανάλυση εικόνας σε σημείο όπου ο έλεγχος σε πραγματικό χρόνο να είναι αδύνατος.

Η χρήση του χρωματικού χώρου HSI για τα στοιχεία εικόνας χρώματος αντί του συμβατικού RGB σχήματος βοηθά να υπερνικήσει τους περιορισμούς ταχύτητας που συνδέονται με την έγχρωμη όραση μηχανών. Η μετατροπή των στοιχείων εικόνας από το RGB στο HSI είναι σχετικά απλή. Λαμβάνοντας υπόψη τις τιμές  $R$ ,  $G$  και  $B$ , οι τιμές  $H$ ,  $S$  και  $I$  μπορούν όλες να υπολογιστούν (Jain et al., 1995). Οι ιδιότητες HSI μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να αντιπροσωπεύσουν μια έγχρωμη εικόνα στον υπολογιστή και να επιτρέψουν έτσι στους διάφορους να διαχωριστούν με την πολύ μεγαλύτερη αποδοτικότητα διάφορα αντικείμενα σε μια εικόνα. Η ανεξαρτησία των τριών συστατικών του HSI είναι πολύ ευνοϊκή στις αρχιτεκτονικές παράλληλης επεξεργασίας, που προσφέρουν πρόσθετα πλεονεκτήματα στη γενική ταχύτητα των συστημάτων. Οι πρόσφατες εξελίξεις και στο υλικό και στο λογισμικό το έχουν καταστήσει πιθανό να χρησιμοποιήσουν HSI στον πραγματικό χρόνο στα σχετικά χαμηλού κόστους συστήματα (Chan et al., 1993).

Τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα που εξάγονται από έγχρωμες εικόνες έχουν χρησιμοποιηθεί ως σημαντικοί δείκτες της ποιότητας των προϊόντων και των συνθηκών της διεργασίας.

#### **4.3. Απαιτήσεις λογισμικού**

**Ένα εργαλείο λογισμικού πρέπει να έχει τα ακόλουθα επιθυμητά χαρακτηριστικά γνωρίσματα:**

**Υποστήριξη επιπέδων πολυεπεξεργασίας.** Ο τύπος επεξεργασίας σε ένα βιομηχανικό σύστημα εικόνας ποικίλλει από το χαμηλό επίπεδο (π.χ. φιλτράρισμα, thresholding), στο μέσο επίπεδο (π.χ. κατάτμηση, υπολογισμός χαρακτηριστικών γνωρισμάτων) και το υψηλό επίπεδο (π.χ. αναγνώριση αντικειμένου, ταξινόμηση εικόνας, κ.λπ.). Ένα πακέτο λογισμικού εικόνας πρέπει να υποστηρίξει όλα τα επίπεδα λειτουργίας.



Διαφορετικά, τα διαφορετικά εργαλεία λογισμικού πρέπει να υιοθετηθούν και να ενσωματωθούν στο ίδιο σύστημα.

Ευκολία του χειρισμού. GUIs, ο οπτικός προγραμματισμός και η παραγωγή κώδικα είναι χαρακτηριστικά γνωρίσματα που διευκολύνουν την ανάπτυξη εφαρμογής. Οι λειτουργίες εικόνας πρέπει να ταξινομηθούν από τον τύπο και το πεδίο έτσι ώστε ακόμη και ένας μη ειδικός μπορεί να επιλέξει την κατάλληλη λειτουργία βασισμένη συνήθως σε αυτό που γίνεται παρά στον τρόπο με τον οποίο γίνεται.

**Υποστήριξη δυναμικής περιοχής και ρυθμού πλαισίων.** Οι νέοι τύποι αισθητήρων (π.χ. αισθητήρες CMOS) προσφέρουν υψηλή δυναμική περιοχή και τη γρηγορότερη σύλληψη εικόνας (π.χ. 16 μπιτ ανά εικονοκύτταρο αντί 8 μπιτ ανά εικονοκύτταρο). Το λογισμικό εικόνας πρέπει να υποστηρίζει την επεξεργασία τέτοιων υψηλών εικόνων δυναμικής περιοχής σε διάφορους ρυθμούς λήψης πλαισίων.

**Επεκτασιμότητα.** Το πακέτο λογισμικού πρέπει να είναι σε θέση να εξυπηρετεί νέους ή καλύτερους αλγορίθμους που αντικαθιστούν παλαιούς. Επιπλέον, το πακέτο λογισμικού πρέπει εύκολα προσαρμόσιμο στις νέες απαιτήσεις της τρέχοντας εφαρμογής χωρίς σημαντική προσπάθεια προγραμματισμού.

**Ανεξάρτητη υποστήριξη υλικού.** Το πακέτο λογισμικού πρέπει να είναι σε θέση να εργαστεί σε συνεργασία με το υλικό (π.χ. DSPs, ASICs, ή FPGAs) για να διευκολύνει το πρόβλημα της ταχύτητας επεξεργασίας στην περίπτωση των υπολογιστικά εντατικών εφαρμογών.

#### **4.4. Απαιτήσεις σε υλικό**

Οι εφαρμογές λογισμικού είναι συχνά ανεπαρκείς να καλύψουν τις απαιτήσεις πραγματικού χρόνου πολλών βιομηχανικών εφαρμογών όρασης. Οι συνεχώς αυξανόμενες υπολογιστικές απαιτήσεις τέτοιων εφαρμογών απαιτούν υλικό (hardware) που να διευκολύνει τους αλγορίθμους επεξεργασίας εικόνας. Οι Application specific integrated circuits (ASIC) Digital signal processors (DSP) General purpose processors (FPGAs) θεωρούνται ως πιθανές εναλλακτικές λύσεις όσον αφορά το πρόβλημα της ταχύτητας. Η επιλογή μεταξύ τους πρέπει να γίνει λαμβάνοντας υπόψη τα ζητήματα όπως, το μέγεθος του τσιπ, το διασκεδασμό δύναμης και την απόδοση. Εντούτοις, τα ζητήματα όπως η ευελιξία της χρήσης, και το περιβάλλον προγραμματισμού γίνονται τώρα μεγάλης σπουδαιότητας για τους υπεύθυνους για την ανάπτυξη εφαρμογής. ([Malamas et al., 2003](#)).

## 5 .Παράμετροι στη συσκευασία εσπεριδοειδών

Οι παράμετροι που λαμβάνει υπόψη του ένα σύστημα αυτόματης οπτικής επιθεώρησης και διαλογής είναι οι ακόλουθοι ή μερικοί από αυτούς:

Πιν.5. Τα στοιχεία που αυτόματα επιθεωρούνται και συνυπολογίζονται στην ανάλυση NN [\(Miller et al.,2001\)](#)

Χαρακτηριστικά γνωρίσματα ατελειών(ελαττώματα)	1. Αριθμός ατελειών
	2. Καθορισμός ατελειών
	3. Ατέλειες περιοχής ομφαλού
	4. Ατέλειες στο σημείο πρόσφυσης του ποδίσκου
	5. Καθορισμός κλίμακας των ατελειών
	6. Κατηγορία έντασης των ατελειών
	7.Κατηγορία έντασης ζημιών που προκαλεί ο άνεμος
	8. Εγκάρσιες ατέλειες
	9. Επιφανειακές ατέλειες
Χαρακτηριστικά γνωρίσματα χρώματος	10. Πράσινο
	11. Κόκκινο
	12. Κίτρινο
Φυσικά χαρακτηριστικά γνωρίσματα	13. Μέγεθος
	14. Όγκος
	15. Βάρος
	16. Πυκνότητα

Πιν. 6. Grade lowering defects (Miller, 1995, alphabetical order)

•Aging	• Ελαιοκυτάρωση	Windscar Decay
•Μέγεθος κάλυκα	• Ζημιές από ακάρεα	a)Alternaria
• Χαλάρωση φλοιού	•Κατσάρωμα	b)green mold
•Κηλίδωση φλοιού	• Κηλίδες από μύκητες	c)miscellaneous
•Πράσινο χρώμα	• Εκλεπισμός	d)SER
• Ζημιές από χαλάζι	• Σπογκώδη υφή	e) sour rot
•Μελάνωση	• Εγκαύματα ψεκασμών	Μηχανικές ζημιές
• Ακατάλληλο σχήμα	• Εγκαύματα από ήλιο	
• Ακατάλληλο μέγεθος	• Τραχιά υφή	

Η αρχική εμπορική εφαρμογή της τεχνολογίας που ήταν βασισμένη στο βίντεο για τα φρέσκα εσπεριδοειδή ήταν η διαστατική ταξινόμηση μεγέθους του προϊόντος. Τέτοιος εξοπλισμός παρείχε ακριβέστερη ανάλυση από τους μηχανικούς ταξινομητές μεγέθους, ένα άμεσο περιβάλλον επικοινωνίας για τη και την ευελιξία γραμμών συσκευασίας στην παρέκκλιση των φρούτων στους price look-up labeling και ευελιξία στις γραμμές συσκευασίας. Αυτή η διαστατική ταξινόμηση μεγέθους συνδέθηκε με τις μετρήσεις βάρους για να εκτελέσει τη βαθμολόγηση πυκνότητας (Miller et al.,1988). Μέσα στην τελευταία δεκαετία, η τεχνολογία στην επεξεργασία στοιχείων βίντεο και η υπολογιστική ταχύτητα έχουν εξελιχθεί στο επίπεδο που απαιτείται για την αυτόματη βαθμολόγηση των εσπεριδοειδών (Guedalia, 1997, Miller et al.,1997).

### **5.1. Η ποιότητα των συσκευασμένων εσπεριδοειδών και οι σχετική Νομοθεσία**

Σύμφωνα με τα στατιστικά στοιχεία της τελευταίας 30 ετίας του εργαστηρίου εσπεριδοειδών του Ινστιτούτου Υποτροπικών και Ελιάς Χανίων το 20% των καρπών που συσκευάζεται δεν φτάνει στον καταναλωτή επειδή μετά την συσκευασία υφίσταται ζημιές από μύκητες βακτήρια και έντομα. Μέρος του παραπάνω προβλήματος οφείλεται στο γεγονός ότι φρούτα που βρίσκονται στα αρχικά στάδια προσβολής από ασθένειες λόγω ελλιπούς επιθεώρησης δεν απορρίπτονται αλλά συσκευάζονται μαζί με τα γερά. Με την χρήση νέων βιομηχανικών προϊόντων όπως κηρών και μυκητοκτόνων το ποσοστό αυτό μειώθηκε στο 7-8%, αλλά το προϊόν επιβαρύνθηκε με προϊόντα τα οποία είναι βλαβερά για την υγεία. (Εργαστήριο εσπεριδοειδών του Ινστιτούτου Υποτροπικών Φυτών & Ελιάς Χανίων)

#### **5.1.1. Διατάξεις που αφορούν την ποιότητα**

Η νομοθεσία της Ε.Ε. (ΚΑΝΟΝΙΣΜΟΣ (ΕΚ) αριθ. 1799/2001 ΤΗΣ ΕΠΙΤΡΟΠΗΣ της 12ης Σεπτεμβρίου 2001) που έχει συμπεριληφθεί στην Ελληνική για τον καθορισμό των προδιαγραφών εμπορίας που εφαρμόζονται στα εσπεριδοειδή μεταξύ άλλων αναφέρει:

Οι προδιαγραφές αποσκοπούν στον ορισμό των χαρακτηριστικών που πρέπει να εμφανίζουν τα εσπεριδοειδή μετά την προετοιμασία και τη συσκευασία.

##### **A. Ελάχιστα χαρακτηριστικά**

Εάν ληφθούν υπόψη οι ειδικές διατάξεις που προβλέπονται για κάθε κατηγορία και τα αποδεκτά όρια ανοχής, τα εσπεριδοειδή όλων των κατηγοριών πρέπει να είναι:

- ολόκληρα,
- απαλλαγμένα από εκτεταμένους τραυματισμούς ή/και μώλωπες που έχουν επουλωθεί,
- υγιή· αποκλείονται τα προϊόντα που έχουν προσβληθεί από σήψη ή που εμφανίζουν αλλοιώσεις που θα τα καθιστούσαν ακατάλληλα για κατανάλωση,
- καθαρά, πρακτικώς απαλλαγμένα από ορατές ξένες ύλες,
- πρακτικώς απαλλαγμένα από παράσιτα,
- πρακτικώς απαλλαγμένα από προβολές παρασίτων,
- χωρίς αρχή εσωτερικής ξήρανσης,
- χωρίς ζημιές οφειλόμενες σε χαμηλές θερμοκρασίες ή και παγετό,
- χωρίς ασυνήθη εξωτερική υγρασία,
- χωρίς ξένα οσμή ή/και γεύση.

Τα εσπεριδοειδή πρέπει να έχουν επιμελώς συλλεγεί να έχουν φθάσει σε κατάλληλο στάδιο ανάπτυξης και βαθμό ωριμότητας λαμβανομένων υπόψη των κριτηρίων όσον αφορά την ποικιλία, την περίοδο συλλογής και τη ζώνη παραγωγής.

Το στάδιο ανάπτυξης και ο βαθμός ωριμότητας των εσπεριδοειδών πρέπει να επιτρέπουν στους καρπούς:

- να αντέχουν στη μεταφορά και τη μεταχείριση και
- να φθάνουν σε καλή κατάσταση στον τόπο προορισμού.

##### **B. Χαρακτηριστικά ωριμότητας.**

Το στάδιο ωριμότητας των εσπεριδοειδών ορίζεται από τις ακόλουθες παραμέτρους που αναφέρονται για κάθε κατώτερο είδος:

1. ελάχιστη περιεκτικότητα σε χυμό,
2. χρωματισμός.

Ο χρωματισμός πρέπει να είναι τέτοιος, ώστε κατά το πέρας της κανονικής ανάπτυξης τους τα εσπεριδοειδή να αποκτήσουν, στον τόπο προορισμού, τον κανονικό χρωματισμό της ποικιλίας.

- i) Λεμόνια
  - Ελάχιστη περιεκτικότητα σε χυμό:

- λεμόνια Verdelli και Primofiore: 20%
- λοιπά λεμόνια: 25 %
- Χρωματισμός: πρέπει να είναι ο τυπικός της ποικιλίας. .τόσο, οι καρποί που έχουν πράσινο χρωματισμό (υπό τον όρο ότι δεν είναι σκούρος), γίνονται δεκτοί, υπό τον όρο ότι πληρούν τις ελάχιστες προδιαγραφές όσον αφορά την περιεκτικότητα σε χυμό.

ii) Μανταρίνια

- Ελάχιστη περιεκτικότητα σε χυμό:
- μανταρίνια εξαιρέσει των κλημεντινών: 33 %
- κλημεντίνες: 40 %
- Χρωματισμός: πρέπει να είναι ο τυπικός της ποικιλίας κατά το ένα τρίτο τουλάχιστον της επιφάνειας του καρπού.

iii) Πορτοκάλια

- Ελάχιστη περιεκτικότητα σε χυμό:
- Thomson Navel και Tarocco: 30%
- Washington Navel: 33%
- λοιπές ποικιλίες: 35 %
- Χρωματισμός: πρέπει να είναι ο τυπικός της ποικιλίας. Επιτρέπεται όμως ανοχή χρωματισμού ανοικτού πρασίνου, ο οποίος δεν πρέπει να υπερβαίνει το ένα πέμπτο της συνολικής επιφάνειας του καρπού.

**Γ. Ταξινόμηση**

Τα εσπεριδοειδή ταξινομούνται σε τρεις κατηγορίες που καθορίζονται κατωτέρω:

**i) Κατηγορία «Έξτρα»**

Τα εσπεριδοειδή που κατατάσσονται στην κατηγορία αυτή πρέπει να είναι ανώτερης ποιότητας. Το σχήμα, η εξωτερική όψη τους, η ανάπτυξη και ο χρωματισμός τους πρέπει να παρουσιάζουν τα χαρακτηριστικά της ποικιλίας ή/και του εμπορικού τύπου.

Δεν πρέπει να έχουν ελαττώματα, με εξαίρεση πολύ ελαφρές επιφανειακές αλλοιώσεις, υπό την προϋπόθεση ότι δεν αλλοιώνουν τη γενική όψη του προϊόντος, την ποιότητά του, τη διατήρησή του ή την παρουσίασή του στη συσκευασία.

**ii) Κατηγορία I**

Τα εσπεριδοειδή που κατατάσσονται στην κατηγορία αυτή πρέπει να είναι καλής ποιότητας. Πρέπει να παρουσιάζουν τα τυπικά χαρακτηριστικά της ποικιλίας ή/και του εμπορικού τύπου.

Μπορούν, εντούτοις, να παρουσιάζουν τα εξής ελαφρά ελαττώματα υπό την προϋπόθεση όμως ότι δεν επηρεάζουν τη γενική όψη του προϊόντος, την ποιότητά του, τη διατήρησή και την παρουσίασή του στη συσκευασία:

- ελαφρά ατέλεια σχήματος,
- ελαφρά ατέλεια χρωματισμού,
- ελαφρές ατέλειες της επιδερμίδας που εμφανίζονται κατά το σχηματισμό του καρπού, όπως: αργυρόχροες επιστρώσεις, σκωριόχρωμες κηλίδες, κ.λπ.
- ελαφρά τραύματα επουλωθέντα, που οφείλονται σε μηχανικά αίτια, όπως προσβολή από χαλάζι, τριβή, κτυπήματα από τη μεταχείριση, κ.λπ.

**iii) Κατηγορία II**

Η κατηγορία αυτή περιλαμβάνει τα εσπεριδοειδή τα οποία, δεν μπορούν να καταταγούν στις ανώτερες κατηγορίες,

αλλά ανταποκρίνονται στα ελάχιστα χαρακτηριστικά που καθορίζονται ανωτέρω.

Μπορούν, εντούτοις, να παρουσιάζουν τα ακόλουθα ελαττώματα υπό την προϋπόθεση όμως ότι διατηρούν τα ουσιαστικά χαρακτηριστικά ποιότητας, διατήρησης και παρουσίασης:

- ατέλεια σχήματος,
- ατέλεια χρωματισμού,
- τραχύς φλοιός,

- ατέλειες της επιδερμίδας που εμφανίζονται κατά τον σχηματισμό του καρπού  
όπως: αργυρόχρωμες επιστρώσεις,  
σκωριόχρωμες κηλίδες κ.λπ.,
- ατέλειες που έχουν επουλωθεί και οφείλονται σε μηχανικά αίτια, όπως προσβολή  
από χαλάζι, τριβή, κτυπήματα  
από τη μεταχείριση, κ.λπ.,
- επιφανειακές αλλοιώσεις της επιδερμίδας που έχουν επουλωθεί,
- ελαφρά και μερική αποκόλληση του περικαρπίου για τα πορτοκάλια (που  
επιτρέπεται για τα μανταρίνια).

### **5.1.2. Διατάξεις όσον αφορά την ταξινόμηση κατά μέγεθος**

Η ταξινόμηση κατά μέγεθος προσδιορίζεται από τη μέγιστη διάμετρο της ισημερινής τομής του καρπού.

#### **A. Ελάχιστο μέγεθος**

Αποκλείονται οι καρποί που δεν ανταποκρίνονται στις ακόλουθες ελάχιστες διαστάσεις:

Λεμόνια:	45 mm
Μανταρίνια εξαιρέσει των κλημεντινών:	45 mm
Κλημεντίνες:	35 mm
Πορτοκάλια:	53 mm

#### **B. Κλίμακα μεγέθους**

Λαμβάνονται υπόψη οι παρακάτω κλίμακες μεγέθους:

Πιν.7. Κλίμακες μεγέθους (Κανονισμός (ΕΚ) αριθ. 1799/2001)

Πορτοκάλια		Λεμόνια		Μανταρίνια	
Μέγεθος	Κλίμακα διαμέτρου (mm)	Μέγεθος	Κλίμακα διαμέτρου (mm)	Μέγεθος	Κλίμακα διαμέτρου (mm)
0	92-110	0	79-90	1-XXX	78 και πλέον
1	87-100	1	72-83	1-XX	67-78
2	84-96	2	68-78	1-X	63-74
3	81-92	3	63-72	2	58-69
4	77-88	4	58-67	3	54-64
5	73-84	5	53-62	4	50-60
6	70-80	6	48-57	5	46-56
7	67-76	7	45-52	6 <sup>1</sup>	43-52
8	64-73			7	41-48
9	62-70			8	39-46
10	60-68			9	37-44
11	58-66			10	35-42
12	56-63				
13	53-60				

(1) Οι διάμετροι που είναι κατώτεροι των 45 mm αφορούν αποκλειστικά τις κλημεντίνες.

## Γ. Ομοιογένεια στην ταξινόμηση κατά μέγεθος

Η ομοιογένεια στην ταξινόμηση κατά μέγεθος αντιστοιχεί της προαναφερθείσες κλίμακες ταξινόμησης κατά μέγεθος, εκτός των κατωτέρω περιπτώσεων:

i) Για τους καρπούς που παρουσιάζονται σε διάταξη τακτικών στρωμάτων, η διαφορά μεγέθους μεταξύ του μικρότερου και του μεγαλύτερου καρπού, στο ίδιο κιβώτιο, δεν πρέπει να υπερβαίνει τα ακόλουθα ανώτατα όρια:

Πιν.8. Όρια απόκλισης μεγέθους (Κανονισμός (ΕΚ) αριθ. 1799/2001)

	Κωδικός μεγέθους	Μέγιστη απόκλιση μεταξύ των καρπών στο ίδιο κιβώτιο (mm)
Λεμόνια	0-7	7
Μανταρίνια	1-4	9
	5-6	8
	7-10	7
Πορτοκάλια	0-2	11
	3-6	9
	7-13	7

ii) Για τους καρπούς που δεν παρουσιάζονται σε τακτικά στρώματα στα κιβώτια και για τους καρπούς που παρουσιάζονται σε μεμονωμένες συσκευασίες για την απευθείας πώληση στον καταναλωτή, οι οποίες κατασκευάζονται ανάλογα με τον αριθμό των καρπών, η μέγιστη διαφορά μεγέθους μεταξύ του μικρότερου και του μεγαλύτερου καρπού, στο ίδιο κιβώτιο, δεν πρέπει να υπερβαίνει το εύρος του κατάλληλου μεγέθους της κλίμακας μεγέθους

iii) Για τους καρπούς που παρουσιάζονται χύμα σε παλετοκιβώτια και για τους καρπούς που παρουσιάζονται σε μεμονωμένες συσκευασίες για την απευθείας πώληση στον καταναλωτή, οι οποίες κατασκευάζονται ανάλογα με το βάρος, η μέγιστη διαφορά μεγέθους μεταξύ του μικρότερου και του μεγαλύτερου καρπού, στην ίδια παρτίδα ή στο ίδιο κιβώτιο, δεν πρέπει να υπερβαίνει το εύρος που προκύπτει από την ενοποίηση τριών διαδοχικών μεγεθών της κλίμακας μεγέθους.

### **5.1.3.Διατάξεις όσον αφορά τα όρια ανοχής**

Για τα προϊόντα που δεν ανταποκρίνονται της απαιτήσας της σχετικής κατηγορίας, γίνονται δεκτές ανοχές ποιότητας και μεγέθους σε κάθε κιβώτιο.

#### **A. Όριο ανοχής ως προς την ποιότητα**

i) Κατηγορία «Εξτρα»

5 % κατ' αριθμό ή κατά βάρος εσπεριδοειδών που δεν ανταποκρίνονται στα χαρακτηριστικά της κατηγορίας, αλλά που είναι σύμφωνα με τα χαρακτηριστικά της κατηγορίας I ή που είναι κατ' εξαίρεση αποδεκτά εντός των ορίων ανοχής της κατηγορίας αυτής.

ii) Κατηγορία I

10 % κατ' αριθμό ή κατά βάρος εσπεριδοειδών που δεν ανταποκρίνονται στα χαρακτηριστικά της κατηγορίας, αλλά που είναι σύμφωνα με τα χαρακτηριστικά

της κατηγορίας II ή που είναι κατ' εξαίρεση αποδεκτά εντός των ορίων ανοχής της κατηγορίας αυτής.

### iii) Κατηγορία II

10 % κατ' αριθμό ή κατά βάρος εσπεριδοειδών που δεν ανταποκρίνονται στα χαρακτηριστικά της κατηγορίας ούτε στα ελάχιστα χαρακτηριστικά, με εξαίρεση τα εσπεριδοειδή που έχουν υποστεί σήψη, έντονους μώλωπες ή οποιαδήποτε άλλη αλλοίωση που τα καθιστά ακατάλληλα για κατανάλωση. Στο πλαίσιο του παρόντος ορίου ανοχής, μπόρα να γίνει δεκτό μέγιστο ποσό 5 % καρπών, που παρουσιάζουν ελαφρά επιφανειακά τραύματα μη επουλωθέντα ή ξηρές σχισμές, ή μαλακών ή μαραμμένων καρπών.

### **B. Όρια ανοχής ως προς το μέγεθος**

Για όλες τις κατηγορίες και για κάθε τύπο παρουσίασης: 10 % κατ' αριθμό ή κατά βάρος εσπεριδοειδών που αντιστοιχούν στο αμέσως κατώτερο ή/και ανώτερο μέγεθος από αυτό (ή από αυτά, στην περίπτωση ενοποίησης τριών μεγεθών), που αναφέρεται (αναφέρονται) στη συσκευασία.

Εν πάση περιπτώσει, το όριο ανοχής 10 % αφορά μόνο τους καρπούς, το μέγεθος των οποίων δεν είναι μικρότερο από τα ακόλουθα ελάχιστα όρια:

Λεμόνια:	43 mm
Μανταρίνια εξαιρέσει των κλημεντινών:	43 mm
Κλημεντίνες:	34 mm
Πορτοκάλια:	50 mm

## **5.1.4.Διατάξεις όσον αφορά την παρουσίαση**

### **A. Ομοιογένεια**

Το περιεχόμενο κάθε κιβωτίου πρέπει να περιέχει αποκλειστικά εσπεριδοειδή της ίδιας καταγωγής, ποικιλίας, ποιότητας, μεγέθους και σαφώς του ιδίου βαθμού ανάπτυξης και ωρίμανσης.

Επιπλέον, για την κατηγορία «Έξτρα» απαιτείται ομοιογένεια χρωματισμού.

Το εμφανές τμήμα του περιεχομένου του κιβωτίου ή της παρτίδας πρέπει να είναι αντιπροσωπευτικό του συνόλου.

### **B. Συσκευασία**

Τα εσπεριδοειδή πρέπει να συσκευάζονται κατά τρόπο ώστε να εξασφαλίζεται η κατάλληλη προστασία του προϊόντος.

Τα υλικά, και ιδίως τα χαρτιά που χρησιμοποιούνται στο εσωτερικό του κιβωτίου πρέπει να είναι καινούργια, καθαρά και από υλικό τέτοιο ώστε να μην είναι δυνατό να προκληθούν εσωτερικές ή εξωτερικές αλλοιώσεις στα προϊόντα. Επιτρέπεται η χρησιμοποίηση υλικών, και ιδίως χαρτιών ή σημάτων που περιέχουν εμπορικές ενδείξεις, με την επιφύλαξη ότι η εκτύπωση ή η τοποθέτηση της ετικέτας πραγματοποιούνται με τη βοήθεια μη τοξικής μελάνης ή κόλλας.

Όταν οι καρποί είναι περιτυλιγμένοι πρέπει να χρησιμοποιείται λεπτό στεγνό καινούργιο και άοσμο (1) χαρτί.

Απαγορεύεται η χρήση οιασδήποτε ουσίας που ενδέχεται να τροποποιήσει τα φυσικά χαρακτηριστικά των εσπεριδοειδών και κυρίως την οσμή και τη γεύση τους (1).

Τα κιβώτια πρέπει να είναι απαλλαγμένα από κάθε ξένο σώμα εντούτοις, γίνεται δεκτή και η παρουσίαση που περιλαμβάνει ένα μικρό κλώνο, μη ξυλώδη, με πράσινα φύλλα προσκολλημένα στον καρπό.

(1) Επιτρέπεται η χρησιμοποίηση συντηρητικών ή κάθε άλλης χημικής ουσίας η οποία ενδέχεται να αφήσει στην επιδερμίδα του καρπού μια ξένη οσμή, κατά το μέτρο που είναι σύμφωνη με τις σχετικές κοινοτικές διατάξεις.

### **Γ. Παρουσίαση**

Τα εσπεριδοειδή μπορούν να παρουσιάζονται:

- α) διατεταγμένα σε κανονικά στρώματα στα κιβώτια·
- β) χωρίς διάταξη σε τακτικά στρώματα στα κιβώτια ή χύμα σε παλετοκιβώτια. Η παρουσίαση αυτή επιτρέπεται μόνο για τις κατηγορίες I και II·
- γ) σε μεμονωμένες συσκευασίες για την απευθείας πώληση στον καταναλωτή βάρους κατώτερου των 5 kg που κατασκευάζονται:
  - είτε ανάλογα με τον αριθμό των καρπών,
  - είτε ανάλογα με το καθαρό βάρος των κιβωτίων.

Τα στάνταρ καθορίζονται ακόμα πιο αυστηρά από το τμήμα Γεωργίας της Αμερικής (United States Standards for Grades of Oranges (California and Arizona)) Έτσι αυτοί είναι περισσότερο αυστηροί για την ποιότητα και το τι εννοούμε όταν λέμε ζημιά, ουλή πτυχώσεις μέγεθος ομφαλού κ.τλ. Για παράδειγμα θέτει όριο για παρουσία κηλίδων 2,5% της επιφάνειας σε κάποια από τις δευτερεύουσες κατηγορίες ποιότητας ή ότι είναι ακατάλληλα προς πώληση φρούτα με κηλίδες που έχουν διάμετρο μεγαλύτερη από το ¼ της ίντζας κ.α.

Βλέποντας τους παραπάνω περιορισμούς που θέτει η νομοθεσία καταλαβαίνουμε ότι δεν είναι εύκολη υπόθεση η επιθεώρηση και η ταξινόμηση των εσπεριδοειδών. Η τήρηση όλων των παραπάνω κριτηρίων είναι μια δύσκολη υπόθεση για τον προγραμματιστή του συστήματος αυτόματης ταξινόμησης.



## **5.2. Προγραμματισμός των υφιστάμενων διατάξεων στο συσκευαστήριο της Ένωσης Γεωργικών Συνεταιρισμών Μάλεμε**

Στην Ένωση Γεωργικών Συνεταιρισμών Μάλεμε μέχρι το 1997 υπήρχε ένα παλιός τεχνολογίας συσκευαστήριο που ήταν ημιαυτόματο. Απασχολούσε προσωπικό περί τα 100 άτομα για να λειτουργεί με δυναμικότητα περί τους 100 τόνους/ημέρα.

Οι μόνοι αυτοματισμοί που είχε αυτό το συσκευαστήριο ήταν α) ένας διαχωρισμός αμέσως μετά το άδειασμα των κιβωτίων για απόρριψη των πολύ μικρών φρούτων και β) διαχωρισμός στο τέλος της γραμμής συσκευασίας των φρούτων κατά 8 διαφορετικά μεγέθη. Οι δύο παραπάνω διαχωρισμοί επιτυγχάνονταν με την σταδιακή διαφοροποίηση της απόστασης μεταξύ των κυλινδρικών μεταφορέων. Επίσης μια αυτόματη ζυγαριά σε κάθε γραμμή εξόδου ζύγιζε πορτοκάλια μέχρι την συμπλήρωση ενός καθορισμένου βάρους και μετά τα άδειαζε, προκειμένου να έχουν όλα τα κιβώτια παρόμοιο βάρος.

Πολλοί είναι οι λόγοι για τους οποίους η ποιότητα των πορτοκαλιών που φτάνει στο συσκευαστήριο δεν είναι καλή και σίγουρα δεν είναι και ομοιόμορφη. Η ποιότητα υποβαθμίζεται από τη βροχή, τις απότομες κλιματικές αλλαγές, τα έντομα (των ειδών *Philocmestes*, *Parapemisika* κ.α.) και τις ασθένειες (*Penicillium* κ.α.).

Τα ζητούμενα από μια μονάδα αυτόματης διαλογής ήταν (Christoph, K., 1997):

- Πως η αυτόματη διαλογή θα εφαρμοστεί στο συσκευαστήριο για να έχουμε μια συνεχή διαδικασία παραγωγής.
- Το σύστημα θα πρέπει να έχει μια ελάχιστη δυναμικότητα που να μην ελαττώνει την παραγωγικότητα της υπόλοιπης γραμμής συσκευασίας.
- Σε πιο στάδιο της γραμμής συσκευασίας θα προσαρμοστεί μια τέτοια μονάδα (αρχή, μέση ή τέλος). Η εφαρμογή στα αρχικά στάδια θα μείωνε το κόστος παραγωγής.
- Ο ζητούμενος αυτοματισμός έπρεπε να πληροί τις δυνατότητες διαλογής ανάλογα με το μέγεθος, το σχήμα, το χρώμα επιφανείας και την ανίχνευση κηλίδων και ελαττωμάτων.
- Το σύστημα θα πρέπει να είναι ανοικτό σε μελλοντικές αλλαγές και επεκτάσεις.
- Εύκολο στη χρήση και γρήγορα εφαρμόσιμο.
- Ποιοι έλεγχοι εφαρμόζονταν με τον παλιό αυτοματισμό και ποιοι θα απαιτούνται όταν εγκατασταθεί η νέα μονάδα αυτόματης οπτικής επιθεώρησης.
- Τι γίνεται με την συμβατότητα της μονάδας με την παλιά γραμμή συσκευασίας.
- Είναι δυνατόν με την εφαρμογή του αυτοματισμού να μειωθεί το κόστος παραγωγής.
- Πόσο προσωπικό θα εξοικονομηθεί.
- Σε πόσα χρόνια θα αποσβεστεί η επένδυση για τον αυτοματισμό.

Ο προγραμματισμός της παραγωγικής διαδικασίας είναι τεκμηριωμένος σε κάθε φάση υλοποίησης της παραγωγικής διαδικασίας και γίνεται με ελεγχόμενο τρόπο. Η διαδικασία της λειτουργίας ενός συσκευαστηρίου διακρίνεται στις εξής κύριες διεργασίες που εκτελούνται από τα αντίστοιχα τμήματα. Την παρακολούθηση των παραμέτρων λειτουργίας σε κάθε επιμέρους στάδιο έχει ο προϊστάμενος του τμήματος παραγωγής.

### **Στοιχεία - Χαρακτηριστικά Α' Υλών**

Ως Α' ύλες της παραγωγικής διαδικασίας στην ΕΓΣ ΜΑΛΕΜΕ θεωρούνται τα πορτοκάλια ποικιλιών

- **MERLIN ΟΜΦΑΛΟΦΟΡΑ**
- **VALENCIA.**

Πιν. 9. Εργασίες που εκτελούνται στο συσκευαστήριο Μάλεμε.

<b>ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΕΣ</b>	<b>ΤΜΗΜΑΤΑ</b>
ΠΑΡΑΚΟΛΟΥΘΗΣΗ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ	ΤΜΗΜΑ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗΣ ΠΑΡΑΓΩΓΩΝ
ΔΗΛΩΣΗ ΠΑΡΑΓΩΓΟΥ	ΤΜΗΜΑ ΟΜΑΔΑΣ ΠΑΡΑΓΩΓΩΝ
ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΓΟΡΑΣ	ΤΜΗΜΑ ΕΜΠΟΡΙΑΣ - ΠΡΟΜΗΘΕΙΩΝ
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΜΟΣ ΚΟΠΗΣ	ΤΜΗΜΑ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗΣ ΠΑΡΑΓΩΓΩΝ
ΠΑΡΑΛΑΒΗ	ΤΜΗΜΑ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ
ΑΠΟΘΗΚΕΥΣΗ	» »
ΤΡΟΦΟΔΟΣΙΑ ΓΡΑΜΜΗΣ	» »
ΔΙΑΛΟΓΗ	» »
ΑΠΟΡΡΙΨΗ ΜΙΚΡΩΝ ΚΑΡΠΩΝ	» »
ΠΛΥΣΙΜΟ	» »
ΑΠΟΛΥΜΑΝΣΗ	» »
ΞΕΠΛΥΜΑ	» »
ΣΤΕΓΝΩΜΑ	» »
ΚΕΡΩΜΑ	» »
ΣΤΕΓΝΩΜΑ	» »
ΔΙΑΛΟΓΗ	» »
ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ	» »
ΣΥΣΚΕΥΑΣΙΑ	» »
ΠΑΛΕΤΑΡΙΣΜΑ	» »
ΖΥΓΙΣΗ	» »
ΑΠΟΘΗΚΕΥΣΗ	» »
ΦΟΡΤΩΣΗ	» »
ΜΕΤΑΦΟΡΑ	ΤΜΗΜΑ ΕΜΠΟΡΙΑΣ
ΑΠΟΘΗΚΕΥΣΗ	» »
ΠΩΛΗΣΗ	ΤΜΗΜΑ ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ
ΕΚΚΑΘΑΡΙΣΗ	» »

Οι βασικές προδιαγραφές των εισερχομένων πορτοκαλιών αναφέρονται στον ακόλουθο πίνακα:

Πιν.10. Ελεγχόμενα χαρακτηριστικά στο συσκευαστήριο Μάλεμε.

<b>ΠΡΟΔΙΑΓΡΑΦΕΣ Α' ΥΛΗΣ</b>	<b>ΕΛΕΓΧΟΜΕΝΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ</b>
<b>ΜΕΓΕΘΟΣ</b>	<b>Κατηγορίες από 1 έως 8</b>
<b>ΟΡΓΑΝΟΛΗΠΤΙΚΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ<sup>1</sup></b>	<b>Τραχύτητα Φλούδας</b>
	<b>Χρώμα</b>
	<b>Καθαρότητα επιφάνειας</b>
	<b>Φουσκώματα Σημάδια στην επιφάνεια</b>

<sup>1</sup> Τα οργανοληπτικά χαρακτηριστικά των πορτοκαλιών προκύπτουν από το χρωματισμό τους

### Στοιχεία - Χαρακτηριστικά Τελικών Προϊόντων

Τα τελικά προϊόντα της ΕΓΣ ΜΑΛΕΜΕ διακρίνονται σε:

- ⇒ Τρίσειρο χαρτοκιβώτιο για πορτοκάλια μεγέθους 4 έως 7.
- ⇒ Δίσειρο χαρτοκιβώτιο για πορτοκάλια μεγέθους 4 έως 7.
- ⇒ Μονόσειρο χαρτοκιβώτιο για πορτοκάλια μεγέθους 1 έως 4.

- ⇒ Κλούβα για πορτοκάλια μεγέθους 4 έως 6.
- ⇒ Κλουβάκι για πορτοκάλια μεγέθους 3 έως 6.
- ⇒ Δίκτυ 3 Kg για πορτοκάλια μεγέθους 4 έως 6.

### Κίνδυνοι που πρέπει να ελεγχθούν κατά την συσκευασία

<b>ΧΗΜΙΚΟΣ</b> ⇒ λόγω υπολειμμάτων μυκητοκτόνων στη φλούδα του πορτοκαλιού
<b>ΧΗΜΙΚΟΣ</b> ⇒ λόγω υπολειμμάτων κεριών στη φλούδα του πορτοκαλιού
<b>ΜΙΚΡΟΒΙΟΛΟΓΙΚΟΣ</b> ⇒ λόγω ανάπτυξης μούχλας

### Σύστημα Προληπτικών & Διορθωτικών Ενεργειών [αρχή HACCP 3]

Τα όρια των αποδεκτών τιμών για τις ελεγχόμενες παραμέτρους στα κρίσιμα σημεία ελέγχου έχουν καθοριστεί έτσι ώστε να μην κινδυνεύει η υγιεινή και η ασφάλεια του προϊόντος με βάση:

- την ελληνική, την Κοινοτική και την διεθνή νομοθεσία:

Πιν.11. Κανονισμοί που ακολουθεί το συσκευαστήριο Μάλεμε.

ΕΚΔΙΔΟΥΣΑ ΑΡΧΗ	ΤΙΤΛΟΣ
- FDA, USDA	The Almanac of the canning, freezing, preserving industries
- Συμβούλιο της Ευρωπαϊκής Ένωσης	Οδηγία 93/43/ΕΟΚ του Ευρωπαϊκού Συμβουλίου της 14 Ιουνίου 1993, για την υγιεινή των τροφίμων
- Συμβούλιο της Ευρωπαϊκής Ένωσης	✓ Εφημερίδα των Ευρωπαϊκών Κοινοτήτων αρ. L 156/23.6.94, σελίδες: 53-57 "Γενικές αρχές εφαρμογής HACCP" ✓ Απόφαση 94/356 του Συμβουλίου της Ε.Ε. της 20 Μαΐου 1994 για συμπλήρωση της Οδηγίας 91/493/ΕΟΚ του Συμβουλίου της 22 Ιουλίου 1991
- Υπουργείο Οικονομικών - Γενικό Χημείο Κράτους	Κώδικας Τροφίμων, Ποτών και Αντικειμένων Κοινής Χρήσης Μέρος Α - Τρόφιμα και Ποτά
- Οργανισμός Προώθησης Εξαγωγών	Η επισήμανση στη συσκευασία (Τόμος 102, Α' Έκδοση 1993)

- την διεθνή βιβλιογραφία
- την εξειδικευμένη τεχνογνωσία της Ένωσης.

## 6. Αυτόματη οπτική επιθεώρηση στην ταξινόμηση των εσπεριδοειδών.

Ενώ το μέγεθος ή το βάρος των εσπεριδοειδών μπορούν να μετρηθούν και με άλλες μεθόδους, μόνο με οπτική παρατήρηση μπορεί να ληφθούν, πληροφορίες χρώματος, κηλίδων επιφανείας, σύστασης, και μορφής των φρούτων. Αυτές οι μετρήσεις μπορούν να χρησιμοποιηθούν μέσω του κατάλληλου λογισμικού για να παρέχουν την αυτόματη αξιολόγηση ποιότητας των εσπεριδοειδών.

### 6.1. Ταξινόμηση της εσωτερικής ποιότητας

Πολλές φορές ο διαχωρισμός χρώματος δεν γίνεται μόνο για να έχουμε ομοιομορφία χρώματος στο κιβώτιο αλλά και για απόρριψη άγουρων φρούτων αφού πρώτα έχει συσχετιστεί το χρώμα με το βαθμό ωρίμανσης. Σημαντικό ρόλο στην ποιότητα των φρούτων όπως την αντιλαμβάνεται ο καταναλωτής έχει η περιεκτικότητα του χυμού σε σάκχαρο. Ο αριθμός Brix αντιπροσωπεύει το ποσοστό κατά βάρος σακχάρων στο χυμό των φρούτων. Αν και οι βασισμένες σε NIR μη καταστρεπτικές μετρήσεις έχουν ερευνηθεί σε άλλους νωπούς καρπούς, οι πληροφορίες για τα εσπεριδοειδή είναι πολύ περιορισμένες.

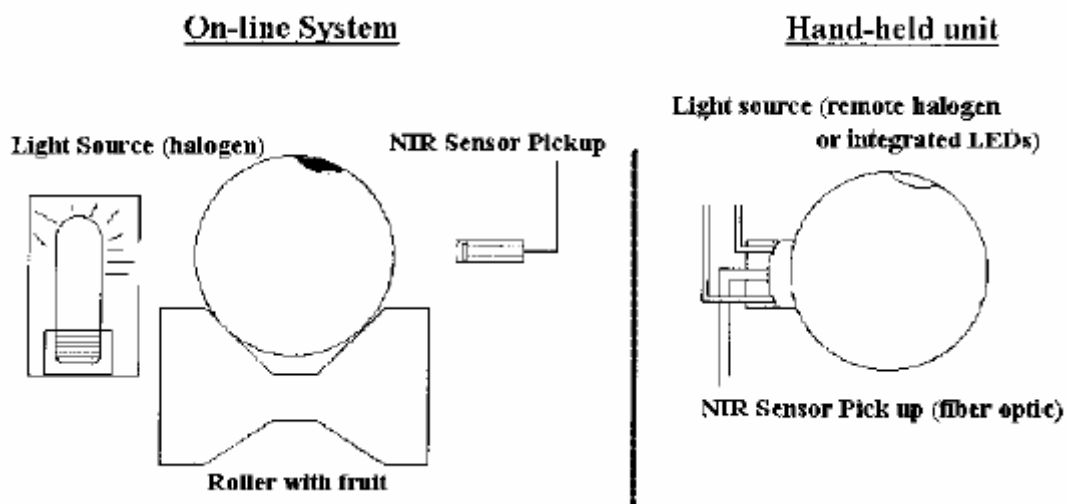
Οι [Miller et al. \(2002\)](#) εργάστηκαν για να αξιολογήσουν την ακρίβεια των τεχνολογιών κοντά στο υπέρυθρο (NIR) για τη μέτρηση του επιπέδου Brix ολόκληρων φρούτων γκρέιπφρουτ και tangerine της Φλώριδας. Δύο μονάδες χρησιμοποιήθηκαν: (1) μια προσαρμοσμένη πάνω στη γραμμή κύλισης των φρούτων (Mitsui QScope, Sumitomo Metal MiningCo., Τόκιο, Ιαπωνία) και (2) μια φορητή μονάδα που αναπτύσσεται για τη γενική ποιοτική αξιολόγηση νωπών καρπών (Inst. Agric. Engr. - Bornim, Potsdam, Γερμανία). Οι δοκιμές σε πραγματικό χρόνο στη γραμμή κύλισης έγιναν με ένα ρυθμό 5 φρούτων ανά δευτερόλεπτο. Το άσπρο γκρέιπφρουτ εξετάστηκε στις δύο προρυθμισμένες θερμοκρασίες, 5 και 20 °C ενώ το κόκκινο γκρέιπφρουτ εξετάστηκε στις περιβαλλοντικές συνθήκες. Οι συγκριτικές μετρήσεις NIR λήφθηκαν και για την μονάδα που ήταν προσαρμοσμένη στη γραμμή και για τη φορητή μονάδα ενώ μετά από τα φρούτα βγήκε ο χυμός στον οποίο μετρήθηκαν τα Brix. Σχέσεις γραμμικής συσχέτισης έγιναν μεταξύ των μη καταστρεπτικών τεχνικών NIR και των εργαστηριακών μετρήσεων Brix.

Τα φασματικά στοιχεία λήφθηκαν χρησιμοποιώντας δύο πηγές φωτός(LED and halogen) που τοποθετήθηκαν σε ένα ειδικό φλυτζάνι που τοποθετήθηκε έναντι στην επιφάνεια των φρούτων. Ένα φασματικό σκάνερ 400 nm to 1100 nm, με 2.5 nm χαμηλοπερατό φίλτρο, λήφθηκε και αναλύθηκε με τη μέθοδο των μερικών ελαχίστων τετραγώνων (PLS).

Οι [Miller et al. \(2002\)](#) εργάστηκαν επίσης για να καθορίσουν εάν οι μετρήσεις NIR brix μπορούν να βελτιωθούν με την ενσωμάτωση πρόσθετων φυσικών και οπτικών ιδιοτήτων σε ένα πρότυπο NN που θα ήταν ενσωματωμένο σε μια εμπορική γραμμή παραγωγής.

Οι μετρήσεις NIR από τη γραμμή και οι μετρήσεις της φορητής συσκευής, που λήφθηκαν με πηγές φωτός LED and halogen, είχαν σημαντική συσχέτιση με τις εργαστηριακές μετρήσεις Brix μέσω του δείκτη διάθλασης. Εντούτοις, όλες οι τιμές  $r^2$  ήταν  $< 0,7$ . Τα χειρότερα αποτελέσματα ήταν για το άσπρο γκρέιπφρουτ που κρατήθηκε σε κρύα αποθήκευση σε 5°C και δοκιμασμένος έπειτα σ' αυτή τη θερμοκρασία. Ο υψηλότερος συσχετισμός ήταν για το κόκκινο γκρέιπφρουτ μεγέθους 40 που εξετάστηκε στις περιβαλλοντικές συνθήκες. Τα αυθαίρετα σωστά επίπεδα ταξινόμησης τέθηκαν για το άσπρο γκρέιπφρουτ σε 9 Brix, το κόκκινο γκρέιπφρουτ σε 10 Brix, και tangerine σε 14 Brix. Για το γκρέιπφρουτ, η σωστή ταξινόμηση κυμάνθηκε από 62.1-88.4%, με υψηλότερη επιτυχία ταξινόμησης για το κόκκινο γκρέιπφρουτ μεγέθους 40. Για τη φορητή δοκιμή NIR tangerine, τα αποτελέσματα ταξινόμησης για τις πηγές φωτός αλογόνου και LED ήταν παρόμοια. Τα προβλεφθέντα brix επίπεδα συνδέθηκαν με φυσικά χαρακτηριστικά

γνωρίσματα και χαρακτηριστικά γνωρίσματα χρώματος και αναλύθηκαν από ένα νευρωνικό δίκτυο. Αυτή η προσέγγιση πολυ-χαρακτηριστικών γνωρισμάτων μείωσε ελαφρώς τα επίπεδα λάθους για το γκρέιπφρουτ αλλά tangerine τα αποτελέσματα ήταν χειρότερα όταν συγκρίνονται με τις προβλεφθείσες τιμές που υπολογίστηκαν μόνο με βάση Brix.



Εικ.4. Τα συστήματα ελέγχου Brix μέσω NIR ([Miller et al., 2002](#))

Οι [Kondo et al. \(2000\)](#) εξέτασαν τη δυνατότητα πραγματοποίησης της ποιοτικής αξιολόγησης των πορτοκαλιών φρούτων *Iyokan* με χρήση της όρασης μηχανών και τεχνικές νευρωνικών δικτύων με σκοπό την αυτοματοποίηση της ταξινόμησης των πορτοκαλιών.

Σ' αυτήν την εργασία η εικόνα πορτοκαλιών αποκτήθηκε χρησιμοποιώντας μια έγχρωμη τηλεοπτική κάμερα κάτω από το φωτισμό 500 lux που περιέχονταν από δύο λαμπτήρες με θερμοκρασία χρώματος 5500 K. Το σήμα NTSC από την κάμερα μετατράπηκε σε μια οκτάμπιτη RGB εικόνα. Η αναλογία των συστατικών R και G του χρώματος λήφθηκε από την εικόνα χρώματος. Η σύσταση της επιφάνειας φρούτων ερευνήθηκε από την 256 επιπέδων γκριζα κλίμακα του πράσινου χρώματος μέσω μιας co-occurrence matrix. Ως χαρακτηριστικά γνωρίσματα υφής υπολογίστηκαν, η γωνιακή δεύτερη στιγμή (ASM), η αντιστροφή στιγμή διαφοράς (IDM) και η αντίθεση (Haralick et al., 1973) στο πράσινο τμήμα του χρώματος του οποίου η γκριζα-κλίμακα μειώθηκε από 256 έως 64 με τον όρο ότι η απόσταση ήταν 16 εικονοστοιχεία και η γωνία ήταν 0, όταν δημιουργήθηκε η co-occurrence matrix σε αυτήν την μελέτη. Ένα από τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα υφής χρησιμοποιήθηκε για να αντικαταστήσει τη χειρονακτική παρατήρηση της τραχύτητας. Μια δυαδική εικόνα δημιουργήθηκε επίσης με τη χρησιμοποίηση της εικόνας κόκκινου χρώματος και η αναλογία -πλάτους ύψους των φρούτων εξήχθη από τη δυαδική εικόνα ως αναλογία διαμέτρων Feret. Το βάρος μετρήθηκε από μια ηλεκτρική ζυγαριά. Επιπλέον από τις μετρήσεις που έγιναν αυτόματα από το σύστημα, η αναλογία ύψους - πλάτους των φρούτων και η τραχύτητα της επιδερμίδας μετρήθηκαν με το χέρι και παρατηρήθηκαν.

Δύο σύνολα παραμέτρων χρησιμοποιήθηκαν σε αυτήν την μελέτη:

- (1) η χρωματική αναλογία ( $R:G$ ), το βάρος, αναλογία ύψους -πλάτους ( $H:W$ ), και βαθμός τραχύτητας (οι δύο τελευταίοι παράγοντες ελήφθησαν χειρονακτικά), και
- (2) η  $R:G$ , βάρος, αναλογία διαμέτρων Feret, και ένα χαρακτηριστικό γνώρισμα υφής (όλες οι παράμετροι εξήχθησαν από τις εικόνες).

Τα παραπάνω 2 σύνολα ερευνήθηκαν για να καθοριστεί ο συσχετισμός τους με την περιεκτικότητα σε σάκχαρα και το pH μέσω κατάρτισης παρόμοιων νευρωνικών δικτύων και τα αποτελέσματα συγκρίθηκαν.

Ένα νευρωνικό δίκτυο κατασκευάστηκε με τέσσερα στοιχεία εισόδου και έναν στοιχείο εξόδου. Ο αριθμός στοιχείων του ενδιάμεσου στρώματος άλλαζε βαθμιαία από δύο έως πέντε για να βρεθεί το καταλληλότερο. Αμφότερα τα σύνολα παραμέτρων χρησιμοποιήθηκαν ως στοιχεία εισόδου και η περιεκτικότητα σε σάκχαρα και το pH ήταν τα στοιχεία εξόδου. Τα δεδομένα εισόδου ομαδοποιήθηκαν σε τέσσερις κατηγορίες ενώ τα δεδομένα εξόδου σε πέντε κατηγορίες. Από τα 30 πορτοκάλια, τα 25 χρησιμοποιήθηκαν κατά την διάρκεια κατάρτισης των νευρωνικών δικτύων και απέμειναν 5 για τη δοκιμή των νευρωνικών δικτύων. Στη διαδικασία κατάρτισης, η μέγιστη επανάληψη περιορίστηκε στο 500. Το φίλτρο πρότυπο Kalman χρησιμοποιήθηκε για να εκπαιδεύσει τα Νευρωνικά δίκτυα (Murase et al., 1998). Η εισαγωγή μπορεί να εκφραστεί σε μια διανυσματική μορφή και μεταφέρθηκε σε ένα κρυμμένο επίπεδο στοιχείων μέσω κάποιων βαρών σύνδεσης. Εν περιλήψει, αυτό το νευρικό δίκτυο εκτελεί έναν μη γραμμικό μετασχηματισμό επάνω στο διάνυσμα των στοιχείων εισόδου. Η εκμάθηση του νευρικού δικτύου είναι μια διαδικασία για να καθορίσει το βέλτιστες τιμές των βαρών σύναψης τα οποία ρυθμίζονται βήμα - βήμα χρησιμοποιώντας γνωστά δεδομένα εισόδου και τα αναμενόμενα αποτελέσματα εξόδου. Σε αυτήν την μελέτη, ένα νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυμμένο επίπεδο χρησιμοποιήθηκε.

Η πρώτη κατάρτιση και η δοκιμή διευθύνθηκαν χρησιμοποιώντας το σύνολο παραμέτρων (1). Η δεύτερη κατάρτιση και η δοκιμή διευθύνθηκαν χρησιμοποιώντας το σύνολο παραμέτρων (2). Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι οι συντελεστής συσχέτισης μεταξύ των μετρημένων τιμών περιεκτικότητας σε σάκχαρα και των προβλεφθεισών ήταν 0,79 όταν ως στοιχεία εισόδου χρησιμοποιήθηκαν αυτά του συνόλου παραμέτρων (1) και 0,84 για το (2). Οι συντελεστής συσχέτισης μεταξύ των μετρημένων τιμών pH και των προβλεφθεισών τιμών pH ήταν 0,83 και 0,68, αντίστοιχα.

Το συμπέρασμα που αποκομίστηκε ήταν ότι περισσότερα χαρακτηριστικά γνωρίσματα εικόνας από ότι χρησιμοποιήθηκαν σε αυτήν την μελέτη πρέπει να χρησιμοποιούνται ως στοιχεία εισόδου στο Νευρωνικό δίκτυο για να κατασκευάσουν ένα ακριβέστερο μη καταστρεπτικό σύστημα ποιοτικής αξιολόγησης φρούτων.

## **6.2. Ταξινόμηση της εξωτερικής ποιότητας**

Η όραση υπολογιστών έχει εφαρμοστεί στην ταξινόμηση των πορτοκαλιών με αναφορά στα οπτικά χαρακτηριστικά τους. Ο Ruiz et al. (1996) μελέτησαν τρεις μεθόδους ανάλυσης εικόνας για να λύσουν το πρόβλημα των μακριών μίσχων που είχαν τα μηχανικώς συγκομισμένα πορτοκάλια. Οι τεχνικές περιλαμβάνουν την κατάτμηση χρώματος βασισμένη στη γραμμική διακρίνουσα ανάλυση, την ανάλυση κυρτότητας περιγράμματος και μια διαδικασία εκλέπτυνσης που περιλαμβάνει την επανάληψη έως ότου ο μίσχος γίνεται ένας σκελετός. Διαπιστώθηκε ότι αυτές οι τεχνικές ήταν σε θέση να καθορίσουν την παρουσία ή η απουσία ενός μίσχου με βεβαιότητα, εντούτοις, θέση μίσχων υπολογίστηκε σωστά το 93 ..90 και 98% για τις διαφορετικές τεχνικές, αντίστοιχα, στα δείγματα δοκιμασμένα.

Τα επίπεδα σωστής ταξινόμησης για τη χειρωνακτική (Miller and Burns, 1992) και αυτόματη ταξινόμηση (Miller et al., 1997) των εσπεριδοειδών της Φλώριδας έχουν ερευνηθεί. Οι σταθμισμένοι μέσοι όροι για την αυτόματη βαθμολόγηση κυμάνθηκαν από 86,4% για το Honey tangerine σε 94,1% για το άσπρο γκρέιπφρουτ. Τα χειρωνακτικά επίπεδα ποίκιλαν από 91,8% για το πορτοκάλι "Valencia" σε 95,5% για το άσπρο

γκρέιπφρουτ. Η μέγιστη παραλλαγή στη σωστή ταξινόμηση ήταν 5,7% στη βαθμολόγηση Honey tangerine και αυτό ανήκε στην χειρονακτική ταξινόμηση. Εντούτοις, σε αυτές τις μελέτες μόνο δύο έως τρία χαρακτηριστικά γνωρίσματα κηλίδων εφαρμόστηκαν στην αυτόματη διαμόρφωση βαθμολόγησης. Επίσης, αυτές οι μελέτες δεν επεκτάθηκαν πέρα από μια πλήρη μετατόπιση εργασίας. Θα περιμέναμε ότι η ανθρώπινη απόδοση θα μίκραινε και αυτό θα οφείλονταν στην επαναλαμβανόμενη και σκληρή εργασία διαχωρισμού φρούτων (Malcom et al., 1953).

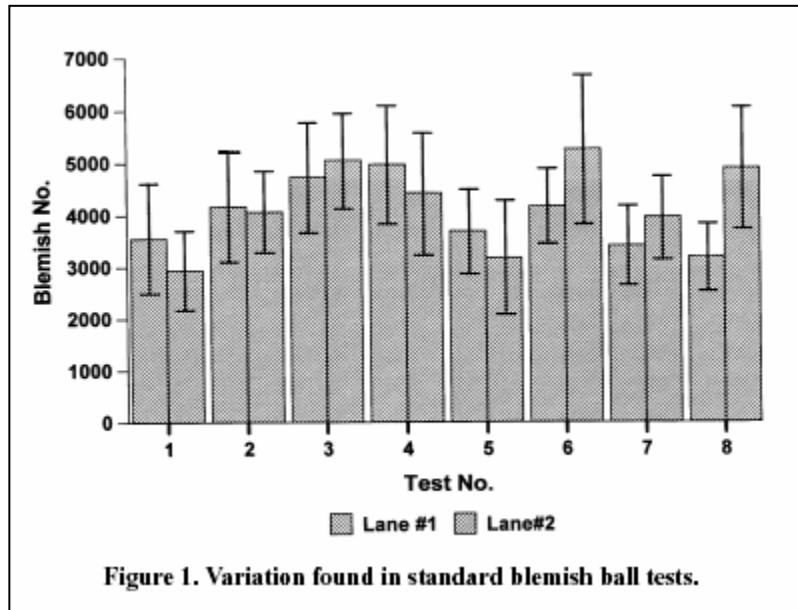
Οι [Miller et al., 2001](#) εργάστηκαν για να αξιολογήσουν την αυτόματη ταξινόμηση με χρήση νευρωνικών δικτύων για τα εσπεριδοειδή της Φλώριδας, και να καθορίσουν τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα με σημαντική συμβολή στα διάφορα μοντέλα NN. Χρησιμοποίησαν τρία είδη εσπεριδοειδών (Πορτοκάλι, γκρέιπφρουτ, και ποικιλίες tangerine) τα οποία εξετάστηκαν για κηλίδες από ασθένειες και από φυσικά ελαττώματα.

Ο αριθμός φρούτων που αναλύθηκαν ήταν 4300 αντιπροσωπεύοντας όλες τις εποχές συγκομιδής (πρώιμη, κανονική και όψιμη). Το κανονικό μέγεθος δειγμάτων ήταν 25 και για τα αποδεκτά και για τα απορριφθέντα φρούτα.

Η ανάλυση εικόνας έγινε από έξι απόψεις του φρούτου που λήφθηκαν από δύο φωτογραφικές μηχανές. Τα φρούτα μεταφέρονταν με κυλίνδρους που χωρίζονταν με διαστήματα 10 εκατ. Οι κύλινδροι ακουμπούσαν σε ένα οδοντωτό ιμάντα από την κάτω πλευρά για να έχουμε περιστροφή τους. Το κάθε φρούτο ζυγίστηκε όταν ήταν στη θέση του με ακρίβεια 0,1g. Χρησιμοποιώντας το γεωμετρικό μέσο όρο διαμέτρου από το χαρακτηριστικό γνώρισμα μεγέθους, ένας σφαιρικός όγκος υπολογίστηκε. Ένα πρόγραμμα δυναμικής απόκτησης δεδομένων διευκόλυνε την σε πραγματικό χρόνο συλλογή δεδομένων στην κύρια CPU. Μετά από κάθε δοκιμή, τα στοιχεία μεταφέρθηκαν σε ένα λογιστικό φύλλο (spreadsheet) για την κανονικοποίηση και την περαιτέρω ανάλυση. Στην ανωτέρω λίστα, τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα κηλίδων ορίστηκαν από 1 μέχρι 9, τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα χρώματος από 10 έως 12 και φυσικά χαρακτηριστικά γνωρίσματα 13 μέχρι 16. Ο αριθμός κηλίδων θα χρησιμοποιούταν για απλή ανάλυση χαρακτηριστικών γνωρισμάτων. Αυτός αναγνωρίστηκε από το μέγεθος των φρούτων, την περιοχή ελαττωμάτων και τη δριμύτητα της περιοχής των κηλίδων. Μια διαφορά βρέθηκε μεταξύ της τιμής HSI (απόχρωση, κορεσμός, ένταση) ιδανικών και ελαττωματικών φρούτων και πολλαπλασιάστηκε έπειτα με μια τιμή ανάλογη της βαρύτητας. Αυτή η λειτουργία δριμύτητας επέτρεψε στις μεγάλες διαφορές για να σταθμιστούν βαρύτερα. Οι ειδικές ατέλειες με μορφή κηλίδων, π.χ., η κηλίδα της περιοχής γύρω από το μίσχο, προσδιορίστηκαν από μια νευρική πρότυπη προσέγγιση δικτύων (Colour Vision Systems, 1998). Τα συγκεκριμένα χρώματα υποδείχθηκαν μέσα σε ένα HSI-color space που προκαθορίστηκε από το χειριστή και βαθμολογήθηκε με ένα Macbeth ελεγκτή χρώματος (Kollmorgan, New Windsor, N.Y.). Η φωτεινή περιοχή του φρούτου σε αντίθεση με τη σκοτεινή περιοχή της κηλίδας βασίστηκε στο βαθμό της έντασης και στη παραλλαγή του κορεσμού.

Για να στοιχειοθετηθεί η αναμενόμενη παραλλαγή των συστημάτων όρασης μηχανών, μια σφαίρα με μαύρες μαρκαρισμένες περιοχές ατέλειας δοκιμάστηκε πολλές φορές κατά την διάρκεια όλης της περιόδου που έγιναν οι δοκιμές. Η σφαίρα είχε διάμετρο 9,7 εκατ. και ήταν μαρκαρισμένη με έναν ανεξίτηλο μαύρο μαρκαδόρο. Αυτή η σφαίρα λειτούργησε για να καθορίσει εάν επιτεύχθηκε μια πλήρης περιστροφή κάτω από την περιοχή εξέτασης των φωτογραφικών μηχανών καθώς επίσης και ως ένας δείκτης της επανάληψιμότητας της ανάλυσης ελαττωμάτων του συστήματος. Οκτώ δοκιμές που χρησιμοποίησαν αυτή τη μαρκαρισμένη σφαίρα έγιναν καθ' όλη τη διάρκεια της περιόδου. Η μεταβλητότητα εντός κάθε δοκιμής και μεταξύ δύο γραμμών του εξοπλισμού εξακριβώθηκε. Τα αποτελέσματα αυτής της τυποποιημένης δοκιμής παρουσιάζονται στην εικ.1. Κάθε δοκιμή επαναλήφθηκε 10 φορές για κάθε γραμμή.





Εικ.4. Τα αποτελέσματα που έδωσε το test με μαρκαρισμένες σφαίρες (Miller et al.,2001)

Τρεις διαμορφώσεις νευρωνικών δικτύων δοκιμάσθηκαν: 1) τυποποιημένο πολυστρωματικό back-propagation (MLBP) με ένα κρυμμένο στρώμα, 2) πολυστρωματικό back-propagation με τη μεταβλητές λειτουργίες μεταφοράς (MLBP-VTF) και 3) πολυστρωματικό back-propagation με ένα βήμα άλματος (MLBP-JS). Σε όλες τις νευρικές διαμορφώσεις δικτύων, το ρυθμός εκμάθησης τέθηκε σε 0,1, την ορμή σε 0,1 και τα αρχικά βάρη σε 0,3. Το λογισμικό (NeuroShell 2 Rel. 4.0, Ward Systems; Frederick, Md.) που επιλέχθηκε για αυτήν την μελέτη ενσωμάτωσε έναν επιπρόσθετο διαγώνιο κόμβο για την εισαγωγή και για κάθε κρυμμένο στρώμα. Η εκμάθηση και οι ομάδες δοκιμών επιλέχθηκαν τυχαία και χωρίστηκαν εξίσου. Η λήξη καθιερώθηκε από το μέσο λάθος < 0,01 epochs, από το ελάχιστο μέσο λάθος > 500, είτε 30000 γεγονότα από μια ελάχιστη αλλαγή του μέσου λάθους. Τα Νευρωνικά πρότυπα δικτύων καταρτίστηκαν με δύο τρόπους χρησιμοποιώντας μόνο τα σχετικά με κελίδες χαρακτηριστικά γνωρίσματα και με χαρακτηριστικά γνωρίσματα κελίδων συν τα φυσικά χαρακτηριστικά γνωρίσματα.(βλ. πίνακα 12)

Στατιστικά σημαντικές διαφορές δεν βρέθηκαν ανάμεσα στις τρεις διαμορφώσεις των νευρωνικών δικτύων αλλά ούτε ανάμεσα στα τρία είδη εσπεριδοειδών. Απλώς η σωστή ταξινόμηση ήταν λίγο καλύτερη για το γκρέιπφρουιτ, ακολούθησε το πορτοκάλι και μετά το tangerine.

Πιν. 12. Αποτελέσματα ταξινόμησης αναλόγως των χαρακτηριστικών που εισάγονται σε ένα NN (Miller et al.,2001).

	Χαρακτηριστικά	
Είδος	Ατέλειες + Χρώμα	Ατέλειες + Χρώμα + Φυσικά
Grapefruit	80.7 [a]	98.5 [b]
Πορτοκάλι	90.3	98.5
Tangerine	78.0	98.4
[a][b] Between column correct classification levels of Blemish + color and Blemish + color + physical were significantly different at 5% level.		

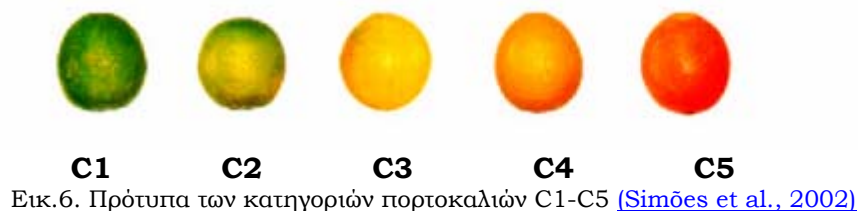


Μια σημαντική διαφορά, σε επίπεδο 5%, βρέθηκε μεταξύ των προτύπων που χρησιμοποίησαν (στην διαδικασία της εκμάθησης) μόνο χαρακτηριστικά από κηλίδες και εκείνων που χρησιμοποίησαν χαρακτηριστικά από κηλίδες και φυσικά χαρακτηριστικά γνωρίσματα. Αυτά τα σωστά επίπεδα ταξινόμησης συνοψίζονται στον πίνακα 4. Σε κάθε ποικιλία, η προσθήκη των φυσικών στοιχείων αύξησε σημαντικά το επίπεδο σωστής ταξινόμησης. Τέτοια αποτελέσματα δεν αναμένονταν δεδομένου ότι είχε προβλεφτεί ότι κατά κύριο λόγο τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα κηλίδων θα συνέβαλλαν στη σωστή ταξινόμηση. Για να ακολουθήσουν αυτήν την σχέση περαιτέρω, οι παράγοντες συμβολής εξήχθησαν από τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα εισαγωγής δύο διαμορφώσεων NN, τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα κηλίδων μόνο και κηλίδες συν τα φυσικά χαρακτηριστικά γνωρίσματα. Οι σημαντικότερες συνεισφορές φυσικών χαρακτηριστικών γνωρισμάτων στα μοντέλα κατάρτισης ήταν: ο όγκος (0.29) για το γκρέιπφρουτ, το μέγεθος (0.18) για το πορτοκάλι και ο όγκος (0.26) για tangerine.

Τα γενικά σωστά επίπεδα ταξινόμησης για τα στοιχεία δοκιμής ήταν 98,5% και για το γκρέιπφρουτ και για τα πορτοκάλια και 98,4% για tangerines.

Μια απαίτηση συστημάτων θα ήταν ξανά η αρχικοποίηση εκμάθησης όταν συσκευάζεται μια νέα ποικιλία. Επίσης, τα μέγιστα/ελάχιστα όρια μπορούν να απαιτηθούν για να παρέχουν τη σταθερότητα ελέγχου.

Οι [Simões et al. \(2002\)](#), εργάστηκαν σύμφωνα με τα Βραζιλιάνικα πρότυπα ταξινόμησης φρούτων (Centro de Qualidade em Horticultura, 2000), κατά τα οποία τα πορτοκάλια πρέπει να ταξινομηθούν σύμφωνα με διάφορα χαρακτηριστικά, όπως το μέγεθος, το χρώμα, και οι κηλίδες. Πέντε διαφορετικές κατηγορίες πορτοκαλιών καθορίστηκαν: α) C1, που αντιστοιχεί σε σκούρο πράσινο β) C2 σε ανοικτό πράσινο γ) C3 σε κίτρινο δ) C4 σε ανοικτό πορτοκαλί ε) C5 σε σκούρο πορτοκαλί. Αυτές οι κατηγορίες παρουσιάζονται στην εικ.1. Εκτός από αυτό, είναι απαραίτητο να προσδιοριστεί εάν η παρουσία ή η απουσία κηλίδων είναι λόγος για αποδοχή ή απόρριψη ενός πορτοκαλιού. Δύο αποδεκτά και ένα απορριφθέν λόγω κηλίδων πορτοκάλια φαίνονται στην εικ.7.

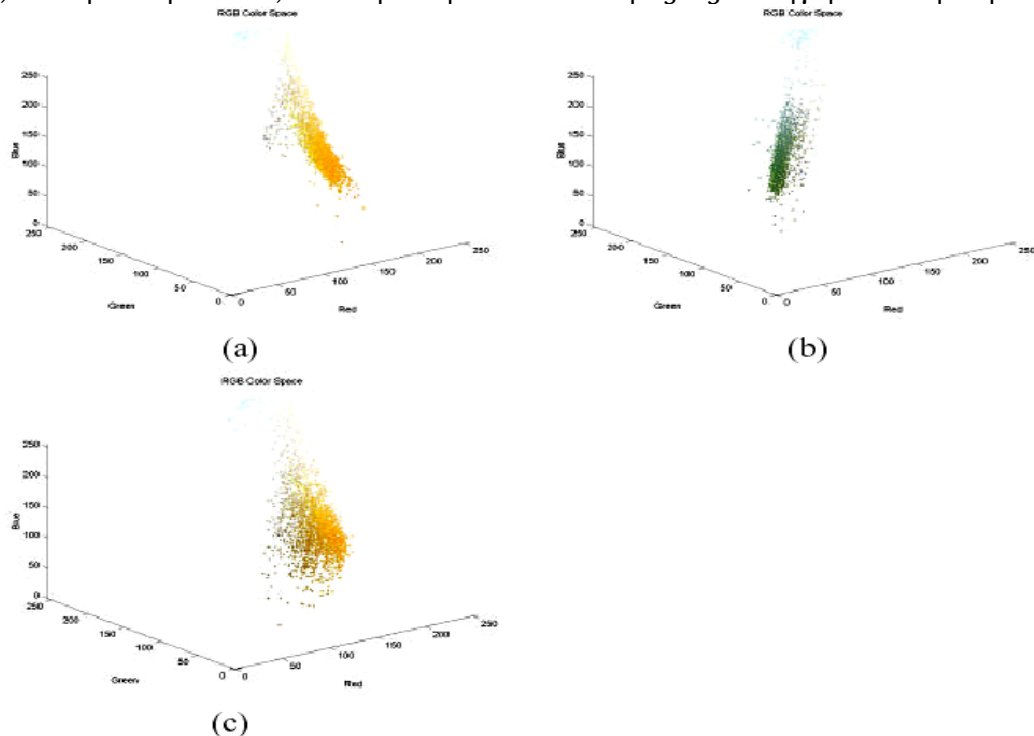


Στην εικ. 7. μπορούμε να βρούμε τα πορτοκάλια τριών διαφορετικών κατηγοριών που επιλέγονται από μια ψηφιακή φωτογραφική μηχανή πέρα από ένα άσπρο υπόβαθρο. Μετασχηματισμένες στο RGB αυτές οι εικόνες παραμένουν όπως φαίνεται στις εικ. 8a, 8b και 8c αντίστοιχα.

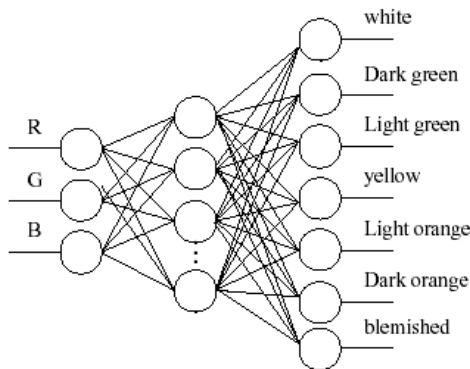


Σε αυτές τις εικόνες η χωρική θέση των εικονοστοιχείων, η ειδική θέση του κάθε εικονοστοιχείου είναι άγνωστη και κάθε σημείο απεικονίζεται χρησιμοποιώντας το χρώμα του, δηλαδή οι συντεταγμένες των εικονοστοιχείων είναι επίσης τα χρώματά τους. Κάτω από κατάλληλους όρους φωτισμού, οι ομάδες χρωμάτων (πορτοκάλι, πράσινο, καφετή, κ.λπ....) μπορεί εύκολα να ξεχωρίσουν από τις ακμές. Το πρόβλημα της ταξινόμησης χρώματος μπορεί έτσι να θεωρηθεί ως πρόβλημα του προσδιορισμού των βέλτιστων ικανών ακρών ενός κατάλληλου χωρίσματος ενός RGB διαστήματος χρώματος.

Αυτές οι ακμές(edges) - ικανές να κάνουν αυτόν τον χωρισμό - έχουν μερικά ειδικά χαρακτηριστικά: Οι ακμές(edges) δεν είναι απαραίτητως κανονικές. Οι ακμές κάθε κατηγορίας δεν είναι απαραίτητως ίδιου μεγέθους. Οι ακμές πρέπει να έχουν κάποιο επίπεδο γενίκευσης κατά τέτοιο τρόπο ώστε τα εικονοστοιχεία με μικρές παραλλαγές στους φωτισμούς χρώματος και κορεσμού να εξελίσσονται από την ίδια άκρη. Προκειμένου να ικανοποιηθούν αυτές οι απαιτήσεις, προτάθηκε η χρήση ενός πολυστρωματικού perceptron (MLP) ANN, που εκπαιδεύεται χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο back-propagation (Simões, 2000). Το δίκτυο αυτό παρουσιάζεται στην εικ. 9. Σε αυτό το πρότυπο δικτύων, υπάρχουν 3 νευρώνες εισαγωγής (οι οποίοι λαμβάνουν τα τρία χρώματα του κάθε εικονοστοιχείου του κάθε πλαισίου), ένα κρυμμένο επίπεδο με 10 νευρώνες, και 7 κατηγορίες εξόδων, που αντιστοιχούν σκούρο πράσινο, ανοικτό πράσινο, κίτρινος, ανοικτό πορτοκαλί, σκούρο πορτοκαλί, στο κηλιδωμένο και άσπρος ως κατηγορία υποβάθρου.



Εικ. .8. Τα πορτοκάλια της παραπάνω εικόνας στο RGB (Simões et al., 2002)



Εικ.9. Η διαμόρφωση ενός NN για την ταξινόμηση του χρώματος (Simões et al., 2002)

Για να εκπαιδεύσουμε το δίκτυο ορίζουμε μερικά παραδείγματα εικονοστοιχείων με τα τυπικά χρώματα (σκούρο πράσινο, ανοικτό πράσινο, κίτρινος, ανοικτό πορτοκαλί, σκούρο πορτοκαλί και άσπρος) χρησιμοποιώντας μερικά πλαίσια σε ένα γραφικό περιβάλλον. Ένα πλαίσιο αντιστοιχεί σε μια ψηφιακή εικόνα ενός πορτοκαλιού σε άσπρο υπόβαθρο. Μόλις εκπαιδευθεί, το σύνολο των εικονοστοιχείων σε ένα πλαίσιο παρουσιάστηκε στο δίκτυο. Το δίκτυο επέστρεψε όλα τα εικονοστοιχεία της εικόνας ταξινομημένα σε ένα σύστημα τυπικών χρωμάτων. Η ταξινόμηση του δικτύου για κάθε εικονοστοιχείο αποθηκεύτηκε και πήραμε μια εικόνα εξόδου από το αρχικό πλαίσιο. Όπως φαίνεται στις προηγούμενες εργασίες (Simões, 2000), τα απλά παραδείγματα των χρωμάτων χωρίς φωτεινότητα ή τα παραδείγματα κορεσμού είναι αρκετά για να λάβουμε μια ικανοποιητική απόδοση ταξινόμησης (περίπου 97% με τις χαμηλές παραλλαγές φωτισμού και κορεσμού χρώματος) με χαμηλό υπολογιστικό κόστος.

### Ταξινόμηση πορτοκαλιών

Το σύνολο των εικονοστοιχείων μιας εικόνας πορτοκαλιού δεν ανήκει απαραίτητως στην ίδια κατηγορία χρώματος. Δεδομένου ότι το Βραζιλιάνικο πρότυπο ταξινόμησης φρούτων καθορίστηκε για την ταξινόμηση χρώματος που γίνεται από ανθρώπους, δεν υπάρχει κανένας ακριβής καθορισμός των ορίων απόκλισης που εφαρμόζονται σε κάθε κατηγορία. Προκειμένου να διαμορφωθούν επαρκώς οι κατηγορίες πορτοκαλιών, μερικά χαρακτηριστικά πορτοκάλια (ταξινομημένα από ανθρώπους) από κάθε κατηγορία παρουσιάστηκαν στο δίκτυο (για κάθε εικονοστοιχείο). Παρατηρώντας τις ταξινομημένες εικόνες λάβαμε το ποσοστό κάθε χρώματος που είναι παρόν σε κάθε κατηγορία πορτοκαλιών. Τα χαρακτηριστικά διανύσματα χρώματος και για τις 5 κατηγορίες (C1- C5) παρουσιάζονται στον πίνακα 1. Έτσι, η διαδικασία της ταξινόμησης πορτοκαλιών μπορεί να θεωρηθεί ως πρόβλημα της διανυσματικής προσέγγισης. Η εξαίρεση σε αυτόν τον κανόνα είναι το απορριφθέν πορτοκάλι: ένα πορτοκάλι που παρουσιάζει ένα ελάχιστο επίπεδο εικονοστοιχείων κηλίδων, θεωρήθηκε απορριφθέν πορτοκάλι.

Πιν.13. Αριθμητικά ποσοστά των χρωμάτων σε κάθε κατηγορία χρώματος (Simões et al., 2002)

	<i>C1</i>	<i>C2</i>	<i>C3</i>	<i>C4</i>	<i>C5</i>
Dark green	80.3%	44.5%	0.4%	0.1%	4.3%
Light green	12.8%	9.6%	0%	0%	0%
Yellow	0%	13.4%	52.0%	44.3%	0%
Light orange	6.2%	32.3%	47.1%	55.2%	34.5%
Dark orange	0.5%	0.1%	0.3%	0%	58.3%

Πιν.14. Λάθη ταξινόμησης ανάλογα με την κατηγορία χρώματος ([Simões et al., 2002](#))

Class	% Error
C1	0
C2	20
C3	0
C4	0
C5	20
Rejected	0

### Διαδικασία και αποτελέσματα

Χρησιμοποίησαν το περιβάλλον X-lib σε ένα σύστημα Linux ανέπτυξαν ένα γραφικό περιβάλλον για να δουν σε πραγματικό χρόνο τις εικόνες που λήφθηκαν από μια φωτογραφική μηχανή. Με βάση τις προηγούμενες εργασίες των Scardua et al., (1999) ανέπτυξαν μια κατηγορία MLP. Για κάθε νέο πλαίσιο, το σύστημα ψάχνει μια χρωματισμένη περιοχή (φρούτα) χρησιμοποιώντας ένα καλά γνωστό αλγόριθμο (Ballard et al., 1982). Μόλις βρεθούν τα φρούτα, το σύστημα είναι σε θέση να ταξινομήσει τα εικονοστοιχεία της περιοχής και να αναλύσουν τη σύνθεση του χρώματός τους. Τα διανύσματα των χρωμάτων που βρέθηκαν συγκρίθηκαν με τα πέντε προηγουμένως αποθηκευμένα σχέδια και τα φρούτα ταξινομήθηκαν στην κατηγορία που ελαχιστοποιεί απόσταση από το διάνυσμα χρώματός της. Μετά από τη διαδικασία ταξινόμησης, ένας οπτικός δείκτης της κατηγορίας προστίθεται στα εικονοστοιχεία φρούτων σε γραφικό περιβάλλον όπως φαίνεται στο σχήμα 4. Το χρώμα ορθογωνίων αντιπροσωπεύει την επιλεγμένη κατηγορία πορτοκαλιών. Εξετάζοντας την ευρωστία αυτής της προσέγγισης, 5 πορτοκάλια κάθε κατηγορίας που ταξινομήθηκε από έναν άνθρωπο παρουσιάστηκαν στο σύστημα. Τα λάθη ταξινόμησης για κάθε κατηγορία φρούτων μπορούν να φανούν στον πίνακα 2. Το μέσο ποσοστό της σωστής ταξινόμησης είναι περίπου 93%. Λάθη στην ταξινόμηση εμφανίστηκαν χαρακτηριστικά στις ακόλουθες καταστάσεις: τα πορτοκάλια βρέθηκαν σε χώρο με ιδιαίτερα ανομοιογενή φωτισμό όπου η σωστή ταξινόμηση ήταν αβέβαιη, ακόμα και για τους ανθρώπους.

Το ποσό κατηγοριών χρώματος που απεικονίστηκαν στις εικόνες πορτοκαλιών προσδιορίστηκε χρησιμοποιώντας ένα τεχνητό νευρικό δίκτυο MLP με αλγόριθμο λάθους backpropagation. Το αποκτηθέν διάνυσμα των χρωμάτων που απεικονίστηκαν σε ένα πλαίσιο συγκρίθηκε με τα χαρακτηριστικά διανύσματα χρώματος (που καθορίζονται από τους ανθρώπους) για κάθε κατηγορία πορτοκαλιών. Η χρήση ενός τεχνητού νευρικού δικτύου ως classifier χρώματος επιτρέπει σωστή ταξινόμηση ακόμη και σε συνθήκες παραλλαγών κορεσμού και φωτεινότητας. Η προσέγγιση έχει αποδειχθεί σωστή όσον αφορά τις παραλλαγές χρώματος και συνεπώς ιδιαίτερα εφαρμόσιμη στην προτεινόμενη περιοχή. Εντούτοις, η προσέγγιση παρουσιάζει διάφορα χαρακτηριστικά που μπορούν να περιορίσουν τις μελλοντικές περιοχές: για κάθε νέο χρώμα της περιοχής πρέπει να εκπαιδευθεί το δίκτυο και αυτό σημαίνει υψηλό υπολογιστικό κόστος. Όπως παρουσιάζεται, η ανίχνευση των ελαττωματικών τμημάτων ενός πορτοκαλιού μπορεί να είναι ένας σύνθετος στόχος εάν πρέπει να εξετάζονται όλα τα είδη ελαττωμάτων. Μια προσέγγιση για να αποφευχθεί η εκπαίδευση των δικτύων για κάθε νέο χρώμα είναι η υιοθέτηση των φίλτρων χρώματος προηγουμένως στην επεξεργασία χρώματος για ορισμένους τύπους που απορρίπτονται. Μια δεύτερη παρατήρηση σχετικά με αυτό το σύστημα είναι η ανάγκη τα φρούτα να επιστρέφονται για επιθεώρηση, όταν μόνο η μισή πλευρά ενός πορτοκαλιού έχει αναλυθεί σε ένα ενιαίο πλαίσιο.

Οι [Aleixos, et al. \(2002\)](#), ανέπτυξαν ένα νέο σύστημα αυτόματης οπτικής επιθεώρησης των εσπεριδοειδών, που συμπεριλαμβάνει μια παράλληλη αρχιτεκτονική υλικού και λογισμικού, ικανή να καθορίσει την εξωτερική ποιότητα των φρούτων σε πραγματικό χρόνο με μια ταχύτητα 10 fruits/s. Η εργασία περιλαμβάνει την ανάπτυξη των βελτιστοποιημένων αλγορίθμων που τρέχουν παράλληλα, οι οποίοι λύνουν τα

προβλήματα εξατομίκευσης και υπολογίζουν το μέγεθος, τη μορφή και το χρώμα των φρούτων, ανιχνεύοντας επίσης τις εξωτερικές ατέλειες. Περιλαμβάνει επίσης την ανάπτυξη μιας πολυφασματικής φωτογραφικής μηχανής ικανής να αποκτήσει τις ορατές και κοντινές υπέρυθρες πληροφορίες από την ίδια σκηνή. Τα πειράματα εμφάνισαν ότι η ποιότητα της επιθεώρησης βελτιώθηκε με την χρήση της κοντινής υπέρυθρης περιοχής. Αυτά επιτεύχθηκε με την υψηλή ανάλυση των εικόνων (0,7 mm/εικονοστοιχείο), τον υψηλό αριθμό εικόνων για κάθε φρούτο και την απλότητα των αλγορίθμων που επέτρεψαν τη γρήγορη επεξεργασία. Μπορούμε επίσης ολοκληρώνοντας να πούμε ότι η χρήση περισσότερων πληροφοριών από ότι στις παραδοσιακές περιοχές χρώματος RGB, όπως είναι η χρήση της κοντινής υπέρυθρης περιοχής, αυξάνει τη σωστή ταξινόμηση των φρούτων.

### **Περιγραφή του συστήματος**

Το σύστημα αυτόματης οπτικής επιθεώρησης έχει τοποθετηθεί σε έναν εμπορικό διαλογέα φρούτων που έχει τέσσερις ανεξάρτητες γραμμές επιθεώρησης. Ως πρώτο βήμα, ο διαλογέας ξεχωρίζει τα φρούτα προτού να εισαγάγουν στην περιοχική επιθεώρησης με τη βοήθεια των δικωνικών κυλίνδρων. Σε γενικές γραμμές, κάθε μεμονωμένα φρούτα βρίσκονται σε ένα διάστημα μεταξύ δύο κυλίνδρων (το οποίο καλείται φλιτζάνι), αν και μερικές φορές, όταν υπάρχει μια υπερβολική φόρτωση, δύο ή περισσότερα φρούτα βρίσκονται στο ίδιο φλιτζάνι ή ένα φρούτο βρίσκεται μεταξύ δύο γεμισμένων φλιτζανιών. Η περιοχική επιθεώρησης (το σχέδιο 1) παρέχει επαρκή φωτισμό στη σκηνή από λαμπτήρες φθορισμού τύπου σωλήνας, λαμπτήρες πυρακτώσεως και πολωμένα φίλτρα που αφαιρούν τις αντανάκλασεις από την επιφάνεια των φρούτων. Η σκηνή που αποτελείται από τρία πλήρη φρούτα, γίνεται εικόνα με μια πολυφασματική φωτογραφική μηχανή που συλλαμβάνει ταυτόχρονα τέσσερις περιοχές: οι τρεις συμβατικές περιοχές χρώματος (R, G και B) και μια άλλη στα 750 nm (κοντά στις υπέρυθρες ακτίνες, οριζόμενο ως I). Η φωτογραφική μηχανή (το σχέδιο 2) έχει δύο CCDs, ένα CCD για έγχρωμη εικόνα που παρέχει τις RGB πληροφορίες και άλλου μονοχρωματικού, με τις οποίες έχει συνδεθεί ένα υπέρυθρο φίλτρο, στα 750 nm, το οποίο παρέχει τις πληροφορίες I. Το φως που προέρχεται από τη σκηνή φθάνει σε έναν ημιδιάφανο καθρέφτη που διαθλά 50% του φωτός προς το υπέρυθρο (A) CCD και απεικονίζει το άλλο 50% σε έναν δεύτερο καθρέφτη (B), ο οποίος ανακλά όλο το φως προς το χρώμα CCD. Το σύστημα εγγυάται τουλάχιστον τρία ολόκληρα φρούτα σε κάθε εικόνα με μία ανάλυση 0,7 mm/pixel.

Τα φρούτα περιστρέφονται ενώ περνώντας κάτω από τη φωτογραφική μηχανή και αυτό οφείλεται σε μια αναγκασμένη περιστροφή των κυλίνδρων. Το σύστημα για να ξεχωρίσει τα φρούτα και να υπολογίσει το μέγεθος και τη μορφή τους, χρησιμοποιεί μόνο τις πληροφορίες I, αλλά για την εκτίμηση χρώματος και την ανίχνευση ατέλειας είναι απαραίτητο να εργαστεί με τις πληροφορίες χρώματος. Αυτό το γεγονός έχει χρησιμοποιηθεί για να ρυθμίσει μια παράλληλη στρατηγική που βασίζεται στη διαίρεση των στοιχειωδών εργασιών επιθεώρησης μεταξύ δύο ψηφιακών επεξεργασιών σημάτων (DSP), έτσι σε πραγματικό χρόνο, δύο διαδικασίες ανάλυσης εικόνας εκτελούνται από δύο DSP σε παράλληλη σύνδεση σε μια master/slave αρχιτεκτονική. Ο κύριος επεξεργαστής (master) υπολογίζει τα γεωμετρικά και τα μορφολογικά χαρακτηριστικά γνωρίσματα των φρούτων χρησιμοποιώντας μόνο την περιοχική του υπερίωδους (I), και ο άλλος επεξεργαστής (slave) υπολογίζει το χρώμα φρούτων και ανιχνεύει τις ατέλειες της επιδερμίδας του εξωκαρπίου χρησιμοποιώντας τις τέσσερις περιοχές RGBI. Μετά από την επεξεργασία εικόνας, ο κύριος επεξεργαστής (master) συλλέγει τις πληροφορίες από το slave και στέλνει το αποτέλεσμα σε έναν υπολογιστή ελέγχου. Το σύστημα εξετάστηκε κάτω από τους εργαστηριακούς όρους με δύο κοινές ταχύτητες sizer: 300 και 600 φρούτα/λεπτό (5-10 fruits/s). Επειδή ο χρόνος που απαιτείται για να συλλάβει τη μια εικόνα είναι 40ms και η σκηνή περιέχει τρία πλήρη φρούτα, με μια ταχύτητα 300

φρούτων/λεπτό η φωτογραφική μηχανή αποκτά 15 εικόνες από κάθε φρούτο με διαφορετικές γωνίες περιστροφής , και με μια ταχύτητα 600 φρούτων/λεπτό αυτό λαμβάνει επτά εικόνες. Τα φρούτα που χρησιμοποιήθηκαν για τη δοκιμή ήταν πορτοκάλια, λεμόνια και μανταρίνια.

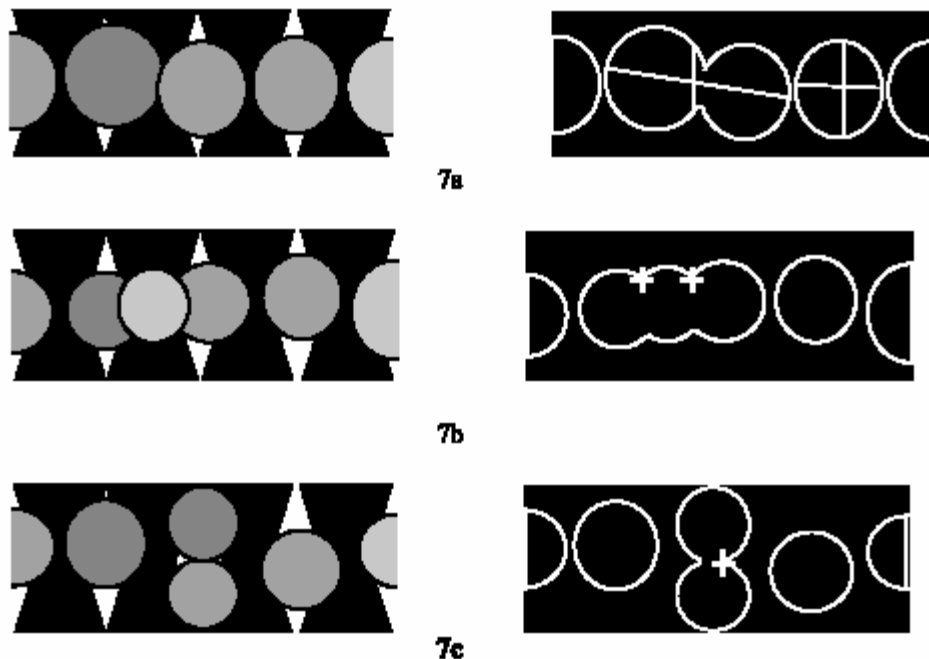
### **Ανάλυση μεγέθους και σχήματος**

Η ανάλυση της μορφής και του μεγέθους εκτελείται μετά από thresholding και φιλτράρισμα της εικόνας I. Αυτός ο αλγόριθμος πρέπει να ξεχωρίσει τα αντικείμενα, που χειρίζονται τις περιπτώσεις που μπορούν να παρέχουν τις λανθασμένες πληροφορίες μεγέθους, δηλ. διπλά φρούτα στο ίδιο φλιτζάνι ή φρούτων στα παρακείμενα φλυτζάνια. Το πρώτο βήμα είναι η κατάτμηση της εικόνας για να χωρίσουν τα φρούτα από το υπόβαθρο, κατόπιν το περίγραμμα των αντικειμένων εξάγεται και αναλύεται για να ανιχνεύσει μια πιθανή λανθασμένη τοποθέτηση των φρούτων. Τελικά, το μέγεθος και η μορφή υπολογίζονται. Σε κάθε εικόνα I εφαρμόζεται ένα κατώφλι ελέγχου και τα όρια κάθε ενός από τα αντικείμενα εξάγονται, εφαρμόζοντας μια κυκλική μάσκα.

Πρώτα, πρέπει να ελεγχθεί εάν υπάρχουν φρούτα στο φλυτζάνι. Αυτό πραγματοποιείται με την επιθεώρηση ενός λογικού παραθύρου στο κέντρο κάθε φλυτζανιού του οποίου θέσεις είναι γνωστές από τον κωδικοποιητή μεγέθους. Εάν το ανιχνευμένο γκριζο επίπεδο δηλώνει ένα αντικείμενο, τοποθετείται ένα μεγαλύτερο λογικό παράθυρο που περιλαμβάνει ολόκληρο το φλιτζάνι, και η ανίχνευση των ορίων της εικόνας αρχίζει. Το αντικείμενο λειαινεται προηγουμένως για μια γρηγορότερη εξαγωγή ορίου. Μετά την εξαγωγή του πρώτου εικονοστοιχείου του περιγράμματος του φρούτου, ο αλγόριθμος συνεχίζει με τα εικονοστοιχεία που ανήκουν στο περίγραμμα των φρούτων, έως ότου φθάσει στο πρώτο εικονοστοιχείο περιγράμματος πάλι (3). Ο αλγόριθμος εξάγει ένα οκτώ-συνδεδεμένο περίγραμμα με τη χρησιμοποίηση του κώδικα αλυσίδων που περιγράφεται από τον Freeman(1961), έτσι κάθε εικονοκύτταρο έχει οκτώ γειτονικά και οκτώ κατευθύνσεις που πρέπει να ελεγχθούν.

### **Απομόνωση**

Όταν απαιτείται μια υψηλή παραγωγικότητα της γραμμής, οι μηχανισμοί που εξατομικεύουν τα φρούτα δεν εργάζονται αποτελεσματικά, και επομένως, επιτρέπουν να ταξιδεύουν περισσότερα του ενός φρούτα στο ίδιο φλιτζάνι περνώντας κάτω από το σύστημα επιθεώρησης. Επιπλέον, μεγάλα φρούτα θα μπορούσαν να αγγίζουν ένα ή δύο γειτονικά του. Αυτά τα σφάλματα εμφανίζονται περιστασιακά σε τρεις καταστάσεις όπως φαίνονται στο παρακάτω σχέδιο: (α) όταν είναι μεγάλα φρούτα σε επαφή με γειτονικά φρούτα, (β) όταν ταξιδεύουν φρούτα μεταξύ δύο φρούτων που τοποθετούνται σωστά στα φλιτζάνια τους, ή (γ) όταν ταξιδεύουν δύο ή περισσότερα μικρά φρούτα στο ίδιο φλιτζάνι. Σε όλες αυτές τις περιπτώσεις, ο υπολογισμός του μεγέθους από τα προφανή όρια οδηγεί σε μια υπερεκτίμηση του μεγέθους φρούτων. Πρέπει να επιβάλουμε στον αλγόριθμό μας τη δυνατότητα της διάκρισης μεταξύ αυτών των τριών περιστάσεων επειδή οποιοσδήποτε εμπορικός μηχανικός διαλογέας που τοποθετείται μετά από το σύστημα επιθεώρησης πρέπει να αντιδράσει σε έναν διαφορετικό τρόπο ανάλογα με την περίπτωση.



Εικ.10. Προβλήματα που πρέπει να επιλύσει ένας αλγόριθμος εξατομίκευσης φρούτων προκειμένου να υπολογιστεί σωστά το μέγεθος τους. (Alexios et al., 2002).

Σε περίπτωση που (α), επειδή τα φρούτα ταξιδεύουν στα διαφορετικά φλιτζάνια, μπορούν να χωριστούν επαρκώς από οποιαδήποτε συμβατική συσκευή ταξινόμησης, έτσι ο αλγόριθμός μας πρέπει να υπολογίσει το πραγματικό μέγεθος κάθε φρούτου, προκειμένου να καταταχθεί καθένα από αυτά στην αντίστοιχη κλάση μεγέθους του. Εντούτοις, στις περιπτώσεις (β) και (γ), το σύστημα ταξινόμησης δεν θα είναι σε θέση να ξεχωρίσει τα φρούτα, επειδή ταξιδεύουν στο ίδιο φλιτζάνι ή έξω από ένα φλιτζάνι. Σε αυτές τις περιπτώσεις, τα φρούτα μέσω μιας ειδικής εξόδου επιστρέφουν ως αδιάβαστα προς την αρχή της γραμμής ταξινόμησης, προκειμένου να ταξινομηθούν. Για αυτόν τον λόγο, ένας συγκεκριμένος αλγόριθμος σχεδιάστηκε για το χωρισμό των μεμονωμένων φρούτων στην εικόνα και για να καθορίσει την περίπτωση. Ο αλγόριθμος ανιχνεύει τα σημεία επαφών μεταξύ των φρούτων, με τον εντοπισμό των απροσδόκητων αλλαγών στην εφαπτομένη του εξαγμένου ορίου. Οι ξαφνικές αλλαγές της εφαπτομένης στην Χ-κατεύθυνση χρησιμοποιούνται για να ανιχνεύσουν τις περιπτώσεις (α) και (β), ενώ οι μεγάλες αλλαγές στην Υ-κατεύθυνση χρησιμοποιούνται για να ανιχνεύσουν την περίπτωση (γ) .

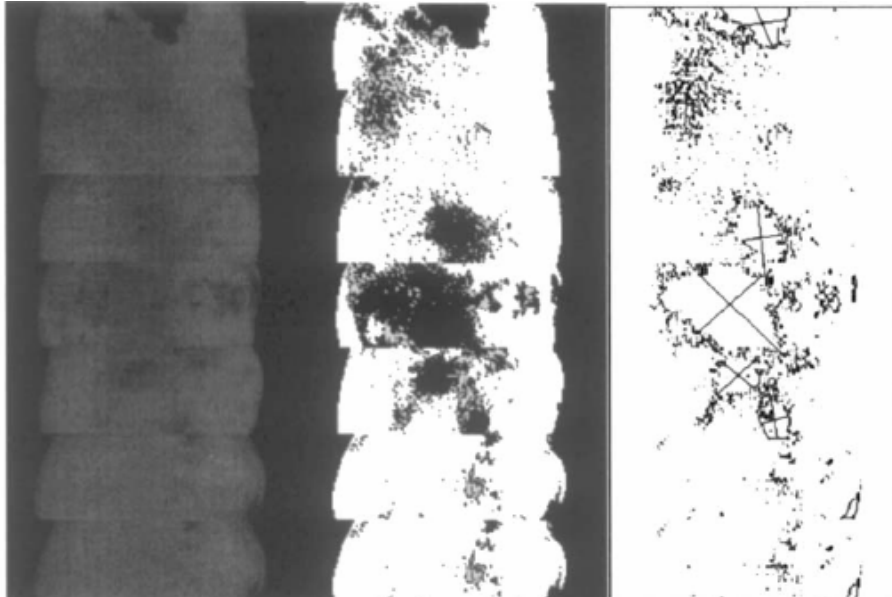
### Εκτίμηση μεγέθους και σχήματος

Χρησιμοποιούνται οι πληροφορίες που εξάγονται από τα όρια, για τον υπολογισμό των ακόλουθων παραμέτρων: centroid, μέγιστες και ελάχιστες διαμέτροι, περίμετρος και κυκλικότητα. Όλες αυτές οι παράμετροι υπολογίζονται για κάθε εικόνα των φρούτων. Δεδομένου ότι διάφορες εικόνες λαμβάνονται από κάθε φρούτο ανάλογα με την ταχύτητα του ταξινομητή, το μέγεθος καθορίζεται με τον υπολογισμό μέσου όρου της μέγιστης διαμέτρου για τα πορτοκάλια και τα μανταρίνια και της ελάχιστης διαμέτρου για τα λεμόνια. Το σχήμα υπολογίζεται με το συσχετισμό των μέγιστων και ελάχιστων διαμέτρων των φρούτων.



### Επιθεώρηση επιφάνειας.

Πριν από την σε πραγματικό χρόνο επεξεργασία, το σύστημα χρειάζεται να εκπαιδευτεί χειροκίνητα. Με τη χρήση ενός προγράμματος σε περιβάλλον Windows, ένας χειριστής επιλέγει διαφορετικά παράθυρα σε εικόνες φρούτων, που αντιπροσωπεύουν εκ των προτέρων κλάσεις (υπόβαθρο, αρχικό και δευτεροβάθμιο χρώμα της επιδερμίδας του εξωκαρπίου και τις ατέλειες). Ένα Μπεϋζιανό μοντέλο πρόβλεψης (Harrel, 1991) παράγεται ακολούθως και έπειτα και καταχωρείται σε ένα *look up table* (LUT). Οι ανεξάρτητες μεταβλητές είναι τα γκριζα επίπεδα των περιοχών RGBI. Για έλεγχο του πως οι πληροφορίες υπερύθρου (I) βελτιώνουν τον εντοπισμό ελαττωμάτων, δύο άλλα μοντέλα επίσης δημιουργήθηκαν χρησιμοποιώντας μόνο RGB και RGI περιοχές (με την προϋπόθεση ότι το B σήμα είναι αμελητέο). Στον είναι μερικώς βασισμένη αλγόριθμο ράστερ-ανίχνευσης των λουριδών της εικόνας Η επιθεώρηση της απογυμνωμένης εικόνας είναι μερικώς βασισμένη σε αλγόριθμο raster-scan (Carson, 1984), κατά τέτοιο τρόπο ώστε η εικόνα ανιχνεύεται μια φορά μόνο. Στο τέλος της σάρωσης τα ελαττώματα αποκόπτονται από την υπόλοιπη εικόνα και τα όριά τους εξάγονται. Για κάθε φρούτο, ο αριθμός και η κατανομή των ελαττωμάτων υπολογίζονται. Οι αλγόριθμοι που εφαρμόζονται για την περιγραφή των γεωμετρικών χαρακτηριστικών των ελαττωμάτων του φρούτου είναι οι ίδιοι με αυτούς που χρησιμοποιούνται για να υπολογίσουν το μέγεθος των φρούτων.



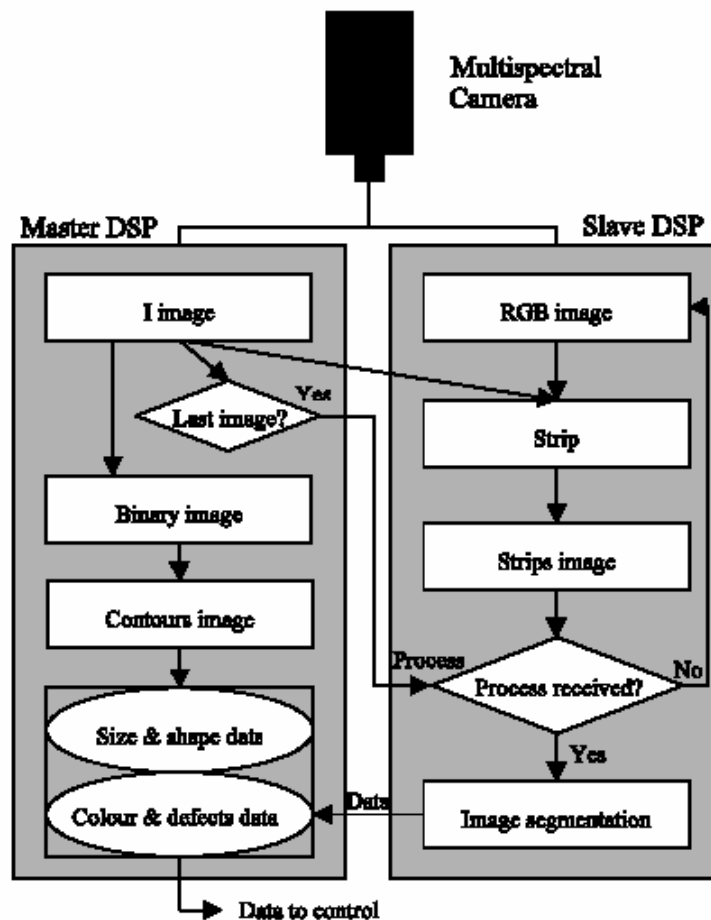
Εικ.11. Αλγόριθμος ράστερ εφαρμοζόμενος σε εικόνα από πορτοκάλι για αναγνώριση ελαττωμάτων επιφανείας. (Alexios et al., 2002)

### Ταξινόμηση χρώματος

Η ταξινόμηση χρώματος γίνεται ταυτόχρονα με την ανίχνευση ατέλειας. Χρησιμοποιώντας το Μπεϋζιανό διακρίνον πρότυπο που παράγεται, χρησιμοποιώντας τις RGB μπάντες, τα εικονοστοιχεία που ανήκουν στο υγιές δέρμα είναι ταξινομημένα όπως *ώριμα* ή *ανώριμα*, απορρίπτοντας εκείνων που ανήκουν σε οποιαδήποτε ατέλεια. Ανάλογα με το ποσοστό των ώριμων και ανώριμο εικονοκυττάρων στην εικόνα του φρούτου, είναι ταξινομημένο όπως ώριμο, ανώριμο ή ποικίλο.

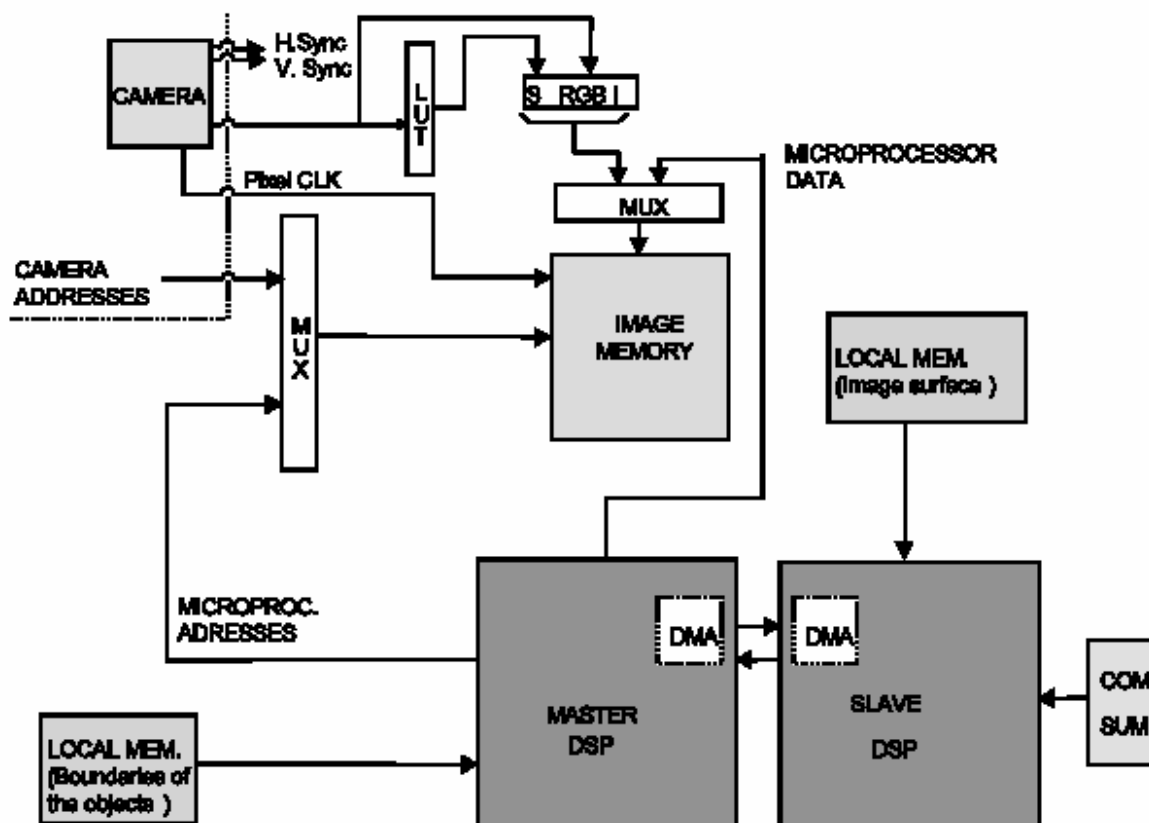


## Αρχιτεκτονική συστήματος



Εικ.12. Ανάλυση εικόνας με χρήση δύο επεξεργαστών σε αρχιτεκτονική master/slave. [Alexios et al., 2002](#)

Επειδή οι διαδικασίες ανάλυσης εικόνας έχουν διαμοιραστεί σε δυο λογικές εργασίες η αρχιτεκτονική των προγραμμάτων του υπολογιστή έχει αναπτυχθεί ώστε να τρέχει over two DSPs, in a master/slave configuration οι οποίες εργάζονται παράλληλα. (Εικ.12. ). Κάθε ένα από το DSPs έχει μια ανεξάρτητη, τοπική μνήμη. Οι αλγόριθμοι εφαρμόστηκαν, και η εφαρμογή μιμήθηκε στο παράλληλο σύστημα ανάπτυξης επεξεργασίας πινάκων TMS320C4x ανάπτυξης (PPDS) από την Texas Instruments, η οποία διασυνδέει ρολόι 32 MHz και τέσσερα DSPs σε μια αρχιτεκτονική δαχτυλιδιών, μοιρασμένα τη μνήμη του συστήματος. Μόνο δύο από το DSPs χρησιμοποιήθηκαν για τις προσομοιώσεις. Το διάγραμμα λογικής του πίνακα εμφανίζεται στο σχέδιο 8. Το σύστημα έχει ένα ρολόι 60 MHz και μια μνήμη μόνο για ανάγνωση (ROM) για να εκτελέσει το αρχικό φορτίο προγράμματος και στοιχείων στους κύριους επεξεργαστές. Το φορτίο προγράμματος και στοιχείων για τον επεξεργαστή σκλάβων γίνεται με τη βοήθεια μιας μνήμης άμεσης πρόσβασης (DMA) από τον κύριο επεξεργαστή.



Εικ.13. Αρχιτεκτονική του συστήματος αυτόματης επιθεώρησης που ανέπτυξαν οι [Alexios et al., 2002](#)

### Εργασίες που εκτελούνται από τον κύριο επεξεργαστή

Η πολυφασματική εικόνα φθάνει από τη φωτογραφική μηχανή, έχει κατατμηθεί χρησιμοποιώντας ένα LUT και αποθηκεύεται στην κύρια τοπική μνήμη. Συγχρόνως, η ζώνη I ορίζει ένα κατώφλι και τα περιγράμματα των φρούτων εξάγονται και χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό του μεγέθους τους. Αυτό το DSP στέλνει επίσης τις λουρίδες κάθε φρούτου στη μνήμη του σκλάβου DSP. Αυτή η διαδικασία δεν χρησιμοποιεί το χρόνο επεξεργασίας επειδή γίνεται μέσω ενός DMA and a *first in-first out* (FIFO) buffer.

Ο αριθμός εικόνων που χρησιμοποιούνται για να υπολογίσουν το μέγεθος των φρούτων εξαρτάται από την ταχύτητα μεταφορέων. Με τις μεγαλύτερες ταχύτητες, λιγότερες εικόνες θα αποκτηθούν. Για όλες τις εικόνες, το ελάχιστο, η μέγιστη και μέση διάμετρος των φρούτων υπολογίζεται και αποθηκεύεται. Τέλος, μετά από τη λήψη της τελευταίας εικόνας κάθε φρούτου, η πιθανή κακή τοποθέτηση των φρούτων στους κυλίνδρους ανιχνεύεται και το μέγεθός τους υπολογίζεται χρησιμοποιώντας τις πληροφορίες από όλες οι εικόνες που λήφθηκαν. Περαιτέρω, αυτός ο επεξεργαστής πρέπει να μεταφέρει στον slave επεξεργαστή τις εικόνες λουρίδων κάθε φρούτου από την αρχική πολυφασματική εικόνα που συλλαμβάνεται, προκειμένου να εκτελεσθεί μια ανάλυση επιφάνειας. Μόλις στείλει ο master επεξεργαστής την τελευταία λωρίδα του φρούτου στο Slave, αυτός περιμένει για τα αποτελέσματα της ανάλυσης επιφάνειας για να περάσουν όλα τα στοιχεία στον έλεγχο συστήματος, ο οποίος αποφασίζει την ποιότητα και παραδίδει τα φρούτα στις αντίστοιχες εξόδους.

### **Εργασίες που εκτελούνται από τον σκλάβο επεξεργαστή**

Ο σκλάβος DSP λαμβάνει, συνδέει και σώζει τις λουρίδες στην τοπική μνήμη του. Αυτό επίσης λαμβάνει την εντολή για να αρχίσει την ανάλυση εικόνας μετά που θα λάβει την τελευταία λουρίδα. ο στόχος που ορίζεται στο σκλάβο DSP είναι να ανιχνευθούν τα ελαττώματα, και να καθοριστεί το μέγεθός τους, την κατανομή τους στην επιφάνεια του φρούτου, και να υπολογιστεί το αρχικό και το δευτερεύων χρώμα. Το μεγαλύτερο μέρος αυτής της εργασίας γίνεται από το υλικό (μετρητές και συγκριτές). Συγχρόνως με την ανάλυση των φρούτων, ο slave επεξεργαστής συνεχίζει να λαμβάνει και να αποθηκεύει στη μνήμη τις λωρίδες των φρούτων που ακολουθούν. Η αποθήκευση μεταφοράς και μνήμης λωρίδων δεν επιβάλλει μια χρονική ποινική ρήτρα για τους επεξεργαστές επειδή βοηθούνται από το συγκεκριμένο υλικό (hardware). Μόλις ληφθούν τα μεμονωμένα στοιχεία κάθε φρούτου, παρέχονται στον κύριο DSP κατόπιν αιτήσεως. Ο μέγιστος χρόνος επεξεργασίας σε κάθε DSP πρέπει να είναι λιγότερο από 100 ms για να επιτύχει το στόχο 10 φρούτα/sec.

### **Αποτελέσματα σωστής απομόνωσης.**

Για τις δοκιμές απομόνωσης του κάθε φρούτου χρησιμοποιήθηκαν τα μανταρίνια επειδή η κακή κατανομή είναι σπάνια στα πορτοκάλια και ιδιαίτερα ασυνήθιστος στα λεμόνια. Όλα τα φρούτα που ήταν τοποθετημένα ένα-ένα βρέθηκαν σωστά. Το ίδιο πράγμα εμφανίστηκε όταν τοποθετήθηκαν δύο ή περισσότερα φρούτα το ίδιο φλιτζάνι. Ενώ το 80% των περιπτώσεων στις οποίες τα παρακείμενα φρούτα άγγιζαν ή στις οποίες τα φρούτα ήταν έξω από τα φλιτζάνια ανιχνεύθηκε.

### **Αποτελέσματα μεγέθους**

Ο στόχος του πειράματος ήταν να ελεγχθεί πόσο σωστά το σύστημα μέτρησε το μέγεθος των φρούτων, καθώς επίσης και εκτίμηση του λάθους, προκειμένου να αξιολογηθεί η δυνατότητα του συστήματος για τα φρούτα σε σχέση με το μέγεθός τους. Λόγω της ανώμαλης μορφής τους, τα πειράματα πραγματοποιήθηκαν χρησιμοποιώντας 50 μανταρίνια *Nour*, 50 μανταρίνια *Hernandina* και 50 λεμόνια *EUREKA*. Το μέγεθος των μανταρινιών μετρήθηκε από την ισημερινή διάμετρο. Για τα λεμόνια το πολικό μέγεθος μετρήθηκε. Πριν από τα πειράματα, ένας ειδικός μέτρησε με το χέρι τα μεγέθη των δειγμάτων που χρησιμοποιώντας έναν παχυμετρικό διαβήτη, που δείχνει ότι όλα τα μανταρίνια είχαν ένα μέγεθος μεταξύ 41 και 72 χιλ. και λεμόνια μεταξύ 62 και 99 χιλ. Για τη μέτρηση, επτά εικόνες κάθε φρούτου λήφθηκαν χρησιμοποιώντας τις υπέρυθρες ακτίνες ζώνη της πολυφασματικής φωτογραφικής μηχανής ενώ τα φρούτα μεταφέρθηκαν κάτω από τη φωτογραφική μηχανή με μια ταχύτητα 10 φρούτων /s. Ο αλγόριθμος για το μέγεθος και τη μορφή εφαρμόστηκε σε κάθε εικόνα των φρούτων, και οι μέγιστες και ελάχιστες διαμέτροι υπολογίστηκαν για κάθε εικόνα. Τέλος, οι μέγιστες και ελάχιστες διαμέτροι από όλες τις εικόνες υπολογίστηκαν κατά μέσο όρο για τον καθορισμό του μεγέθους των φρούτων. Για να ελέγξει την ακρίβεια της εκτίμησης, η γραμμική παλινδρόμηση μεταξύ του εμπειρογνώμονα και των μετρήσεων συστημάτων εικόνας υπολογίστηκαν. Τα καλύτερα αποτελέσματα, παρουσιάζονται στον πίνακα 2, επιτεύχθηκαν χρησιμοποιώντας τη μέγιστη διάμετρο.

### **Εκτίμηση χρώματος**

Ο παρακάτω πίνακας παρουσιάζει τη σύμπτωση μεταξύ του συστήματος εικόνας με την ταξινόμηση από ανθρώπους. Τα αποτελέσματα που επιτεύχθηκαν δείχνουν αυτό και στις περιπτώσεις, μανταρίνια και τα λεμόνια, αυτή η σύμπτωση ήταν υψηλότερα από 94% σε όλες τις κατηγορίες, μέχρι 100% σύμπτωση στην κατηγορία των άγουρων. Κατά διάκριση των φρούτων από το χρώμα, την ποσοστό επιτυχίας 98% επιτεύχθηκε όταν το

χρώμα ήταν ομοιογενές. Μια μικρή μείωση (ποσοστό επιτυχίας 95%) στην απόδοση παρατηρήθηκε όταν είχαν τα φρούτα τα διαφορετικά χρώματα ταυτόχρονα. Αυτό το υψηλό ποσοστό από την επιτυχία είναι κρίσιμος για το χωρισμό των φρούτων που απαιτούν ωριμότητα (δεδομένου ότι συμβαίνει στα πρόωρα μανταρίνια) ή πρέπει να χωριστείτε στις κατηγορίες χρώματος (λεμόνια).

Πιν.15. Σύγκριση εκτίμησης χρώματος (Alexios et al., 2002)

Fruit classification by colour (comparison with an expert classification)

Category	Expert classification	System classification			Coincidence (%)
		Ripe	Varying	Unripe	
<i>Lemons</i>					
Ripe	50	49	1	0	98
Varying	19	0	18	1	95
Unripe	31	0	0	31	100
<i>Mandarins</i>					
Ripe	50	49	1	0	98
Varying	31	0	29	2	94
Unripe	19	0	0	19	100

### Ανίχνευση ελαττωμάτων

Για να εξετάσουμε την επίδραση των περιοχών εικόνας στη διαδικασία κατάτμησης, οι εικόνες χειροκίνητα χωρίστηκαν σε τμήματα και συγκρίθηκαν με την κατάτμηση από το σύστημα για να εκτιμήσουμε τη σύμπτωση και μεταξύ των δύο κατατμήσεων στο επίπεδο του εικονοστοιχείου. Τα αποτελέσματα που εμφανίστηκαν στον παρακάτω πίνακα 15 έδειξαν την ικανότητα των περιοχών RGI για την πραγματοποίηση κατάτμησης του υγιούς δέρματος, αλλά για την ανίχνευση ατελειών, η χρήση των τεσσάρων περιοχών (RGBI) είναι καταλληλότερη. Αν και η μπλε περιοχή συμβάλλει ελάχιστα στις εικόνες των φρούτων, η διακριτική ικανότητα των μοντέλων που περιλαμβάνουν αυτήν την περιοχή είναι πολύ ευαίσθητη, έτσι μπορεί να συμβάλει στη βελτίωση της ταξινόμησης φρούτων. Αυτή η βελτίωση είναι μεγαλύτερη όσο αναφορά την ανίχνευση ατελειών από την υπέρυθρη περιοχή, την περιοχή του κόκκινου και του πράσινου και έτσι η μπλε περιοχή αποκτά μια μεγαλύτερη σχετική σημασία. Για την αξιολόγηση της απόδοσης του συστήματος, 160 μανταρίνια και 150 λεμόνια με διαφορετικά είδη ατελειών στο δέρμα τους χρησιμοποιήθηκαν. Βασισμένος στα ισπανικά πρότυπα εσπεριδοειδών (MAPA, 1993) πρώτα ένας ειδικός ταξινόμησε ένα σύνολο φρούτων για να εκπαιδεύσει το σύστημα. Η απόφαση του συστήματος υποτέθηκε ότι είναι σωστή εάν η απόφασή ήταν ίδια με την απόφαση του εμπειρογνώμονα, και λανθασμένη όταν όχι. Ο πίνακας 15 εμφανίζει τα αποτελέσματα για τα λεμόνια και τα μανταρίνια. Η κατηγορία Extra αποτελείται από φρούτα αν αυτά είχαν ατέλειες σε ποσοστό λιγότερο από 2% της εξωδερμίδας, η κατηγορία I για εκείνα τα φρούτα ποσοστό 2-5% και η κατηγορία II για το υπόλοιπο των φρούτων. Τα πρότυπα επιτρέπουν μια ανοχή μέχρι 10% μεταξύ των παρακείμενων κατηγοριών, και τα αποτελέσματα για τα μανταρίνια εμφανίζουν στον πίνακα 5, το σύστημα είναι μέσα σε αυτά τα όρια και θεωρείται αποδεκτό. Στην περίπτωση των λεμονιών, η κατηγορία I είχε μόνο 82% σύμπτωση, αλλά αυτό το σφάλμα μοιράστηκε ανάμεσα στις κατηγορίες I και Extra δηλαδή 8,5 % των λεμονιών ταξινομήθηκε λάθος στην κατηγορία Extra ή II.

Πιν.15. Ανίχνευση ατελειών (Alexios et al., 2002)

Comparison of different combinations of image bands for segmentation in strip images (% of coincidence with manual segmentation)

Class	RGBI	RGI	RGB
Sound skin	99.4	100.0	99.8
Defect	99.1	81.5	67.6
Stem	100.0	100.0	100.0
Background	99.8	99.8	98.5

Πιν.16. Αποτελέσματα ταξινόμησης στις εμπορικές κατηγορίες. (Alexios et al., 2002)

Results for fruit classification in commercial categories

Category	Expert classification	System classification			Coincidence (%)
		Extra	I	II	
<i>Lemons</i>					
Extra	97	92	5	0	95
Class I	33	3	27	3	82
Class II	20	0	0	20	100
<i>Mandarins</i>					
Extra	95	87	8	0	91
Class I	42	2	40	0	95
Class II	23	0	0	23	100

Η συμπεριφορά της σχεδιασμένης αρχιτεκτονικής δοκιμάσθηκε εφαρμόζοντας και εκτελώντας τους αλγόριθμους σε ένα πίνακα προσομοίωσης, προκειμένου να πραγματοποιηθεί η εκτίμηση του χρόνου υπολογισμού της εφαρμογής και του χρόνου που καταναλώθηκε από κάθε επεξεργαστή. Τα φρούτα με διαφορετικά μεγέθη και ατέλειες αναλύθηκαν. Στην αρχή της ανάλυσης, ένα σήμα "έναρξης" παρήχθη από την κάρτα προσομοίωσης και χρησιμοποιήθηκε από έναν παλμογράφο ως σήμα έναρξης για να αρχίσει τη μέτρηση. Όταν όλες οι διαδικασίες που εκτελέσθηκαν και στους δύο επεξεργαστές τελείωσαν, ένα σήμα τέλους παρήχθη επίσης. Με τον παλμογράφο, ο χρόνος παρήλθε μεταξύ των δύο γεγονότων μετρήθηκε με μια ακρίβεια 0,01ms. Ο πίνακας 6 εμφανίζει τους μέγιστους και ελάχιστους χρόνους που καταναλώθηκαν σε κάθε διαδικασία. Για το απομόνωση (του φρούτου) και την εκτίμηση μεγέθους, ο ελάχιστος χρόνος εκτέλεσης ήταν 18ms, ο οποίος όταν τα φρούτα ήταν καλά τοποθετημένα στους κυλίνδρους. Ο μέγιστος χρόνος εκτέλεσης, 62ms, επιτεύχθηκε όταν όλα τα φρούτα τοποθετήθηκαν άσχημα στους κυλίνδρους. Για την ανίχνευση ατέλειας και την εκτίμηση χρώματος, ο ελάχιστος χρόνος εκτέλεσης επιτεύχθηκε με φρούτα με μικρό μέγεθος (λιγότερη επιφάνεια για να επιθεωρήσει) και καμία ατέλεια στο δέρμα, και το μέγιστο μετρήθηκε σε εξαιρετικά μεγάλα φρούτα με πολλές ατέλειες. Αυτοί οι χρόνοι θα επέτρεπαν στο sizer για να εργαστούν στη χειρότερη ταχύτητα τουλάχιστον 5 fruits/s. Δεδομένου ότι στην πραγματικότητα τα περισσότερα από τα φρούτα έχουν ένα μέσο μέγεθος και λίγες ατέλειες, το σύστημα που αναπτύχθηκε θα μπορούσε κανονικά να εργαστεί με μια ταχύτητα 8 fruits/s.

## 6.3. Εμπορικές εφαρμογές

### 6.3.1. Συσκευαστήριο Εσπεριδοειδών Ένωσης Μάλεμε.

Στο Μάλεμε Χανίων βρίσκεται το συσκευαστήριο εσπεριδοειδών της τοπικής Ένωσης Γεωργικών Συνεταιρισμών. Στη γραμμή συσκευασίας υπάρχει και ένα σύστημα αυτόματης επιθεώρησης των φρούτων που αποτελείται από έξι διπλές κάμερες, τις αντίστοιχες κάρτες λήψης πλαισίων και επεξεργασίας εικόνας και 2 Ηλ. Υπολογιστές.

Το συγκεκριμένο σύστημα είναι Αμερικάνικης προέλευσης της εταιρείας AUTOLINE – Fruit Sorting Systems και τα διάφορα τμήματά του και ο τρόπος εισαγωγής δεδομένων περιγράφονται παρακάτω:

#### ***Κάμερα***

Η κάμερα αποτελείται από δύο ηλεκτρονικές πλακέτες οι οποίες εδώ είναι οι CCB6B1 και CCB6B2. Η κάμερα παρέχει μια αναλογική εικόνα στην κάρτα FGB (επεξεργασίας πλαισίων). Η κάμερα χρησιμοποιεί τεχνολογία "Dual CCD", δηλαδή έχει δυο φακούς. Ο ένας φακός χρησιμοποιεί ορατό και ο άλλος μη ορατό φως. Η θέση του φακού με μη ορατό φως προσαρμόζεται ώστε να παρέχει εγγραφή ανάμεσα στις ορατές και τις μη ορατές εικόνες. Υπάρχει ένα πολωτικό φίλτρο στον ορατό φακό για να μειώνει την αντανάκλαση του κατόπτρου. Η κάμερα έχει δύο καλώδια τα οποία συνδέονται στην κάρτα FGB. Το μήκος των καλωδίων αυτών είναι συγκεκριμένο και δεν μπορούν να αλλαχθούν. Το μόνο προγραμματιζόμενο στην κάμερα είναι ένα PLD. Δεν υπάρχουν EPROM στην κάμερα.

#### ***Κάρτα Λήψης Πλαισίων FGB (Frame Grabber Board)***

Η συγκεκριμένη έκδοση FGB είναι FGB6C. Η κάρτα FGB κάνει ψηφιακή την αναλογική εικόνα από την κάμερα, την επεξεργάζεται και στέλνει τα αποτελέσματα στην κεντρική πλακέτα (Main Board).

Μία εικόνα λαμβάνεται κάθε 1/60 του δευτερολέπτου. Η εικόνα γίνεται ψηφιακή, δηλαδή τα αναλογικά σήματα που παράγονται από την κάμερα μετατρέπονται σε ψηφιακές αξίες που αναπαριστούν το κόκκινο, το πράσινο, το μπλε και το υπέρυθρο. Η κάρτα FGB τότε εντοπίζει το φρούτο μέσα στην εικόνα και αναλύει μία μικρή λωρίδα κοντά στο κέντρο του φρούτου. Η κάμερα τραβάει περισσότερες εικόνες του φρούτου καθώς αυτό στριφογυρίζει, έως ότου έχει λωρίδες όλης της επιφάνειάς του. Η κάρτα FGB τότε αναλύει τις λωρίδες για να καθορίσει το μέγεθος, το σχήμα και το χρώμα του φρούτου. Για να καθορίσουν το χρώμα, οι ψηφιακές αξίες συγκρίνονται με ένα "χάρτη" που έχει αποθηκευθεί σε μία φλας<sup>1</sup> μνήμη. Ο χάρτης μετατρέπει κάθε ζευγάρι από R, G, B και IR σε έναν απλό αριθμό τον οποίο αποκαλούμε μία τάξη χρώματος.

Για παράδειγμα, ένας πολύ απλός χάρτης θα "χαρτογραφούσε" όλες τις χαμηλές (σκοτεινές, σκούρες) υπέρυθρες αξίες σε τάξη χρώματος 0, η οποία ερμηνεύεται ως ίχνος. Θα "χαρτογραφούσε" υψηλές (φωτεινές) υπέρυθρες αξίες σε μερικές μη μηδενικές τάξεις χρώματος, οι οποίες θα ερμηνεύονταν ως φρούτα.

Το πρόγραμμα συνήθως υποστηρίζει 16 τάξεις χρώματος. Η τάξη χρώματος 0 είναι πάντοτε ίχνος. Οι τάξεις χρώματος 1-7 είναι δεσμευμένες για κηλίδες, στίγματα. Οι τάξεις χρώματος 8-14 είναι για φρούτο. Η τάξη χρώματος 15 είναι για απροσδιόριστα χρώματα. Για περισσότερα σχετικά με τις τάξεις χρώματος βλέπε : "Δημιουργία και Εισαγωγή Χαρτών".

Η κάρτα FGB επίσης καθορίζει τη μέση φωτεινότητα του φρούτου και τη μέση τιμή του κλάσματος κόκκινο/πράσινο ( R/G) για πιο απλή διαλογή χρώματος.

Η μνήμη φλας είναι σταθερή μνήμη, δηλαδή δεν χάνει τα περιεχόμενα της όταν κλείνει το ρεύμα. Ο χάρτης αποθηκεύεται σε αυτή έτσι ώστε να μην χρειάζεται να μεταδίδεται (μεταφέρεται) από τον υπολογιστή κάθε φορά που ανοίγουμε το ρεύμα.

## *ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑ ΚΑΙ ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΧΑΡΤΩΝ*

### *Έννοιες του χάρτη*

Κάθε σημείο στην εικόνα ενός κομματιού ενός φρούτου ονομάζεται πίξελ. Κάθε πίξελ έχει 4 αριθμούς που σχετίζονται με αυτό και αντιπροσωπεύουν την φωτεινότητα του κόκκινου, πράσινου, μπλε και υπέρυθρου φωτός πάνω στο φρούτο σε εκείνο το σημείο. Αυτοί οι αριθμοί μεταβάλλονται από 0 (όχι φως) μέχρι 255 (φωτεινότερο φως).

Ένας χάρτης είναι απλά ένας πίνακας που μεταφράζει τις αξίες του κόκκινου, πράσινου, μπλε και υπέρυθρου σε έναν άλλο αριθμό τον οποίο εμείς ονομάζουμε "ομάδα χρώματος". Ένας πολύ απλός χάρτης θα μπορούσε να προσδιοριστεί με λέξεις ως εξής:

Αν ενός πίξελ η φωτεινότητα του κόκκινου είναι μεγαλύτερη από 200 και η φωτεινότητα του πράσινου είναι μικρότερη από 50 ορίστε το ως ομάδα χρώματος 1. Διαφορετικά ορίστε το ομάδα χρώματος 2.

Θέτοντας όρια στον αριθμό των πίξελς που ανήκουν στην ομάδα χρώματος 1 σε αντίθεση με τον αριθμό των πίξελς που ανήκουν στην ομάδα χρώματος 2, θα μπορούσαμε να κάνουμε μία απλή χρωματοδιαλογή. Να περιγράψουμε έναν απλό χάρτη είναι εύκολο αλλά να περιγράψουμε πολυπλοκότερους χάρτες μαθηματικά είναι αδύνατο. Το πρόγραμμα εισαγωγής στοιχείων Προδιαλογής έχει σχεδιαστεί να κάνει τον ορισμό του πίνακα λειτουργικό και απλό.

Ο χάρτης χρησιμοποιείται από την κάρτα F.G.B. για δύο βασικές λειτουργίες:

1. Ανίχνευση φρούτων, δηλαδή για να προσδιορίζει ποια μέρη μίας εικόνας είναι φρούτο και ποια είναι φόντο. Αυτή η πληροφορία μπορεί να αναλυθεί για να προσδιορίσει το μέγεθος ή το σχήμα.
2. Ανάλυση επιφάνειας, δηλ. ποιες ομάδες χρώματος εμφανίζονται στην επιφάνεια του φρούτου. Αυτή η πληροφορία μπορεί τότε να χρησιμοποιηθεί για χρωματική ή ποιοτική διαλογή.

Για να πραγματοποιηθούν οι παραπάνω λειτουργίες η κάρτα F.G.B. υποθέτει ότι οι συγκεκριμένες ομάδες χρώματος χρησιμοποιούνται για συγκεκριμένα μέρη της εικόνας.

- Η ομάδα χρώματος 0 είναι πάντα καθορισμένη να ορίζει την αλυσίδα ή το φόντο.
- Οι ομάδες χρώματος 1-7 θα πρέπει να χρησιμοποιούνται για να ορίζουν στίγματα. Κάθε ξεχωριστή διαδικασία για τα στίγματα θα πρέπει να γίνεται μόνο πάνω σε αυτές τις ομάδες.
- Οι ομάδες χρώματος 8-14 θα πρέπει να χρησιμοποιούνται για να ορίζουν χρώματα ή στίγματα τα οποία δεν απαιτούν ειδική επεξεργασία.
- Η ομάδα χρώματος 15 είναι απροσδιόριστα χρώματα στο φρούτο.

Υπάρχουν 4 σημεία όπου ένας χάρτης μπορεί να αποθηκευθεί, καθένα για διαφορετικό σκοπό.

1. Ο χάρτης μπορεί να αποθηκευθεί στο σκληρό δίσκο του υπολογιστή εισαγωγής στοιχείων. Ο σκληρός δίσκος του υπολογιστή μπορεί να χρησιμοποιηθεί για αποθήκευση

οποιοδήποτε αριθμού καρτών για διαφύλαξη ή πειραματισμούς.

2. Ο χάρτης μπορεί να φορτωθεί στη μνήμη του υπολογιστή. Το πρόγραμμα εισαγωγής στοιχείων του Προδιαλογέα έχει μία εντολή *Map\Open* για να φορτώνει το χάρτη από το σκληρό δίσκο της μνήμης του υπολογιστή. Ο χάρτης μπορεί να εισαχθεί, να εμφανιστεί ή να φορτωθεί σε μία κάρτα F.G.B. Φορτώνοντας έναν χάρτη στη μνήμη του υπολογιστή δεν επιφέρουμε καμία μεταβολή στις λειτουργίες του διαλογέα.

3. Ο χάρτης μπορεί να φορτωθεί στη μνήμη της κάρτας F.G.B. Ο χάρτης που υπάρχει στη μνήμη της κάρτας F.G.B. είναι ο χάρτης ο οποίος χρησιμοποιείται για διαλογή φρούτων. Μπορείτε να χρησιμοποιήσετε την εντολή *Map / Upload* για να στείλετε ένα χάρτη από τη μνήμη του υπολογιστή στην κάρτα F.G.B.

4. Ο χάρτης μπορεί να αποθηκευθεί στην φλας μνήμη της κάρτας F.G.B. Η φλας μνήμη της κάρτας F.G.B. κρατά τον αρχικό χάρτη. Αυτός ο χάρτης φορτώνεται από την φλας στην μνήμη της κάρτας F.G.B. κάθε φορά που τις δίνουμε ισχύ. Για να σώσουμε ένα χάρτη στη φλας μνήμη πρώτα το φορτώνουμε στην κάρτα F.G.B. με την εντολή *Map / Upload*. Μετά τον αποθηκεύουμε στην φλας χρησιμοποιώντας την εντολή *Map / Save Map To Flash*.

### *Λειτουργίες του Χάρτη*

*Σημείωση:* Οι λειτουργίες του χάρτη είναι προσβάσιμες μόνο όταν είναι προσβάσιμες οι λειτουργίες service. Ενεργοποιήστε τις λειτουργίες service χρησιμοποιώντας την εντολή *Edit \ Password (Password Lineauto)*.

### *Map / Show*

Αυτή η εντολή θα κάνει ορατό το παράθυρο του χάρτη. Το παράθυρο του χάρτη χρησιμοποιείται για να εισάγουμε με το χέρι το χάρτη. Αυτός ο τρόπος εισαγωγής του χάρτη θα πρέπει να γίνεται με πάρα πολύ μεγάλη προσοχή.

### *Map / Defaults*

Αυτή η εντολή χρησιμοποιείται για να εισάγει συγκεκριμένες αρχικές ρυθμίσεις για τον υπάρχοντα χάρτη (τον χάρτη που βρίσκεται στη μνήμη του υπολογιστή).

### *Map / Open*

Η εντολή *Open* χρησιμοποιείται για να φορτώσουμε έναν χάρτη από δισκέτα στην μνήμη του υπολογιστή. Αυτή η εντολή δεν έχει επίδραση στις πλακέτες F.G.B.

### *Map / Save As*

Η εντολή *Save As* αποθηκεύει το χάρτη από τη μνήμη του υπολογιστή σε ένα φάκελο. Δεν αποθηκεύει το χάρτη ο οποίος βρίσκεται στις πλακέτες F.G.B.

### *Map / Download*

Η εντολή *Download* χρησιμοποιεί τα κανάλια υψηλής ταχύτητας για να μεταφέρει έναν χάρτη από μία κάρτα F.G.B. στη μνήμη του υπολογιστή.

### *Map / Upload*

Η εντολή *Upload* χρησιμοποιεί τα κανάλια υψηλής ταχύτητας για να μεταφέρει έναν χάρτη από κάρτα F.G.B. στη μνήμη του υπολογιστή.



### *Map / Define*

Αυτή η εντολή χρησιμοποιείται για να ορίζει έναν νέο χάρτη με τη χρήση μαθηματικών εξισώσεων. Χρησιμοποιήστε αυτή την εντολή σαν ένα σημείο εκκίνησης για έναν νέο χάρτη, ώστε να είστε σίγουροι για ακρίβεια στα μεγέθη.

### *Map / Apply*

Η εντολή *Apply* "εφαρμόζει" τον υπάρχοντα στην μνήμη του υπολογιστή χάρτη πάνω στις λωρίδες και στις εικόνες που έχουν "αιχμαλωτιστεί". Αυτός είναι ένας εύκολος τρόπος για να δούμε πως ένας νέος χάρτης θα δουλεύει χωρίς να χρειάζεται να τον φορτώσουμε στις πλακέτες F.G.B.

### *Map / Save Map To Flash*

Αυτή η εντολή θα σώσει το χάρτη ο οποίος είναι στη μνήμη της κάρτα F.G.B., στην φλας μνήμη. Αυτό θα έχει ως αποτέλεσμα να φορτώνεται ο χάρτης από την φλας κάθε φορά που η ισχύς της μηχανής επανέρχεται.

### *Map / Load Map From Flash*

Αυτή η εντολή θα επαναφορτώσει το χάρτη από τη μνήμη φλας στη μνήμη της κάρτα F.G.B.

### *Map / Toggle Broadcast*

Η λειτουργία εκπομπής σας επιτρέπει να στείλετε ένα χάρτη σε όλες τις πλακέτες F.G.B. μονομιάς. Απλώς επιλέξτε αυτή την εντολή και τότε όλες οι εντολές καναλιών υψηλής ταχύτητας θα σταλούν σε όλες τις κάμερες. Φυσικά εσείς μπορείτε να λαμβάνετε μόνο μία κάμερα κάθε φορά. Πά να απενεργοποιήσετε την εντολή εκπομπής επιλέξτε την εντολή Toggle Broadcast πάλι.

## Παράθυρο Επιλογής Ομάδας Χρώματος

Όταν επιλέγεται αυτό το κουμπί μπορείτε να ορίσετε ομάδες χρώματος επιλέγοντας "blocks" ή "παράθυρα" από πίξελς. Στα παράθυρα των λωρίδων, εικόνων ή του χάρτη πιέστε το αριστερό κουμπί του "ποντικιού" στη γωνία του παραθύρου και τραβήξτε το "ποντίκι" ενώ κρατάτε το αριστερό κουμπί πατημένο για να ορίσετε την απέναντι γωνία.

### *Ορισμός Ομάδας Χρώματος Από Πίξελ*

Όταν επιλέγεται αυτό το κουμπί μπορείτε να ορίσετε ομάδες χρώματος επιλέγοντας ένα απλό πίξελ κάθε φορά. Στο παράθυρο των λωρίδων, εικόνων ή του χάρτη πατήστε το αριστερό κουμπί του "ποντικιού" επάνω στο πίξελ που θέλετε να ορίσετε ως τρέχουσα ομάδα χρώματος.

### *Επιλογή Επόμενης Ομάδας Χρώματος*

Επιλέξτε την επόμενη ομάδα χρώματος όπως την τρέχουσα ομάδα χρώματος.

### *Επιλογή Προηγούμενης Ομάδας Χρώματος*

Επιλέξτε την προηγούμενη ομάδα χρώματος όπως την τρέχουσα ομάδα χρώματος.

### *Επιλογή Ειδικής Ομάδας Χρώματος*

Επιλέξτε μία ειδική ομάδα χρώματος όπως την τρέχουσα ομάδα χρώματος.

### *Ορισμός Τρέχουσας Επιλογής Ως Τρέχουσας Ομάδας Χρώματος*

Χρησιμοποιήστε αυτό το κουμπί όταν είστε στο παράθυρο επιλογής λειτουργίας. Όταν έχετε ένα ορισμένο παράθυρο, πιέστε αυτό το κουμπί για να ορίσετε όλα τα χρώματα μέσα σε αυτό το παράθυρο σαν την τρέχουσα ομάδα χρώματος.

### *Ενεργοποίηση Αυτόματης Επιλογής*

Δεν χρησιμοποιείται.

### *Ακύρωση Τελευταίου Ορισμού*

Αυτό το κουμπί θα ανατρέξει τον τελευταίο ορισμό ομάδας χρώματος.

### *Επιλογή Ορατής ή Υπέρυθρης Εικόνας*

Χρησιμοποιήστε αυτό το κουμπί για να επιλέξετε αν θέλετε να βλέπετε την ορατή ή την υπέρυθρη εικόνα μίας κάμερας.

### *Εμφάνιση Ομάδας Χρώματος*

Χρησιμοποιήστε αυτό το κουμπί για να ενεργοποιήσετε / απενεργοποιήσετε τον τονισμό της τρέχουσας ομάδας χρώματος.

### *Επιλογή Ομάδας Αλυσίδας (Ομάδα Χρώματος 0)*

Πατήστε αυτό το κουμπί για να κάνετε την ομάδα χρώματος 0, τρέχουσα ομάδα χρώματος.

### *Επιλογή Ομάδας Χρώματος Φρούτου (Ομάδες Χρώματος 8-14)*

Πιέστε ένα κουμπί "φρούτου" για να επιλέξετε μία ομάδα χρώματος φρούτου (8-14). Το ανώτερο κουμπί φρούτου είναι ομάδα χρώματος 8 και κάθε επιπλέον κουμπί φρούτου είναι μία ομάδα χρώματος μεγαλύτερο.

## **Δημιουργώντας ένα Χάρτη**

### *Ρύθμιση Διαφράγματος*

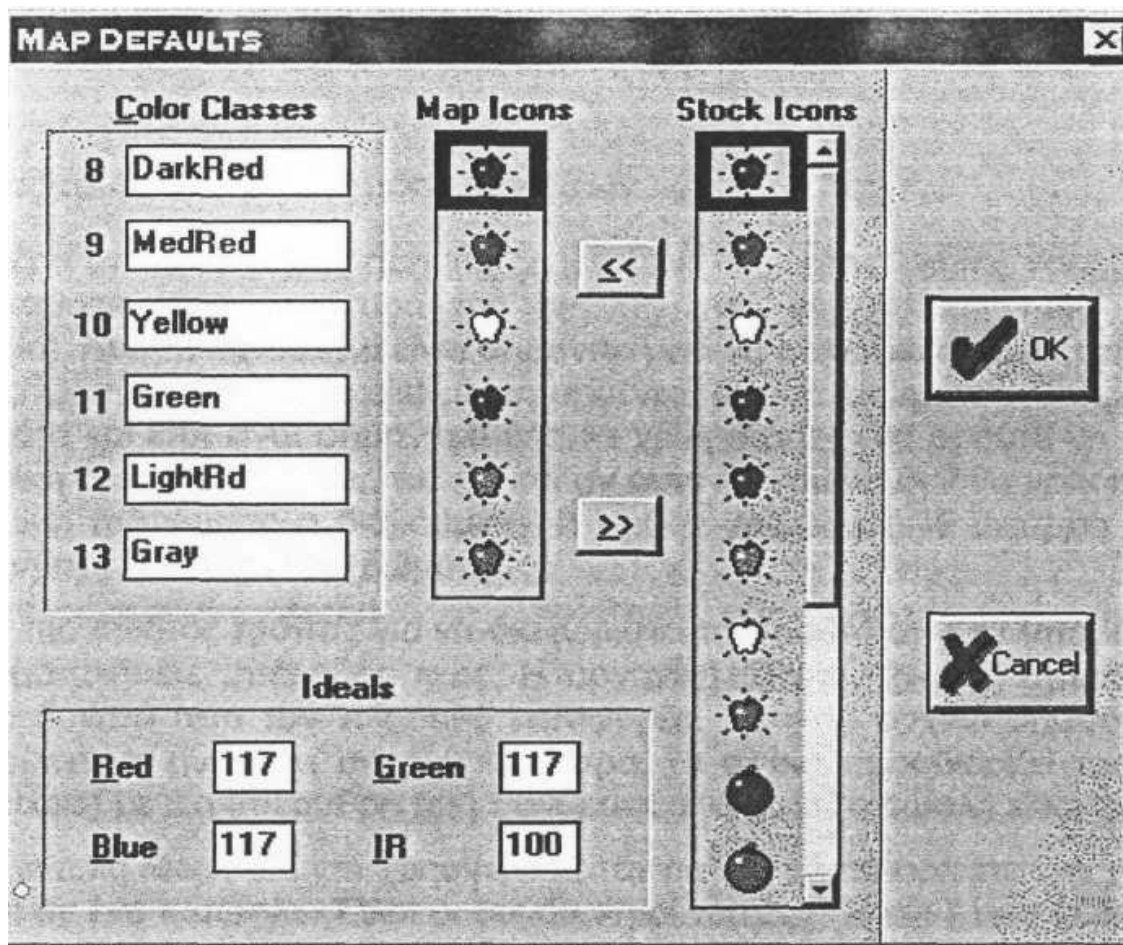
Πριν δημιουργήσετε ένα νέο χάρτη είναι σημαντικό να επιβεβαιώσετε τη σωστή ρύθμιση διαφράγματος για τις φωτογραφικές μηχανές. Για να το επιτύχετε αυτό, ακολουθήστε τα επόμενα βήματα.

1. Διαλέξτε ένα δρόμο για να δουλέψετε.
2. Επαναφέρετε τις αρχικές ρυθμίσεις στην φωτογραφική μηχανή (Reset) χρησιμοποιώντας την εντολή *Diagnostics / Reset Camera*. Αυτό θα καθαρίσει κάθε προηγούμενη ρύθμιση που βρίσκεται στη φωτογραφική μηχανή και αρχίζει από ουδέτερη ρύθμιση.
3. Διαλέξτε ένα είδος φρούτου που είναι τυπικό από αυτά που θέλετε να ταξινομήσετε. Σταματήστε την αλυσίδα και βάλτε το φρούτο κάτω από τη φωτογραφική μηχανή. «Αιχμαλωτίστε» την εικόνα χρησιμοποιώντας την εντολή *Picture / Download*.
4. Εξετάστε την εικόνα στο Παράθυρο φωτογραφίας (στο κομπιούτερ εισαγωγής στοιχείων). Παρατηρήστε τα R.G.B & I (που επιδεικνύονται στο κάτω μέρος της οθόνης), καθώς κινείτε το «ποντίκι» πάνω στις λωρίδες. Σιγουρευτείτε ότι καμμία από τις ορατές φωτεινές τιμές δεν είναι κορεσμένη (=255) ή πολύ σκοτεινή. Αυτό θα μπορείτε να το κρίνετε με την εξάσκηση. Προσαρμόστε τα ορατά και υπέρυθρα (Infrared) διαφράγματα όπως απαιτείται.
5. Επαναλάβετε τα βήματα 2 και 3 για ένα πολύ φωτεινό δείγμα και για ένα πολύ σκοτεινό, σε σχέση με την κατηγορία που θέλετε να δουλέψετε. Μην αλλάξετε το διαφράγμα για το φωτεινό φρούτο και μετά ξανά για το σκοτεινό δείγμα. Βεβαιωθείτε ότι όλα τα δείγματα θα δουλεύουν με την ίδια και μοναδική ρύθμιση διαφράγματος.
6. Βάλτε τον οδηγό ρύθμισης (jig) κάτω από τη φωτογραφική μηχανή. Εισάγετε μία εικόνα του οδηγού ρύθμισης χρησιμοποιώντας την εντολή *Picture / Download command*. Τώρα μετακινείτε το «ποντίκι» πάνω στο γκρι χαρτί (επιφάνεια) και εξετάστε τις τιμές του R και του I. Αντιγράψτε τη μέση τιμή του R και του I πάνω στο γκρι χαρτί. Αυτές οι τιμές θα χρησιμοποιηθούν για να ορίσουν την ιδανική ρύθμιση διαφράγματος.

Η ρύθμιση του διαφράγματος είναι πολύ σημαντική. Δεν είναι επιθυμητό να υπάρχουν αρκετοί χάρτες οι οποίοι χρειάζονται διαφορετικές ρυθμίσεις διαφράγματος, γιατί κάτι τέτοιο θα χρειαζόταν να επαναρυθμίζετε την φωτογραφική μηχανή όταν θα αλλάζετε χάρτες. Έχουμε ανακαλύψει ότι μία μέση τιμή του R ίση με 117 στο γκρι χαρτί, λειτουργεί καλά για τις περισσότερες κατηγορίες (Φρούτων). Μία μέση τιμή του γκρι χαρτιού για το I=100 στο γκρι χαρτί είναι επίσης αποδεδειγμένα λειτουργική. Αυτές οι τιμές υπονοούν μία ορατή ρύθμιση διαφράγματος ίση με 351 ( $117 * 3$ ) και με ρύθμιση υπέρυθρου διαφράγματος ίση με 100. Χρησιμοποιήστε την παραπάνω διαδικασία για να επιβεβαιώσετε ότι αυτές οι ρυθμίσεις διαφράγματος θα λειτουργήσουν σύμφωνα με τις δικές σας ανάγκες και αλλάξτε αυτές μόνο αν είναι εντελώς απαραίτητο.

## **Αλλαγή των Υπαρχόντων Ρυθμίσεων**

Χρησιμοποιήστε την εντολή *Map / Defaults* για να αλλάξετε τις υπάρχουσες ρυθμίσεις.



Εικ.14. - Map Defaults Dialog

Ο χάρτης για τον διάλογο των ρυθμίσεων έχει 3 λειτουργίες:

1. Να προσδώσει ένα όνομα σε κάθε ομάδα χρώματος.
2. Να προσδώσει ένα εικονίδιο σε κάθε ομάδα χρώματος.
3. Να προσδώσει τις ιδανικές R,G,B,I τιμές, που προσδιορίζουν την ιδανική ρύθμιση διαφράγματος.

Τα ονόματα των ομάδων χρώματος είναι τυχαία και είναι απλές ταμπέλες για τον χειριστή. Θα εμφανιστούν στον πίνακα εμφάνισης χρωματικών ορίων (Catpaints) και πάνω από το *Diagnostics /Get Fruit Information* dialog. Οι εικόνες των ομάδων χρώματος θα εμφανιστούν στην εργαλειοθήκη του χάρτη και βρίσκονται εκεί για να βοηθήσουν τους χειριστές-προγραμματιστές να φτιάξουν τον χάρτη. Οι ιδανικές τιμές R,G,B και I είναι οι μέσες τιμές R.G.B και I πάνω στο γκρίζο χαρτί, στη σωστή ρύθμιση διαφράγματος (Βλέπε : «Διαλέγοντας την ρύθμιση διαφράγματος»). Επειδή το χαρτί είναι γκρι, μία ρυθμισμένη φωτογραφική μηχανή πρέπει να διακρίνει ίδιες ποσότητες Κόκκινου, Πράσινου και Μπλε πάνω στο χαρτί. Γι' αυτό τον λόγο, χρησιμοποιήστε την μέση τιμή του R για τις ιδανικές κόκκινες, πράσινες και μπλε εισαγωγές (Entries).

#### *Ρυθμίσεις Φωτογραφικής Μηχανής (Calibration)*

Τώρα που η σωστή ρύθμιση διαφράγματος έχει επιβεβαιωθεί, ρυθμίζετε τη φωτογραφική μηχανή στην λωρίδα που θα χρησιμοποιήσετε για να φτιάξετε τον χάρτη.

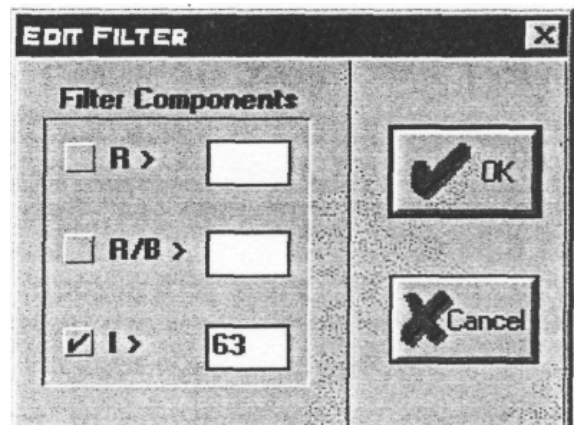
### Ορίζοντας το Φίλτρο Ανίχνευσης Φρούτων

Πέρα από την ταξινόμηση και διαβάθμιση, ο χάρτης επίσης χρησιμοποιείται για να καθορίσει ποια πλευρά της εικόνας είναι φρούτο και ποια το φόντο (υπόβαθρο). Αυτή η λειτουργία είναι σημαντική για να υπάρξει ακρίβεια στη μέτρηση μεγέθους. Όλα τα σημεία (pixels) με μη-μηδενική ομάδα χρώματος, θεωρούνται ότι είναι φρούτα και έτσι είναι σημαντικό όλα τα χρώματα σε ένα φρούτο να έχουν μία μη-μηδενική ομάδα χρώματος, ακόμη και αν αυτό το χρώμα δεν θα χρησιμοποιηθεί για έγχρωμη ταξινόμηση ή διαβάθμιση. Η ομάδα χρώματος 15 υπάρχει ειδικά για αυτά τα μη προσδιορισμένα χρώματα.

Ο πιο σωστός τρόπος για να διαχωριστεί το φρούτο από το υπόβαθρο είναι να χρησιμοποιήσετε υπέρυθρο φως. Η οργανική ύλη αντανακλά υπέρυθρο φως πολύ πιο δυνατά από τον πλαστικό μεταφορέα. Έτσι το αρχικό σημείο για έναν χάρτη πρέπει να είναι ένα υπέρυθρο φίλτρο, το οποίο προσδιορίζει πως όλα τα σημεία (pixels) με μία υπέρυθρη τιμή πάνω από ένα όριο (κατώφλι) είναι φρούτα.

Η εντολή Map / Define χρησιμοποιείται για να προσδιορίσετε ένα χάρτη που στηρίζεται σε ένα κατώφλι. Όλοι οι συνδυασμοί του R.G.B και I που ξεπερνούν το κατώφλι, ορίζονται ως ομάδα χρώματος 15. Όλοι οι υπόλοιποι συνδυασμοί ορίζονται ως ομάδα χρώματος 0 (μεταφορέας).

Στη διπλανή εικ. το διάφραγμα 14 δείχνει πώς να ορίσετε έναν χάρτη χρησιμοποιώντας ένα υπέρυθρο κατώφλι ίσο με 63. Αυτό σημαίνει ότι όλα τα σημεία (pixels) με τιμή υπέρυθρου ίση με 64 ή μεγαλύτερη θα ορίζεται ως φρούτο, ανεξάρτητα των τιμών της στα R, G, ή B. Η τιμή-κατώφλι στο 63 δεν έχει επιλεγεί τυχαία, αλλά στηρίζεται στον αριθμό των υπέρυθρων σημείων (bits) που έχουν οριστεί στο χάρτη. Χρησιμοποιήστε ένα κατώφλι με τιμή 63, εκτός αν έχετε οδηγίες να ενεργήσετε διαφορετικά.



Εικ. 15. κατώφλι αποκοπής υπερίθρου.

### Ονομάζοντας τον Χάρτη

Τώρα που υπάρχει ο χάρτης με το υπέρυθρο κατώφλι καταχωρημένο στην μνήμη του υπολογιστή, δώστε στον χάρτη ένα όνομα. Για να τον ονομάσετε σώστε τον στον σκληρό δίσκο του υπολογιστή χρησιμοποιώντας την εντολή Map / Save As. Θα δείτε ένα παράθυρο με συνηθισμένο διάλογο των Windows για αποθήκευση (Save). Δώστε στον χάρτη ένα όνομα, και πατήστε OK για να το σώσετε στο σκληρό δίσκο.

## Προσδιορισμός των Ομάδων Χρώματος

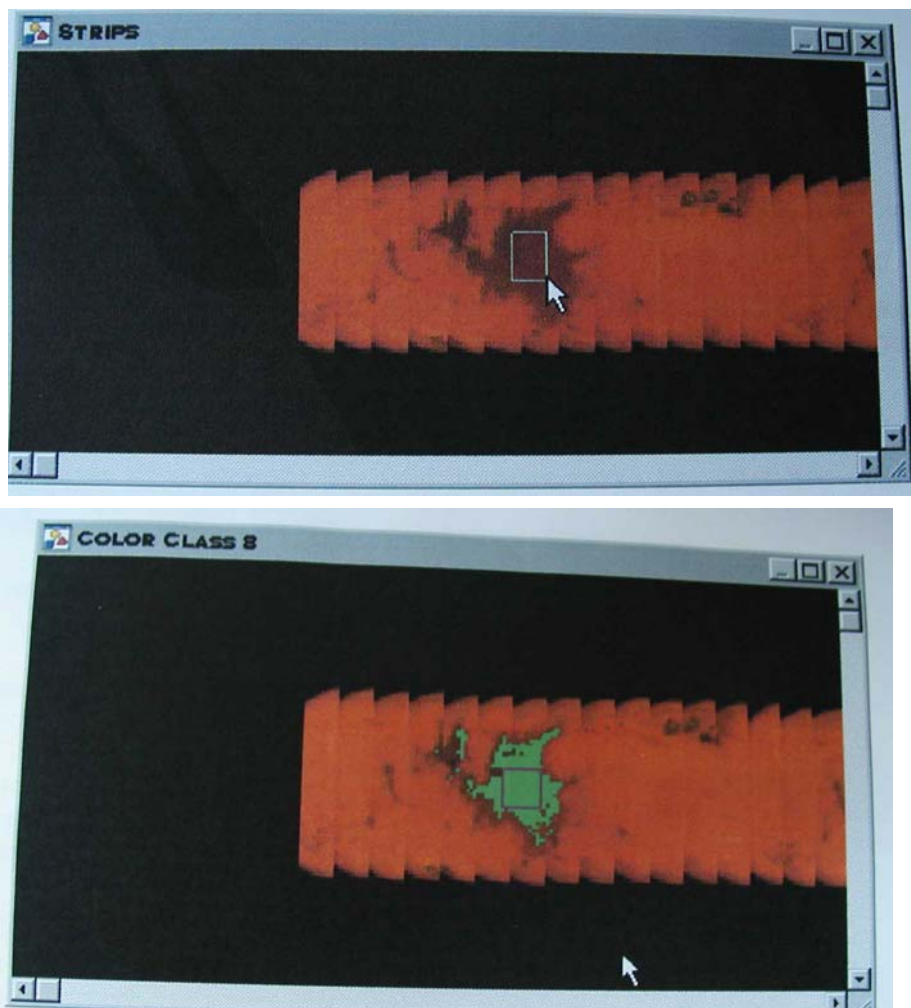
Η Εισαγωγή στοιχείων προδιαλογής, σας βοηθά να προσδιορίσετε τις ομάδες χρώματος του χάρτη απλά «δείχνοντας» στον υπολογιστή ποια χαρακτηριστικά από ένα κομμάτι φρούτο θα πρέπει να αντιστοιχούν σε κάθε ομάδα χρώματος. Αυτή η οδηγία γίνεται απ' ευθείας στις εικόνες που «αιχμαλωτίζονται» από τη φωτογραφική μηχανή και γίνεται κατ' επανάληψη.

1. Κάντε τα παράθυρα λωρίδων (Strips) να είναι ορατά χρησιμοποιώντας την διαταγή *Strips / Show*.
2. «Αιχμαλωτίστε» τις λωρίδες ενός φρούτου, διαλέγοντας την εντολή *Strips / Capture Strips* και περνώντας το φρούτο κάτω από τη φωτογραφική μηχανή.
3. Εφαρμόστε τον χάρτη που βρίσκεται στη μνήμη του υπολογιστή, στις λωρίδες, χρησιμοποιώντας την εντολή *Map / Apply*.
4. Βεβαιωθείτε ότι βρισκόσαστε στο παράθυρο προσδιορισμού Window define mode. (Το κουμπί στην εργαλειοθήκη του χάρτη πρέπει να είναι ενεργοποιημένο.)
5. Καταστήστε δυνατή την επίδειξη (display) ομάδας χρώματος. (Το B· κουμπί στην εργαλειοθήκη του χάρτη πρέπει να είναι β· ενεργοποιημένο.) Τώρα όλα τα pixels που ανήκουν στην τρέχουσα ομάδα χρώματος θα είναι εμφανώς φωτισμένα στα παράθυρα των Λωρίδων, Εικόνας και Χάρτη (Strip, Picture, Map).
6. Διαλέξτε την ομάδα χρώματος που θέλετε να προσδιορίσετε. Για να επιλέξετε μία ομάδα χρώματος, πατήστε ένα από τα «φρούτα» κουμπιά στην εργαλειοθήκη του χάρτη. Το πάνω «fruit» κουμπί είναι η ομάδα χρώματος 8 και η ομάδα χρώματος αυξάνεται καθώς προχωράτε προς τα κάτω στην εργαλειοθήκη. Το κείμενο με τις βοήθειες (Hint) στο κάτω μέρος της οθόνης θα σας δείξει τον αριθμό της έγχρωμης σειράς για κάθε κουμπί με φρούτο.
7. Καθορίστε ένα παράθυρο. Χρησιμοποιήστε το «ποντίκι» για να ορίσετε μία περιοχή στο παράθυρο Λωρίδων (Strips). Πατήστε το αριστερό κουμπί στο «ποντίκι» σε μία γωνία της περιοχής και κρατήστε πατημένο καθώς σέρνετε το «ποντίκι». Αφήστε το αριστερό κουμπί όταν έχετε προσδιορίσει τη σωστή περιοχή. (Δείτε την Εικόνα 10.)
8. Πατήστε το κουμπί για να καθορίσετε μία περιοχή ως την τρέχουσα ομάδα χρώματος. Ο υπολογιστής θα αναλύσει όλα τα χρώματα μέσα στην επιλεγμένη περιοχή και θα τα βάλει στην τρέχουσα ομάδα χρώματος. Έπειτα αν η επίδειξη (display) είναι δυνατή (σε λειτουργία) (βήμα 5), θα ανανεώσει τα < επιλεγμένα στα Strip, Picture, και Map παράθυρα για να εμφανίσει την αλλαγή (Εικόνα 11).
9. Επαναλάβετε τα βήματα 6 έως 8 ωσότου μείνετε ικανοποιημένοι με τον τρόπο που ο υπολογιστής χαρτογραφεί αυτό το απλό σετ των λωρίδων
10. Πηγαίνετε πίσω στο βήμα 2 και επαναλάβετε την διαδικασία. Θα πρέπει να την επαναλάβετε αρκετές φορές χρησιμοποιώντας ένα φρούτο για να σκιαγραφηθεί σωστά. Μετά επαναλάβετε τη διαδικασία για άλλα φρούτα.
11. Όταν μείνετε ικανοποιημένοι από τη σκιαγράφιση του χάρτη, φορτώστε το σε κάθε ένα Frame Grabber Board χρησιμοποιώντας την εντολή *Map / Upload*.

12. Για να σώσετε τον χάρτη στη φλας μνήμη σε κάθε F.G.B. εκτελέστε την εντολή *Map / Save Map To Flash*, σε κάθε λωρίδα.

Συμβουλές:

- Πρέπει να σώζετε συχνά τον χάρτη στον κλήρο δίσκο (*Map / Save As*) καθώς τον δημιουργείτε. Θα ήταν βοηθητικό να σώζετε τον χάρτη χρησιμοποιώντας διαφορετικά ονόματα καθώς τον δημιουργείτε, ώστε να σας επιτρέπεται να γυρίζετε πίσω αν χρειαστεί.
- Μην προσπαθήσετε να καθορίσετε όλα τα Pixels σε κάθε φρούτο. Αποφύγετε τα «αποκλίνοντα» χρώματα και προσπαθήστε να καθορίσετε μόνο τα χρώματα που σίγουρα ανήκουν στη συγκεκριμένη ομάδα χρωμάτων.



Εικ .16.- Χρησιμοποιείτε το παράθυρο προσδιορισμού για να καθορίσετε μία περιοχή.

Τα pixel που ανήκουν στην τρέχουσα ομάδα χρώματος που ορίσαμε είναι υπερφωτισμένα με πράσινο

### 6.3.2. Τεχνολογίες από σχετικές εμπορικές ιστοσελίδες.

**1. Autoline** ([www.autolinesorters.com](http://www.autolinesorters.com)). Είναι Αμερικάνικη εταιρεία. Ειδικά για τα εσπεριδοειδή έχει το σύστημα αυτόματης ταξινόμησης που το ονομάζει ProSort II Grading το οποίο έχει την ικανότητα να ταξινομεί κατά χρώμα, να ανιχνεύει τα ελαττώματα αλλά και να εξετάζει την εσωτερική ποιότητα των φρούτων μέσω της πυκνότητας. Ταχύτητες που επιτυγχάνει είναι μέχρι 12 φρούτα ανά δευτερόλεπτο. Χρησιμοποιεί δύο τύπους κάμερας τους Monochrome II και ProSort Color. Χρησιμοποιεί 2 κάμερες για να δίνει τρισδιάστατη εικόνα. Το ProSort Color χρησιμοποιεί το κόκκινο και το πράσινο χρώμα από τα βασικά χρώματα του RGB συστήματος καθώς και την υπέρυθρη περιοχή του φάσματος. Χρησιμοποιεί το mapping software για να κατασκευαστούν χάρτες οι οποίοι μπαίνουν στη μνήμη και χρησιμοποιούνται για την σωστή ταξινόμηση. Το σύστημα περιλαμβάνει μέχρι 9 γραμμές και μπορεί να ξεχωρίσει μέχρι 7 διαφορετικά χρώματα.

**2. Maf – roda** ([www.maf-roda.com](http://www.maf-roda.com)). Είναι Ισπανοαμερικάνικη εταιρεία. Προτείνει την τεχνολογία αυτόματης επιθεώρησης που την ονομάζει OPTISCAN II που είναι ένας έγχρωμος ταξινομητής ο οποίος μπορεί να ταξινομήσει σωστά τα φρούτα ακόμα και αν έχουν σκιερές πλευρές. Μπορεί να ανιχνεύσει τα ελαττώματα, τις σήψεις και τα εγκαύματα. Αποτελείται από μια ψηφιακή κάμερα που συλλαμβάνει οπτική και υπέρυθρη ακτινοβολία. Λειτουργεί σε περιβάλλον Windows. Η ίδια εταιρεία έχει και την τεχνολογία TETRASCAN. Αυτό το σύστημα αποτελείται από δύο κάμερες για να έχει εποπτεία ολόκληρης της επιφάνειας του φρούτου. Η εικόνα σε όλα τα στάδια είναι σε ψηφιακή μορφή.

**3. Greefa** ([www.greefa.nl](http://www.greefa.nl)). Είναι Ολλανδική εταιρεία. Έχει τεχνολογίες για επιθεώρηση της εξωτερικής επιφάνειας των φρούτων και των εσπεριδοειδών. Έχει όμως και τεχνολογία για την εξέταση της εσωτερικής ποιότητας το φρούτων κυρίως μέσω εκτίμησης των περιεχόμενων σακχάρων. Η τεχνολογία περιλαμβάνει μια πηγή αλογόνου και το φρούτο ακτινογραφείται. Έτσι μπορεί να εκτιμηθεί εκτός από την περιεκτικότητα σε σάκχαρα και η παρουσία εσωτερικών καφετιασμάτων και έναρξη εσωτερικής σήψης (ενδιαφέρει στα μήλα). Μπορεί να πετύχει ταχύτητες μέχρι 6 φρούτα ανά δευτερόλεπτο και να δουλέψει σε 2,4,6,8,10 γραμμές ταυτόχρονα.

**4. Compacsort** ([www.compacsort.com](http://www.compacsort.com)). Κάνει ανίχνευση κηλίδων και ταξινόμηση. Έχει δύο τεχνολογίες:

Invision 9000 Blemish που αποτελείται από περισσότερες από μια κάμερες και μπορεί να ανιχνεύσει διάφορα ελαττώματα επιθεωρεί ολόκληρη την επιφάνεια του φρούτου.

Invision 5000 Color. Μπορεί να ταξινομήσει μέχρι 16 κατηγορίες χρώματος. Μετράει διαμέτρους με τυπική απόκλιση 1mm και όγκο με απόκλιση 2ml. Η κάμερα λαμβάνει μέχρι 25 εικόνες του ίδιου φρούτου. Από το σύστημα μπορούν να περάσουν μέχρι 600 κύπελλα (θέσεις) το λεπτό.

**5. Fomesa.** ([www.fomesa.com](http://www.fomesa.com)). Είναι ισπανική εταιρεία. Η εταιρεία αυτή εκτός από ταξινομητές πουλάει και άλλα υλικά συσκευασίας όπως κεριά και μυκητοκτόνα. Στην ιστοσελίδα της επίσης δημοσιεύει τα όρια υπολειμμάτων για διάφορες χημικές ουσίες στις διάφορες χώρες.

**6. CVS.** ([www.cvsusa.com](http://www.cvsusa.com)). Είναι αμερικάνικη εταιρεία. Ταξινομεί με ρυθμούς 8-10 φρούτα ανά δευτερόλεπτο. Έχει συστήματα που «βλέπουν» και την εσωτερική ποιότητα. Μπορεί να ανιχνεύει σκουρόχρωμες αλλά και ανοιχτόχρωμες κηλίδες (ουλές).



**7. Hameyvision.** ([www.hameyvision.com](http://www.hameyvision.com)). Είναι μια εταιρεία από Αυστραλία. Ασχολείται με αυτόματη επιθεώρηση προϊόντων αρτοποιίας και φρούτων αλλά και με Νευρωνικά δίκτυα.

## 7. Μελλοντικές Τάσεις –Προτάσεις

Τα συστήματα αυτόματης επιθεώρησης σε όλες τις περιπτώσεις που έχουν εφαρμοστεί εκπληρώνουν τους στόχους τους με μεγάλη επιτυχία. Τα ποσοστά ορθής ταξινόμησης δηλαδή ταξινόμησης που να ταιριάζει με αυτή των έμπειρων επιθεωρητών είναι 95 - 100%. Απαραίτητη προϋπόθεση για να εφαρμοστούν σωστά αυτά τα συστήματα είναι να εκπαιδεύονται σωστά και ανάλογα με τα υπό εξέταση εσπεριδοειδή.

Οι πρόοδοι στην τεχνολογία υλικού από κοινού με την ανάπτυξη των τυποποιημένων πλατφορμών επεξεργασίας έχουν κάνει την παραγωγή και τη συντήρηση των βιομηχανικών συστημάτων αυτοματοποίησης εφικτή με σχετικά χαμηλότερο κόστος. Η/Υ Pentium με WINDOWS NT (Windows 2000, XP) ή τα βασισμένα σε Unix συστήματα όπως Linux θεωρούνται οι κύριες εναλλακτικές λύσεις με τα Windows να προτιμώνται για να επιτύχουν την ανάπτυξη εφαρμογής εργασίας με τη μέγιστη φορητότητα βασισμένη δηλαδή έτοιμο προς χρήση λογισμικό (π.χ. εμπορικά διαθέσιμο λογισμικό). Το Linux ίσως τελικά γίνει στάνταρ ειδικά σε περιπτώσεις όπου εξατομικευμένες ή χαμηλού κόστους λύσεις προτιμώνται. Το Linux προσφέρεται μερικές φορές ως δωρεάν λογισμικό ανοικτής-πηγής και εμφανίζεται να είναι η ιδανική λύση στην περίπτωση των ανεξάρτητων εφαρμογών. Εντούτοις η περιορισμένη διαθεσιμότητα των εργαλείων ανάπτυξης εφαρμογής (π.χ. το λογισμικό διασύνδεσης) είναι ένα σοβαρό μειονέκτημα Linux.

Το βελτιωμένο περιβάλλον επικοινωνίας με το χρήστη (GUI) (των προγραμμάτων αυτόματης οπτικής επιθεώρησης) καθώς και η χρήση ευρείας κατανάλωσης ηλεκτρονικού υλικού(το οποίο είναι οικονομικά πιο προσιτό) θα συμβάλουν στην ευρεία διάδοση των συστημάτων αυτόματης οπτικής επιθεώρησης τα οποία με σειρά τους συμβάλουν στην μείωση του κόστους παραγωγής και στην ελάττωση της χρήσης κεριών και μυκητοκτόνων. Οποσδήποτε ο σωστός προγραμματισμός του συστήματος και ο προγραμματισμός του ανάλογα με την ποικιλία και την εποχή έχει επίδραση στην ορθότητα λήψης των αποφάσεων. Ένα φιλικό περιβάλλον επικοινωνίας με το χρήστη θα βοηθούσε στο σωστό προγραμματισμό του συστήματος ανάλογα με τις εκάστοτε απαιτήσεις και επομένως στην αξιοποίηση όλων των δυνατοτήτων του.

Η ελάττωση της χρήσης χημικών μπορεί να επιτευχθεί και με την χρήση ενός συστήματος διαλογής πριν από το στάδιο προσθήκης αυτών των ουσιών κατά τη συσκευασία. Επίσης η μείωση του χρόνου αναμονής για διαχωρισμό των παρτίδων διαφορετικών παραγωγών κατά τη διάρκεια της συσκευασίας θα μείωνε το νεκρό χρόνο λειτουργίας του συσκευαστηρίου και θα συνέβαλε στη μείωση κατανάλωσης καυσίμων και ηλεκτρικής ενέργειας. Η μείωση του χρόνου αναμονής θα μπορούσε να επιτευχθεί με την χρήση κάποιας ειδικής σφαίρας που όταν αυτή περνούσε κάτω από τις κάμερες της αυτόματης οπτικής επιθεώρησης θα σήμαινε το τέλος της παρτίδας χωρίς ανάγκη διακοπής της τροφοδοσίας μεταξύ διαφορετικών παραγωγών.

Τα συστήματα αυτόματης οπτικής επιθεώρησης εκτός από την σωστή ταξινόμηση μπορούν να εκπληρώσουν και άλλους στόχους όπως είναι η μείωση των μυκητοκτόνων και των κεριών αλλά και μέσω της ταχύτητας τους μείωση του χρόνου λειτουργίας της γραμμής συσκευασίας με άμεσο ενεργειακό όφελος.

Το στάδιο πάνω στη γραμμή παραγωγής όπου εφαρμόζετε το σύστημα οπτικής επιθεώρησης είναι το τελευταίο πριν την συσκευασία. Αυτό σημαίνει ότι τα φρούτα που απορρίπτονται από το σύστημα έχουν ήδη επεξεργαστεί με κεριά και μυκητοκτόνα. Αν υπήρχε η δυνατότητα να εφαρμοστεί αυτόματη διαλογή στα αρχικά στάδια αυτό θα σήμαινε οικονομία σε κεριά και μυκητοκτόνα. Αυτό είναι δύσκολο αλλά η δαπάνη του πρέπει να εξεταστεί. Μια λύση γι αυτό θα ήταν να εφαρμοστεί ένα σύστημα αυτόματης οπτικής επιθεώρησης στην αρχή αμέσως μετά το άδειασμα των κιβωτίων που να μην κάνει διαλογή αλλά να χωρίζει τα φρούτα σε δύο κατηγορίες αποδεκτά και απορριφθέντα. Τα φρούτα που συνέχιζαν ως αποδεκτά θα ήταν σαφώς λιγότερα και αυτό θα σήμαινε

οικονομία στο μέγεθος της γραμμής επεξεργασίας αλλά και στα κεριά και μυκητοκτόνα. Θα απαιτούνταν

Ένα σημαντικός παράγοντας που δεν ελέγχετε κατά τη συσκευασία είναι η εσωτερική ποιότητα των εσπεριδοειδών. Ελέγχεται μόνο ο παράγοντας σάκχαρα με τη βοήθεια ειδικού φωτισμού από λάμπες αλογόνου που ακτινογραφεί τα φρούτα. Οι εμπορικές εταιρείες έχουν προτάσεις για έλεγχο της εσωτερικής ποιότητας αλλά αναφέρονται στα μήλα στα οποία εκτός από τα σάκχαρα μπορούν να ανιχνεύσουν και εσωτερικό καφέτιασμα και έναρξη εσωτερικής σήψης. Ίσως αυτή η τεχνολογία να μπορεί να χρησιμοποιηθεί και στα εσπεριδοειδή για την κοκκίωση.

Αλγόριθμοι υπάρχουν αρκετοί και στο θέμα της κατάτμησης εικόνας αλλά και στη εξαγωγή και σύγκριση χαρακτηριστικών ώστε να ληφθεί η απόφαση για ένα φρούτο αν είναι ακατάλληλο για συσκευασία ή σε ποια κατηγορία ανήκει. Οι περισσότεροι αλγόριθμοι ακόμα και σήμερα δρουν αφαιρετικά προκειμένου να εξοικονομηθεί υπολογιστική ισχύς. Από την υπάρχουσα βιβλιογραφία φαίνεται να έχει δοθεί βάρος στην δημιουργία αλγορίθμων και όχι στην αξιοποίηση των νέων δυνατοτήτων σε υπολογιστική ισχύ. Από τις περισσότερες βιβλιογραφικές αναφορές προκύπτει ότι όσο περισσότερα είναι τα στοιχεία τα οποία συνυπολογίζει ένα σύστημα για την ταξινόμηση τόσο ορθότερες είναι οι αποφάσεις που λαμβάνει.

## **ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ**

- Alchanatis,V., Peleg, K., Ziv, M., 1993. Classification of tissue culture segments by colour machine vision. J. Agric. Eng. Res. 70, 299–311.
- [Aleixos, N., Blasco, J., Navarro'n, F., Molto E., 2002. Multispectral inspection of citrus in real-time using machine vision and digital signal processors. Computers and Electronics in Agriculture 33, 121-137.](#)
- Aleixos, N., Blasco, J., Molto´, E., 1999. Design of a vision system for real-time inspection of oranges. Pattern Recogn. Image Anal. 1, 387–394 (ISBN 84-95120-81-X).
- Andreadis, I., Browne, M.A., Swift, J.A.1990. Image pixel classification by chromaticity analysis, Pattern Recognition Lett. 11, 51-58
- Baglietto, P., Maresca, M., Migliardi, M., Zingirian, N.1996. Image processing on high-performance RISC systems. Proceedings of the IEEE 84, pp. 917–930.
- Bahlmann, C., Heidemann, G., and Ritter, H., 1999Artificial neural networks for automated quality control of textile seams. Pattern Recognition 32, pp. 1049–1060.
- Batchelor, B.C. (1985) Lighting and Viewing Techniques in Automated Visual inspection. Batchelor, B.C., Hill, D.A. and Hodgson, D.C., eds , pp. 103-179, IPS Publications, Ltd, Bedford, UK
- Batchelor, M.M., Searcy, S.W., 1989. Computer vision determination of stem/root joint on processing carrots. Journal of Agricultural Engineering Research 43, 259-
- Berardinis, T.A. 1992. 'Untangling the Mystery of Neural Networks' in Mach.Des. 65(13), 55-59
- [Brosnan, T., Sun, D-W.. 2002. Inspection and grading of agricultural and food products by computer vision systems\\*/a review. Computers and Electronics in Agriculture 36, 193-213](#)
- Capson, D.W., 1984. An improved algorithm for the sequential extraction of boundaries from a raster scan. Comput. Vision Graphics Image Process. 28, 109–125.
- Carron, T., Lambert, P. 1994 Color edge detector using jointly hue, saturation and intensity, IEEE International Conference on Image Processing, Austin, USA, pp. 977–1081.
- Chan, J.P. and Batchelor, B.C. (1993) 'Machine Vision for the Food Industry' in Food Process Monitoring Systems (Pinder, A.C. and Godfrey, G., eds), pp. 58-101, Blackie
- Chapron, M. 1992. A new chromatic edge detector used for color image segmentation, IEEE International Conference on Pattern Recognition, A, pp. 311–314.
- [Cheng, H.D., Jiang X.H., Sun, Y., 2001. Color image segmentation: advances and prospects. Jingli Wang Pattern Recognition 34, 2259-2281.](#)
- Cho, S.I. and Kim, S.C. (1994) 'Fuzzy Logic Controller for a Baking Process' in ASAE Paper No. 94-6502, American Society of Agricultural Engineers, St Ioseph, MI, USA
- Christoph, K., 1997. Digital Image Processing in Quality Control of Oranges. A feasibility study for the Union of Agricultural Co-operation in Maleme Crete, Greece Part I.
- CVS Blemish Sorter User Manual, Ed. 3. Bacchus Marsh, Victoria, Australia: Colour Vision Systems PTY LTD.
- Davies, E.R. 1990. Machine Vision: Theory, Algorithms, Practicalities. London: Academic Press

- Ding, K. and Gunasekaran, S. (1994) 'Shape Feature Extraction and Classification of Food Material using Computer Vision' in Trans. ASAE 37(5), 1537-1545
- Dorf, R.C. 1983. Robotics and Automated Manufacturing. Virginia: Reston.
- Eklund, M.W., Ravichandran, G., Trivedi, M.M. and Marapane, S.B. 1994) 'Real-time Visual Tracking using Correlation Techniques' in Proceedings of the Second IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, pp. 256-263, Institute of Electronic and Electrical Engineers Computer Society Press, Los Alamitos, CA, USA
- Freeman, H., 1961. On the encoding of arbitrary geometric configurations. IEEE Trans. Electron. Comput. EC-10, 260-268.
- Fu, K.S., Mui, J.K. 1981. A survey on image segmentation, Pattern Recognition 13, 3-16.
- Gauch, J., Hsia, Chi-Wan. 1992. A comparison of three color image segmentation algorithm in four color spaces. SPIE Vol. 1818 Visual Communications and Image Processing '92, pp. 1168-1181.
- Golland, P., Bruckstein, A.M. 1996. Why R.G.B.? Or How to design color displays for martians, Graphical Models Image Process. 58 (5), 405- 412.
- Gonzalez, R.C. & Wintz, P. 1987. Digital Image Processing. Reading, MA: Addison-Wesley.
- Gonzalez, R.C. and Woods, R.E. (1992) Digital Image Processing, Addison-Wesley Publishing Company, Reading, MA, USA
- Growe, T.G., Delwiche, M.J., 1996. A System for Fruit Defect Detection in Real-time. AGENG 96, Paper No. 96F-023.
- [Gunasekaran S., 1996. Computer vision technology for food quality assurance Trends in Food Science & Technology August \[Vol.7.\]](#)
- Gunasekaran, S. 1996. Computerized Automation/Controls in Dairy Processing' in Computerized Control Systems in the Food Industry (Mitral, C.S., ed), pp. 407-449, Marcel Dekker
- Gunasekaran, S. and Ding, K. 1994. Using Computer Vision for Food Quality Evaluation' in Food Technol. 48(6), 151-154
- Guyer, D.E., Miles, G.E., Gaultney, L.D., Schreiber, M.M., 1993. Application of machine vision to shape analysis in leaf and plant identification. Trans. ASAE 36 (1), 163-171.
- Haralick, R.M. and Shapiro, L.C. 1992. Computer and Robot Vision, Addison-Wesley Publishing Company, Reading, MA, USA
- Harrel, R.C., 1991. Processing of colour images with Bayesian discriminate analysis. International Seminar of the 3rd and 6th Technical Sections of CIGR.
- Howarth, M.S., Searcy, S.W., 1992. Inspection of fresh carrots by machine vision. In: Food Processing Automation II Proceedings of the 1992 Conference. ASAE, 2950 Niles Road, St. Joseph, MI 49085-
- Hoy, D.E.P. 1997. On the use of color imaging in experimental applications. Exp. Tech. 21 4, pp. 17-19.
- Huntsberger, T.L., Jacobs, C.L. Cannon R.L. 1985. Iterative fuzzy image segmentation. Pattern Recognition 18 2, pp. 131-138.
- Jain, R., Kasturi, R. and Schunick, B.C. (1995) Machine Vision, McGraw-Hill
- Jimenez, A.R., Ceres, R. Pons, J.L. 2000. A vision system based on a laser range-finder applied to robotic fruit harvesting. Machine Vision and Applications 11, pp. 321-329.

- Jimenez, A.R., Jain, A.K., Ceres, R. Pons J.L. 1999. Automatic fruit recognition: a survey and new results using range/attenuation images. Pattern Recognition 32, pp. 1719–1736.
- Kender, J., 1976. Saturation, hue, and normalized color: calculation, digitization effects, and use, Computer Science Technical Report, Carnegie Mellon University.
- Ker, J., Kengskool, K. 1990. An efficient method for inspecting machine parts by a fixtureless machine vision system. Vision'90 Conference.
- Kim, K.M., Lee, C.S., Ha, Y.H. 1996. Color image quantization using weighted distortion measure of HVS color activity, IEEE International Conference on Pattern Recognition, pp. 1035–1039.
- Kim, W.S., Park, R.H. 1996. Color image palette construction based on the HSI color system for minimizing the reconstruction error. IEEE International Conference on Image Processing, C, pp. 1041–1044.
- [Kondo, N., Ahmad, U., Monta, M., Murase, H., 2000.. Machine vision based quality evaluation of Iyokan orange fruit using neural networks. Computers and Electronics in Agriculture 29, 135–147.](#)
- Kondo, N., 1995. Quality evaluation of orange fruit using neural networks. In: Food Processing Automation IV Proceedings of the FPAC Conference. ASAE, 2950 Niles Road, St. Joseph, MI 49085-9659, USA.
- Kopardekar, P., Mital, A., Anand, S. 1993. Manual, hybrid and automated inspection literature and current research. Integrated Manufacturing Systems 4, pp. 18–29.
- Lake, D.W. (1994) 'High Speed, High Resolution TDI Based Image Acquisition' in Proceedings of the III Food Processing Automation Conference, pp. 39-44, American Society of Agricultural Engineers, St Joseph, MI, USA
- Lefebvre, M., Zimmerman, T., Baur, C., Gugerli, P., Pun, T., 1994. Potato operation: automatic detection of potato diseases. Proc. SPIE 2345, 2–9.
- Li, H., Lin J.C., 1994. Using fuzzy logic to detect dimple defects of polished wafer surfaces. IEEE Transactions on Industry Applications 30, pp. 1530–1543.
- Liao, K., Paulsen, M.R. and Reid, J.F. (1994) 'Real-time Detection of Colour and Surface Defects of Maize Kernels using Machine Vision' in I. Agric. Eng. Res. 59, 263-271
- Magee, M., Seida, S. 1995. An industrial model-based computer vision system. Journal of Manufacturing Systems 14, pp. 169–186.
- [Malamas E. N., Petrakis E. G. M., Zervakis M., Petit L. and Legat J-D. 2003. A survey on industrial vision systems, applications and tools. Image and Vision Computing 21, 171–188](#)
- Malcolm, D. G., and E. P. DeGamo. 1953. Visual inspection of products for surface characteristics in grading operations. Marketing Res. Rep. No. 45. Washington, D.C.: USDA.
- McDonald, T.P. and Chen, Y.R. (1990) 'Separating Connected Muscle Tissues in Images of Beef Carcass Ribeyes' in Trans. AW 33(6), 2059-2065
- Mersch, S.H. (1984) 'Polarized Light for Machine Vision Applications' in Proceedings of the Third Annual Applied Machine Vision Conference,
- Miller, B.K., Delwiche, M.J., 1991. Peach defect detection with machine vision. Trans. ASAE 34 (6), 2588–2597.
- Miller, M.K., Delwiche, M.J., 1989. A colour vision system for peach grading. Transaction of the ASAE 32 (4), 1484-1490.
- [Miller, W. M., Zude M. 2002. Non-Destructive BRIX Sensing of Florida grapefruit and honey tangerine. Proc. Fla. State Hort. Soc. 115, 56-60..](#)

- [Miller, W. M., Drouillard, G. P. 2001. Multiple Feature Analysis for Machine Vision Grading of Florida Citrus. Applied Engineering in Agriculture, Vol. 17\(5\): 627-633 American Society of Agricultural Engineers ISSN 0883-8542](#)
- Miller, W. M., and G. P. Drouillard. 1997. On-line blemish, color, and shape analysis for Florida citrus. In Sensors for Nondestructive Testing , 249-260. Orlando, Fla. : Northeast Regional Agricultural Engineering Service.
- Miller, W. M., 1995. Optical Defect Analysis of Florida Citrus. Applied Engineering in Agriculture, Vol. 11(6): Colour Vision Systems. 1998.
- Miller, W. M., and J. K. Burns. 1992. Grade lowering defects and grading practices for Indian River grapefruit. Proc. Fla. State Hort. Soc. 105: 129-130.
- Molto, E., Blasco, J., Benlloch, J.V., 1998. Computer vision for automatic inspection of agricultural produces. Precision Agriculture and Biological Quality. In: Meyer, G., DeShacer, J.A. (Eds.), Proc. SPIE 3543, 91-100. ISBN 0-8194-3155-9.
- Molto, E., Aleixos, N., Ruiz, L.A., Va´zquez, J., Juste, F., 1996. An Artificial Vision System for Fruit Quality Assessment. AGENG 96, Paper No. 96F-078.
- Morrow, C.T., Heinemann, P.H., Sommer, H.J., Tao, Y., Varghese, Z., 1990. Automate inspection of potatoes, apples, and mushrooms. In Proceedings of the International Advanced Robotics Programme, Avignon, France, 179-188.
- Murase, H., Shirai, Y., Ting, K.C., 1998. In: Kondo, N., Ting, K.C. (Eds.), Robot Intelligence, Robotics for Bioproduction Systems. American Society of Agricultural Engineers, St. Joseph, MI.
- Murase, H., Nishiura, Y., Honami, N., 1994. Textural Features:Neural Networks for Plant Growth Monitoring. ASAE paper 94-4016. American Society of Agricultural Engineers, St. Joseph, MI.
- Murase, H., Nishiura, Y., Honami, N., Kondo, N., 1992. Neural Networks Model for Tomato Fruit Cracking. ASAE paper 92-3593. American Society of Agricultural Engineers, St. Joseph, MI.
- Murase, H., Koyama, S., 1991. Application of Neural Networks to Agricultural Engineering Problems. ASAE paper 91-750. American Society of Agricultural Engineers, St. Joseph, MI.
- Naiberg, A. and Little, J.).(1994) 'A Unified Recognition and Stereo Vision System for Size Assessment of Fish' in Proceedings of the Second IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, pp. 2-9, Institute of Electronic and Electrical Engineers Computer Society Press, Los Alamitos, CA, USA
- Ni, H. and Gunasekaran, S. (1995) 'A Computer Vision Method for Determining Quality of Shredded Cheese' in Proceedings of the Food Processing Automation Conference IV, pp. 78-86, American Society of Agricultural Engineers, St Joseph, MI, USA
- Nielsen, H.M., Paul, W., Munack, A., Tantau, H.J.1998. Modelling image processing parameters and consumer aspects for tomato quality grading. In: Mathematical and Control Application in Agriculture and Horticulture. Proceedings of the Third IFAC Workshop, Pergamon/Elsevier, Oxford, UK.
- Novini, A.R. 1990. Fundamentals of machine vision inspection in metal container glass manufacturing. Vision'90 Conference.
- Novini, A. 1987. 'Fundamentals of Strobe Lighting for Machine Vision' in Proceedings of Vision 87 Conference, pp. 4/13-4/25, Society of Manufacturing Engineers, Detroit, MI, USA
- Okamura, N.K., Delwiche, M.J., Thompson, J.F., 1991. Raisin Grading by Machine Vision. ASAE, Paper No. 91-7011.
- Orchard, M.T., Bouman, C.A. 1991. Color quantization of images. IEEE Trans. Signal Process. 39 12, pp. 2677-2690.



- Oyeleye O., Lehtihet, E.A., A classification algorithm and optimal feature selection methodology for automated solder joint inspection, *Journal of Manufacturing Systems* 17 (1998) 251-262.
- Pal S.K. et al., A review on image segmentation techniques, *Pattern Recognition* 29 (1993) 1277-1294.
- Pal, S.K., Mitra, S. 1999. *Neuro-Fuzzy Pattern Recognition: Methods in Soft Computing*, Wiley, New York.
- Paulus, I., De Busschers, R, Schrevers, E. 1997. Use of image analysis to investigate human quality classification of apples. *Journal of Agricultural Engineering Research* 68, 341\_
- Pla, F., Juste, F., Ferri, F., Vicens, M., 1993. Colour segmentation based on a light reflection model to locate citrus fruits for robotic harvesting. *Computers and Electronics in Agriculture* 9, 53\_/70.
- Rehkugler, G.E., Throop, J.A., 1986. Apple sorting with machine vision. *Trans. ASAE* 29 (5), 1388-1397.
- Renard, M. (1990) 'Machine Vision - Does the Technology Satisfy the Marketplace. A Panel Discussion' in *Machine Vision for Three-Dimensional Scenes* (Freeman, H., ed.), p. 405, Academic Press
- Zuech, N. (1990) 'Machine Vision- Does the Technology Satisfy the Marketplace. A Panel Discussion' in *Machine Vision for Three-Dimensional Scenes* (Freeman, H., ed.), pp. 399-403, Academic Press
- Ros, F., Guillaume, S., Rabated, G. and Sevila, F. (1995) 'Recognition of Overlapping Particles in Granular Product Images using Statistics and Neural Networks' in *Food Control* 6(1), 37-43
- Ruan, R., Xu, J.Z. and Jones, R.K. (1995) 'Rapid Analysis of Scabby Wheat using Machine Vision and Neural Networks' in *Proceedings of the Food Processing Automation Conference IV*, pp. 59-66, American Society of Agricultural Engineers, St Joseph, MI, USA
- Rui, Y., She, A.C., Huang, T.S. 1996. Automated region segmentation using attraction-based grouping in spatial-color-texture space, *International Conference on Image Processing*, A, pp. 53-56.
- Ruiz, L.A., Molto, E., Juste, F., Pla, F., Valiente, R., 1996. Location and characterization of the stem-calyx area on oranges by computer vision. *J. Agric. Eng. Res.* 64, 165-172.
- Russ, J.C. (1992) *The Image Processing Handbook*, Chemical Rubber Company Press, Boca Raton, FL, USA
- Sahoo, P.K., Soltani, S. & Wong, A.K.C. 1988. A survey of thresholding techniques. *Comp, Vision, Graphics Imag. Process*: 41:233-260.
- Sanz, J.L.C. and Petkovic, D., 1988. Machine vision algorithm for automated inspection of thin-film disk heads. *IEEE Transactions on PAMI* 10. pp. 830-848. Abstract-INSPEC
- Sarkar, N., Wolfe, R.R., 1985. Feature extraction techniques for sorting tomatoes by computer vision. *Trans. ASAE* 28 (3), 970-974.
- Sarkodie-Gyan, T., Lam, C.W., Hong, D., Campbell, A.W. 1997. An efficient object recognition scheme for a prototype component inspection. *Mechatronics* 7, pp. 185-197.
- Scardua, L. A. and Reali Costa, A. H. and Da Cruz, J. J. 1999. Learning to Behave by environment reinforcement. *International Workshop on Robocup (IJCAI'99)*. Stockholm, Sweden, IJCAI Press, p. 181-186.
- Shafarenko, L., Petrou, M., Kittler, J. 1997. Automatic watershed segmentation of randomly textured color images. *IEEE Transactions on Image Processing* 6, pp. 1530-1543.



- Shearer, S.A., Payne, F.A., 1990. Color and defect sorting of bell peppers using machine vision. Transactions of the ASAE 33 (6), 2045\_/2050.
- Shirai, Y. 1987. Three-Dimensional Computer Vision, Springer-Verlag
- Siew, L.H., Hodgson, R.M. & Wodd, E.J. 1988. Texture measures for carpet wear assessment. IEEE Trans. Patt Anal Machine Intel!. 10:92-105,
- [Simões A. S., Reali Costa A.H., Hirakawa A. R., Saraiva A. M. 2002. Applying Neural Networks to Automated Visual Fruit Sorting pp. 1-7 in Proceedings of the World Congress of Computers in Agriculture and Natural Resources. 13-15, March, Iguacu Falls, Brazil](#)
- Simões, A. S. 2000. Segmentação de imagens por classificação de cores: uma abordagem neural. Dissertação de Mestrado. Escola Politécnica da USP. São Paulo..(Image segmentation by color classification: a neural approach. Master Thesis)
- Simões, A. S. and Reali Costa, A. H. 2000 (a). Segmentação de imagens por classificação de cores: uma abordagem neural para a representação RGB. In: Workshop de Computação WORKCOMP'2000, Carlos H. C. Ribeiro & Milton T. S. Sakude (eds.), Instituto Tecnológico de Aeronáutica - ITA, São José dos Campos, SP, Pg.25-31.
- Simões, A. S. and Reali Costa, A. H. 2000 (b). Classificação de Cores por Redes Neurais usando a Representação HSV. International Joint Conference IBERAMIA'2000 and SBIA'2000, Open Discussion Track Proceedings, M. C. Monard & J. S. Sichman (eds.), November 19-22, 2.000, pp. 314-323.
- Simões, A. S. and Reali Costa, A. H.. 2000 (c). Using Neural Color Classification in Robotic Soccer Domain. International Joint Conference IBERAMIA'2000 and SBIA'2000, Workshop Proceedings, Meeting on Multi-Agent Collaborative and Adversarial Perception, Planning, Execution, and Learning. L. N. Barros, R. M. Cesar Jr., F. G. Cozman, A. H. Reali Costa (eds.). São Paulo, ISBN 85-901664-1-4, November 2.000, Atibaia, SP, Brazil, pp.208-213.
- Singh, R.K. and Ou-Yang, F. (1994) 'Knowledge-based Fuzzy Control of Aseptic Processing' in food Technol. 48(6), 155-162
- Stockman, G.C. & AgrawaSa, A.K. 1977. Equivalence of Hough curve detection to template matching. Comm. ACM 20:820-822.
- Tan, J, Gao, X. and Hsieh, F. (1994) 'Extmdate Characterization by Image Processing' in,/. FoodSci. 59(6), 1247-1250
- Tao, Y., Chance, L. and Liu, B. (1995)'Full Scale Fruit Vision Sorting System Design - Factors and Considerations' in Proceedings of the Food Processing Automation Conference IV, pp. 14-22, American Society of Agricultural Engineers, St Joseph, MI, USA
- Tao, Y., Morrow, C.T., Heinemann, P.H., Sommer, J.H., 1995. Fourier based separation technique for shape grading of potatoes using machine vision. Trans. ASAE 38 (3), 949-957.
- Tao, Y., Morrow, C.T., Heinemann, P.H., Sommer, J.H., 1990. Automated Machine Vision Inspection of Potatoes. ASAE, Paper No. 90-3531.
- Tepichin, E., Suarez-Romero, J.G., Ramirez G. 1995. Hue, brightness, and saturation manipulation of diffractive colors. Opt. Eng. 34 10 (), pp. 2886-2890.
- Terano, T., Asai, K. and Sugeno, M. (1991) Fuzzy Systems Theory and Its Applications, Academic Press
- Terrillon, J.C., David, M. Akamatsu, S. 1998. Detection of human faces in complex scene images by use of a skin color model and of invariant Fourier-Mellin moments, IEEE International Conference on Pattern Recognition, pp. 1350-1355.

- [Thomas A.D.H., Rodd M.G., Holt J.D., and Neill, C. J. 1995. Real-time Industrial Visual Inspection: A Review Real-Time Imaging 1, 139-158.](#)
- Tollner, E.W., Shahin, M.A., Maw, B.W., Gilaitis, R.D., Summer, D.R., 1999. Classification of onions based on internal defects using imaging processing and neural network techniques. In: 1999 ASEA International Meeting, Toronto, Ontario, Paper no. 993165, ASAF, 2950 Niles Road, St. Joseph, MI 49085-9659, USA.
- Torres, T., Sebastian, J.M., Aracil, R., Jimenez, L.M., Reinoso, O.1998. Automated real-time visual inspection system for high-resolution superimposed printings. Image and Vision Computing 16, pp. 947–958.
- Tsang, P.W.M., Tsang, W.H. 1996. Edge detection on object color. IEEE International Conference on Image Processing, C, pp. 1049–1052.
- Tucker, J.W. 1989. Inside beverage can inspection: an application from start to finish. Proceedings of the Vision'89 Conference.
- Varghese, Z., Morrow, C.T., Heinemann, P.H., Sommer, J.H., Tao, Y., Crassweller, R.M., 1991. Automated Inspection of Golden Delicious Apples Using Colour Computer Vision. ASAE, Paper No. 91-7002.
- Wong, E.K. (1994) 'Syntactic Image Pattern Recognition' in Digital Imaging Processing Methods (Dougherty, E.R., ed.), pp. 167-195, Marcel Dekker
- Yang, Q., 1993. Finding stalk and calyx of apples using structured lighting. Comput. Electron. Agric. 8, 31–42.
- Zayas, I.Y. (1993) 'Digital Image Texture Analysis for Bread Crumb Grain Evaluation' in Cereal Foods World 38(10), 760-766
- Zhang, Q. and Litchfield, J.B. (1990) 'Fuzzy Expert Systems: A Prototype for Control of Corn Breakage during Drying' in. Food Process Eng, 12(4), 259-273