



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΤΩΝ ΚΑΤΕΡΓΑΣΙΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗ ΣΥΓΚΕΚΡΙΜΕΝΩΝ ΕΠΙΦΑΝΕΙΑΚΩΝ
ΕΛΑΤΤΩΜΑΤΩΝ ΧΥΤΟΠΡΕΣΣΑΡΙΣΤΩΝ ΤΕΜΑΧΙΩΝ
ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΟΡΑΣΗΣ

ΠΑΠΑΓΙΑΝΝΗ ΖΩΗ

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: Γ.-Χ. ΒΟΣΝΙΑΚΟΣ

ΑΘΗΝΑ 2019

Περιεχόμενα

1	ΕΙΣΑΓΩΓΗ	7
1.1	Γενική ανασκόπηση	7
1.2	Στόχος - Προσέγγιση	8
1.3	Δομή της εργασίας	8
2	ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ	10
3	ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ	13
3.1	Επισκόπηση Συστημάτων Βιομηχανικής Όρασης.....	13
3.1.1	Ο ανθρώπινος παράγοντας	13
3.1.2	Μηχανική όραση	15
3.1.3	Κατασκευή ενός συστήματος μηχανικής όρασης	16
3.1.4	Σχεδιασμός ενός συστήματος μηχανικής όρασης.....	18
3.1.5	Περιβάλλον	25
3.1.6	Κόστος	25
3.1.7	Υλοποίηση έργου.....	25
3.2	Απόκτηση εικόνας.....	25
3.3	Επεξεργασία Εικόνας	26
3.3.1	Βασικές έννοιες	26
3.3.2	Μετατροπή από RGB σε ασπρόμαυρη εικόνα	28
3.3.3	Αντιστοίχιση ιστογράμματος.....	29
3.3.4	Καταχώρηση εικόνων	31
3.3.5	Όξυνση.....	34
3.3.6	Ρυθμίσεις Αντίθεσης	35
3.3.7	Μάσκες εικόνων.....	35
3.3.8	Εξαγωγή περιγράμματος.....	35
3.3.9	Αναγνώριση Χαρακτηριστικων.....	36
3.3.10	Στατιστικά στοιχεία εικόνων.....	37
3.3.11	Βαθμιδα-κλιση	37
3.3.12	Ανίχνευση ακμών.....	38
3.4	Συνήθη ελαττώματα χυτών	42
3.4.1	Κοιλότητες λόγω συρρίκνωσης (Shrinkage cavities)	42
3.4.2	Διαστρωματώσεις (Laminations).....	42
3.4.3	Φυσαλλιδες - Πορώδες(Blowholes - Porosity)	43
3.4.4	Πορώδες λόγω συρρίκνωσης (Shrinkage porosity).....	43
3.4.5	Εγκλείσματα(Inclusions).....	43
3.4.6	Κηλιδες	43

3.5	Μηχανική Μάθηση	44
3.5.1	Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ)	44
3.5.2	ΤΝΔ Πρόσθιας Τροφοδοσίας - Οπισθόδρομης Διάδοσης Σφαλμάτων.....	47
3.5.3	Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines)	49
3.5.4	Διασταυρωμένη επικύρωση στις μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης	52
4	ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ ΤΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ	53
4.1	Ορισμός στοιχείων	53
4.1.1	Ορισμός έργου και πλεονεκτημάτων	53
4.1.2	Εξεταζόμενο κομμάτι και ελαττώματα.....	53
4.1.3	Παρουσίαση τεμαχίου και περιβάλλον	55
4.2	Σχεδιασμός και επιλογή εξοπλισμού	55
4.2.1	Επιλογή κάμερας	55
4.2.2	Φωτισμός.....	57
4.3	Λήψη εικόνων	58
4.4	Προ-επεξεργασία εικόνας	59
4.5	Ανάλυση εικόνας	61
4.6	Στατιστικά στοιχεία εικόνων.....	64
5	ΣΥΣΤΗΜΑ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ-ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗΣ	72
5.1	Τεχνητό νευρωνικό δίκτυο	72
5.1.1	Προ επεξεργασία εισόδου	72
5.2	Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης	74
6	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ	76
6.1	Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.....	76
6.2	Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης	80
6.2.1	1 ^η δοκιμή	81
6.2.2	2 ^η δοκιμή	82
7	ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΣΕ ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΟ ΧΡΟΝΟ	83
8	ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	86
9	ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	88

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η χύτευση μηχανολογικών τεμαχίων με υψηλή πίεση γίνεται σε χυτόπρεσες και έχει υψηλό ρυθμό παραγωγής. Ανάλογα με τον σχεδιασμό του κομματιού και τις διαδικασίες παραγωγής, τα χυτοπρεσσαριστά κομμάτια μπορεί να εμφανίσουν διάφορα ελαττώματα όπως συρρικνώσεις, πορώδες κλπ. τα οποία μπορεί να επηρεάσουν τις μηχανικές ιδιότητες τους. Το πρόβλημα της ανίχνευσης ελαττωμάτων σε χυτοπρεσσαριστά κομμάτια από κράμα αλουμινίου-μαγνησίου είναι σημαντικό και η αναγνώριση τους αποτελεί κρίσιμο παράγοντα στην εξασφάλιση της ποιότητας τους. Ο έλεγχος επιφανειακών ελαττωμάτων τυπικά γίνεται από εξειδικευμένο προσωπικό και είναι οπτικός. Προφανώς, λόγω του ανθρώπινου παράγοντα υπόκειται σε σφάλματα και αβλεψίες, είναι χρονοβόρος και έχει υψηλό κόστος. Ιδιαίτερα όταν πραγματοποιείται στα τελικά στάδια της παραγωγής όπως στο στάδιο της συσκευασίας. Υπάρχει, συνεπώς, ανάγκη για αυτοματοποίηση της διαδικασίας του μέσω συστημάτων μηχανικής όρασης.

Στόχος αποτελεί η λήψη της εικόνας και η απόφαση να γίνει στον χρόνο που το ρομπότ μεταφέρει το κομμάτι από την χυτόπρεσα στον κάδο μεταφοράς. Το κόστος της εφαρμογής είναι επιθυμητό να παραμείνει σε χαμηλά επίπεδα και ως εκ τούτου ο εξοπλισμός που χρησιμοποιείται είναι ευρείας χρήσης. Για την ανάπτυξη του αλγορίθμου κατασκευάστηκε ειδική βάση για τα κομμάτια καθώς και πάνελ φωτισμού στο πλαίσιο του εργαστηρίου της σχολής.

Στη συγκεκριμένη διπλωματική εργασία προτείνεται μια μέθοδος η οποία χρησιμοποιεί τεχνικές επεξεργασίας εικόνων σε συνδυασμό με μια τροποποιημένη εκδοχή των αλγορίθμων ανίχνευσης ακμών. Για την σαφή αναγνώριση και ταξινόμηση των επιφανειακών ελαττωμάτων χρησιμοποιούνται συστήματα μηχανικής μάθησης. Συγκεκριμένα οι εικόνες μετασχηματίζονται με σκοπό να αποκτήσουν την ίδια θέση και προσανατολισμό και προ επεξεργάζονται με συνήθεις τεχνικές επεξεργασίας εικόνων όπως όξυνση, αύξηση της αντίθεσης, αφαίρεση παρασκηνίου. Στην συνέχεια, επιλέγονται στις προ επεξεργασμένες εικόνες οι περιοχές που γνωρίζουμε εμπειρικά ότι εμφανίζουν συχνότερα ελαττώματα. Από τις περιοχές αυτές αφαιρούμε περαιτέρω θορύβους και αδιάφορα στοιχεία και έπειτα, εξάγουμε στατιστικά δεδομένα καθώς και αλλά στοιχεία που προκύπτουν από τροποποιημένη ανίχνευση ακμών.

Τα παραπάνω στοιχεία εισάγονται σε αλγορίθμους μηχανικής μάθησης. Στην παρούσα εργασία ερευνηθήκαν δυο μέθοδοι που χρησιμοποιούνται συνηθέστερα για την κατηγοριοποίηση και την αναγνώρισή μοτίβων, τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ) και οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης. Ειδικότερα, χρησιμοποιούνται τεχνητά νευρωνικά δίκτυα από το πακέτο της αναγνώρισης μοτίβων του MATLAB. Τα στοιχεία εισάγονται με διάφορους συνδυασμούς μεταβλητών στα ΤΝΔ με σκοπό την εύρεση της βέλτιστης αρχιτεκτονικής και υψηλότερου ποσοστού σωστής κατηγοριοποίησης. Από αυτούς επιλέχθηκαν οι καλύτεροι τέσσερις συνδυασμοί, οι οποίοι στην συνέχεια συγχωνεύτηκαν με σκοπό την καλύτερη κατηγοριοποίηση των τεμαχίων. Το καθένα από τα αντίστοιχα ΤΝΔ πετυχαίνει ποσοστό σωστής κατηγοριοποίησης πάνω από 90%.

Επίσης, στην περίπτωση των Μηχανών Διανυσμάτων Υποστήριξης, δοκιμάστηκαν δυο συνδυασμοί μεταβλητών εισόδου. Το ποσοστό σωστής κατηγοριοποίησης που επιτεύχθηκε είναι ίσο με 90.4% και 88.6% αντίστοιχα.

Η μέθοδος εφαρμόζεται σε πραγματικό χρόνο για την αυτόματη κατηγοριοποίηση κομματιών.

ABSTRACT

The process of die casting takes place in hot-chamber machines, also known as gooseneck machines, and is characterized by fast cycle times. Depending on the part design and processing techniques, castings may develop surface irregularities and discontinuities such as shrinkage and porosity that greatly influence the material's properties. The problem of surface defects in aluminium die casting is significant, and their detection is of paramount importance in maintaining product quality. Surface defects are typically inspected by humans and it's usually visual. But due to the human aspect, this system is usually time-consuming, expensive and subject to errors and oversights. Especially when it is implemented in the final steps of the production such as the package process. Therefore, there is a need for automation of the inspection process through machine vision systems.

In this application, the steps of image acquisition and decision are to be implemented during the transfer of the part by the robotic arm from the die casting machine to the container. It is desirable the cost of the application to remain low and therefore the equipment used is available to the average consumer. For the development of the algorithm we designed in the laboratory a special base for the positioning of the parts as well as a lighting panel for their illumination.

In this Bachelor Thesis, the method proposed uses a machine vision system which involves the detection of surface defects in aluminum parts using image processing techniques in combination with an alternative method of edge detection. In addition, an advanced learning process has been developed to clearly identify and classify surface defects, based on feedforward neural networks used for pattern recognition. Specifically, the images are transformed in order to acquire the same position and rotation and then they are pre-processed with usual image processing techniques such as contrast enhancement, sharpening and background removal. Afterwards, in the preprocessed images, we define as regions of interest (ROIs) the areas where the defects typically appear. These regions are extracted and processed in order to eliminate noise. Next, we compute the statistical data as well as data derived from the modified edge detection.

The above attributes are then used as input values for the machine learning algorithms developed. In the present study, we investigated two methods that are most commonly used for classification and pattern recognition, Artificial Neural Networks (ANN) and Support Vector Machines (SVM). In particular, the Neural Network Toolbox was used as a module of Matlab utilities. The input data is implemented in various combinations in the neural network in order to determine the optimum structure and higher positive recognition rate. Thus, the best four combinations were selected, which then were merged to better classify the parts. Each of them achieves a positive recognition rate of over 90%.

Furthermore, in the case of the Support Vector Machined, two combinations of input variables were tested. The positive recognition rate that was achieved is equal with 90.4% and 88.6% respectively.

The previous method was implemented in real time to automatically detect defects and classify new parts.

1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 ΓΕΝΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ

Τα κράματα αλουμινίου χρησιμοποιούνται ευρέως σε όλους τους τομείς της τεχνολογίας όπως στην αεροπορία, στην αυτοκινητοβιομηχανία, στην σιδηροδρομική, ναυτιλιακή και χημική βιομηχανία, και στην κατασκευή μηχανών. Η χύτευση μηχανολογικών τεμαχίων με υψηλή πίεση γίνεται σε χυτόπρεσες και έχει υψηλό ρυθμό παραγωγής. Η διαδικασία της χύτευσης μπορεί να οδηγήσει στην δημιουργία εσωτερικών ασυνεχειών όπως ρωγμές, μικροδιακενώσεις, συρρικνώσεις, πορώδες κλπ. Η ύπαρξη αυτών των ελαττωμάτων αποτελεί συνήθως αιτία απόρριψης των κομματιών καθώς χειροτερεύουν τις μηχανικές ιδιότητες του και την ποιότητα της επιφανείας του. Η λειτουργικότητα και η ποιότητα τους αποτελεί κρίσιμο παράγοντα για την σωστή λειτουργία χωρίς αστοχίες.

Οι μικρές διαστάσεις των διακενώσεων που δημιουργούνται λόγω συρρίκνωσης υλικού κατά τη στερεοποίηση δημιουργούν μεγάλες δυσκολίες κατά την διαδικασία ανίχνευσης τους με μη επεμβατικές μεθόδους. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα η ανίχνευση και η μέτρηση των ελαττωμάτων πάνω σε κομμάτια να αποτελούν ένα από τα πιο σημαντικά και δύσκολα στην λύση προβλήματα της ποιότητας ελέγχου των προϊόντων. Υπάρχει μια μεγάλη ομάδα χυτοπρεσσαριστών εξαρτημάτων, τα οποία υπόκεινται σε μεγάλα φορτία λειτουργίας και συνεπώς καθιστούν την υψηλή ποιότητα επιφανείας κρίσιμη και αναγκαία. Ανάλογα με την τεχνολογία σχεδιασμού και κατασκευής, οι διαδικασίες χύτευσης μπορούν να συμβάλουν στην δημιουργία επιφανειακών ελαττωμάτων τα οποία περιορίζουν σημαντικά την λειτουργικότητα και την δυνατότητα ενός τεμαχίου να αντέξει υψηλά φορτία.

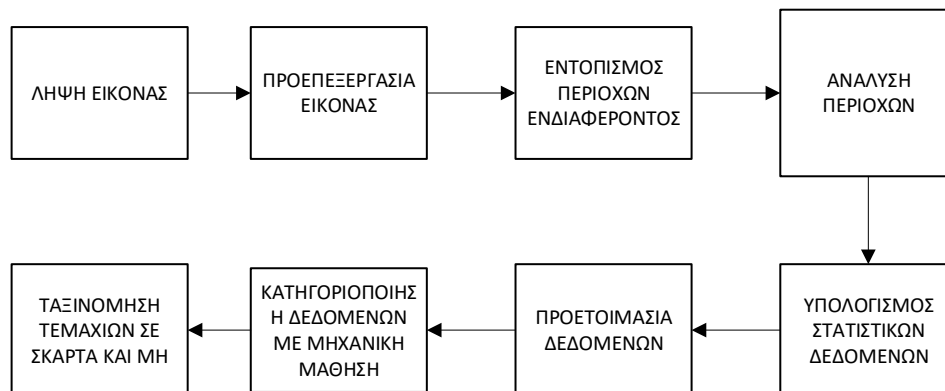
Πολύ συχνά, και ιδιαίτερα σε περιπτώσεις μαζικής παραγωγής, η επιθεώρηση από τον άνθρωπο όλων των χυτών είναι αδύνατη και συνεπώς η αποστολή τους στον πελάτη είναι αναπόφευκτη. Γι' αυτούς τους λόγους έχει δοθεί ιδιαίτερη σημασία στη δημιουργία απλών συστημάτων μηχανικής όρασης για την επιθεώρηση των ελαττωμάτων και ταυτόχρονα την εξασφάλιση της ροής των πληροφοριών σχετικά με την παρουσία και των τύπο των ελαττωμάτων από τον πελάτη στον παραγωγό. [1] b

Τα τελευταία χρόνια έχουν προταθεί διάφορες λύσεις για την ανίχνευση ελαττωμάτων χυτών τεμαχίων, αλλά κυρίως επιφανειακών. Μία από αυτές αποτελεί και η αξιολόγηση του πορώδους με υπερήχους [2]. Οι κυριότεροι περιορισμοί της μεθόδου αυτής αποτελούν το μέγεθος, σχήμα και προσανατολισμός των ελαττωμάτων με αποτέλεσμα να μειώνεται η ακρίβεια της. Μια άλλη αντίστοιχη μέθοδος είναι η χρήση ακτινογραφιών x-rays. Ωστόσο, έχει υψηλό κόστος και είναι δύσκολο να προσαρμοστεί σε πραγματικές συνθήκες γραμμής παραγωγής [3].

Η χρήση μηχανική όρασης για την επιθεώρηση της ποιότητας αναφέρεται κυρίως σε επιφανειακά ελαττώματα και αποτελεί μια πιο φθηνή μέθοδο, η οποία, επιπλέον, μπορεί να μην απαιτεί την διακοπή της διαδικασίας παραγωγής. Υπάρχουν δυο κύριες προσεγγίσεις [4]. Η πρώτη βασίζεται σε τεχνικές αντιστοίχισης, στις οποίες οι επιφάνειες αξιολογούνται, μετά από σύγκριση με μια ιδανική επιφάνεια. Οποιαδήποτε απόκλιση από αυτή θεωρείται ύπαρξη ελαττώματος. Στην δεύτερη προσέγγιση αναζητούνται προκαθορισμένοι τύποι ελαττωμάτων. Και οι δύο λύσεις χαρακτηρίζονται από υψηλό δείκτη 'κακών' προτύπων και δεν αποδίδουν καλά σε περιπτώσεις που εξετάζονται ελαττώματα σε αλουμινένια χυτά.

1.2 ΣΤΟΧΟΣ - ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ

Στόχο της εργασίας αποτελεί ο σχεδιασμός ενός απλού αυτόματου συστήματος που ανιχνεύει τα επιφανειακά ελαττώματα σε συγκεκριμένα τεμάχια. Τα τεμάχια και τα ελαττώματα ελήφθησαν από συγκεκριμένη γραμμή παραγωγής της εταιρείας Vioral ABEE. Δεδομένου ότι, στη χύτευση το τεμάχιο (εξάρτημα μαζί με τροφοδοσία και επάρκειες) απομακρύνεται από το καλούπι με τη βοήθεια ρομποτικού βραχίονα και το χρονικό διάστημα κατά το οποίο το ρομπότ είναι σε αναμονή είναι τυπικά 5" – 20", έχει νόημα η διερεύνηση της δυνατότητας πραγματοποίησης ελέγχων μέσω συστημάτων μηχανικής όρασης, που θα εκτελούνται στο διάστημα αυτό. Η βασική ιδέα της προσέγγισης που ακολουθήθηκε φαίνεται στο παρακάτω σχήμα



Το ποια τεχνική είναι καταλληλότερη εξαρτάται από το είδος του ελαττώματος. Για παράδειγμα, η αναγνώριση ελαττωμάτων μπορεί να είναι αλγοριθμική, με βάση μετασχηματισμούς εικόνας, προσδιορισμό μορφολογικών χαρακτηριστικών και σύγκριση τους με αρχέτυπα, όπως, λ.χ., εάν τα μορφολογικά χαρακτηριστικά που περιγράφουν το ελάττωμα αποτελούνται από γραμμές, περιγράμματα κοκ. Μπορεί επίσης να γίνει με χρήση μηχανικής μάθησης, πχ τεχνητών νευρωνικών δικτύων, όπως στην περίπτωση που τα ελαττώματα περιγράφονται από περιοχές διαφορετικού χρώματος. Σε κάθε περίπτωση, η υλοποίηση θα γίνει με βάση το Matlab-Vision toolkit, που προσφέρει τις απαραίτητες βιβλιοθήκες.

Τα στάδια που ακολουθήθηκαν για τη διεκπεραίωση της εργασίας ήταν τα εξής:

- Μελέτη βασικών εννοιών τεχνητής όρασης και βιβλιογραφίας αναγνώρισης ελαττωμάτων σε μεταλλικά τεμάχια, κυρίως προερχόμενα από χύτευση και, δευτερευόντως, διέλαση και σφυρηλάτηση.
- Προσδιορισμός τεμαχίων και είδους ελαττωμάτων σε συνεργασία με την εταιρεία Vioral
- Προμήθεια τεμαχίων (αρκετών σε αριθμό ελαττωματικών αλλά και κανονικών)
- Δημιουργία καλμπρας στήριξης καθώς και εγκατάστασης φωτισμού και λήψης εικόνας
- Λήψη εικόνων
- Βελτίωση και προ-επεξεργασία εικόνων.
- Σχεδιασμός, υλοποίηση και δοκιμή διαφορετικών αλγορίθμων για κάθε είδος ελαττώματος.
- Σύγκριση, επιλογή και τεκμηρίωση της καλύτερης λύσης.

1.3 ΔΟΜΗ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Το παρόν - πρώτο - κεφάλαιο αποτελεί την εισαγωγή της παρούσας Διπλωματικής Εργασίας και έχει ως σκοπό να δώσει στον αναγνώστη τη δυνατότητα να σχηματίσει μια γενική εικόνα σχετικά με το αντικείμενο της.

Στο δεύτερο κεφάλαιο αναλύονται τα ευρήματα της βιβλιογραφικής ανασκόπησης ερευνών σχετικά με την αναγνώριση ελαττωμάτων και την μηχανική μάθηση

Στο τρίτο κεφάλαιο αναλύεται η διαδικασία σχεδιασμού που ακολουθήθηκε και το θεωρητικό υπόβαθρο της επιλεγμένης μεθοδολογίας.

Στο τέταρτο κεφάλαιο περιγράφεται η προσέγγιση που ακολουθήθηκε και η εφαρμογή της. Γίνεται αναφορά στον εξοπλισμό που επιλέχτηκε να χρησιμοποιηθεί και στην διαδικασία της λήψης, επεξεργασίας και ανάλυσης των εικόνων.

Το πέμπτο κεφάλαιο αναφέρεται στην προετοιμασία των δεδομένων που συλλέχθηκαν για την εισαγωγή τους στους αλγορίθμους ταξινόμησης και κατηγοριοποίησης ελαττωμάτων.

Στο έκτο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της εφαρμογής.

Στο έβδομο κεφάλαιο γίνεται αναφορά στην εφαρμογή όλων των παραπάνω σε πραγματικό χρόνο σε εργαστηριακό περιβάλλον.

Στο όγδοο κεφάλαιο παρατίθενται τα συμπεράσματα που προέκυψαν από την ανάλυση των αποτελεσμάτων και γίνεται αναφορά στη χρησιμότητά τους. Επιπλέον, παρουσιάζονται προτάσεις για περαιτέρω έρευνα στο συγκεκριμένο τομέα.

2 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ

Οι Sütçüoğlu [5] ασχολήθηκαν με την δημιουργία ενός καταλόγου ελαττωμάτων στην βιομηχανία χύτευσης αλουμινίου. Ο συγκεκριμένος κατάλογος έχει στόχο την οπτική υποστήριξη για την ποιοτική επιθεώρηση. Προτείνουν την κατηγοριοποίηση των ελαττωμάτων σε 8 υποομάδες.

Οι Mery et al. [3] διεξάγουν μια ανασκόπηση και ανάλυση των μεθόδων που χρησιμοποιούνται στην αυτόματη αναγνώριση των ελαττωμάτων με ακτινογραφία σε αλουμινένια χυτά. Οι μέθοδοι διαχωρίζονται σε τρεις ομάδες: με υπόδειγμα, χωρίς προηγούμενες γνώσεις και τομογραφίας υπολογιστή.

Οι Malamas et al. [6] διεξάγουν μια λεπτομερή ανασκόπηση της εφαρμογής των συστημάτων μηχανικής όρασης στον πραγματικό κόσμο και προτείνουν δυο τρόπους κατηγοριοποίησης τους. Ο πρώτος αφορά το είδος του ελαττώματος (διαστασιακά, επιφανειακά, δομικά-λειτουργικά), ενώ ο δεύτερος αφορά τους βαθμούς ελευθερίας του συστήματος.

Οι Singh & Kaur [7] ανέπτυξαν μια μέθοδο κατηγοριοποίησης των ελαττωμάτων χρησιμοποιώντας στατιστικά χαρακτηριστικά των εικονοστοιχείων όπως ελάχιστη και μέγιστη ακτίνα σε κάθε τεταρτημόριο, μέση τιμή ακτίνας, περίμετρο, τυπική απόκλιση της ακτίνας από το κέντρο βάρους τις εικόνες και κανονικοποιημένο εμβαδόν. Για τη βελτίωση της εικόνας εφαρμόζεται η τεχνική της εξισορρόπησης ιστογράμματος. Ωστόσο δεν έχουν προχωρήσει στην αυτόματη κατηγοριοποίηση.

Οι Fernando et al. [8] προτείνουν μία νέα μέθοδο για την βαθμονόμηση της υφής. Χρησιμοποίησαν σχεδιασμό πειραμάτων (experimental design) και την λογιστική παλινδρόμηση για την διεξαγωγή μιας λεπτομερούς αξιολόγησης διαφορετικών παραγόντων, όπως το k στα k -TND, φάσμα χρωμάτων και μια ομάδα από παραμέτρους περιγραφής χρωματικών υφών. Παρόλο που επιτεύχθηκε υψηλή ακρίβεια στην βαθμονόμηση της υφής, η προσέγγιση μπορεί να εφαρμοστεί μόνο για την βαθμονόμηση της ποιότητας χρώματός της υφής, ενώ στην πραγματικότητα υπάρχουν άλλα επιφανειακά ελαττώματα που μπορούν να την επηρεάσουν.

Οι Karimi et al. [9] προτείνουν διαφορετικούς αλγόριθμους επεξεργασίας εικόνων για τον εντοπισμό διαφόρων τύπων ελαττωμάτων. Κάποιες από τις μεθόδους αποδίδουν σε υψηλές ταχύτητες αλλά με χαμηλή ακρίβεια και κάποιες αντίστροφα. Σε κάθε περίπτωση ήταν προτιμότερο να χρησιμοποιηθεί μια ξεχωριστή μέθοδος για κάθε τύπο ελαττώματος, που συνεπάγεται δύσκολη εφαρμογή σε πραγματικό χρόνο και συνθήκες.

Οι Boukouvalas et al [10] ασχολήθηκαν με την αυτόματη επιθεώρηση κεραμικών πλακιδίων και παρουσιάζουν μια κατηγοριοποίηση των συνηθέστερων ελαττωμάτων και των συνηθέστερων τεχνικών αναγνώρισης τους. Αυτές οι τεχνικές ποικίλουν από ανιχνευτές ρωγμών και πορώδους πάνω σε απλά πλακίδια, βασισμένους σε μια ομάδα από γραμμικά φίλτρα, ανιχνευτές ρωγμών πάνω σε πλακίδια με ανάγλυφες επιφάνειες που χρησιμοποιούν Wigner κατανομή και μια καινοτόμα αναπαράσταση της υφής με χωρική συχνότητα και αλγόριθμους ανίχνευσης πάνω σε έγχρωμα πλακίδια που ερευνούν την ύπαρξη ανωμαλιών τόσο στην δομή όσο και στο χρώμα.

Ακόμη με κεραμικά πλακίδια ασχολήθηκαν και οι Hanzaei et al. [11] η οποία προτείνουν αυτόματη αναγνώριση και κατηγοριοποίηση ελαττωμάτων με χρήση διανυσμάτων υποστήριξης. Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποίησαν αρχικά τον τελεστή Rotation Invariant Measure of Local Variance (RIMLV) και στην συνέχεια μορφολογικούς τελεστές για την συμπλήρωση και την εξομάλυνση των περιοχών που αναγνωρίστηκαν. Για την κατηγοριοποίηση των δεδομένων

χρησιμοποιείται μηχανή διανυσμάτων υποστήριξης με τη στρατηγική του “winner-takes-all” που βασίζεται σε θεωρίες στατιστικής αναγνώρισης μοτίβων (patterns).

Οι Hongbin Jia et al. [12] περιγράφουν ένα σύστημα αναγνώρισης ελαττωμάτων σε πραγματικό χρόνο σε τεμάχια που προκύπτουν από έλαση με διανύσματα υποστήριξης (SVM) για την κατηγοριοποίηση τους. Το σύστημα λειτουργεί σε δυο βήματα: εξαγωγή των χαρακτηριστικών των ελαττωμάτων και κατηγοριοποίηση τους. Τα χαρακτηριστικά, τα οποία εξάγονται, αφορούν το μήκος του ελαττώματος, την αντίθεση φωτεινότητας μεταξύ των γειτονικών εικονοστοιχείων, στατιστικά στοιχεία και την απόκλιση που μπορεί να παρουσιάζεται.

Οι Lei & Shen [13] προτείνουν ένα σύστημα αναγνώρισης ελαττωμάτων σε χάλκινες ράβδους. Το σύστημα που αναπτύχθηκε χρησιμοποιεί CCD κάμερες για την λήψη των εικόνων. Στην συνέχεια τις προ-επεξεργάζεται, τις μετατρέπει σε δυαδικές, εντοπίζει την περιοχή αναζήτησης και εξάγει τα χαρακτηριστικά των ελαττωμάτων. Τα στοιχεία αυτά εισάγονται σε νευρωνικό δίκτυο με σκοπό την αυτόματη κατηγοριοποίηση τους.

Οι Mery & Filbert [14] χρησιμοποίησαν στατιστικές μεθόδους αναγνώρισης μοτίβων (pattern recognition) για την ανάλυση των εικόνων που προέρχονται από x-rays αλουμινένιων χυτών. Στη μέθοδο αυτήν προτείνονται 71 χαρακτηριστικά (περιοχή, περίμετρος, μέση τιμή, αντίθεση, χαρακτηριστικά υψής κλπ.) για τον χαρακτηρισμό των πιθανών ελαττωμάτων και στην συνέχεια αξιολογούνται με 5 διαφορετικούς στατιστικούς αλγορίθμους ταξινόμησης.

Οι Wakaf & Jalab [15] προτείνουν έναν νέο αυτόματο αλγόριθμο οριοθέτησης (threshold) ο οποίος βασίζεται στη δημιουργία του ιστογράμματος της ελαττωματικής περιοχής και την επιλογή των ακραίων σημείων του ως οριακή τιμή για τον διαχωρισμό όλων των ελαττωματικών τεμαχίων στο προσκήνιο από το παρασκήνιο. Τα αποτελέσματα ήταν καλύτερα από αυτά της μεθόδου Otsu.

Οι Galan et al. [16] ανέπτυξαν μια μέθοδο που αναγνωρίζει τις σκιές που δημιουργούνται από τα ελαττώματα και είναι ανεξάρτητη από παραμέτρους όπως ανάλυση και βάθος πεδίου της διάταξης λήψης των εικόνων.

Οι Swillo et al. [17] ασχολήθηκαν με τον αποδοτικότερο σχεδιασμό συστημάτων μηχανικής όρασης για ύπαρξη επιφανειακών ελαττωμάτων σε αλουμινένια χυτά. Οι αλγόριθμοι χρησιμοποιούν προχωρημένες υπολογιστικές τεχνικές βασισμένες σε μεθόδους σάρωσης.

Οι Swillo et al. [18] προτείνουν έναν τροποποιημένο αλγόριθμο αναγνώρισης ακμών που βασίζεται στην Λαπλασιανή της Γκαουσιανής και σε ένα προχωρημένο σύστημα φωτισμού. Χρησιμοποιείται διάχυτος φωτισμός σε συνδυασμό με τοπικό φωτισμό υπο μικρές γωνίες ως προς το τεμάχιο. Για την κατηγοριοποίηση χρησιμοποιήθηκαν νευρωνικά δίκτυα.

Οι Lopez et al. [19] ανέπτυξαν μια νέα μέθοδο διαχωρισμού, η οποία σηματοδοτεί τις πιθανές περιοχές που μπορεί να εμφανιστεί ένα ελάττωμα και στην συνέχεια εφαρμόζει μια τεχνική κατηγοριοποίησης. Η μέθοδος διαχωρισμού χρησιμοποιεί γκαουσιανό φίλτρο, φίλτρο σύγκρισης και μετατροπής της εικόνας σε δυαδική. Στην συνέχεια εξάγονται γεωμετρικά στοιχεία και στατιστικά δεδομένα της ασπρόμαυρης και έγχρωμης εικόνας, τα οποία εισάγονται σε αλγορίθμους μηχανικής μάθησης. Σε αναθεωρημένη έκδοση εξετάζονται τα ελαττώματα σε χυτοπρεσσαριστά τεμάχια με συλλογικές μεθόδους κατηγοριοποίησης [20]. Σε μία άλλη τους έρευνα [21] προτείνουν έναν συνδυασμό φίλτρων και αλγορίθμου ‘ομαδοποίησης ποιοτικού ορίου’ (Quality Threshold Clustering) για την βελτίωση της απόδοσης της μεθόδου διαχωρισμού που θα χρησιμοποιηθεί. Τα στοιχεία αυτά κατηγοριοποιούνται όπως και παραπάνω χρησιμοποιώντας μηχανική μάθηση.

Ο Ng [22] προτείνει επικεντρώθηκε στην αναθεώρηση της μεθόδου Otsu για την βέλτιστη επιλογή της τιμής των ορίων σε ιστογράμματα με μία ή δύο κατανομές.

Οι Gamage et al. [23] χρησιμοποιούν το διασκορπισμό φωτός Mie. Ένα σύστημα όρασης χρησιμοποιείται για την ανάλυση ανομοιομορφιών / αντιθέσεων που δημιουργούνται λόγω των ελαττωμάτων. Για τον σκοπό αυτό διεξήγαγαν δυο πειράματα με πολύ καλά αποτελέσματα. Το πρώτο αφορά την αξιολόγηση της θεωρίας των αρχών διασκορπισμού του Mie και την αποδοτικότητα του αλγορίθμου της ανάλυσης της εικόνας. Το δεύτερο πείραμα δημιουργήθηκε για να αξιολογηθεί η δυνατότητα εφαρμογής της θεωρίας του Mie σε πραγματικές συνθήκες παραγωγής.

Οι Kowal et al. χρησιμοποίησαν ένα σύστημα τρισδιάστατης όρασης, ασχολούμενοι με τα προβλήματα που συνδέονται με την ανάλυση του συστήματος της δέσμης λέιζερ και τη δημιουργία υψομετρικών προφίλ.

Όσο αφορά σε σχετικά συναφή ελαττώματα, που εμφανίζονται σε συγκολλήσεις, οι Wang et al. [24] χρησιμοποίησαν τεχνητό νευρωνικό δίκτυο με πολλά επίπεδα και ένα ασαφές σύστημα για την κατηγοριοποίηση έξι διαφορετικών ειδών ελαττωμάτων συγκόλλησης. Οι Da Silva et al. [25] κατασκεύασαν αλγόριθμο που χρησιμοποιεί νευρωνικό δίκτυο με δυο επίπεδα που αναγνωρίζει έξι διαφορετικά είδη ελαττωμάτων με ακρίβεια 80%.

3 ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ

3.1 ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΎΡΑΣΗΣ

3.1.1 Ο ΑΝΘΡΩΠΙΝΟΣ ΠΑΡΑΓΟΝΤΑΣ

Η χρήση οπτικής επιθεώρησης της ποιότητας είναι ευρεία καθώς συγκριτικά με άλλες μεθόδους, είναι πιο εύκολη να εφαρμοστεί. Παρόλο αυτά η μέθοδος αυτή δεν εγγυάται την πλήρως σωστή κατηγοριοποίηση των τεμαχίων. Στις αρχές του 20^{ου} αιώνα ο έλεγχος της ποιότητας από ανθρώπους θεωρούνταν πλήρως αξιόπιστη μέθοδος, μέχρις ότου παρατηρηθεί ότι ο άνθρωπος είναι αυτός που αποτελεί των αδύναμο κρίκο [26]. Την περίοδο αυτή ξεκίνησε και η έρευνα για την πλήρη αυτοματοποίηση της οπτικής επιθεώρησης για την αντικατάσταση του ανθρώπου από μηχανές.

Γενικότερα η οπτική αναγνώριση είναι μια ελαττωματικά δομημένη διαδικασία για την οποία δεν υπάρχει απλή σειρά βημάτων που να είναι επιτυχημένη [27]. Τυπικά, οι γνώσεις που απαιτούνται να έχει ο επιθεωρητής είναι πολλές ενώ οι οπτικές ενδείξεις των ελαττωμάτων είναι δύσκολο να διακριθούν [28]. Βέβαια, κατά την επιθεώρηση δεν χρησιμοποιείται μόνο η όραση, αλλά μπορεί να χρησιμοποιηθούν και άλλες αισθήσεις όπως για παράδειγμα η αφή κυρίως για θέματα τραχύτητας επιφάνειας.

Γενικά, ακολουθούνται τα παρακάτω βήματα κατά την επιθεώρηση, τα οποία όπως θα παρατηρηθεί παρακάτω, δεν αποκλίνουν πολύ από την διαδικασία που ακολουθεί ένα σύστημα μηχανικής όρασης.

1. *Προετοιμασία εγκατάστασης:* Λήψη οδηγιών και κριτηρίων, τεμάχια για επιθεώρηση και εξοπλισμός
2. *Προετοιμασία τεμαχίου:* Τοποθέτηση τεμαχίου σε βάση με κατάλληλο φωτισμό
3. *Αναζήτηση:* Εξέταση τεμαχίου για πιθανά ελαττώματα
4. *Απόφαση:* Εντοπισμός και χαρακτηρισμός των ελαττωμάτων με βάση τα κριτήρια.
5. *Απάντηση:* Αποδοχή ή μη του τεμαχίου ανάλογα με την απόφαση που πάρθηκε στο παραπάνω βήμα.

Σύμφωνα με την Judi E. See [29], υπάρχουν πάρα πολλοί παράγοντες που επηρεάζουν την αποδοτικότητα και αποτελεσματικότητα του ποιοτικού ελέγχου από τους ανθρώπους. Τους παράγοντες αυτούς συνοψίζει ο Πίνακας 1.

Αξίζει να αναλυθούν λίγο πιο λεπτομερειακά κάποια από τα παραπάνω στοιχεία. Συγκεκριμένα, η συχνότητα εμφάνισης των ελαττωμάτων σχετίζεται με την πιθανότητα εμφάνισης ενός ελαττωματικού τεμαχίου μέσα σε μία παρτίδα. Ο Wiener [30] έχει αναφέρει ότι η συχνότητα εμφάνισης τέτοιων τεμαχίων στη βιομηχανία κυμαίνεται μεταξύ 1 με 10% και ως αποτέλεσμα οι επιθεωρητές μπορεί να εξετάσουν εκατοντάδες μη ελαττωματικά κομμάτια μέχρι να εμφανιστεί ένα σκάρτο. Επίσης, στην περίπτωση αυτή οι επιθεωρητές αναζητούν ταυτόχρονα διαφορετικά είδη ελαττωμάτων. Σύμφωνα με τους Dalton & Drury [31], η ποιότητα του ελέγχου μειώνεται με την αύξηση του αριθμού και των ειδών των ελαττωμάτων, λόγω της περιορισμένης ικανότητας της ανθρώπινης μνήμης. Έρευνες έχουν αποδείξει ότι ακρίβεια στην αναγνώριση ενός είδους ελαττώματος δεν συνεπάγεται την ίδια ακρίβεια στην αναγνώριση ενός άλλου είδους. Οι Rao et al. [32] αναφέρουν ότι ένας άνθρωπος πρακτικά μπορεί να αναγνωρίσει κατά μέγιστο 6 ελαττώματα. Ο Megaw [33] παρατήρησε ότι ανεξαρτήτως από τον αριθμό των ελαττωμάτων που πρέπει να αναγνωριστούν, υποσυνείδητα ο επιθεωρητής αναζητούν περίπου 5.

Ταυτόχρονα, βασικό ρόλο στην σωστή κατηγοριοποίηση διαδραματίζουν τα κριτήρια τα οποία καθορίζονται από τον πελάτη. Στην συγκεκριμένη εφαρμογή παρατηρήθηκε ότι κάποια τεμάχια κατηγοριοποιούνται ως 'αβέβαια' ώστε να υποστούν στην συνέχεια περαιτέρω εξέταση.

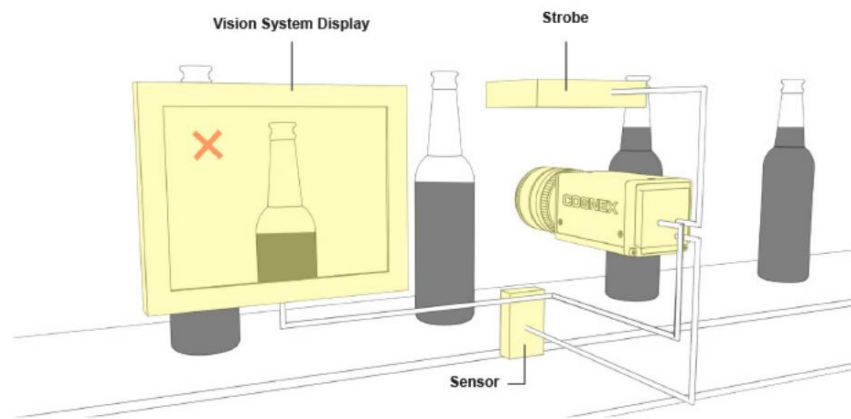
Σύμφωνα με τον Jamieson [34], η απουσία πλήρους ορισμού του ελαττώματος έχει ως αποτέλεσμα μειωμένη αποτελεσματικότητα του ελέγχου.

ΠΑΡΑΓΟΝΤΕΣ	
Έργου	Συχνότητα ελαττωμάτων Είδος ελαττώματος Εξέχοντα χαρακτηριστικά τεμαχίων Τοποθεσία ελαττώματος Πολυπλοκότητα τεμαχίου Κριτήρια Απαιτούμενος χρόνος κατηγοριοποίησης Ύπαρξη πολλαπλών επιθεωρήσεων Στρώσεις Αυτοματοποίηση
Ατομικοί	Ηλικία Φύλο Οξύτητα όρασης Ευφυΐα Προσωπικότητα Δεξιότητες Εμπειρία Χρόνος εργασίας Οπτικός λοβός Στρατηγική σκαναρίσματος Μεροληψία
Περιβαλλοντικοί	Φωτισμός Θόρυβος Θερμοκρασία Διάρκεια εργασίας Συγκέντρωση Ώρα της ημέρας Σχεδιασμός του χώρου εργασίας
Κοινωνικοί	Εργασιακή Πίεση Απομόνωση Επικοινωνία Συνεργασία
Εργασιακοί	Υποστήριξη υφισταμένων Εκπαίδευση και Επανεκπαίδευση Οδηγίες Μεταφορά πληροφοριών Ανατροφοδότηση πληροφοριών Κίνητρα

Πίνακας 1: Παράγοντες που επηρεάζουν την αποδοτικότητα των επιθεωρητών

3.1.2 ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΟΡΑΣΗ

Σύμφωνα με τον οργανισμό AIA (Association for Advancing Automation), η μηχανική όραση αναφέρεται στην εφαρμογή της υπολογιστικής όρασης σε βιομηχανικές εφαρμογές και περιβάλλοντα όπου είναι αναγκαίο να εκτελεστεί μια συγκεκριμένη ενέργεια, η οποία καθορίζεται ανάλογα με την ανάλυση της εικόνας που πραγματοποιείται από το σύστημα. Το σύστημα χρησιμοποιεί έναν αλγόριθμο για την αναγνώριση συγκεκριμένων χαρακτηριστικών και μπορεί να εφαρμοστεί για την εκτέλεση ενός συνόλου ενεργειών ανάλογα με τα ευρήματα του. Υπολογιστική όραση αναφέρεται γενικά στην απόκτηση/καταγραφή και στην αυτοματοποίηση της ανάλυσης της εικόνας. Στις παρακάτω εικόνες (Εικόνα 1, Εικόνα 2) φαίνονται χαρακτηριστικά παραδείγματα της εφαρμογής.



Εικόνα 1: Έλεγχος επιπέδου γεμίσματος μπουκαλιού [35]

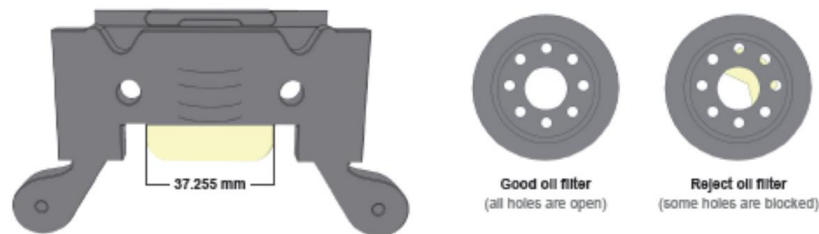


Figure 2.
Machine vision systems can process real-time measurements and inspections on the production line, such as a machined bracket (left) or oil filters (right).

Εικόνα 2: Επιθεώρηση σε πραγματικό χρόνο [35]

Η διαδικασία την οποία ακολουθεί ένα σύστημα μηχανικής όρασης [36] είναι η παρακάτω:

1. Απόκτηση/Καταγραφή εικόνας (*Image acquisition*) με βάση φωτισμό, τεμάχια, αισθητήρες.
2. Ψηφιοποίηση εικόνας (*Digitization*): Στο βήμα αυτό πραγματοποιείται δειγματοληψία, κβαντισμός (μετατροπή της έντασης του φωτός από συνεχές πεδίο τιμών σε διακριτές τιμές του γκρι) και αποθήκευση της εικόνας.
3. Προ-επεξεργασία (*Pre-processing*): Βελτίωση και ενίσχυση της εικόνας, εφαρμογή φίλτρων και μασκών.

4. *Εξαγωγή πληροφοριών (extraction of information)*: Κατάτμηση της εικόνας (segmentation) και εξαγωγή χαρακτηριστικών
5. *Απόφαση* : Κατηγοριοποίηση αναγνώριση ή ελαφρά ταξινόμηση (soft classification).
6. *Ενέργεια*: Με βάση την απόφαση στο παραπάνω βήμα το σύστημα προχωράει στην καθορισμένη ενέργεια (απομάκρυνση κομματιού από τον χρήστη, περαιτέρω εξέταση κλπ.)

Το βασικότερο βήμα της παραπάνω διαδικασίας, αποτελεί η καταγραφή της εικόνας, καθώς η ποιότητα και η καταλληλότητα του εξοπλισμού στο βήμα αυτό είναι κρίσιμα για την συνέχεια. Η ποιότητα της εικόνας και το πλήθος των πληροφοριών που περιέχει εξαρτάται πλήρως από αυτά. Αν δεν καταγραφούν οι απαιτούμενες πληροφορίες στο βήμα αυτό, μπορούν να ανακτηθούν με δυσκολία ή και καθόλου στα επόμενα βήματα ανεξαρτήτως από το πόση προσπάθεια και προσοχή θα δοθούν σε αυτά.

Το φως που προέρχεται από την πηγή αλληλοεπιδρά με το εξεταζόμενο τεμάχιο και στην συνέχεια κατευθύνεται προς τον αισθητήρα της κάμερας, όπου και μετατρέπεται σε ένα σύνολο ψηφιακών δεδομένων. Αυτά, στην συνέχεια, αναλύονται από την μονάδα επεξεργασίας του συστήματος μηχανικής όρασης. Αλλά πέρα από κάποιες πληροφορίες οι οποίες ενδιαφέρουν την επιθεώρηση, στην εικόνα αυτή, συμπεριλαμβάνεται και θόρυβος. Μεταγενέστερα, στην επεξεργασία γίνεται προσπάθεια να διατηρηθούν οι πληροφορίες που μας ενδιαφέρουν και να ελαττωθούν οι μη χρήσιμες με αποτέλεσμα τελικά τα δεδομένα της εικόνας να έχουν βελτιωθεί. Στην συνέχεια, τα δεδομένα αυτά χωρίζονται σε περιοχές ενδιαφέροντος και επεξεργάζονται ώστε να εξαχθούν οι παράμετροι που είναι χρήσιμες για την επιθυμητή εργασία.

Οι αποφάσεις λαμβάνονται βάσει αυτών των συμπυκνωμένων πληροφοριών, όπως για παράδειγμα αναγνώριση ελαττώματος, κατηγοριοποίηση ή ερμηνεία των χαρακτηριστικών. Η ενέργεια που θα πραγματοποιηθεί στην συνέχεια, εξαρτάται και προσαρμόζεται στην απόφαση.

Υπάρχει μεγάλος βαθμός ελευθερίας ως προς το οπτικό και γεωμετρικό κομμάτι του εξοπλισμού που χρησιμοποιείται για την απόκτηση της εικόνας (φωτισμός, οπτικά και αισθητήρες) και προσφέρει πολλές δυνατότητες σχεδιασμού.

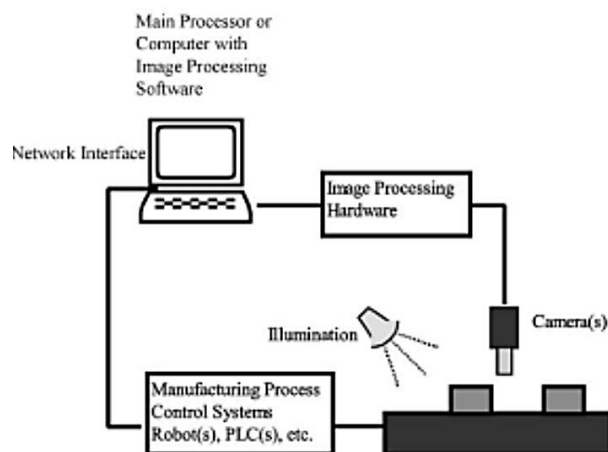
3.1.3 ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΕΝΟΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΟΡΑΣΗΣ

Για την σωστή σχεδίαση του συστήματος πρέπει να ακολουθηθούν τα παρακάτω βήματα:

- Ορισμός του έργου
- Σχεδιασμός του συστήματος
- Υπολογισμός του κόστους
- Ανάπτυξη και εγκατάσταση του συστήματος

Ο επιτυχημένος σχεδιασμός βασίζεται σε λεπτομερείς προδιαγραφές. Ο στόχος και το περιβάλλον πρέπει να οριστούν, ώστε να σχεδιαστεί ένα αποδοτικό σύστημα. Εκτός από τον σχεδιασμό είναι απαραίτητο να υπάρχουν αρκετά τεμάχια που καλύπτουν όλες τις πιθανές περιπτώσεις. Αυτά τα τεμάχια είναι απαραίτητα για να επιλεγεί ο σωστός φωτισμός, η κατάλληλη ανάλυση και για να γνωρίζει ο σχεδιαστής πως μεταβάλλονται τα χαρακτηριστικά.

Αν το σύστημα έχει σχεδιαστεί, μπορεί να εκτιμηθεί το κόστος για τον εξοπλισμό και το λογισμικό. Επιπλέον, μπορεί να γίνει μια πρόβλεψη της απαιτούμενης προσπάθειας για την ανάπτυξη και την εγκατάσταση. [37]



Εικόνα 3: Ένα τυπικό σύστημα μηχανικής όρασης.

3.1.3.1 Καθορισμός του συστήματος μηχανικής όρασης

Πριν την έναρξη του σχεδιασμού ενός συστήματος όρασης, πρέπει να εξετασθούν οι προϋποθέσεις και οι συνθήκες, δηλαδή περιγραφή του κομματιού, καθώς και απαιτήσεις ως προς την ταχύτητα και την ακρίβεια.

3.1.3.2 Καθορισμός έργου και πιθανών πλεονεκτημάτων

Πρόκειται για τα πιο κρίσιμα ζητήματα κατά την φάση αυτή καθώς στο βήμα αυτό θα καθοριστούν οι απαιτήσεις του συστήματος, τα στοιχεία που πρέπει να μετρηθούν, τα αναμενόμενα αποτελέσματα, ώστε να εκτιμηθούν τα πλεονεκτήματα της εφαρμογής που θα δικαιολογούν και ανάλογο κόστος.

3.1.3.3 Τεμάχια

Ακριβής περιγραφή των τεμαχίων και επαρκές δείγμα αυτών είναι απαραίτητα. Πρέπει να καθοριστούν τα παρακάτω χαρακτηριστικά, όπως επίσης και το εύρος της ποικιλίας τους:

- Διακριτά κομμάτια ή συνεχές υλικό (π.χ. Χαρτί ή υφάσματα).
- Μέγιστες και ελάχιστες διαστάσεις.
- Αλλαγές στο σχήμα.
- Περιγραφή των χαρακτηριστικών που πρέπει να εξαχθούν.
- Αλλαγές αυτών των χαρακτηριστικών που μπορεί να είναι ενδιαφέρουσες για τα σκάρτα κομμάτια, αλλά και για την ποικιλία του κομματιού.
- Φινίρισμα της επιφάνειας.
- Χρώμα.
- Διάβρωση, φιλμ λαδιού ή κόλλα.
- Αλλαγές λόγω του χειρισμού, για παράδειγμα ετικέτες ή αποτυπώματα.

Τα παραπάνω στοιχεία είναι απαραίτητα για να γίνει στην συνέχεια η κατάλληλη επιλογή του εξοπλισμού που θα χρησιμοποιηθεί και της μεθόδου για την ανάλυση των εικόνων.

3.1.3.4 Παρουσίαση Τεμαχίων

Η παρουσίαση των τεμαχίων, σχετίζεται με την κίνηση του τεμαχίου (αριθμημένη / προσανατολισμένη θέση και συνεχής κίνηση), τη θέση των ανοχών και το πλήθος των τεμαχίων που φαίνονται (αριθμός, επικάλυψη, επαφή). Προσοχή πρέπει να δοθεί σε τεμάχια που

επικαλύπτει το ένα το άλλο ή εφάπτεται το ένα στο άλλο, καθώς τα χαρακτηριστικά μπορεί να μην είναι πλήρως εμφανή.

3.1.3.5 Απαιτήσεις Απόδοσης

Στις απαιτήσεις απόδοσης συμπεριλαμβάνονται η ζητούμενη ακρίβεια και η χρονική απόδοση. Η ακρίβεια πρέπει να καθοριστεί καθώς αυτή επηρεάζει την ανάλυση που θα πρέπει να παρέχει το σύστημα.

Η χρονική απόδοση είναι επίσης κρίσιμη, καθώς το σύστημα εφαρμόζεται σε μία γραμμή παραγωγής με προκαθορισμένο χρόνο ολοκλήρωσης. Θα πρέπει, συνεπώς, η εφαρμογή του συστήματος να μην αυξήσει καθόλου ή κατά πολύ τον χρόνο αυτό και με βάση την απαίτηση αυτή επιλέγεται το κατάλληλο hardware. Θα πρέπει να είναι γνωστά τα παρακάτω στοιχεία:

- Χρόνος κάθε κύκλου.
- Έναρξη της καταγραφής των δεδομένων.
- Μέγιστος χρόνος επεξεργασίας.
- Πλήθος κύκλων παραγωγής από την επιθεώρηση μέχρι το αποτέλεσμα.

3.1.3.6 Χώρος Τοποθέτησης τεμαχίων

Πρέπει εξ αρχής να διερευνηθεί αν το εξεταζόμενο κομμάτι μπορεί να ευθυγραμμιστεί με την κάμερα και τον φωτισμό και σε τι απόσταση καθώς αυτό στην συνέχεια θα επηρεάσει την επιλογή του εξοπλισμού αλλά και την ακρίβεια την οποία μπορεί να παρέχει το σύστημα.

3.1.3.7 Περιβάλλον

Συγκεκριμένα:

- Φως
- Σκόνη ή ακαθαρσίες από τις οποίες πρέπει να προστατευθεί ο εξοπλισμός
- Δονήσεις ή κραδασμοί από τα μηχανήματα που μπορεί να επηρεάσουν τμήματα του εξοπλισμού
- Θερμοκρασία
- Διαθεσιμότητα τροφοδοσίας.

3.1.4 ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ ΕΝΟΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΟΡΑΣΗΣ

Ο σχεδιασμός περιλαμβάνει τα παρακάτω κρίσιμα βήματα, τα οποία θα αναλυθούν παρακάτω:

1. Επιλογή του τύπου της κάμερας σάρωσης.
2. Καθορισμός οπτικού πεδίου.
3. Υπολογισμός ανάλυσης.
4. Επιλογή φακών.
5. Επιλογή του μοντέλου της κάμερας, του συλλέκτη καρτέ και της πλατφόρμας υλικού.
6. Επιλογή φωτισμού.
7. Καθορισμός των μηχανικών και ηλεκτρικών διεπιφανειών.
8. Σχεδιασμός / επιλογή του λογισμικού

3.1.4.1 Επιλογή Τύπου Κάμερας

Υπάρχουν αρκετά είδη κάμερας τα βασικότερα εκ των οποίων είναι τα παρακάτω [36]:

- Κάμερα περιοχής (Area sensor): Πίνακας από pixels.
- Κάμερα γραμμής (line scan sensor): Μια γραμμή pixels.
- Κάμερα σημείου (point sensor): Μια μόνο τιμή.

3.1.4.2 Οπτικό Πεδίο

Το οπτικό πεδίο καθορίζεται από το μέγιστο μέγεθος του τεμαχίου, την μέγιστη μεταβολή θέσης και προσανατολισμού του, το περιθώριο ασφάλειας και την αναλογία διαστάσεων του αισθητήρα της κάμερας (aspect ratio).

3.1.4.3 Ανάλυση

- Ανάλυση αισθητήρα κάμερας: Καθορίζεται από τον κατασκευαστή.
- Χωρική ανάλυση: Μετριέται σε mm/rixel και εξαρτάται από την ανάλυση της κάμερας και το οπτικό πεδίο.
- Ακρίβεια μέτρησης: Αφορά το ελάχιστο μέγεθος ενός χαρακτηριστικού που επιθυμούμε να μετρήσουμε.

Η ανάλυση της κάμερας θα είναι ίση με:

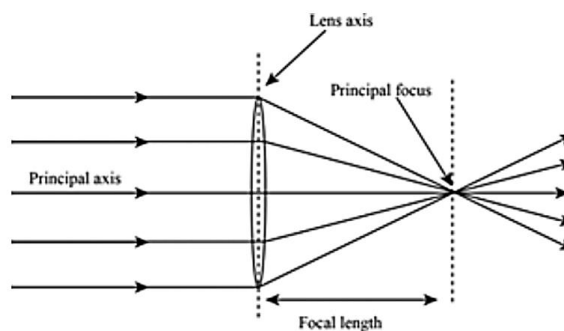
$$AK = O\Pi \cdot \frac{N_f}{S_f}$$

όπου ΟΠ το οπτικό πεδίο, N_f ο αριθμός των rixel για το μικρότερο χαρακτηριστικό και S_f το μέγεθος του.

3.1.4.4 Σχεδιασμός Φακών

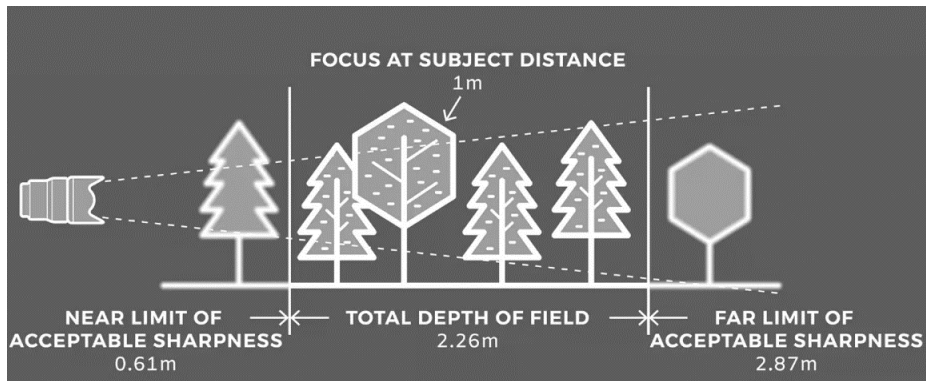
Οι βασικές παράμετροι του οπτικού φακού ενός συστήματος όρασης είναι:

- *Μεγέθυνση* : Ορίζεται ως το μέγεθος της εικόνας σε σχέση με το μέγεθος του αντικειμένου. Τα χαρακτηριστικά μεγέθυνσης ενός συστήματος εξαρτώνται από το μέγιστο μέγεθος της εικόνας η από την μέγιστη απόσταση φακού-αντικειμένου.
- *Εστιακή απόσταση* : Οι φωτεινές ακτίνες που περνούν μέσα από έναν φακό θα συγκλίνουν στο σημείο εστίασης. Το μέγεθος του ειδώλου θα αυξάνει όσο αυξάνει και η απόσταση από τον φακό. Ο προσδιορισμός μιας συγκεκριμένης εστιακής απόστασης ενός φακού καθορίζει την απόσταση μεταξύ της κάμερας και του αντικειμένου για μια συγκεκριμένη μεγέθυνση φακού.



Εικόνα 4: Εστιακή απόσταση με συγκλίνων φακό

- *Βάθος πεδίου*: Είναι ο χώρος πάνω και κάτω από το επίπεδο του αντικειμένου όπου ο φακός διατηρεί την εστίαση του ειδώλου μέσα σε αποδεκτά όρια. Κάθε σημείο ενός τρισδιάστατου αντικειμένου τοποθετημένου σε μία επιφάνεια επιθεώρησης πρέπει να ανήκει στην ζώνη του βάθους πεδίου της κάμερας. Το βάθος πεδίου ενός συστήματος όρασης είναι συνάρτηση του αριθμού διαφράγματος (f-stop), της μεγέθυνσης και του μεγέθους του εικονοστοιχείου στον αισθητήρα.



Εικόνα 5:Βάθος πεδίου

3.1.4.5 Φωτισμός

Η εύρεση του ιδανικού φωτισμού για συγκεκριμένη εφαρμογή γίνεται μετά από πειράματα τα οποία βασίζονται πάνω σε ένα θεωρητικό υπόβαθρο. Στόχος είναι να επιλεγεί εγκατάσταση η οποία μεγιστοποιεί την αντίθεση (contrast) μεταξύ των περιοχών ενδιαφέροντος και του παρασκήνιου (background). Η επιλογή του ιδανικού εξοπλισμού είναι σημαντική γιατί προσφέρει ένα ακριβές, σταθερό και εύρωστο περιβάλλον φωτισμού που στην συνέχεια εξοικονομεί πόρους, ενέργεια και χρόνο ανάπτυξης.

Αρχικά απαιτείται να ελεγχθεί και να μειωθεί το φως του περιβάλλοντος. Αυτό γίνεται με τους παρακάτω τρόπους:

- *Αφαίρεση του φωτός* : Αποτελεσματικό αλλά σπάνιο.
- *Κατασκευή καλύμματος*: Πολύ αποτελεσματικό αλλά χρονοβόρο, ακριβό και ογκώδες.
- *Χρήση μεγάλης έντασης που θα υπερσχύσει του φωτός του περιβάλλοντος*: αποτελεσματικό αλλά κοστοβόρο και περίπλοκο.
- *Έλεγχος με βαθυπερατά φίλτρα*: Πολύ αποτελεσματικό αλλά απαιτεί ένα μικρό φως.

Ως αντίθεση (contrast) ορίζεται η ορατή διαφορά έντασης φωτεινότητας μεταξύ των σκοτεινών (κοντά στο 0) και φωτεινών εικονοστοιχείων (κοντά στο 255). Είναι ένα πολύ σημαντικό στοιχείο καθώς η ύπαρξη μεγάλης αντίθεσης δίνει έμφαση στις περιοχές ενδιαφέροντος (σήμα), ενώ η ύπαρξη μικρής δίνει έμφαση σε περιοχές που θεωρούνται περιέχουν θόρυβο ή μη χρήσιμες πληροφορίες. Είναι επιθυμητό να επιτευχθεί η ελάχιστη ευαισθησία σε φυσιολογικές μεταβολές όπως για παράδειγμα η μικρή διαφορά μεταξύ των τεμαχίων, η ύπαρξη ή η μεταβολή στο φως του περιβάλλοντος και η διαφορετική θέση και προσανατολισμός του τεμαχίου [38].

Οι παράγοντες που μπορούν να ελεγχθούν για να μεταβληθεί η αντίθεση είναι:

- *Γεωμετρία*: Μεταβολή της κατεύθυνσης διάχυσης του φωτός, πάντα με σεβασμό στο κομμάτι και στην κάμερα. Προσοχή πρέπει να δοθεί στη σχετική θέση μεταξύ του κομματιού, του φωτός και της κάμερας στο χώρο.
- *Φάσμα του φωτός (Χρώμα και μήκος κύματος)*:
 - Επιλογή μονοχρωματικού ή λευκού φωτός με έμφαση στο αποτέλεσμα που δίνει η κάμερα
 - Επιλογή θερμού ή ψυχρού φωτός ανάλογα με το κομμάτι και το παρασκήνιο
 - Φαινόμενα φθορισμού ή επίδραση υπεριώδους ή υπέρυθρου φωτός, αλλά και οπτικά φίλτρα.
- *Φιλτράρισμα*: Αλλαγή μήκους κύματος με την εφαρμογή φίλτρου.
- *Αλλαγή της εγκατάστασης φωτισμού*:
 - Τύποι του φωτός πχ. Δακτύλιος, θόλος, σποτ κλπ.

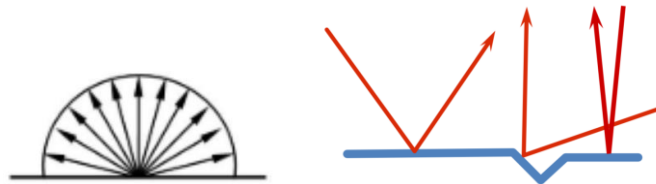
- Τύπος φωτισμού : Εμπρόσθιος ,οπίσθιος, διάχυτος κλπ.

3.1.4.5.1 Γεωμετρία φωτισμού

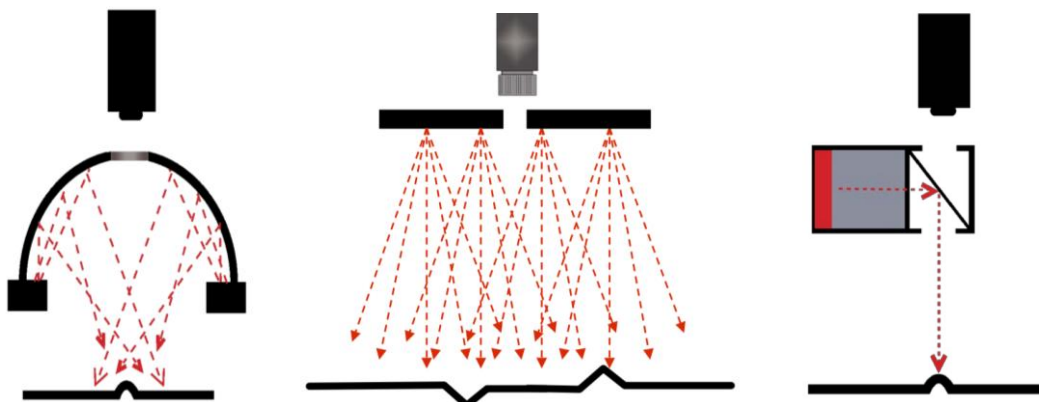
Οι διάφορες τεχνικές φωτισμού μπορούν να χωριστούν βάσει τα παρακάτω κριτήρια:

Χαρακτηριστικά της κατεύθυνσης του φωτός (Διάχυτος, κατευθυνόμενος)

Ο διάχυτος φωτισμός δεν έχει συγκεκριμένη κατεύθυνση και το φως φεύγει από την πηγή σε όλες τις κατευθύνσεις.

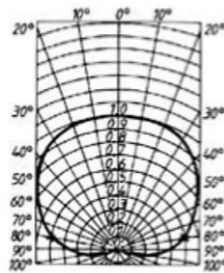


Εικόνα 6: Διάχυτος φωτισμός και αντανακλώμενες περιοχές



Εικόνα 7: Χρήση θόλου ή επίπεδης πηγής

Κατευθυνόμενος φωτισμός: οι ιδιότητες του φωτισμού μίας μόνο πηγής είναι πολλαπλές. Συνήθως δημιουργούνται εγκαταστάσεις που περιέχουν πολλές κατευθυνόμενες πηγές φωτός.



Εικόνα 8: Κατανομή φωτεινότητας ενός LED με διάφορες ιδιότητες ανάλογα την κατεύθυνσή.

Κατεύθυνση του φωτισμού.

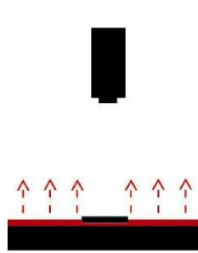
- Οπίσθιος (backlight): Η πηγή φωτός και η κάμερα βρίσκονται στην ίδια πλευρά του αντικειμένου. Χρησιμοποιείται για την εύρεση ακμών ή οπών. Χρήσιμο για διάφανα υλικά.
- Εμπρόσθιος (frontlight) φωτισμός: Το αντικείμενο τοποθετείται ανάμεσα στην πηγή και στην κάμερα.

Ιδιότητες πεδίου φωτισμού (φωτεινό ή σκοτεινό)

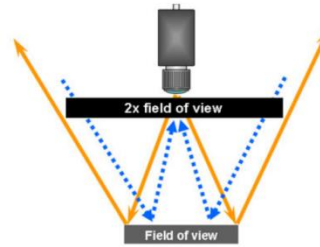
- Φωτεινό: Το φως αντανακλάται από την επιφάνεια του τεμαχίου στην κάμερα. Η επιφάνεια απεικονίζεται φωτεινή στην εικόνα, και οι περιοχές του τεμαχίου που δεν αντανακλούν το φως

φαίνονται σκοτεινές. Οι διάχυτες, επίπεδες και ομαλές επιφάνειες αντανακλώνται ομοιόμορφα. Είναι ιδανική τεχνική για την δημιουργία υψηλής αντίθεσης αλλά υπάρχουν περιπτώσεις που δημιουργούνται κατοπτρικές αντανακλάσεις σε επιφάνειες. Η πηγή φωτός τοποθετείται έτσι ώστε το οπτικό πεδίο να είναι διπλάσιο από αυτό του φακού της κάμερας.

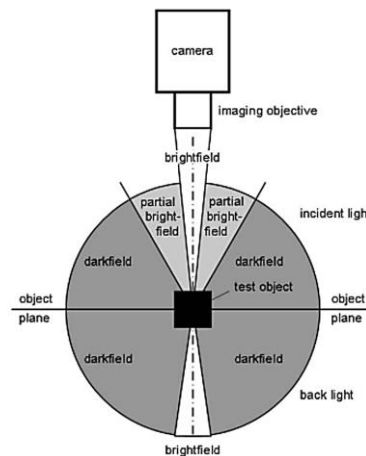
- Εν μέρει φωτεινό: Δεν υπάρχει συγκεκριμένα ορισμένη περιοχή. Συνήθως εντάσσεται σε αυτήν την κατηγορία όταν η εγκατάστασή είναι έτσι τοποθετημένη ώστε να είναι σκοτεινού πεδίου αλλά η εικόνα έχει ιδιότητες φωτεινού πεδίου.
- Σκοτεινό: το φως που αντανακλάται από το τεμάχιο, οδηγείται μακριά από τον φακό της κάμερας. Έτσι, η επιφάνεια απεικονίζεται σκοτεινή στην εικόνα και περιοχές με ανωμαλίες απεικονίζονται φωτεινές, καθώς αντανακλούν το φως. Η τεχνική αυτή δίνει έμφαση στις ακμές και συνήθως χρησιμοποιείται σε επιφάνειες που αντανακλούν πολύ το φως. Οι επίπεδες περιοχές φαίνονται σκοτεινές ενώ τα σχήματα και τα περιγράμματα ενισχύονται.



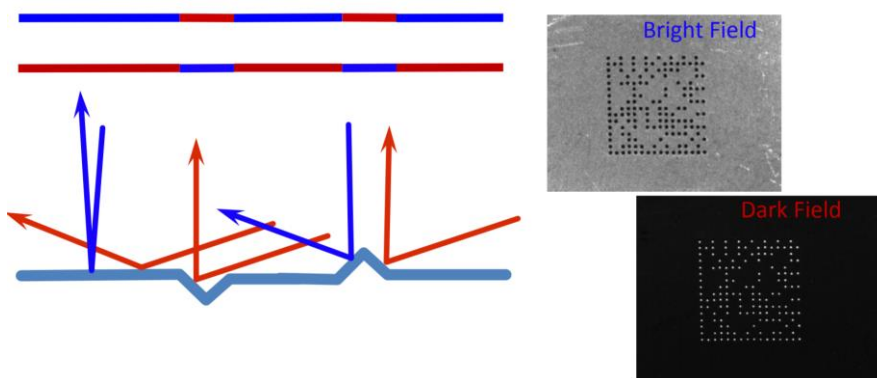
Εικόνα 9:Οπίσθιος φωτισμός



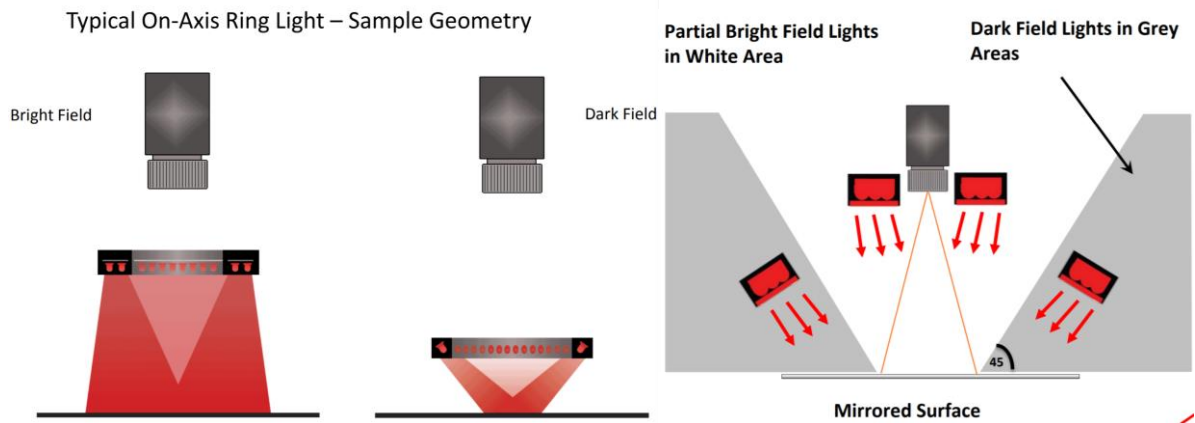
Εικόνα 10:Οπτικό πεδίο



Εικόνα 11: Κατηγοριοποίηση τον τεχνικών φωτισμού. Τοποθέτηση στον χώρο.[37]



Εικόνα 12: Περιοχές ανάκλασης ανάλογα με το πεδίο φωτισμού.[38]



Εικόνα 13: Διαφορές φωτεινού και σκοτεινού πεδίου

3.1.4.5.2 Βασικές τεχνικές φωτισμού

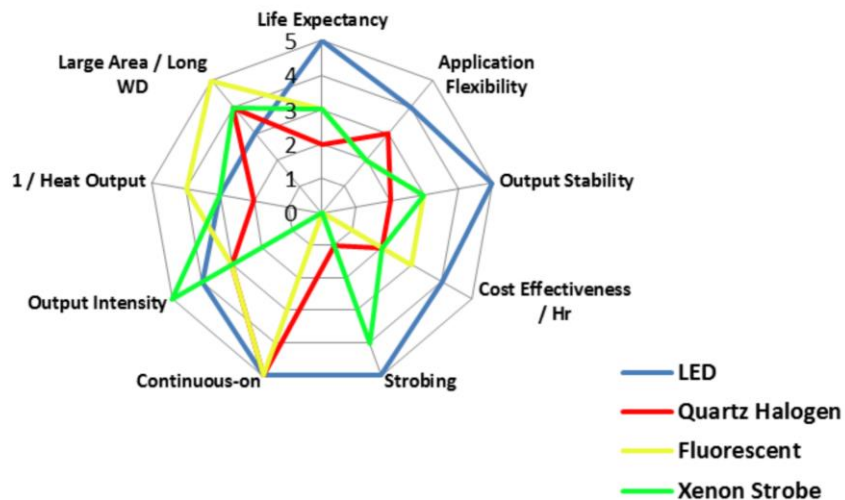
ΤΕΧΝΙΚΗ ΦΩΤΙΣΜΟΥ	PARTIAL BRIGHT FIELD	DARK FIELD	DIFFUSE AXIAL	DIFFUSE DOME
Τύπος φωτισμού	Δακτύλιοι, Σποτ, Μπάρα	Δακτύλιοι υπό γωνία, Μπάρα	Κουτί διάχυσης	Θόλος, Επίπεδος φωτισμός
Πότε χρησιμοποιείται.	<ul style="list-style-type: none"> Μη κατοπτρικά τεμάχια Ομοιογενής φωτισμός Φωτισμός περιοχής Ελάττωση σκιών. Έμφαση ρωγμών σε τοποθέτηση πηγών υπό γωνία 	<ul style="list-style-type: none"> Μη κατοπτρικά τεμάχια Έμφαση σε ακμές, σχήματά, υφές, περίγραμμα Έμφαση σε επιφανειακά ελαττώματα όπως ρωγμές Διαφανή τεμάχια 	<ul style="list-style-type: none"> Μη κατοπτρικά τεμάχια Επίπεδες επιφάνειες Επιφάνειες με γωνίες 	<ul style="list-style-type: none"> Μη κατοπτρικά τεμάχια Καμπύλες επιφάνειες Προβληματικός φωτισμός περιβάλλοντος
Απαιτήσεις		<ul style="list-style-type: none"> Φως πρέπει να είναι πολύ κοντά στο τεμάχιο Μεγάλο αποτύπωμα Περιορισμένο μέγεθος του σποτ Επιρροή από φως του περιβάλλοντος 	<ul style="list-style-type: none"> Φως πρέπει να είναι πολύ κοντά στο τεμάχιο Μεγάλο αποτύπωμα Ο beam splitter μειώνει το φως που φτάνει στην κάμερα 	<ul style="list-style-type: none"> Φως πρέπει να είναι πολύ κοντά στο τεμάχιο Μεγάλο αποτύπωμα Κάμερα κοντά στο φως Το μέγεθος του σποτ πρέπει να είναι το μισό της εσωτερικής διαμέτρου του φωτός

Πίνακας 2

3.1.4.5.3 Πηγές φωτός[37]

ΣΥΝΗΘΕΙΣ ΠΗΓΕΣ ΦΩΤΟΣ				
	Λάμπες αλογόνου	Λάμπες φθορισμού	Λάμπες ξένου	LED
Πλεονεκτήματα	<ul style="list-style-type: none"> • Φωτεινές πηγές φωτός • Λειτουργία σε χαμηλή τάση και σε περιβάλλον με υψηλές θερμοκρασίες • Συνεχές φάσμα 	<ul style="list-style-type: none"> • Μικρό κόστος • Μεγάλο εύρος χρωμάτων • Φωτισμός μεγάλων περιοχών 	<ul style="list-style-type: none"> • Πολύ φωτεινές πηγές • Πολύ λευκό φως. • Χρησιμοποιούνται και ως φλας. • Μεγάλη διάρκεια ζωής. 	<ul style="list-style-type: none"> • Μεγάλη διάρκεια ζωής. • Στιβαρές και δεν επηρεάζονται από ταλαντώσεις, • μικρή κατανάλωση ενέργειας • Μονοχρωματικό φως • Μεγάλο εύρος μεγεθών, σχημάτων και χρωματισμών • Μη απαραίτητη συντήρηση
Μειονεκτήματα	<ul style="list-style-type: none"> • Μικρή διάρκεια ζωής • Μείωση φωτεινότητας με την φθορά. • Καθυστέρηση κατά την ενεργοποίηση της. • Μη σταθερή φωτεινότητα λόγω αλλαγών τάσης. • Παραγωγή θερμότητας. 	<ul style="list-style-type: none"> • Μειωμένη διάρκεια ζωής. • Μείωση φωτεινότητας κατά 50% λόγω φθοράς • Περιορισμένα σχήματα. • Μεγάλη μεταβολή θερμοκρασίας. 	<ul style="list-style-type: none"> • Προστασία λόγω της υψηλής τάσης. • Υψηλό κόστος. • Ογκώδης εγκατάσταση. • Φωτεινότητα μειώνεται με την φθορά. • Διαφορά φωτεινότητας μεταξύ των φλας. 	<ul style="list-style-type: none"> • Φθορά μεταβάλλει τα χαρακτηριστικά του χρώματος • Μη ομοιογενής παραγωγή • Μικρότερη ένταση φωτεινότητας από τις λάμπες αλογόνου • Μέγιστη θερμοκρασία λειτουργίας 60 οC

Πίνακας 3



Εικόνα 14: Διαφορές πηγές φωτός και τα χαρακτηριστικά τους

3.1.5 ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ

Άλλα χαρακτηριστικά που θα πρέπει να ληφθούν υπόψη κατά την φάση του σχεδιασμού είναι:

- Φυσικοί περιορισμοί
 - Πρόσβαση στην κάμερα, αισθητήρα και φωτισμό (εγκατάσταση) .
 - Μέγεθος και σχήμα της εγκατάστασης.
 - Μέγιστη και ελάχιστη απόσταση λειτουργίας κάμερας και φωτισμού.
- Χαρακτηριστικά του τεμαχίου
 - Τεμάχια κινούμενα ή στατικά
 - Αν τα τεμάχια είναι κινούμενα, ταχύτητα πρόωσης και ο χρόνος του κύκλου.
 - Ίδια πάντα θέση και προσανατολισμός
 - Φως του περιβάλλοντος.
- Ασφάλεια και εργονομία
 - Αλληλεπίδραση με ανθρώπους.
 - Ασφάλεια στις εφαρμογές που απαιτούν πολύ έντονο φωτισμό [38].

Όλα τα παραπάνω πρέπει να επιβεβαιωθούν μέσω πειραμάτων. Η διαδικασία αυτή μπορεί να πραγματοποιηθεί χρησιμοποιώντας στην θέση της κάμερας το ανθρώπινο μάτι. Είναι σημαντικό, η εύρεση μιας κατάλληλης λύσης για τον φωτισμό να γίνει στα πρώτα βήματα του σχεδιασμού. Η λύση θα πρέπει να επιλεγεί με βάση το κομμάτι που μελετάται, να είναι εύρωστη, να μπορεί να αναπαραχθεί εύκολα και ταυτόχρονα να λαμβάνει υπόψη το περιβάλλον της εφαρμογής. Αναγκαίο, επίσης, είναι να δοθεί έμφαση στον τρόπο που αλληλοεπιδρά ο φωτισμός με την αντίστοιχη υφή, χρώμα και σύσταση κάθε τεμαχίου. Τέλος, θα πρέπει να γίνει προσπάθεια να αυξηθεί όσο το δυνατόν περισσότερο η αντίθεση με τις τεχνικές που αναφέρθηκαν παραπάνω.

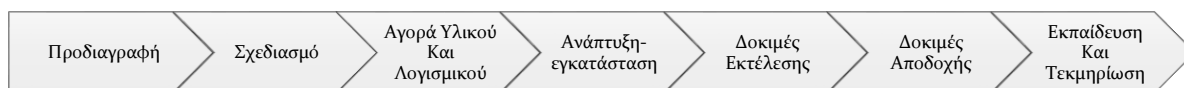
3.1.6 ΚΟΣΤΟΣ

Πριν την έναρξη της εφαρμογής θα πρέπει να καθοριστεί το χρηματικό ποσό που θα επενδυθεί καθώς αυτό στην συνέχεια θα καθορίσει την επιλογή του εξοπλισμού (κάμερες, φακοί, φωτισμός κλπ.), του λογισμικού και του χρόνου που θα αφιερωθεί στην ανάπτυξη της εφαρμογής.

Επίσης πρέπει να ληφθεί υπόψη και το κόστος συντήρησης, αλλαγής του εξοπλισμού, χρήσης, τροποποίησης του συστήματος λόγω αλλαγών στα προϊόντα κλπ.

3.1.7 ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΕΡΓΟΥ

Η υλοποίηση του έργου, ακολουθεί συνήθως συγκεκριμένη ακολουθία βημάτων:



Εικόνα 15: Διαδικασία σχεδιασμού

3.2 ΑΠΟΚΤΗΣΗ ΕΙΚΟΝΑΣ

Στα περισσότερα συστήματα επεξεργασίας εικόνας η απόκτηση/καταγραφή της επιτυγχάνεται μέσω μιας κάμερας. Ο πιο συνηθισμένος τύπος είναι στερεάς κατάστασης (solid state): Περιέχουν αντί για καθοδικό σωλήνα, ανιχνευτές στερεάς κατάστασης (CCD ή CTD). Οι ανιχνευτές CCD

μπορούν να θεωρηθούν ως μια σειρά πυκνωτών MOS. Τα φωτόνια που πέφτουν πάνω στον ημιαγωγό και έτσι δημιουργούν μια σειρά από φορτίσεων στον πίνακα CCD.

Μια τυπική ασπρόμαυρη φωτογραφία αποτελείται από αποχρώσεις του γκρι που κλιμακώνονται από το λευκό ως το μαύρο χρώμα. Αυτό σημαίνει ότι διάφορες αποχρώσεις του γκρι συνδυάζονται μεταξύ τους χωρίς διακοπή προκειμένου να γίνει πιστή αναπαράσταση των στοιχείων της αρχικής εικόνας. Μια εικόνα μπορεί να εξεταστεί ως μια δισδιάστατη συνάρτηση, που η τιμή της $F(x,y)$ στο x - y επίπεδο καθορίζει μια τιμή της φωτεινότητας στο συγκεκριμένο σημείο (x, y) . Για να μετατρέψουμε την εικόνα συνεχών τόνων σε ψηφιακή πρέπει να τεμαχίσουμε την εικόνα σε ανεξάρτητα σημεία πληροφοριών ή αλλιώς εικονοστοιχεία. Τα στοιχεία αυτά ονομάζονται pixels.

Αυτό το τεμάχισμα ονομάζεται διακριτοποίηση της εικόνας ή δειγματοληψία (sampling). Ειδικότερα, σε κάθε τμήμα ορίζεται μια αριθμητική τιμή που βασίζεται στην φωτεινότητα του. Η τιμή αυτή καλείται ένταση ή επίπεδο του γκρι της εικόνας. Ο αριθμός των γκρι επιπέδων συχνά επιλέγεται να είναι μια δύναμη του 2. Επιπροσθέτως σε κάθε εικονοστοιχείο δίνονται συντεταγμένες που καθορίζουν την θέση του μέσα στην εικόνα. Μια εικόνα διακριτοποιείται σε ένα πλέγμα $N \times M$, σε κάθε ένα από το οποίο αντιστοιχεί ένας ζεύγος συντεταγμένων (x,y) , όπου x και y ο αριθμός των pixels και των γραμμών, αντίστοιχα.

3.3 ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΕΙΚΟΝΑΣ

Η εικόνα μπορεί να περιέχει πληροφορίες για τα χαρακτηριστικά ενός αντικειμένου που είτε δεν ενδιαφέρουν τον αναλυτή του συστήματος είτε εμποδίζουν την εξαγωγή χρήσιμων πληροφοριών για την περαιτέρω επεξεργασία. Στόχος της επεξεργασίας και της ενίσχυσης είναι να επεξεργαστεί η εικόνα ώστε να εξαλειφθεί ο θόρυβος και να ενισχυθούν οι πληροφορίες και τα χαρακτηριστικά που ενδιαφέρουν με σκοπό, στην συνέχεια, να αναλυθεί.

Τα περισσότερα συστήματα επεξεργασίας εικόνας περιλαμβάνουν ένα πλήθος βασικών αλγορίθμων όπως:

- Ελάττωση θορύβου.
- Βελτίωση ακμών .
- Φιλτράρισμα.
- Τροποποίηση επιπέδου του γκρι.
- Επεξεργασία ιστογράμματος (κύλιση, εστίαση).

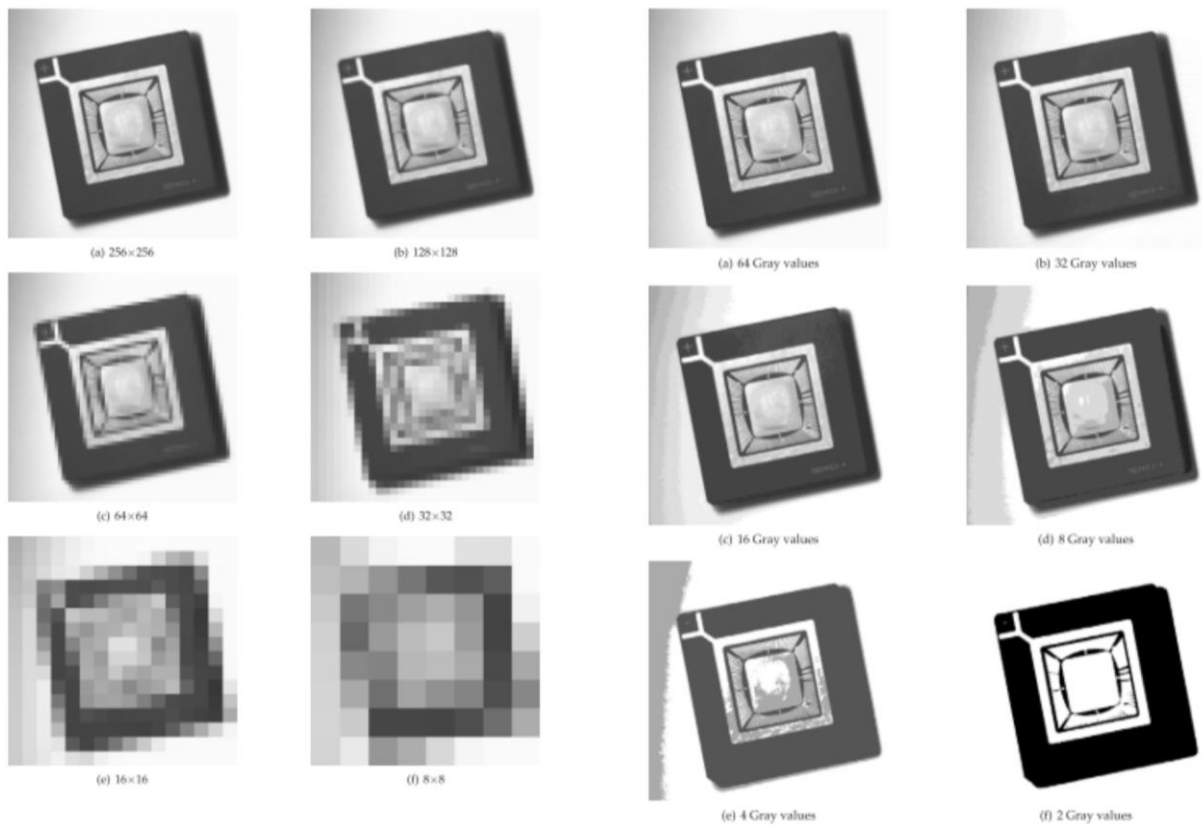
3.3.1 ΒΑΣΙΚΕΣ ΕΝΝΟΙΕΣ

3.3.1.1 Χωρική ανάλυση

Με τον όρο χωρική ανάλυση (spatial resolution) περιγράφουμε το πλήθος των εικονοστοιχείων που έχει διακριτοποιηθεί η ψηφιακή εικόνα. Βέλτιστη χωρική ανάλυση σημαίνει ότι όλες οι πληροφορίες που παρουσιάζονται στην αρχική εικόνα εμφανίζονται και στην ψηφιακή μορφή.

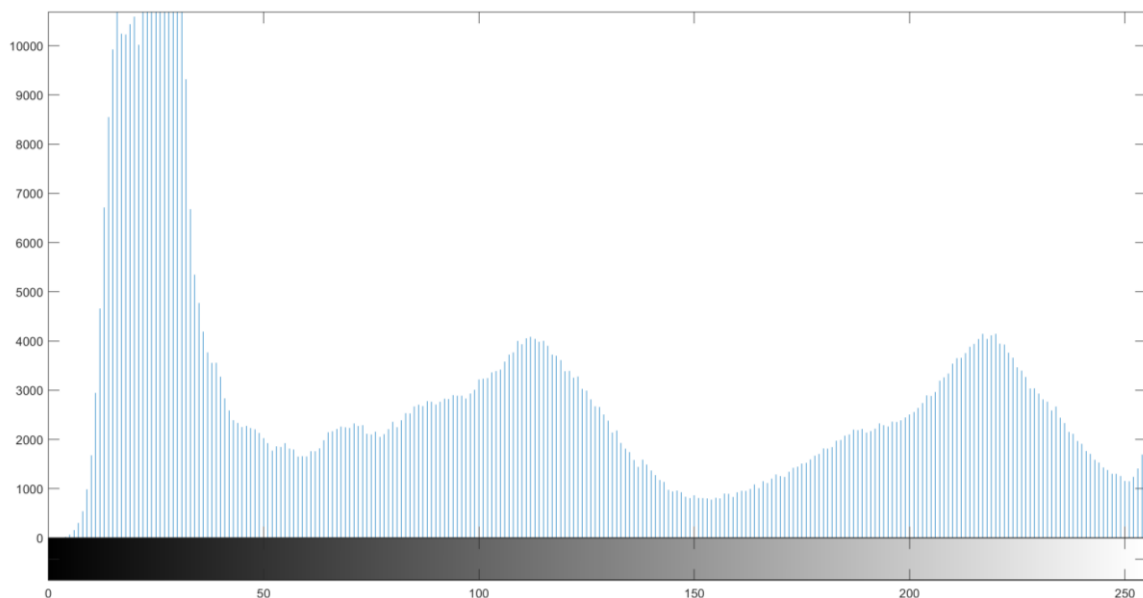
3.3.1.2 Ανάλυση φωτεινότητας

Με τον όρο ανάλυση φωτεινότητας (brightness resolution) περιγράφουμε την ακρίβεια με την οποία η φωτεινότητα ενός pixel συγκρίνεται με την φωτεινότητα ενός σημείου της αρχικής εικόνας στην ίδια θέση.



Εικόνα 16: Ίδια εικόνα με διαφορετική χωρική ανάλυση

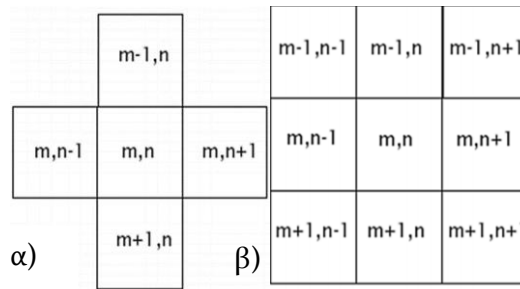
Εικόνα 17: Ίδια εικόνα με διαφορετική ανάλυση φωτεινότητας



Εικόνα 18: Ιστόγραμμα ασπρόμαυρης εικόνας

3.3.1.3 Γειτονία των εικονοστοιχείων

Σε δισδιάστατες εικόνες, γειτονικά εικονοστοιχεία θεωρούνται όσα έχουν κοινή ακμή ή τουλάχιστον μια κοινή γωνία. Τα εικονοστοιχεία μπορούν να έχουν 4 ή 8 γειτονίες.



Εικόνα 19: Γειτονίες των εικονοστοιχείων.

Στο ενδιάμεσο στάδιο επεξεργασίας το ζητούμενο είναι η εξαγωγή χαρακτηριστικών παραμέτρων εικόνας κυρίως για τους εξής λόγους:

α) Προετοιμασία της εικόνας με κατάλληλους μετασχηματισμούς απαραίτητους για τη μετέπειτα εφαρμογή τεχνικών υψηλού επιπέδου επεξεργασίας (αναγνώριση, κατάτμηση, ομαδοποίηση)

β) Προσδιορισμός βασικών παραμέτρων εικόνας (ακμών, ευθυγράμμων τμημάτων, κώδικα αλυσίδας, περιμέτρου, εμβαδού κλπ) για ομαδοποίηση αντικειμένων. Οι τελεστές επεξεργασίας εικόνας που χρησιμοποιούνται βασίζονται: 1. στην τεχνική της συνέλιξης (convolution) 2. στον προσανατολισμό δύο διαδοχικών pixel κατά τη διαδικασία ανίχνευσης περιγράμματος (contour tracing).

3.3.2 ΜΕΤΑΤΡΟΠΗ ΑΠΟ RGB ΣΕ ΑΣΠΡΟΜΑΥΡΗ ΕΙΚΟΝΑ

Κάθε εικονοστοιχείο της εικόνας ενδέχεται να αποτελείται από τρεις, ή περισσότερες χρωματικές συνιστώσες, ανάλογα με το χρωματικό μοντέλο που ακολουθείται. Το πιο δημοφιλές χρωματικό μοντέλο είναι το RGB (Red Green Blue), το οποίο ορίζει τρεις χρωματικές συνιστώσες: το κόκκινο, το πράσινο και το μπλε. Το RGB μοντέλο επιχειρεί να προσομοιώσει την ανθρώπινη όραση. Αυτά τα τρία βασικά χρώματα συνδυάζονται και αναπαράγουν οποιοδήποτε χρώμα. Οι τρεις τιμές των εικονοστοιχείων μιας εικόνας, σύμφωνα με το RGB μοντέλο, αντιστοιχούν στις αναλογίες κόκκινου, πράσινου και μπλε χρώματος.

Υπάρχουν δύο μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για την μετατροπή της εικόνας από RGB σε ασπρόμαυρη, η κάθε μια από τις οποίες έχουν τα πλεονεκτήματα και ελαττώματα τους [39]. Οι μέθοδοι χρησιμοποιούν είτε την μέση τιμή, είτε συντελεστές βαρύτητας.

3.3.2.1 Μέση τιμή

Αυτή η μέθοδος είναι η πιο απλή. Για κάθε εικονοστοιχείο λαμβάνεται η μέση τιμή των τριών αυτών τιμών:

$$GR = \left(\frac{R + G + B}{3} \right) = 0.333R + 0.333G + 0.333B \quad (1)$$

Για παράδειγμα:



Εικόνα 20: Εικόνα πριν και μετά την μετατροπή με χρήση μέσης τιμής.

Το μειονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ότι η εικόνα που προκύπτει είναι πολύ σκοτεινή. Το γεγονός αυτό οφείλεται στην λήψη της μέσης τιμής των τριών χρωμάτων, χωρίς να λαμβάνεται υπόψη ότι κάθε χρώμα έχει διαφορετικό μήκος κύματος και συνεισφέρει στην μορφοποίηση της εικόνας με διαφορετικό τρόπο. Συνεπώς χρειάζεται να λάβουμε την μέση τιμή τους ανάλογα με την συνεισφορά τους.

3.3.2.2 Συντελεστές βαρύτητας

Η μέθοδος αυτή προτείνεται από τον ITU-R (*International Telecommunication Union, Radiocommunication Sector*) σύμφωνα με τον BT. 709. Μια απλή εξήγησή της μεθόδου, είναι ότι το κόκκινο χρώμα έχει μεγαλύτερο μήκος κύματος σε σύγκρισή με τα άλλα δύο χρώματα, ενώ το πράσινο, εκτός από μικρότερο μήκος κύματος, αποτελεί το χρώμα όπου το ανθρώπινο μάτι έχει την μεγαλύτερη ευαισθησία. Συνεπώς θα πρέπει να μειωθεί η συνεισφορά του κόκκινου χρώματος και να αυξηθεί του πράσινου.

$$GR = 0.2989 \cdot R + 0.5870 \cdot G + 0.1140 \cdot B \quad (2)$$



Εικόνα 21: Εικόνα πριν και μετά την μετατροπή με χρήση συντελεστών βαρύτητας.

Όπως φαίνεται και παραπάνω, η εικόνα έχει μετατραπεί με πιο ομοιόμορφο τρόπο.

3.3.3 ΑΝΤΙΣΤΟΙΧΙΣΗ ΙΣΤΟΓΡΑΜΜΑΤΟΣ

Μια συνηθισμένη τεχνική που χρησιμοποιείται συχνά κατά την επεξεργασία των εικόνων είναι η εξισορρόπηση ιστογράμματος (*histogram equalization*). Κατά την διαδικασία αυτή εφαρμόζεται μια συνάρτηση μετασχηματισμού με σκοπό να παραχθεί μια εικόνα με *ομαλό ιστόγραμμα* (*uniform histogram*), δηλαδή ένα ιστόγραμμα που καλύπτει ομοιογενώς όλη την ακτίνα τιμών. Αυτός ο μετασχηματισμός είναι χρήσιμος καθώς το αποτέλεσμα είναι αναμενόμενο και η μέθοδος εύκολη να εφαρμοστεί. Υπάρχουν εφαρμογές, όπου η ενίσχυση ενός ομαλού ιστογράμματος δεν είναι η

βέλτιστη προσέγγιση και είναι χρησιμότερο να καθορίζει ο αναλυτής το σχήμα του ιστογράμματος που επιθυμεί. Η μέθοδος αυτή ονομάζεται αντιστοίχιση ιστογράμματος. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την κανονικοποίηση δύο εικόνων όταν απαιτείται να έχουν τον ίδιο φωτισμό, πχ, σκιές στις ίδιες περιοχές.

Θεωρείται μια ασπρόμαυρη εικόνα X με εντάσεις φωτεινότητας σε εύρος $[0, L-1]$. Είναι συνήθης πρακτική το ιστόγραμμα να κανονικοποιείται διαιρώντας κάθε στοιχείο του με τον συνολικό αριθμό των εικονοστοιχείων στην εικόνα.

$$p(r_k) = \frac{r_k}{MN} \text{ for } k = 0, 1, 2, \dots, L - 1 \quad (3)$$

Γενικά, το $p(r_k)$ μπορεί να οριστεί ως η προσέγγιση της πιθανότητας εμφάνισης της έντασης φωτεινότητας r_k σε μια εικόνα. Θεωρούμε τις συνεχείς τιμές φωτεινότητας εισόδου και εξόδου, r και z και $p(r)$, $p(z)$ τις αντίστοιχες συναρτήσεις πιθανότητας. Η $p_r(r)$ εκτιμάται από την εικόνα εισόδου ενώ $p_z(z)$ είναι η επιθυμητή συνάρτηση εξόδου.

Μια κοινή δυσκολία και στις δυο μεθόδους είναι η εύρεση μιας αναλυτικής έκφρασης για τις συναρτήσεις μετασχηματισμού και γι' αυτό τελικά επιλέγεται να επιτευχθεί μόνο μια προσέγγιση στο επιθυμητό ιστόγραμμα. Παρά το ελάττωμα αυτό, μπορεί να επιτευχθούν πολύ καλά αποτελέσματα και παρά τις προσεγγίσεις που εφαρμόζονται.

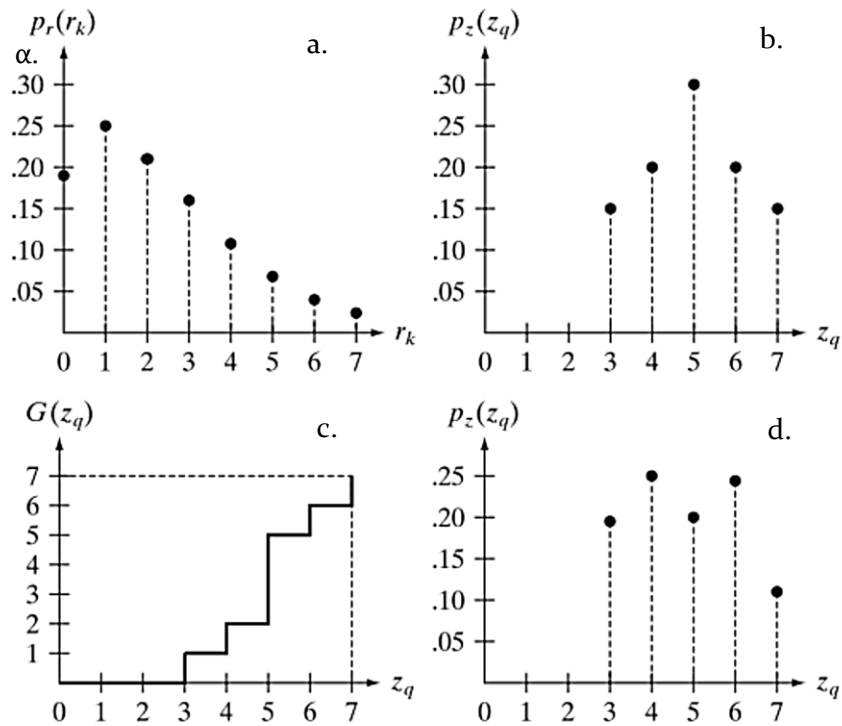
Η συνάρτηση (4) που εφαρμόζεται δίνει την τιμή του z για κάθε τιμή του s , ειδικότερα εφαρμόζει μια συνάρτηση μετασχηματισμού από το s στο z , όπου s, z οι προηγούμενες και νέες τιμές φωτεινότητας

$$G(z_q) = s_k \Rightarrow z_q = G^{-1}(s_k) \quad (4)$$

Τυπικά δεν είναι αναγκαίο να βρεθεί ο αντίστροφος πίνακας G^{-1} . Επειδή οι τιμές φωτεινότητας είναι ακέραιες (πχ 0-255), είναι εύκολο να υπολογιστούν οι τιμές τις G με την παρακάτω εξίσωση (5) για $q=0, 1, 2, \dots, L-1$, όπου $p_z(z_i)$ το νέο ιστόγραμμα και z μια τιμή φωτεινότητας. Αυτές οι τιμές στρογγυλοποιούνται στον πιο κοντινό ακέραιο που βρίσκεται στο διάστημα $[0, L-1]$ και αποθηκεύονται σε έναν πίνακα. Στην συνέχεια, με βάση μια συγκεκριμένη τιμή του s_k αναζητείται στον πίνακα η τιμή που είναι πλησιέστερη σ' αυτήν.

$$G(z_q) = (L - 1) \sum_{i=0}^q p_z(z_i) \quad (5)$$

Για παράδειγμα αν η $64^{\text{η}}$ είσοδο στον πίνακα είναι η κοντινότερη τιμή στο s_k , τότε $q=63$ (αρχή στο 0) και η z_{63} είναι η καλύτερη λύση στην εξίσωση (4). Συνεπώς η τιμή του s_k συνδέεται με το z_{63} (δηλαδή η τιμή αυτή θα χαρτογραφησει το z_{63}). Επειδή οι τιμές της z_s είναι τιμές φωτεινότητας η οποίες χρησιμοποιούνται ως βάση για το νέο ιστόγραμμα $p_z(z)$, συνεπάγεται ότι $z_1 = 0, \dots, z_{L-1} = L - 1$, οπότε z_{63} έχει τιμή φωτεινότητας 63. Επαναλαμβάνοντας την διαδικασία αυτή βρίσκουμε το map από κάθε τιμή s_k που αντιστοιχεί σε μια τιμή z_q που είναι κοντινότερη στην εξίσωση (4). Αυτό το mapping είναι η λύση στο histogram matching. Εάν απλό παράδειγμα παρουσιάζεται παρακάτω [40].



Εικόνα 22 (α) Ιστόγραμμα εικόνας με 3 bit. (β) Επιθυμητό ιστόγραμμα (γ) Συνάρτηση μετασχηματισμού που προκύπτει από το επιθυμητό ιστόγραμμα (δ) Αποτέλεσμα από την εφαρμογή της μεθόδου

3.3.4 ΚΑΤΑΧΩΡΗΣΗ ΕΙΚΟΝΩΝ

Σε πολλές εφαρμογές, τα τεμάχια που εξετάζονται δεν έχουν την ίδια θέση και προσανατολισμό και συνεπώς θα πρέπει να δημιουργηθεί ένας αλγόριθμος που να είναι ικανός να αντιμετωπίσει αυτές τις διαφορές. Η διαδικασία αυτή περιλαμβάνει την επιλογή μιας εικόνας ως πρότυπο, η οποία ονομάζεται σταθερή εικόνα, και στην συνέχεια εφαρμόζεται μια σειρά γεωμετρικών μετασχηματισμών ή τοπικών μετατοπίσεων στις υπόλοιπες εικόνες έτσι ώστε να ευθυγραμμιστούν με το πρότυπο. Οι εικόνες γενικότερα μπορεί να μην είναι ευθυγραμμισμένες για πολλούς λόγους, όπως για παράδειγμα η λήψη τους κάτω από συνθήκες οι οποίες μεταβάλλονται επηρεάζουν την πεδίο της κάμερας[41].

Υπάρχουν διάφοροι τρόποι με βάση τους οποίους μπορούν να πραγματοποιηθούν οι μετασχηματισμοί:

- Βάσει ομοιών χαρακτηριστικών
- Βάσει της έντασης φωτεινότητας
- Βάσει κοινών σημείων που επιλέγει ο αναλυτής

Σ' αυτό το υπό- κεφαλαίο θα αναφερθούν μόνο οι μετασχηματισμοί οι οποίοι χρησιμοποιούνται καθώς ο εντοπισμός κοινών χαρακτηριστικών και σημείων αναλύεται παρακάτω(3.3.9).

3.3.4.1 Αφινικός μετασχηματισμός

Πρόκειται για σημαντική μέθοδο που ανήκει στους δισδιάστατους γεωμετρικούς μετασχηματισμούς και μετατρέπει τις συντεταγμένες εισόδου (x,y) στις επιθυμητές (x',y') . Ορίζεται ως μετασχηματισμός όπου διατηρείται η συγγραμικότητα (δηλ. όλα τα σημεία που βρίσκονται αρχικά στην ευθεία παραμένουν εκεί μετά τον μετασχηματισμό) και η αναλογία των αποστάσεων (δηλ. το μέσο σημείο θα παραμείνει στην μέση μετά τον μετασχηματισμό). Παρότι ο μετασχηματισμός αυτός διατηρεί τις αναλογίες στις ευθείες, δεν τις διατηρεί απαραίτητα στα μήκη και στις γωνίες [42].

Γενικά, ο μετασχηματισμός αυτός είναι συνδυασμός περιστροφής, μετατόπισης, κλίσης και κλιμάκωσης.

Ένας μετασχηματισμός του R_n είναι μια αντιστοίχιση $F = R^n \rightarrow R^n$ της μορφής:

$$F(p) = Ap + q \quad (6)$$

για $p \in R^n$, όπου A αποτελεί γραμμικό μετασχηματισμό του R_n . Αν $\det(A) > 0$, ο μετασχηματισμός διατηρεί τον προσανατολισμό. Αν $\det(A) < 0$, ο προσανατολισμός αλλάζει.

Σε διδιάστατα χωρία η εξίσωση (6) απλοποιείται σε:

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ 1 \end{bmatrix} = A \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ 1 \end{bmatrix} + B$$

Οι βασικότεροι μετασχηματισμοί που χρησιμοποιούνται στην επεξεργασία των εικόνων είναι οι παρακάτω [43]:

- ο Μετατόπιση

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ 1 \end{bmatrix}$$

- ο Περιστροφή

$$A = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & 0 \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

- ο Κλιμάκωση

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & 0 & 0 \\ 0 & a_{22} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Αυτοί συνήθως συνδυάζονται μεταξύ τους για την παραγωγή ενός συνολικού μετασχηματισμού. Μεγάλη προσοχή πρέπει να δίνεται στην σειρά που γίνεται κάθε μετασχηματισμός καθώς η μετατόπιση ακολουθούμενη από περιστροφή δεν έχει τα ίδια αποτελέσματα με την εφαρμογή του αντίστροφου.

3.3.4.2 Προβολικός μετασχηματισμός

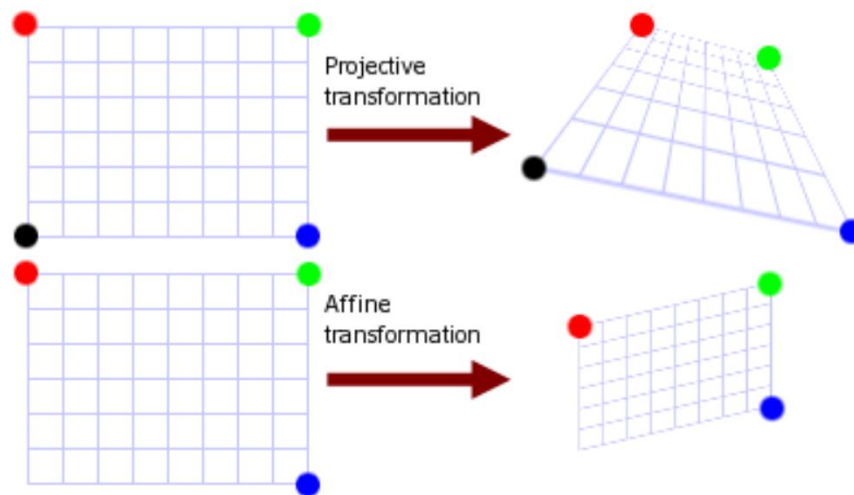
Ο αφινικός μετασχηματισμός γενικά επιτρέπει να διορθώσουμε σχεδόν ότι διαφορά υπάρχει στην θέση που μπορεί να έχουν τα τεμάχια μεταξύ τους. Παρόλο αυτά, σε κάποιες περιπτώσεις δεν είναι αρκετά γενικός. Ο προβολικός μετασχηματισμός δεν διατηρεί την παραλληλότητα, τα μήκη και τις γωνίες. Διατηρεί όμως την συγγαμικότητα και την πρόσπτωση σε επίπεδο.

Συνεπώς στους παραπάνω μετασχηματισμούς προστίθεται και η προβολή του επιπέδου

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ c_1 & c_2 & 1 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Ουσιαστικά αυτός ο μετασχηματισμός παρουσιάζει πως το τεμάχιο αλλάζει, όπως το αντιλαμβάνεται ο παρατηρητής όταν αλλάζει κι αυτός [44].

Αυτός ο μετασχηματισμός μπορεί να θεωρηθεί και ως ο μετασχηματισμός ενός τετράπλευρου σε ένα άλλο, ενώ ο αφινικός ως μετασχηματισμός τριγώνου (Εικόνα 23).

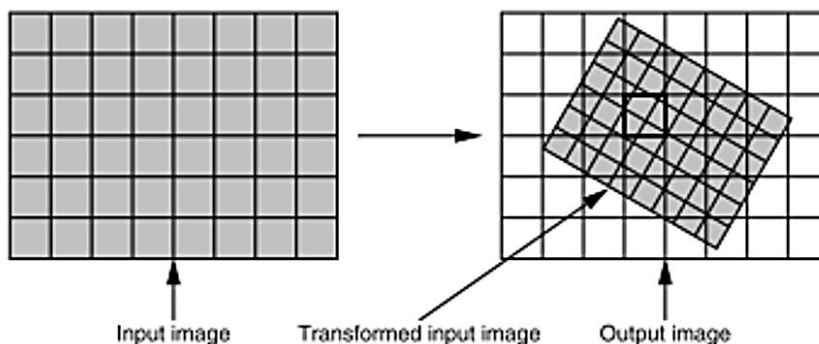


Εικόνα 23: Διαφορές μεταξύ αφινικού και προβολικού μετασχηματισμού.

3.3.4.3 Μετασχηματισμός ομοιότητας

Αυτός περιλαμβάνει μόνο περιστροφή, μετατόπιση και ισοτροπική κλιμάκωση. Δεν αλλάζει το σχήμα του τεμαχίου που εισάγεται. Οι ευθείες και οι παράλληλες γραμμές δεν παραμορφώνονται.

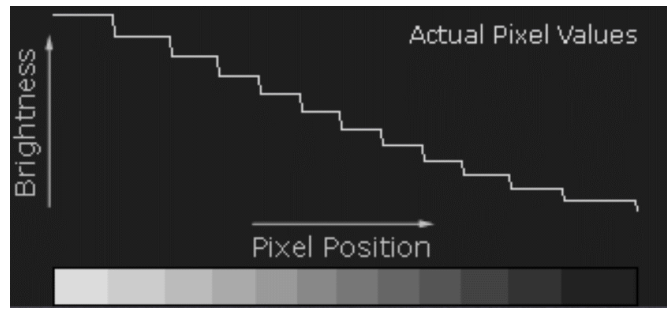
Μια πρώτη ιδέα για να εφαρμόσουμε τους μετασχηματισμούς που αναφέρθηκαν παραπάνω θα ήταν να σαρώσουμε όλα τα εικονοστοιχεία της εικόνας εισόδου, να μετασχηματίσουμε τις συντεταγμένες και να τοποθετηθεί η τιμή της φωτεινότητας στο εικονοστοιχείο της εικόνας εξόδου. Αυτή η μέθοδος δεν λειτουργεί σωστά καθώς μόνο ένα μέρος των εικονοστοιχείων θα μετατραπεί σωστά.



Εικόνα 24: Αποτέλεσμα μετασχηματισμού

Η σωστή μέθοδος είναι να σαρωθούν όλα τα εικονοστοιχεία της εικόνας εξόδου επαναληπτικά και να ελεγχθεί αν ταυτίζονται με τα αντίστοιχα σημεία της εικόνας εξόδου. Έτσι επιβεβαιώνεται ότι όλα τα εικονοστοιχεία έχουν τη σωστή θέση. Αυτή η μέθοδος είναι εύκολο να εφαρμοστεί, καθώς οι θέσεις στην αρχική εικόνα μπορούν να υπολογιστούν με την αντιστροφή του πίνακα μετασχηματισμού.

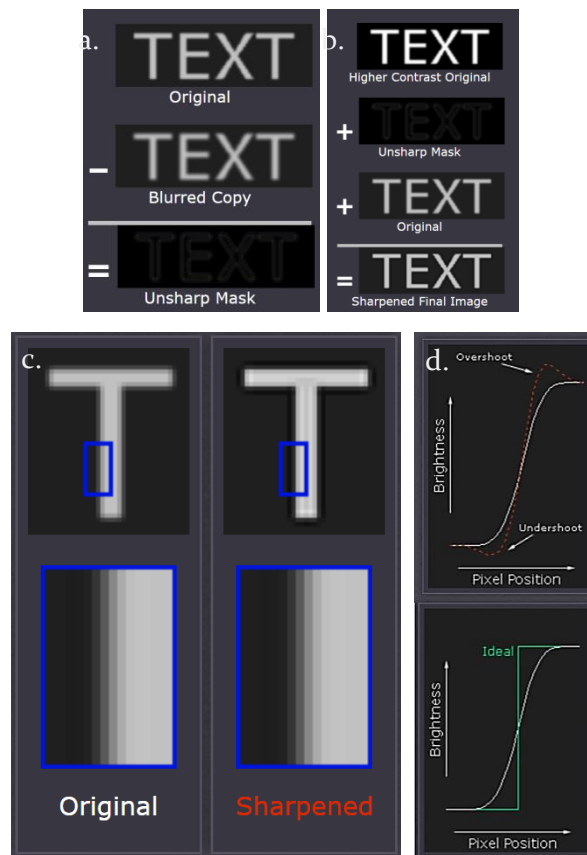
Οι συντεταγμένες της αρχικής εικόνας, που προκύπτουν από το μετασχηματισμό της εικόνας εξόδου, δεν θα έχουν ακέραιες τιμές και, συνεπώς, οι τιμές της φωτεινότητας θα πρέπει να παρεμβληθούν. Η παρεμβολή μπορεί να γίνει με διάφορους τρόπους οι οποίοι δεν θα αναλυθούν περαιτέρω. Η πιο απλή είναι η γραμμική παρεμβολή [37].



Εικόνα 25: Πραγματικές τιμές φωτεινότητας των εικονοστοιχείων.

3.3.5 ΌΞΥΝΣΗ

Μια γρήγορη μετάβαση από το μαύρο στο λευκό εμφανίζεται ως όξυνση. Μια πιο ομαλή μετάβαση από το μαύρο στο γκρι και τέλος στο λευκό φαίνεται ως άμβλυση. Η όξυνση μιας εικόνας αυξάνει την αντίθεση φωτεινότητας στις ακμές όπου συναντιούνται διαφορετικά χρώματα. Η πιο συνηθισμένη τεχνική για την όξυνση των εικόνων είναι εφαρμογή της μάσκας θόλωσης. Οι μάσκες αυτού του είδους δεν δημιουργούν περισσότερες λεπτομέρειες αλλά βελτιώνουν την εμφάνιση τους. Η διαδικασία ξεκινάει χρησιμοποιώντας μια ελαφρώς πιο θολή εικόνα από την αρχική. Αυτή, στην συνέχεια, αφαιρείται από την αρχική εικόνα ώστε να εντοπιστεί η ύπαρξη ακμών, δημιουργώντας τη μάσκα θόλωσης (πρακτικά ένα υπεραυτό φίλτρο). Στην συνέχεια η αντίθεση φωτεινότητας αυξάνεται στις συγκεκριμένες ακμές με αποτέλεσμα να παραχθεί μια πιο οξεία εικόνα [45].



Εικόνα 26: Βήμα 1: Εντόπιση ακμών και δημιουργία μάσκας (b) Βήμα 2: Χρήση μάσκας για την αύξηση της αντίθεσης στις ακμές. Συνδυάζονται οι τρεις εικόνες χρησιμοποιώντας μάσκα υπέρθεσης. Η πάνω εικόνα δεν επηρεάζει τις περιοχές της τελικής εικόνας όπου η μάσκα είναι μαύρη, ενώ αντικαθιστά την κάτω στρώση στις περιοχές που η μάσκα είναι λευκή (c) Μεγέθυνση της ακμής (d) Το πραγματικό αποτέλεσμα και το ιδεατό. Οξύνονται οι φωτεινές και σκοτεινές ακμές

Οι μεταβλητές που μπορούμε να ελέγξουμε είναι:

- *Ποσότητα (Amount)*: είναι μια ποσοστιαία μεταβλητή, που παίρνει τιμές από 1 έως 500. Υπολογίζει πόσο ενισχύεται η αντίθεση στις ακμές.
- *Ακτίνα (Radius)*: Ελέγχει το πόσο εξομαλυνή θα είναι η εικόνα που χρησιμοποιείται στην μάσκα θόλωσης. Δίνεται η δυνατότητα να εξομαλυνθούν στην εικόνα από 0.1 έως 1000 εικονοστοιχεία. Όσο λιγότερο θολή είναι η εικόνα τόσο πιο λεπτά θα είναι οι ακμές που θα εντοπιστούν.
- *Όριο (Threshold)*: Χρησιμοποιείται για να αποφευχθεί η υπερ-όξυνση των ακμών και καθορίζει την ελάχιστη μεταβολή της φωτεινότητας που θα εφαρμοστεί.

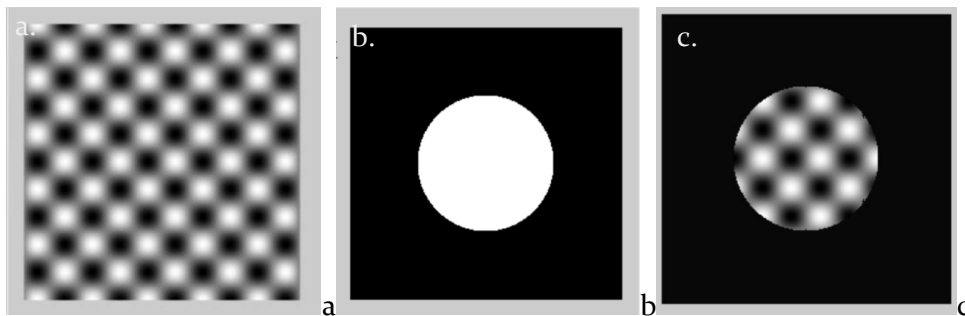
Αποτελούν πολύ χρήσιμες μάσκες αλλά πρέπει να χρησιμοποιούνται με προσοχή καθώς μπορεί να δημιουργηθούν τεχνουργήματα-artifacts, δηλαδή στοιχεία που εμφανίζονται ως σκοτεινά ή φωτεινά περιγράμματα κοντά στις ακμές.

3.3.6 ΡΥΘΜΙΣΕΙΣ ΑΝΤΙΘΕΣΗΣ

Μια άλλη μέθοδος η οποία μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να ενίσχυση της αντίθεσης της φωτεινότητας είναι να γίνουν παρεμβολές στο ιστόγραμμα της. Συγκεκριμένα, η μέθοδος αυτή προκαλεί κορεσμό στο κατώτερο 1% και ανώτερο 1% όλων των εικονοστοιχείων.

3.3.7 ΜΑΣΚΕΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Κατά την εφαρμογή των μασκών αναθέτουμε τιμές φωτεινότητας ίσες με το 0 σε κάποια από τα εικονοστοιχεία της εικόνας. Οι τιμές των εικονοστοιχείων που βρίσκονται μέσα στην μάσκα δεν μεταβάλλονται.



Εικόνα 27: Εφαρμογή μάσκας (a) Εικόνα I (b) Μάσκα (c) I x μάσκα

3.3.8 ΕΞΑΓΩΓΗ ΠΕΡΙΓΡΑΜΜΑΤΟΣ

Έστω εικόνα I, στην οποία απεικονίζεται ένα αντικείμενο και αναζητούνται τα εικονοστοιχεία που το περικλείουν σε μορφή περιγράμματος.

Για τον διαχωρισμό της εικόνας σε προσκήνιο (foreground) και παρασκήνιο (background) χρησιμοποιείται ένας συνδυασμός δυο μεθόδων, 'superpixels' και 'lazy snapping'.

3.3.8.1 Superpixels

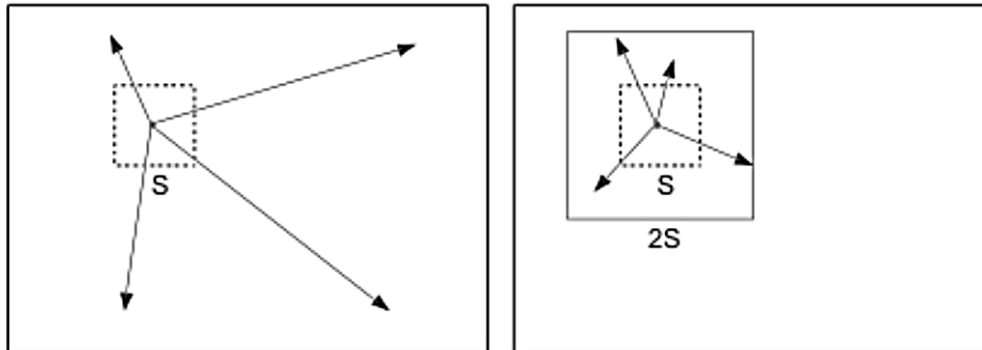
Οι αλγόριθμοι του τύπου αυτού ομαδοποιούν τα εικονοστοιχεία σε ατομικές περιοχές οι οποίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να αντικαταστήσουν την δύσκαμπτη κατασκευή ενός πλέγματος από εικονοστοιχεία [46]. Αυτή η μέθοδος είναι χρήσιμη καθώς μειώνει την πολυπλοκότητα των υπολογισμών που γίνονται κατά την επεξεργασία της εικόνας και προσφέρει μια χρήσιμη πρώιμη μορφή της.

Η συνάρτηση που χρησιμοποιείται στην συγκεκριμένη εφαρμογή βασίζεται στον αλγόριθμο simple linear iterative clustering (SLIC). Αυτός ομαδοποιεί τα εικονοστοιχεία σε περιοχές που

μοιράζονται κοινές ιδιότητες, προσαρμόζοντας την μέθοδο του k -means clustering. Πρόκειται για μια εύκολη μέθοδο, η οποία είναι ταχύτερη και χρησιμοποιεί λιγότερη μνήμη από άλλες.

Συνοπτικά, στους αλγόριθμους αυτούς τα εικονοστοιχεία συγκρίνονται με τα κέντρα κάθε συμπλέγματος. Η διαφορά σε αυτόν τον αλγόριθμο είναι ότι υπολογίζονται τα κοντινότερα κέντρα του συμπλέγματος με το εκάστοτε εικονοστοιχείο και στην συνέχεια συγκρίνονται με αυτό. Μόλις επιλεχθεί η σωστή υποομάδα η μέση τιμή της υπολογίζεται ξανά.

Μείωση της περιοχής αναζήτησης. Η πολυπλοκότητα της SLIC μεθόδου αυξάνεται γραμμικά με τον αριθμό των εικονοστοιχείων στη εικόνα ενώ στην βασική μέθοδο πολλαπλασιάζεται με τον αριθμό των επαναλήψεων



Εικόνα 28: Αριστερά: βασική μέθοδος k -means clusters, όπου οι αποστάσεις υπολογίζονται από κάθε κέντρο του συμπλέγματος σε κάθε εικονοστοιχείο της εικόνας. Δεξιά: μέθοδος SLIC όπου υπολογίζεται η απόσταση από κάθε κέντρο του συμπλέγματος εικονοστοιχείων που βρίσκονται σε περιοχή $2S \times 2S$. Το μέγεθος των superpixel είναι $S \times S$.

3.3.8.2 Lazysnapping

Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται για την αποκοπή ενός αντικείμενου από το παρασκήνιο της εικόνας. Ο σκοπός είναι να καθορισθεί το προσκήνιο και το παρασκήνιο σε επίπεδο εικονοστοιχείου.

Για τον καθορισμό του αντικείμενου, ο χρήστης σχεδιάζει κάποιες γραμμές ή επιλέγει κάποια σημεία πάνω στην εικόνα και στην συνέχεια αυτή διαχωρίζεται. Συγκεκριμένα τα σημεία που έχουν επιλεχθεί αποκτούν ετικέτα (label) προσκήνιο και παρασκήνιο. Στην συνέχεια, αφού η εικόνα μετατραπεί με superpixels, υπολογίζεται η μέση τιμή των χρωμάτων σε κάθε σύμπλεγμα. Για κάθε εικονοστοιχείο, μετά, υπολογίζεται η ελάχιστη απόστασή του χρώματος του από το σύμπλεγμα του προσκήνιου και ομοίως από το σύμπλεγμα του παρασκηνίου. Έτσι ομαδοποιούνται τα εικονοστοιχεία.



Εικόνα 29: Μέθοδος lazysnapping. (a) Επιλογή προσκήνιου (b) Επιλογή παρασκηνίου (c) Αποτέλεσμα

3.3.9 ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ

Η αναγνώριση χαρακτηριστικών αποτελεί την βάση για πολλές εφαρμογές που πραγματοποιούνται στην μηχανική όραση. Οι συναρτήσεις που χρησιμοποιούνται δίνουν ως

αποτέλεσμα σημεία αντικειμένων που αποθηκεύουν πληροφορίες σχετικές με συγκεκριμένους τύπους χαρακτηριστικών συμπεριλαμβανομένων των συντεταγμένων (x,y). Στην συγκεκριμένη περίπτωση ο σκοπός είναι η εύρεση ομοιοτήτων μεταξύ δυο εικόνων που αναπαριστούν το ίδιο αντικείμενο ή έχουν την ίδια σκηνή.

Η διαδικασία αυτή χωρίζεται σε τρία βασικά μέρη [47].

- Αρχικά επιλέγονται 'σημεία ενδιαφέροντος' σε χαρακτηριστικές περιοχές της εικόνας όπως γωνίες, αόριστες μάζες και T-κόμβοι. Το πιο σημαντικό χαρακτηριστικό ενός σημείου ενδιαφέροντος είναι η επαναληψιμότητα, δηλαδή να αναγνωρίζεται το ίδιο σημείο κάτω από διάφορες συνθήκες.
- Στην συνέχεια τα γειτονικά σημεία από κάθε σημείο ενδιαφέροντος αναπαρίσταται από ένα διάνυσμα. Το διάνυσμα αυτό (περιγραφέας) πρέπει να είναι διακριτό και ταυτόχρονα ανθεκτικό σε θόρυβο και γεωμετρικές αλλαγές.
- Τέλος, οι παραπάνω περιγραφείς αντιστοιχίζονται μεταξύ διάφορων εικόνων. Η αντιστοίχιση πραγματοποιείται συνήθως με βάση την απόσταση των διανυσμάτων μεταξύ τους.

3.3.10 ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΕΙΚΟΝΩΝ

Μπορούν να χρησιμοποιηθούν διαφορές στατιστικές παράμετροι κατά την επεξεργασία της εικόνας. Η στατιστικές μέθοδοι μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε πρώτης τάξης (1 εικονοστοιχείο), δεύτερης τάξης (2 εικονοστοιχεία) και μεγαλύτερης τάξης (3 ή περισσότερα εικονοστοιχεία). Η διαφορά είναι ότι τα στατιστικά στοιχεία πρώτης τάξης, πχ μέση τιμή και τυπική απόκλιση, υπολογίζουν χαρακτηριστικά κάθε ατομικού εικονοστοιχείου, αγνοώντας την τυχόν αλληλεπίδραση με τα υπόλοιπα στοιχεία. Αντίθετα, τα στατιστικά στοιχεία μεγαλύτερων τάξεων υπολογίζουν τα χαρακτηριστικά δύο η περισσότερων εικονοστοιχείων που προκύπτουν σε συγκεκριμένες περιοχές.

3.3.11 ΒΑΘΜΙΔΑ-ΚΛΙΣΗ

Αποτελεί μια από τις βασικές μεταβλητές στην επεξεργασία των εικόνων. Μαθηματικά η συνάρτηση κλίσης δυο μεταβλητών σε κάθε σημείο της εικόνας ορίζεται ως ένας δισδιάστατος πίνακας τα στοιχεία του οποίου δίνονται από την παράγωγο στην οριζόντια και κατακόρυφη διεύθυνση. Σε κάθε σημείο ο πίνακας κλίσης δείχνει την κατεύθυνση της μεγαλύτερης πιθανής αύξησης της φωτεινότητας. Η κλίση της εικόνας ορίζεται ως.

$$\nabla f(x, y) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} & \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}^T = [f_x \quad f_y]^T$$

Η κλίση της εικόνας μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να εξάγουμε πληροφορίες. Από την αρχική εικόνα παράγονται οι εικόνες κλίσης. Κάθε εικονοστοιχείο της εικόνας υπολογίζει την αλλαγή στην φωτεινότητα σε κάθε σημείο της αρχικής εικόνας σε κάθε διεύθυνση. Για να λάβουμε το πλήρες εύρος των κατευθύνσεων υπολογίζονται οι κλίσεις της εικόνας στις κατευθύνσεις x και y.

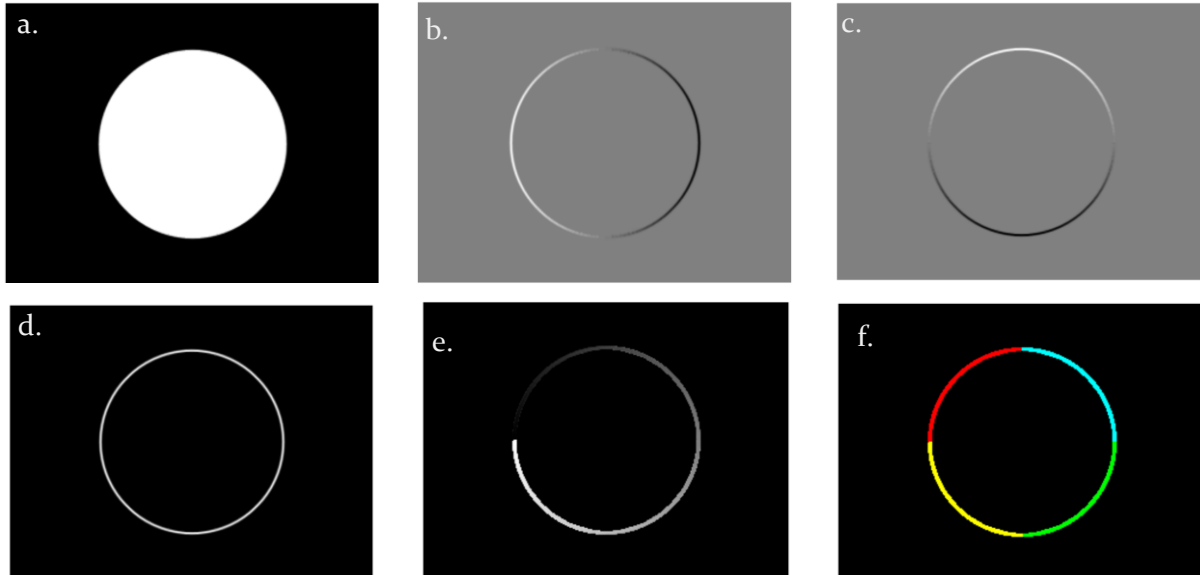
Μπορεί να υπολογιστεί μια προσέγγιση της κλίσης της εικόνας. Όπως αναφέρθηκε παραπάνω υπάρχουν δυο στοιχεία που περιγράφουν την κλίση, ένας οριζόντιος και ένας κατακόρυφος συντελεστής.

Στην εικόνα (b) παρουσιάζεται πόσο μεταβάλλονται τα επίπεδα του γκρι στην οριζόντια κατεύθυνση (από αριστερά στα δεξιά). Αυτή η αλλαγή κωδικοποιείται στα επίπεδα του γκρι της εικόνας στην οριζόντια κατεύθυνση. Όταν απεικονίζεται η μέση τιμή του γκρι σημαίνει ότι δεν υπάρχει αλλαγή, τα φωτεινά επίπεδα σημαίνει μετάβαση από σκοτεινές τιμές σε φωτεινές ενώ τα σκοτεινά επίπεδα σημαίνουν μετάβαση από φωτεινές τιμές σε σκοτεινές.

Συνδυάζοντας τις δύο τιμές προκύπτει το πλάτος της κλίσης και ο προσανατολισμός της μεταβολής και υπολογίζονται:

$$e(x, y) = \sqrt{f_x^2(x, y) + f_y^2(x, y)}$$

$$\varphi(x, y) = \arctan\left(\frac{f_x}{f_y}\right)$$



Εικόνα 30: Κλίσεις (a) Αρχική εικόνα (b) Κατεύθυνση κλίσης στην οριζόντια διεύθυνση (c) Κατεύθυνση κλίσης στην κατακόρυφη διεύθυνση (d) Μέγεθος της κλίσης (e) Η συνολική κατεύθυνση της κλίσης (f) Συνολική κατεύθυνση κλίσης με διαφορετική κωδικοποίηση, όπου $0 < \varphi < 90$: κόκκινο, $90 < \varphi < 180$: κυανό, $180 < \varphi < 270$: πράσινο, $270 < \varphi < 360$: κίτρινο

Παρομοίως στην εικόνα d) η πληροφορία είναι κωδικοποιημένη στα επίπεδα του γκρι. Τα λευκά εικονοστοιχεία σημαίνουν μεγάλη μεταβολή ενώ το μαύρο καμία μεταβολή. Τέλος, ομοίως με παραπάνω, στην εικόνα (e) ο προσανατολισμός μπορεί να θεωρηθεί ως διάνυσμα που κατευθύνεται από το σκοτεινό σημείο της εικόνας στο φωτεινό. Η γωνία αναφέρεται σε ένα xy πλέγμα όπου το x κατευθύνεται από τα αριστερά στα δεξιά και το y από πάνω προς τα κάτω. Στην εικόνα παρουσιάζονται όλες οι γωνίες από το μαύρο (0° μοίρες) στο λευκό (360°).

Η κλίση χρησιμοποιείται κυρίως στην ανίχνευση ακμών και στην αντιστοίχιση υφής.

3.3.12 ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΜΩΝ

Ο εντοπισμός των ακμών ενός αντικειμένου είναι μία θεμελιώδης διαδικασία στην επεξεργασία εικόνας. Γενικά ως ακμή ενός αντικειμένου ορίζεται το σύνορο μεταξύ δύο περιοχών διαφορετικών επιπέδων φωτεινότητας (Grey-levels).

Ο εντοπισμός των ακμών ενός αντικειμένου επιτυγχάνεται με τη χρήση διαφόρων αλγορίθμων που βασίζονται σε τελεστές αναγνώρισης ακμών.

Οι αλγόριθμοι που είναι ευρέως διαδεδομένοι σήμερα είναι αυτοί που χρησιμοποιούν τελεστές διαφορικού τύπου για να εντοπίσουν τις μεταβολές στην κλίση φωτεινότητας. Μετρώντας την κλίση φωτεινότητας ανάμεσα σε δύο διαδοχικά pixels προκύπτει μια τιμή ανάλογη της διαφοράς φωτεινότητας αυτών των pixels. Μία ακμή εντοπίζεται στην περιοχή εμφάνισης μεγάλης κλίσης φωτεινότητας.

Συγκεκριμένα, οι τελεστές διαφορικού τύπου μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανίχνευση ασυνεχειών σε μία εικόνα και έχουν βασικό ρόλο στην ενίσχυση της εικόνας. Τα φίλτρα

παραγώγου είναι σχεδιασμένα να επιστρέφουν σήμα σε σημεία ασυνέχειας στην εικόνα και κανένα σήμα σε ομοιόμορφες περιοχές με αποτέλεσμα να είναι κατάλληλα για την ανίχνευση ακμών.

Η ανίχνευση ακμών είναι ουσιαστικά μια διαδικασία κατά την οποία η εικόνα χωρίζεται σε περιοχές με βάση τις ασυνέχειες φωτεινότητας. Η ποιότητα της εικόνας βελτιώνεται υπό συνθήκες όταν ενισχύεται η παρουσία των ασυνεχειών. Η μέθοδος είναι ευαίσθητη στους θορύβους.

Οι τελεστές διαφορικού τύπου μπορούν να ταξινομηθούν ως εξής:

- Πρώτης τάξης όπου χρησιμοποιούνται παράγωγοι πρώτης τάξης
- Δεύτερης τάξης όπου χρησιμοποιούνται παράγωγοι δεύτερης τάξης.

Η παραγωγή αποτελεί γραμμική διαδικασία και ένα φίλτρο παραγώγου μπορεί να προσεγγισθεί με διακριτές τιμές χρησιμοποιώντας τη μέθοδο πυρήνα (kernel) [48].

3.3.12.1 Ανίχνευση ακμών πρώτης τάξης

Έχουν προταθεί διάφορα φίλτρα πυρήνα που προσεγγίζουν την πρώτη παράγωγο της κλίσης της εικόνας. Τα τρία πιο συνηθισμένα είναι του Roberts, Prewitt και Sobel. Και οι τρεις μέθοδοι χρησιμοποιούν έναν συνδυασμό δυο πυρήνων: ενός για την παράγωγο στο x και ενός για την παράγωγο στο y [48].

3.3.12.1.1 Roberts

Είναι ο πιο απλός τελεστής αναγνώρισης ακμών διαφορικού τύπου. Εργάζεται σε χώρο της εικόνας διαστάσεων $2x2$ pixels και υπολογίζει την κλίση φωτεινότητας των τεσσάρων σημείων προτείνοντας δύο κατάλληλους τελεστές. Αυτοί υπολογίζονται με βάση τις διαφορές φωτεινότητας των διαγώνιων στοιχείων του πίνακα $2x2$. Είναι γρήγορη μέθοδος αλλά πολύ ευαίσθητη σε θόρυβο.

Αναλυτικότερα:

Μέτρο: $(\Delta 1^2 + \Delta 2^2)$

Απόλυτη τιμή: $|\Delta 1| + |\Delta 2|$

όπου $\Delta 1 = p(i, j) - p(i + 1, j + 1)$, $\Delta 2 = p(i + 1, j) - p(i, j + 1)$

συμβολίζοντας με $p(i, j)$ την φωτεινότητα του pixel (I, J) της εικόνας εισόδου (input image) και $q(i, j)$ την φωτεινότητα του pixel (I, J) της εικόνας εξόδου (output image). Οι πίνακες συνέλιξης θα είναι ίσοι με:

Παράγωγος x	
-1	0
0	1

Παράγωγος y	
0	-1
1	0

Η κλίση φωτεινότητας καθορίζεται από τον τελεστή απόλυτης τιμής και προσδιορίζει τη νέα τιμή φωτεινότητας του pixel (i, j) :

$$q(i, j) = |\Delta 1| + |\Delta 2|$$

3.3.12.1.2 Sobel

Ο τελεστής Sobel υπολογίζει το μέτρο της ακμής ενός pixel της εικόνας εισόδου, αλλά αντίθετα με τον Robert δεν χρησιμοποιεί την τιμή του pixel κατά τον υπολογισμό. Η τιμή του pixel στον πίνακα εξόδου της εικόνας είναι:

$$S = (\Delta x^2 + \Delta y^2)^{1/2}$$

Δηλαδή, οι μάσκες-πίνακες συνέλιξης του τελεστή Sobel θα έχουν τη μορφή:

Παράγωγος x		
-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

Παραγωγός y		
-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

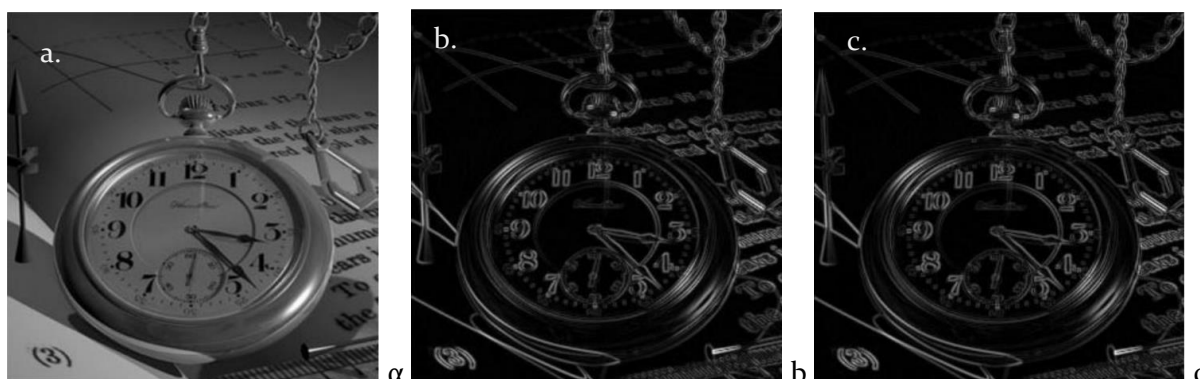
3.3.12.1.3 Prewitt:

Ο τελεστής τύπου Prewitt υπολογίζει την κλίση φωτεινότητας σε ένα pixel από τη μεγαλύτερη τιμή εξόδου που δίνει η εφαρμογή 8 διαφορετικών масκών υποδειγμάτων Η τιμή αυτών των pixel εξαρτάται από τη μεταβολή φωτεινότητας σε συγκεκριμένες περιοχές της αρχικής εικόνας. Η εφαρμογή του τελεστή Prewitt σε μία δυαδική εικόνα, θα έχει ως αποτέλεσμα την εξαγωγή πληροφοριών μόνο των ακμών ενός αντικειμένου της εικόνας με τον εξής τρόπο: Τα pixel που ευρίσκονται στις περιοχές μετάβασης 0→1 (μαύρο προς λευκό) και 1→0 (λευκό προς μαύρο) παίρνουν τη τιμή 1 (λευκό). Όλα τα υπόλοιπα pixel που εμφανίζουν σταθερή φωτεινότητα (0 ή 1) παίρνουν τη τιμή 0 (μαύρο). Έτσι καταλήγουμε σε μία εικόνα με λευκά περιγράμματα (ακμές) σε μαύρο περιβάλλον.

Ο τελεστής αναγνώρισης / βελτίωσης ακμών του Prewitt καθίσταται ένα ιδιαίτερα χρήσιμο εργαλείο, στις περιπτώσεις που απαιτείται βελτίωση της ποιότητας διαφόρων εικόνων, σε συγκεκριμένες περιοχές (ή διευθύνσεις) αυτής (π.χ. εφαρμογές χαρτογράφησης περιοχών, αεροφωτογραφικές χωρογραφήσεις κ.λ.π.) σε κάθε pixel της εικόνας

Παράγωγος x		
-1	0	1
-1	0	1
-1	0	1

Παράγωγος y		
-1	-1	-1
0	0	0
1	1	1



Εικόνα 31: Αρχική εικόνα (b) Μάσκα Sobel (c) Μάσκα Prewitt

3.3.12.2 Ανίχνευση ακμών δεύτερης τάξης.

3.3.12.2.1 Λαπλασιανή ανίχνευση ακμών

Ο τελεστής του Laplace στην επεξεργασία εικόνας βασίζεται στη μαθηματική έκφραση της δεύτερης μερικής παραγώγου του Laplace για συνεχείς συναρτήσεις.

$$\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

Ο τελεστής προσδιορίζει την αλλαγή κλίσης φωτεινότητας σε κάθε pixel στις διευθύνσεις x, y.

$$L(i, j) = \nabla^2 p(x, y) = \Delta x^2 \cdot p(i, j) + \Delta y^2 \cdot p(i, j)$$

$$\Delta x^2 = [p(i-1, j) - p(i, j)] - [p(i, j) - p(i+1, j)]$$

$$\Delta y^2 = [p(i, j+1) - p(i, j)] - [p(i, j) - p(i, j-1)]$$

Η διακριτή μορφή δίνεται

$$\nabla^2 f = p(x+1, y) + p(x-1, y) - 4p(x, y) + p(x, y+1) + p(x, y-1)$$

Επειδή οι ακμές και οι γραμμές μιας εικόνας εμφανίζονται με διάφορες διευθύνσεις, ένας τελεστής πρέπει να είναι ισοτροπικός ή ανεξάρτητος περιστροφής. Αυτό συμβαίνει μόνον στην περίπτωση που ο τελεστής χρησιμοποιεί παραγώγους δευτέρας τάξης για τον υπολογισμό της κλίσης φωτεινότητας ενός pixel. Αν υποθέσουμε ότι εφαρμόζουμε τελεστή Laplace σε μία εικόνα και κατόπιν περιστρέψουμε την εικόνα εξόδου κατά μία γωνία Θ , θα επιτύχουμε το ίδιο αποτέλεσμα εάν πρώτα περιστρέψουμε κατά την ίδια γωνία την εικόνα εισόδου, και κατόπιν εφαρμόσουμε τον τελεστή Laplace.

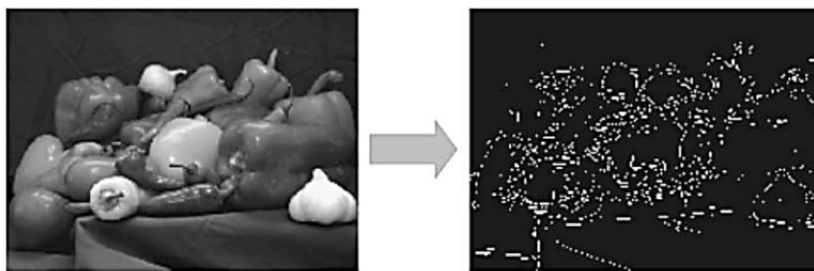
3.3.12.2.2 LoG

Για την αντιμετώπιση της υψηλής ευαισθησίας του λαπλασιανού φίλτρου και για την παραγωγή μιας πιο εύρωστης λύσης, η λαπλασιανή πολλές φορές συνδυάζεται με τον γκαουσιανό πυρήνα. Αυτοί οι δύο πυρήνες, μπορούν να εφαρμοστούν διαδοχικά σε μια εικόνα ως δύο ξεχωριστές εργασίες συνέλιξης – πρώτα γίνεται η εξομάλυνση με το γκαουσιανό πυρήνα και στη συνέχεια με το λαπλασιανό. Παρόλα αυτά, επειδή η συνέλιξη είναι μια 'συνεταιριστική' διαδικασία, μπορούμε να συνδυάσουμε αυτούς τους δύο πυρήνες, εφαρμόζοντας συνέλιξη στο γκαουσιανό τελεστή εξομάλυνσης με το λαπλασιανό, για να παράγουμε ένα μόνο πυρήνα: το φίλτρο Laplacian of Gaussian (LoG). Το φίλτρο θα δίνει σήμα 0 σε περιοχές με ομοιόμορφο επίπεδα του γκρι και μη μηδενικά σε περιοχές μετάβασης.

3.3.12.2.3 Διάσχιση του μηδενός

Η ιδιότητα της «διάσχισης του μηδενός» που έχει το Λαπλασιανό φίλτρο (LoG), επιτρέπει τη δημιουργία μιας ακόμη μεθόδου ανίχνευσης, της zero-crossing. Χρησιμοποιείται για τον εντοπισμό των εικονοστοιχείων όπου η τιμή της Λαπλασιανής αλλάζει πρόσημο. Το γεγονός αυτό συμβαίνει συνήθως στις ακμές της εικόνας όπου παρατηρείται μεγάλη μεταβολή της φωτεινότητας της ή σε περιοχές που αλλάζει η ένταση λόγω θορύβου. Το πρώτο βήμα αυτής της μεθόδου είναι η εφαρμογή ενός φίλτρου LoG για την μείωση του θορύβου. Το αποτέλεσμα εξαρτάται από το μέγεθος της Γκαουσιανής που χρησιμοποιείται κατά το στάδιο της εξομάλυνσης, καθώς όσο αυξάνεται τόσο λιγότερα σημεία ανιχνεύονται.

Οι ακμές που εντοπίζονται με αυτήν την μέθοδο αποτελούν συνήθως κλειστά περιγράμματα. Η μέθοδος zero-crossing μπορεί να παρομοιαστεί με έναν τύπο ανιχνευτή χαρακτηριστικών, αντί ανιχνευτή ακμών. Το αποτέλεσμα είναι συνήθως μια δυαδική εικόνα με γραμμές πάχους ενός πίξελ, που δείχνουν τις θέσεις των σημείων διέλευσης του μηδενός.



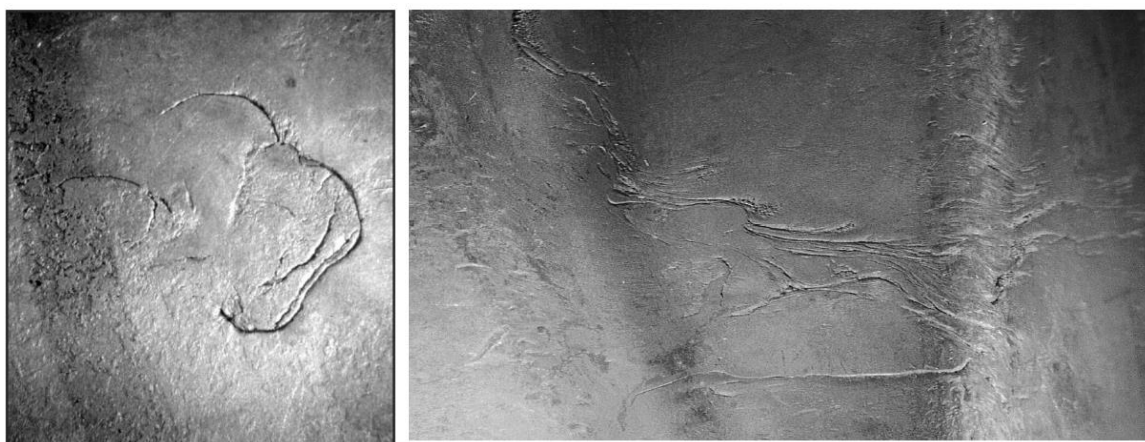
Εικόνα 32: Αρχική εικόνα (a) Εύρεση ακμών ως μηδενικά περάσματα με τον τελεστή LoG[48]

3.4 ΣΥΝΗΘΗ ΕΛΑΤΤΩΜΑΤΑ ΧΥΤΩΝ

Η κατηγοριοποίηση των επιφανειακών ελαττωμάτων σε χυτοπρεσσαριστά είναι μια πολύ σημαντικό και κρίσιμο βήμα. Ο Τεχνικός Σύνδεσμος της Διεθνούς Επιτροπής Χύτευσης έχει ορίσει περίπου 100 διαφορετικούς τύπους ελαττωμάτων [49]. Ωστόσο, σε αυτήν την εργασία δεν θα αναφερθούμε σε όλους, αλλά μόνο στους βασικότερους και συνηθέστερους τύπους επιφανειακών ελαττωμάτων. Η παρακάτω κατάταξη βασίζεται στον οργανισμό NADCA (North American Die Casting Association)[50].

3.4.1 ΚΟΙΛΟΤΗΤΕΣ ΛΟΓΩ ΣΥΡΡΙΚΝΩΣΗΣ (SHRINKAGE CAVITIES)

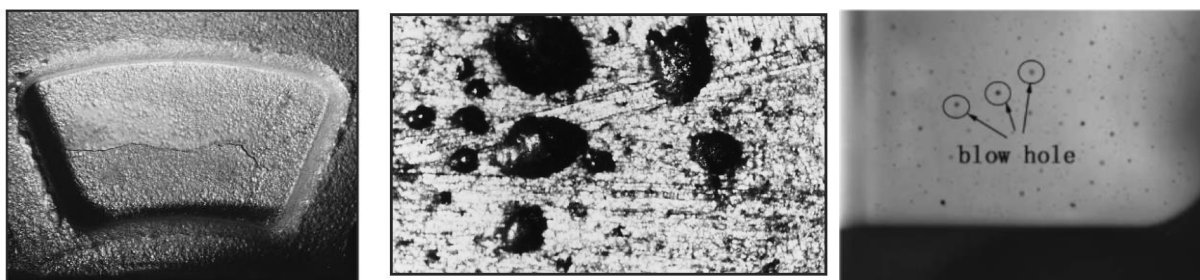
Τα ελαττώματα αυτά τα χαρακτηρίζουμε και ως «αγέμιστα» δηλαδή περιοχές ελλείποντος υλικού. Οι περιοχές αυτές μπορεί να βρεθούν σε διάφορα σημεία πάνω στο κομμάτι. Συνήθως αυτές που έχουν σημασία και οδηγούν τελικά στην απόρριψη του κομματιού, είναι αυτές που βρίσκονται κοντά ή πάνω σε σημεία στήριξης. Οφείλονται σε συρρίκνωση (μείωση όγκου) του μετάλλου κατά την στερεοποίηση.



Εικόνα 33:Επιφανειακά ελαττώματα

3.4.2 ΔΙΑΣΤΡΩΜΑΤΩΣΕΙΣ (LAMINATIONS)

Η πιο συνηθισμένη αιτία είναι η ελλιπής ροή του μετάλλου.



3.4.3 ΦΥΣΑΛΛΙΔΕΣ - ΠΟΡΩΔΕΣ (BLOWHOLES - POROSITY)

Οι φυσαλλίδες, οι οποίες εμφανίζονται ως κενά στο μέταλλο είναι σφαιρικού ή οβάλ σχήματος με λεία τοιχώματα. Αυτές μπορούν να εμφανιστούν σε διάφορα σημεία συνήθως σε ομάδες. Οι δύο βασικότεροι λόγοι στους οποίους οφείλεται η δημιουργία τους είναι αέρια που έχουν παγιδευτεί στο καλούπι η που απελευθερώνονται κατά την στερεοποίηση του μετάλλου (πιο σπάνιο).

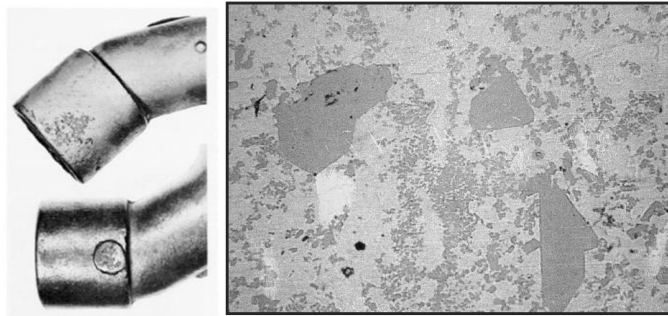
Το πορώδες εμφανίζεται ως μια ομάδα από πλήθος μικρών και σε πολύ κοντινή απόσταση κενών που κάποιες φορές μπορεί να περιλαμβάνουν οξείδια. Γενικά δημιουργείται ως αποτέλεσμα διαδικασιών παρόμοιων με αυτές που δημιουργούν τις φυσαλλίδες, αλλά στην περίπτωση της ανάπτυξης των αερίων κατά την στερεοποίηση συνδυάζεται με την εμφάνισή συρρικνώσεων.

3.4.4 ΠΟΡΩΔΕΣ ΛΟΓΩ ΣΥΡΡΙΚΝΩΣΗΣ (SHRINKAGE POROSITY)

Δημιουργείται μια συγκέντρωση διακενώσεων με γωνιώδη περιγράμματα και τραχιά τοιχώματα. Οφείλεται στο γεγονός ότι το υλικό συρρικνώνεται κατά την στερεοποίηση του και δεν υπάρχει αρκετή ροή τήγματος για να αντισταθμίσει το γεγονός αυτό. Η διαμόρφωσή τους εξαρτάται από την χημική σύσταση του κράματος και του εύρους θερμοκρασιών που εμφανίζεται στο τήγμα.



Εικόνα 36: Διακενώσεις συρρίκνωσης



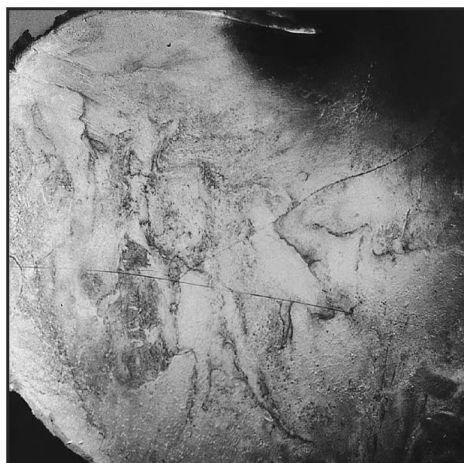
Εικόνα 37: Εγκλείσματα

3.4.5 ΕΓΚΛΕΙΣΜΑΤΑ (INCLUSIONS)

Τα εγκλείσματα στο αλουμίνιο αποτελούνται κυρίως από οξείδια και συνήθως οφείλονται σε ελλιπή καθαρισμό του καλουπιού.

3.4.6 ΚΗΛΙΔΕΣ

Δημιουργούνται λόγω ύπαρξης ξένου υλικού στο μέταλλο, το οποίο συνήθως είναι το λιπαντικό.



Από τα παραπάνω τα πιο συνήθη ελαττώματα τα οποία εμφανίζονται σε κράματα αλουμινίου είναι μικροδιακενώσεις και συρρικνώσεις.

Η επιθεώρηση των τεμαχίων είναι κρίσιμο βήμα, καθώς όταν τεμάχια με επιφανειακά ελαττώματα βρεθούν σε συνθήκες λειτουργίας, υπάρχει κίνδυνος να συμβεί ξαφνική και μη αναμενομένη αστοχία του κομματιού, η οποία από την μία το θέτει εκτός λειτουργίας και από την άλλη οδηγεί σε απώλειες υλικού και οικονομικών πόρων.

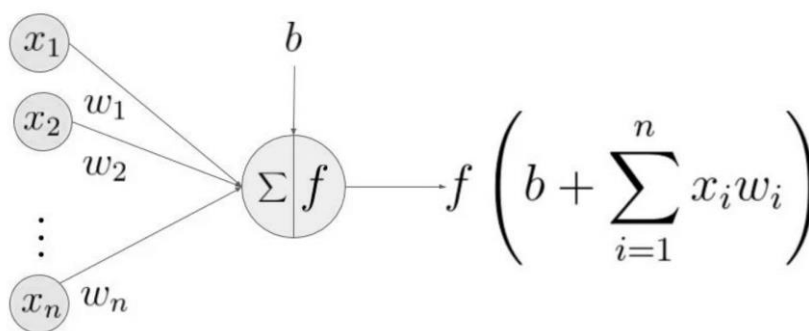
3.5 ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

Η αναγνώριση των μοτίβων μεταξύ τεμαχίων και η κατηγοριοποίηση τους αποτελεί μια διαδικασία που οι άνθρωποι μπορούν να επιτύχουν με «μια ματιά». Σε αντίθεση ,στην στατιστική αναγνώριση μοτίβων (Statistical Pattern Recognition) με αλγόριθμους, τα στοιχεία που εξάγονται χρησιμοποιούνται ως αφηρημένες οντότητες για την κατηγοριοποίηση τεμαχίων με βάση στατιστικά δεδομένα. Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποιούνται διάφορες μέθοδοι όπως τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks - ANN) και οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines - SVM).

3.5.1 ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ (ΤΝΔ)

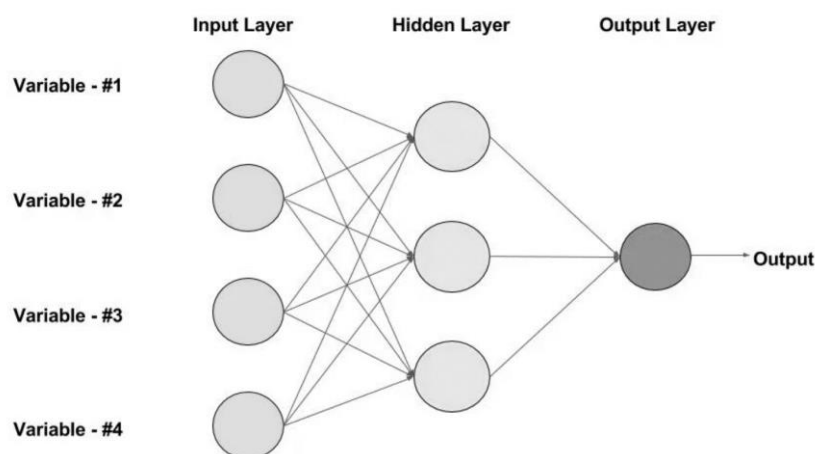
Αποτελούν ένα σύστημα επεξεργασίας πληροφοριών που λειτουργεί κατά το μοντέλο των βιολογικών νευρωνικών δικτύων. Η επεξεργασία των πληροφοριών γίνεται σε πολλές απλές μονάδες οι οποίες ονομάζονται νευρώνες (neurons). Οι νευρώνες είναι συνδεδεμένοι μεταξύ τους και κάθε σύνδεση έχει έναν αντιστοιχισμένο συντελεστή βαρύτητας (weight) ο οποίος πολλαπλασιάζει το σήμα. Κάθε νευρώνας έχει την δικιά του βαρύτητα που αποτελεί και την παράμετρο που θα πρέπει να καθοριστεί στην εκπαίδευση που γίνεται στην συνέχεια.

Ένας νευρώνας λειτουργεί σε δυο βήματα. Υπολογίζει το σταθμισμένο άθροισμα των εισόδων και στην συνέχεια εφαρμόζει την συνάρτηση ενεργοποίησης για την κανονικοποίηση του αθροίσματος. Η συνάρτηση αυτή ονομάζεται συνάρτηση ενεργοποίησης και μπορεί να είναι γραμμική η μη. Κάθε νευρώνας μπορεί να εκπέμψει ένα μόνο σήμα και το σήμα αυτό εκπέμπεται προς πολλούς άλλους νευρώνες ταυτόχρονα.



Εικόνα 39: Παράδειγμα νευρώνα με είσοδο (x_1-x_n), το αντίστοιχο βάρος (w_1-w_n), πόλωση b και συνάρτηση ενεργοποίησης f

Οι νευρώνες είναι τοποθετημένοι σε επίπεδα (layers), στο επίπεδο εισόδου, στο επίπεδο εξόδου και σε ένα ή περισσότερα ενδιάμεσα επίπεδα, που ονομάζονται κρυμμένα [51].



Εικόνα 4ο: Παράδειγμα ενός νευρωνικού δικτύου πρόσθιας τροφοδοσίας με ένα κρυμμένο επίπεδο

Έστω, ότι οι νευρώνες στο επίπεδο εισόδου είναι οι X_1 , X_2 και X_3 , των οποίων τα εκπεμπόμενα σήματα (δραστηριότητες) είναι τα x_1 , x_2 και x_3 αντίστοιχα.

Έστω ακόμα, Y ο νευρώνας στο κρυμμένο επίπεδο και Z_1 , Z_2 οι νευρώνες του επιπέδου εξόδου. Τέλος, έστω w_1 , w_2 , w_3 οι συντελεστές βαρύτητας των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων X_1 , X_2 , X_3 και Y αντίστοιχα και v_1 , v_2 εκείνοι των συνδέσεων μεταξύ του νευρώνα Y και των Z_1 , Z_2 .

Το σήμα στην είσοδο του νευρώνα Y , ισούται με το άθροισμα των σταθμισμένων σημάτων που προέρχονται από τους νευρώνες X_1 , X_2 και X_3 :

$$y_{in} = w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3$$

Το αποτέλεσμα αυτό εισάγεται στη συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρώνα Y και το αποτέλεσμα εκπέμπεται προς τους νευρώνες Z_1 , Z_2 .

$$y = f(y_{in})$$

Παρά το γεγονός ότι το εκπεμπόμενο σήμα είναι ίδιο και προς τους δύο νευρώνες, οι τιμές των σημάτων στην είσοδο του καθένα από αυτούς είναι διαφορετικές λόγω των διαφορετικών συντελεστών βαρύτητας

Η πιο απλή περίπτωση είναι το νευρωνικό δίκτυο να αποτελείται από ένα επίπεδο εισόδου και ένα επίπεδο εξόδου. Το επίπεδο εισόδου αποτελεί το πρώτο στρώμα του ΤΝΔ και παρέχει τα δεδομένα εισόδου η χαρακτηριστικά στο δίκτυο. Χρησιμοποιείται για να εισαχθεί ένα σήμα στο νευρωνικό δίκτυο, δηλαδή δεν υπάρχει πολλαπλασιασμός του σήματος με συντελεστές βαρύτητας, με αποτέλεσμα η δραστηριότητα κάθε νευρώνα να ισούται με το αρχικό σήμα στην είσοδό του (στην περίπτωση που χρησιμοποιείται η ταυτοτική συνάρτηση ως συνάρτηση ενεργοποίησης).

Κάθε νευρωνικό δίκτυο χαρακτηρίζεται από τρία στοιχεία :

1. Τον τρόπο με τον οποίο συνδέονται οι νευρώνες μεταξύ τους, ο οποίος ονομάζεται αρχιτεκτονική του δικτύου. Αποτελεί ίσως το πιο σημαντικό γνώρισμα ενός νευρωνικού δικτύου γιατί ανάλογα με αυτόν, καθορίζονται και οι δυνατότητες που έχει το νευρωνικό δίκτυο.
2. Τη μέθοδο που χρησιμοποιείται για να καθορίζονται οι τιμές των συντελεστών βαρύτητας στις συνδέσεις, η οποία ονομάζεται αλγόριθμος εκπαίδευσης.
3. Τον τύπο της χρησιμοποιούμενης συνάρτησης ενεργοποίησης.

3.5.1.1 Αρχιτεκτονική

Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να χωριστούν σε απλού επιπέδου ή πολλαπλών επιπέδων. Για να καθοριστεί ο αριθμός των επιπέδων, το επίπεδο εισόδου εξαιρείται γιατί σε αυτό δεν εκτελείται κάποιος υπολογισμός. Στις περισσότερες περιπτώσεις τέτοιων νευρωνικών δικτύων, ο κάθε νευρώνας ενός επιπέδου είναι συνδεδεμένος με όλους τους νευρώνες του προηγούμενου και του επόμενου επιπέδου αλλά όχι και με τους νευρώνες που βρίσκονται στο ίδιο επίπεδο με αυτόν.

3.5.1.2 Εκπαίδευση

Στην ουσία, οι συντελεστές βαρύτητας είναι τα σημεία, στα οποία αποθηκεύονται οι πληροφορίες που χρησιμοποιεί το νευρωνικό δίκτυο, για να περιγράψει και να λύσει το πρόβλημα που τίθεται. Όπως ισχύει και στο βιολογικό ανάλογο, στο οποίο η «βαρύτητα» κάθε σύναψης διαφέρει και μπορεί να μεταβληθεί, έτσι ισχύει και για τους συντελεστές βαρύτητας των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Διακρίνονται δύο διαφορετικοί τρόποι εκπαίδευσης, η επιτηρούμενη και η μη επιτηρούμενη.

Στην πρώτη, η εκπαίδευση επιτυγχάνεται με την παρουσίαση μιας αλληλουχίας διάνυσμάτων εκπαίδευσης, το καθένα από τα οποία είναι αντιστοιχισμένο με ένα διάνυσμα εξόδου. Επομένως, το κάθε διάνυσμα εκπαίδευσης αποτελεί τη διέγερση και το αντιστοιχισμένο διάνυσμα εξόδου την επιθυμητή απόκριση του νευρωνικού δικτύου. Οι συντελεστές βαρύτητας μεταβάλλονται σύμφωνα με έναν αλγόριθμο εκπαίδευσης που ακολουθείται, με στόχο το διάνυσμα που παράγει το νευρωνικό δίκτυο στην έξοδό του, να είναι όσο το δυνατόν πλησιέστερο στην επιθυμητή απόκριση.

3.5.1.3 Συνάρτηση ενεργοποίησης

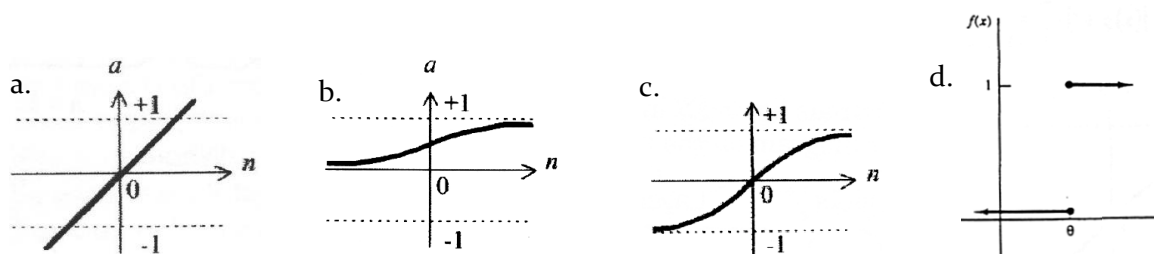
Η συνάρτηση ενεργοποίησης μοντελοποιεί μία εσωτερική κατάσταση του νευρώνα, το επίπεδο δραστηριότητάς του και εξαρτάται από το πρόβλημα που αντιμετωπίζουμε. Χρησιμοποιείται για την απόφαση της εξόδου. Ο νευρώνας μαθαίνει γραμμικές και μη γραμμικές οριακές αποφάσεις με βάση την συνάρτηση ενεργοποίησης. Ταυτόχρονα κανονικοποιεί την έξοδο έτσι ώστε μετά να μην έχει αυξηθεί κατά πολύ καθώς έχει περάσει από πολλαπλά επίπεδα.

Είναι σημαντικό να παρουσιαστούν οι πιο κοινά χρησιμοποιούμενες συναρτήσεις και οι ιδιότητες που αυτές έχουν.

3.5.1.3.1 Ταυτοτική συνάρτηση

Η συνάρτηση ενεργοποίησης για τους νευρώνες του επιπέδου εισόδου είναι σχεδόν πάντα η ταυτοτική συνάρτηση.

$$f(a) = a, \text{ για κάθε } a$$



Εικόνα 41: Συναρτήσεις ενεργοποίησης (α) Ταυτοτική (β) Δυναδική σιγμοειδής (γ) Διπολική σιγμοειδής (δ) Βηματική

3.5.1.3.2 Σιγμοειδής(sigmoid)

Παριστάνει την είσοδο (άξονας x) σε τιμές μεταξύ 0 και 1. Οι πιο χρήσιμες αλλά και πιο συχνά χρησιμοποιούμενες συναρτήσεις ενεργοποίησης είναι οι σιγμοειδείς καμπύλες. Η απλή σχέση ανάμεσα στην τιμή των συναρτήσεων και των παραγώγων τους σε ένα σημείο, απλοποιεί κατά πολύ τη διαδικασία εκπαίδευσης και μικραίνει τον υπολογιστικό φόρτο. Δύο είναι οι πιο σημαντικές από αυτό τον τύπο, η δυαδική σιγμοειδής(log-sigmoid) και η διπολική σιγμοειδής (tan-sigmoid).

3.5.1.3.2.1 Δυαδική σιγμοειδής

Η δυαδική σιγμοειδής συνάρτηση χρησιμοποιείται πολύ συχνά σε μοντέλα πολλαπλών επιπέδων ΤΝΔ και περιγράφεται από τον τύπο:

$$f(a) = \frac{1}{[1 + e^{-ca}]}$$

3.5.1.3.2.2 Διπολική σιγμοειδής

Παρομοίως με την παραπάνω με διαφορά ότι παριστάνει τις τιμές μεταξύ -1 και 1.

$$f(a) = \frac{[1 - e^{-ca}]}{[1 + e^{-ca}]}$$

3.5.1.3.3 Βηματική συνάρτηση(Heaviside)

Χρησιμοποιείται κυρίως σε νευρωνικά δίκτυα όπου απαιτείται η μετατροπή των σημάτων σε ψηφιακά αφού παίρνει τιμή 0 για εισόδους μέχρι ένα όριο θ ή 1 για μεγαλύτερες τιμές

3.5.2 ΤΝΔ ΠΡΟΣΘΙΑΣ ΤΡΟΦΟΔΟΣΙΑΣ - ΟΠΙΣΘΟΔΡΟΜΗΣ ΔΙΑΔΟΣΗΣ ΣΦΑΛΜΑΤΩΝ

Η οπισθόδρομη διάδοση σφαλμάτων είναι η πλέον χρησιμοποιούμενη μέθοδος για την εκπαίδευση ΤΝΔ πρόσθιας τροφοδότησης. Ο όρος "οπισθόδρομη διάδοση", πρώτα αναφέρεται στη μέθοδο σύμφωνα με την οποία υπολογίζονται οι μερικές παράγωγοι των σφαλμάτων κατά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου σε σχέση με τους συντελεστές βαρύτητας εφαρμόζοντας τον κανόνα διάδοσης σφαλμάτων και έπειτα περιγράφει τον εκπαιδευτικό αλγόριθμο που χρησιμοποιεί τις παραγώγους αυτές για την αναπροσαρμογή των συντελεστών βαρύτητας φροντίζοντας για την ελαχιστοποίηση των σφαλμάτων.

Οι αλγόριθμοι αυτού του τύπου ακολουθούν αποκλειστικά διαδικασία επιτηρούμενης εκπαίδευσης και κατά συνέπεια για κάθε εισαγόμενο διάνυσμα δεδομένων υπάρχει μια εξωτερικά καθορισμένη σωστή λύση που λειτουργεί ως "στόχος" για μίμηση από το δίκτυο. Κάθε διαφορά που υπολογίζεται σε σχέση με την έξοδο του δικτύου και το αποτέλεσμα-στόχο καθορίζει και το σφάλμα που ο αλγόριθμος καλείται να ελαχιστοποιήσει.

Η εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου με τον αλγόριθμο αυτό, περιλαμβάνει τρία στάδια: τη πρόσθια τροφοδότηση διαμέσου των επιπέδων (feedforward) των διανυσμάτων εκπαίδευσης εισόδου, τον υπολογισμό και την οπισθόδρομη διάδοση του σφάλματος και την αναπροσαρμογή των συντελεστών βαρύτητας. Μετά το τέλος της εκπαίδευσης, η χρησιμοποίηση του νευρωνικού δικτύου απαιτεί μόνο τους υπολογισμούς του πρώτου σταδίου. Ακόμα και αν η εκπαίδευση απαιτεί κάποιο μεγάλο χρονικό διάστημα, ένα εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο μπορεί να παράγει το διάνυσμα εξόδου του, ταχύτατα. Σημειώνεται ότι έχουν αναπτυχθεί πολλές παραλλαγές του βασικού αλγόριθμου, που αποσκοπούν στην αύξηση της ταχύτητας της εκπαίδευσης.

Η τυπική αρχιτεκτονική ενός νευρωνικού δικτύου πρόσθιας τροφοδότησης (feedforward), είναι αυτή ενός νευρωνικού δικτύου πολλαπλών επιπέδων, με ένα κρυμμένο επίπεδο. Οι νευρώνες

εξόδου (οι νευρώνες Y) και οι νευρώνες του κρυμμένου επιπέδου (οι νευρώνες Z), είναι συνδεδεμένοι με έναν νευρώνα, του οποίου η δραστηριότητα είναι πάντα ίση με την μονάδα. Ο νευρώνας αυτός, γενικά ονομάζεται σταθερά της πόλωσης (bias) και επενεργεί όπως το όριο θ της βηματικής συνάρτησης. Το bias προς ένα νευρώνα εξόδου Y_k συμβολίζεται ως w_{ok} ενώ το bias προς ένα νευρώνα του κρυμμένου επιπέδου Z_j συμβολίζεται ως v_{oj} .

Ένα πέρασμα από όλα τα ζευγάρια διανυσμάτων εκπαίδευσης εισόδου και διανυσμάτων στόχων εξόδου, ονομάζεται εποχή. Σχεδόν πάντα, χρειάζεται ένας μεγάλος αριθμός εποχών για την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου οπισθόδρομης διάδοσης. Στον αλγόριθμο που περιγράφηκε, η διόρθωση των συντελεστών βαρύτητας γίνεται μετά από κάθε παρουσίαση ενός μόνο ζευγαριού διανύσματος εκπαίδευσης εισόδου και διανύσματος στόχου εξόδου. Μία τυπική παραλλαγή αυτού, είναι η μαζική διόρθωση, στην οποία οι παράγοντες διόρθωσης συγκεντρώνονται για μία ολόκληρη εποχή, πριν να χρησιμοποιηθούν.

Η ιδέα πίσω από τον παραπάνω αλγόριθμο είναι πολύ απλή και είναι η εξής : κάθε φορά που ένα διάνυσμα εκπαίδευσης παρουσιάζεται στο νευρωνικό δίκτυο, υπολογίζεται το σφάλμα ανάμεσα στην απόκριση του νευρωνικού δικτύου και το διάνυσμα στόχο. Το σφάλμα είναι μία συνάρτηση με μεταβλητές τους συντελεστές βαρύτητας και μπορεί να ελαχιστοποιηθεί μεταβάλλοντας τις τιμές τους. Υπολογίζοντας την παράγωγο της συνάρτησης σφάλματος, προσδιορίζεται η κατεύθυνση προς την οποία μεταβάλλονται οι τιμές της συνάρτησης. Αν μετακινηθούμε πάνω στην κατεύθυνση προς την οποία οι τιμές της συνάρτησης μειώνονται και η μετακίνηση αυτή γίνει επαναληπτικά με μικρά βήματα, τότε είναι εξασφαλισμένη η σύγκλιση της διαδικασίας σε ένα τοπικό ελάχιστο της συνάρτησης.

3.5.2.1 Αρχικοποίηση συντελεστών

Η τοποθέτηση αρχικών τιμών πριν τη διαδικασία της εκπαίδευσης του τεχνητού νευρωνικού δικτύου έχει μεγάλη σημασία για την περεταίρω εφαρμογή του αλγόριθμου εκπαίδευσης και τα αποτελέσματά της. Η έντονη μη γραμμικότητα που παρουσιάζει η σιγμοειδής συνάρτηση με τα ασυμπτωτικά τμήματά της ,επιβάλλει η επιλογή των αρχικών τιμών των συντελεστών βαρύτητας να γίνεται συνήθως στο διάστημα $[-1,1]$. Σε διαφορετική περίπτωση υπάρχει σημαντικός κίνδυνος αφενός μεν η εκπαίδευση να είναι πολύ αργή αφετέρου μπορεί να εγκλωβίσει το δίκτυο σε τοπικά ακρότατα, υποβαθμίζοντας έτσι τις δυνατότητες του.

3.5.2.2 Συνθήκη Διακοπής

Η διακοπή της διαδικασίας εκπαίδευσης του ΤΝΔ μπορεί να ορισθεί με διάφορους τρόπους. Ο πιο απλός από όλους, με εφαρμογή κυρίως σε περιπτώσεις όπου υπάρχει έλλειψη μνήμης , είναι η απλή διακοπή της λειτουργίας του αλγόριθμου μετά την πάροδο ενός συγκεκριμένου αριθμού εποχών, συνθήκη που υλοποιείται πολύ εύκολα με τη χρήση ενός μετρητή (counter) στη λίστα του αλγόριθμου. Τα προβλήματα που μπορεί να έχει μια τέτοια συνθήκη είναι προφανή αφού είναι πιθανό ενδεχόμενο τόσο η διακοπή να επέλθει πρόωρα όσο και η εκπαίδευση να έχει φτάσει σε κάποιο ικανοποιητικό, για την εφαρμογή που απαιτείται, επίπεδο και ο αλγόριθμος να συνεχίζει να λειτουργεί.

Η πιο συχνή μέθοδος βασίζεται στην διακοπή του αλγόριθμου όταν το μέσο σφάλμα φτάσει μια πολύ μικρή τιμή ϵ . Ωστόσο, η επιλογή της τιμής αυτής δεν είναι τυχαία. Σε ένα δίκτυο με μεγάλο αριθμό νευρώνων εξόδου και πρότυπων διανυσμάτων μια τέτοια τιμή μπορεί να προκύψει ταχύτερα σε σχέση με ένα μικρότερο δίκτυο. Θεωρώντας μια ακόμα μικρότερη τιμή για το μεγάλο δίκτυο μπορεί να μην καταστεί δυνατό ο αλγόριθμος να τη φτάσει ή ακόμα είναι πολύ πιθανό το σφάλμα να καταλήξει σε κάποιο τοπικό ελάχιστο με άμεση συνέπεια τη μη διακοπή του αλγόριθμου.

Μια άλλη, τέλος, συνθήκη μπορεί βασιστεί στο ρυθμό μεταβολής του σφάλματος. Όσο το σφάλμα πλησιάζει στο ελάχιστο, είτε τοπικό είναι αυτό είτε ολικό, μειώνεται σταδιακά και ο ρυθμός απόλυτος ρυθμός μεταβολής του, με αποτέλεσμα η επιπλέον μεταβολή στους συντελεστές βαρύτητας από κάποια εποχή και ύστερα να είναι αμελητέα.

Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν πολύ καλή ακρίβεια σε προβλήματα κατηγοριοποίησης. Ένα ΤΝΔ με αρκετά στοιχεία (νευρώνες) μπορεί να κατηγοριοποιήσει οποιαδήποτε δεδομένα με ακρίβεια. Αποτελούν πολύ καλή λύση για περίπλοκα προβλήματα όπου πρέπει να ληφθεί απόφαση με βάση πολλών μεταβλητών.

Στην συγκεκριμένη εφαρμογή χρησιμοποιούνται νευρωνικά δίκτυα στα οποία οι είσοδοι αντιστοιχίζονται σε διαφορετικές κατηγορίες. Στόχος είναι να δημιουργήσουμε ένα δίκτυο το οποίο όχι μόνο θα κατηγοριοποιεί τις εικόνες σωστά αλλά θα μπορεί να γενικεύσει τα αποτελέσματα, ώστε στο μέλλον να μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να κατηγοριοποιήσει εικόνες που δεν χρησιμοποιήθηκαν στην εκπαίδευση του αλγορίθμου.

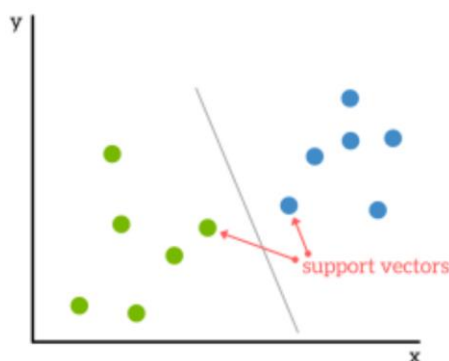
3.5.3 ΜΗΧΑΝΕΣ ΔΙΑΝΥΣΜΑΤΩΝ ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗΣ (SUPPORT VECTOR MACHINES)

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης είναι ένα σύνολο μεθόδων επιτηρούμενης μάθησης που χρησιμοποιούνται κυρίως για την κατηγοριοποίηση, την παλινδρόμηση και την αναγνώριση μοτίβων. Συγκεκριμένα:

- Στην ταξινόμηση, τα δεδομένα εισόδου χωρίζονται σε δύο ή περισσότερες κλάσεις, και η μηχανή πρέπει να κατασκευάσει ένα μοντέλο, το οποίο θα αντιστοιχίζει τα δεδομένα σε μία ή περισσότερες κλάσεις. Αυτό συνήθως εμπίπτει στην επιτηρούμενη μάθηση.
- Στην παλινδρόμηση, επίσης πρόβλημα επιτηρούμενης μάθησης, τα αποτελέσματα είναι συνεχή και όχι διακριτά.

Σ' αυτήν την περίπτωση δίνεται ένα σύνολο παραδειγμάτων εκπαίδευσης και κάθε φορά δηλώνεται σε ποια από τις δύο κατηγορίες ανήκει το παράδειγμα. Μία μηχανή διανυσμάτων υποστήριξης κατασκευάζει ένα μοντέλο που προβλέπει αν το νέο παράδειγμα εμπίπτει στην μία κατηγορία ή την άλλη [52].

Βασίζονται στην εύρεση ενός γραμμικού συνόρου που ονομάζεται «υπερεπίπεδο»(hyperplane) το οποίο διαχωρίζει με βέλτιστο τρόπο τα δεδομένα σε δυο κατηγορίες. Τα διανύσματα υποστήριξης αποτελούν τα σημεία τα οποία βρίσκονται πιο κοντά στο επίπεδο. Αν η θέση αυτών των σημείων αλλάξει τότε αλλάζει και η θέση του επιπέδου που τα διαχωρίζει. Αποτελούν τα κρίσιμα σημεία των δεδομένων.

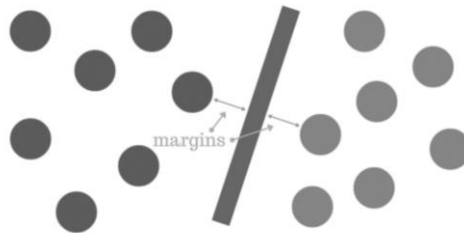


Εικόνα 42: Παράδειγμα διανυσμάτων υποστήριξης

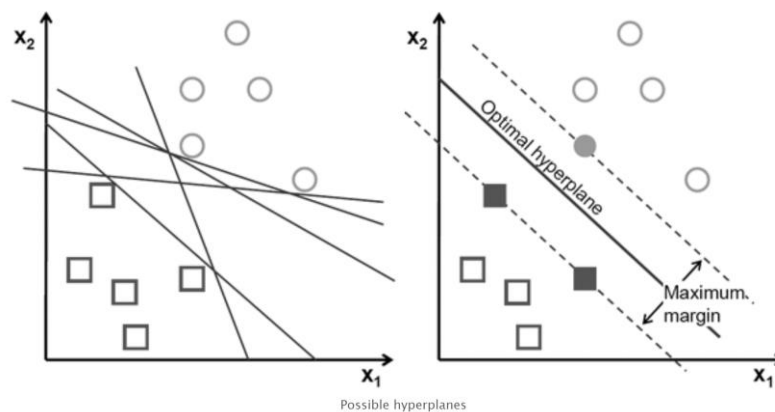
3.5.3.1 Υπερεπίπεδο (Hyperplane)

Τα υπερεπίπεδα αποτελούν γραμμικό σύνορο και τα ανάλογα με το ποιά πλευρά βρίσκεται το σημείο εντάσσεται σε διαφορετική κατηγορία. Υπάρχουν πολλά διαφορετικά «υπερεπίπεδα» που μπορούν να επιλεγούν.

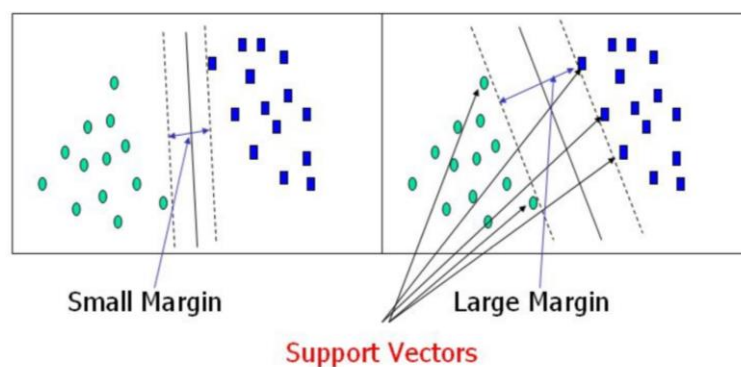
Η απόσταση μεταξύ του επιπέδου και των πιο κοντινών σημείων είναι γνωστή ως 'περιθώριο' (margin). Όσο μεγαλύτερη είναι η απόσταση των σημείων από το επίπεδο τόσο πιο αξιόπιστη είναι η κατηγοριοποίηση. Συνεπώς, ο στόχος είναι η επιλογή ενός επιπέδου με τα μεγαλύτερα περιθώρια μεταξύ του επιπέδου και οποιουδήποτε σημείου στα δεδομένα εκπαίδευσης, έτσι ώστε τα νέα δεδομένα να κατηγοριοποιηθούν με μεγαλύτερη ακρίβεια.



Εικόνα 43: Παράδειγμα διαχωρισμού σημείων σε δύο ομάδες



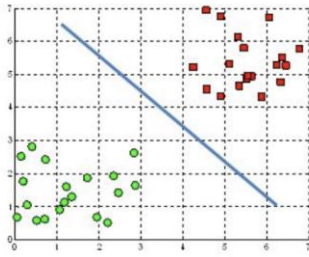
Εικόνα 44: Πιθανά «υπερεπίπεδα» και μέγιστο περιθώριο



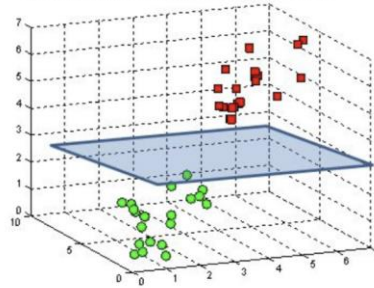
Εικόνα 45: Μικρό και μεγάλο περιθώριο

Η διάσταση του υπερεπιπέδου εξαρτάται από τον αριθμό των χαρακτηριστικών. Αν ο αριθμός των εισόδων είναι 2 τότε το υπερεπίπεδο αποτελεί μια γραμμή. Αν ο αριθμός των δεδομένων εισόδου είναι 3 τότε το υπερεπίπεδο είναι ένα δισδιάστατο επίπεδο. Ο αριθμός των χαρακτηριστικών σπάνια είναι πάνω από 3.

A hyperplane in \mathbb{R}^2 is a line



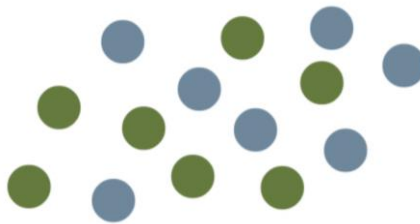
A hyperplane in \mathbb{R}^3 is a plane



Hyperplanes in 2D and 3D feature space

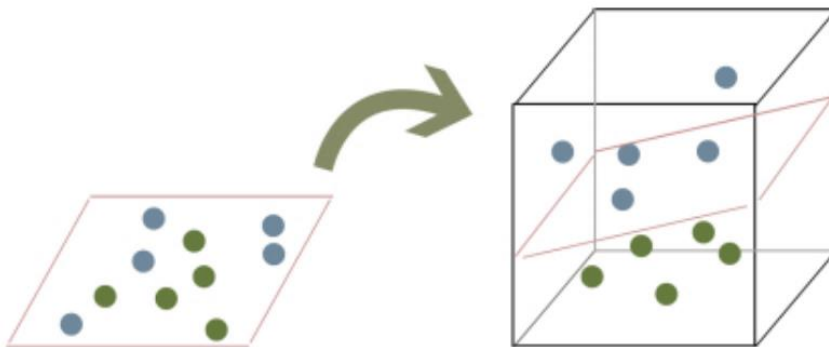
Εικόνα 46: Υπερεπίπεδα: γραμμή και επίπεδο

Τα δεδομένα, όμως, είναι σπάνια τόσο ξεκάθαρα διαχωρισμένα όσο τα παραπάνω παραδείγματα και συνήθως παρουσιάζονται όπως παρακάτω.



Εικόνα 47: Συνήθη σημεία δεδομένων

Σε αυτήν την περίπτωση, για να κατηγοριοποιηθούν θα πρέπει να εργαστούμε σε τρισδιάστατο πεδία. Στις τρεις διαστάσεις το hyperplane δεν μπορεί να είναι γραμμή πλέον αλλά επίπεδο.



Εικόνα 48: Διαχωρισμός σημείων σε τρισδιάστατο χωρίο

Τα διανύσματα υποστήριξης ονομάζονται τα σημεία που βρίσκονται πιο κοντά στο υπερεπίπεδο και επηρεάζουν την θέση και τον προσανατολισμό του. Αν διαγραφούν τα σημεία αυτά τότε η θέση του υπερεπιπέδου αλλάζει. Χρησιμοποιούνται για την μεγιστοποίηση του περιθωρίου και αποτελούν την βάση πάνω στην οποία κατασκευάζεται ο σχετικός αλγόριθμος.

Για την μεγιστοποίηση του περιθωρίου μεταξύ των δεδομένων και του υπερεπιπέδου, η συνάρτηση κόστους που χρησιμοποιείται είναι η hinge loss.

$$l(y) = \max(0, 1 - t \cdot y)$$

όπου $t = \pm 1$, y η είσοδος στον αλγόριθμο. Παρατηρούμε ότι αν το t και y έχουν το ίδιο πρόσημο (δηλαδή το y βρίσκει την σωστή κατηγορία) και $|y| \geq 1$, το κόστος θα είναι $l(0) = 0$ ενώ όταν έχουν αντίθετα πρόσημα, η $l(y)$ αυξάνεται γραμμικά με το y και ομοίως όταν $|y| < 1$ μέχρι και αν έχουν το ίδιο πρόσημο (σωστή προσέγγιση αλλά μικρό περιθώριο).

3.5.4 ΔΙΑΣΤΑΥΡΩΜΕΝΗ ΕΠΙΚΥΡΩΣΗ ΣΤΙΣ ΜΗΧΑΝΕΣ ΔΙΑΝΥΣΜΑΤΩΝ ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗΣ

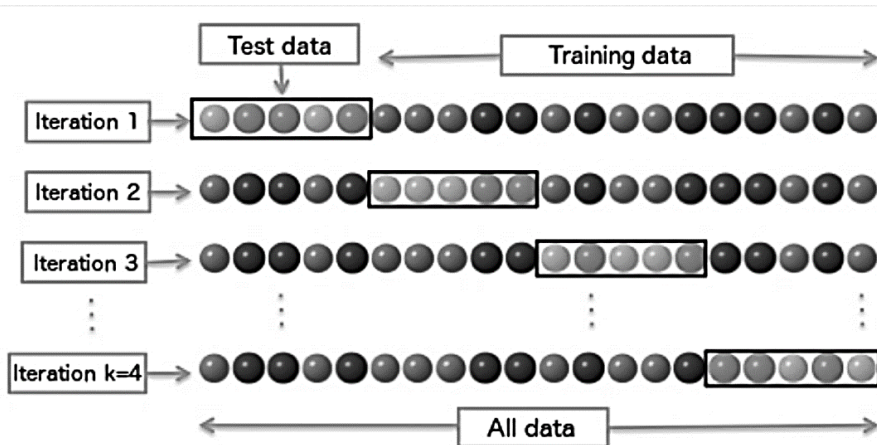
Αποτελεί πολύ συχνό φαινόμενο οι χρήστες να ακυρώνουν τα αποτελέσματα τους διαλέγοντας τυχαία τα δεδομένα αξιολόγησης τους[53]. Η διασταυρωμένη επικύρωση αποτελεί μια στατιστική μέθοδο που χρησιμοποιείται για την εκτίμηση και αξιολόγηση της απόδοσης αλγορίθμων μηχανικής μάθησης με δεδομένα διαφορετικά από αυτά που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευσή τους. Είναι μια μέθοδος η οποία χρησιμοποιείται συχνά για την σύγκριση και επιλογή μοντέλων καθώς η εφαρμογή της είναι εύκολη και έχει ως αποτέλεσμα μοντέλα με μικρότερα ποσοστά αβεβαιότητας.

Συγκεκριμένα, η εκπαίδευση του αλγορίθμου πραγματοποιείται σε συγκεκριμένα δεδομένα εκπαίδευσης. Χωρίς την εφαρμογή του μοντέλου, οι αποκτώμενες πληροφορίες αφορούν μόνο την απόδοση του μοντέλου με αυτά τα συγκεκριμένα δεδομένα. Ιδανικά επιθυμούμε να γνωρίζουμε πως το μοντέλο αποδίδει σε σχέση με την ακρίβεια των προβλέψεων του, με νέα δεδομένα.

Η μέθοδος αυτή διαχωρίζει τα δεδομένα με τυχαίο τρόπο σε k -ομάδες ίδιου μεγέθους. Η πρώτη ομάδα χρησιμοποιείται για την διαδικασία της επικύρωσης και η μέθοδος εκπαιδεύεται με τις $k-1$ ομάδες[54]. Ειδικότερα, για κάθε ξεχωριστή ομάδα:

- i) Επιλέγεται ποια ομάδα θα χρησιμοποιηθεί για εκπαίδευση, επικύρωση και αξιολόγηση.
- ii) Εκπαίδευση του αλγορίθμου και αξιολόγησης της απόδοσης του.
- iii) Αποθήκευση βαθμού απόδοσης και επανάληψη διαδικασίας.

Το αποτέλεσμα της εφαρμογής αποτελεί μια μέση τιμή των βαθμών απόδοσης που προέκυψε για κάθε ομάδα.



Εικόνα 49: Διαδικασία μεθόδου.

4 ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ ΤΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ

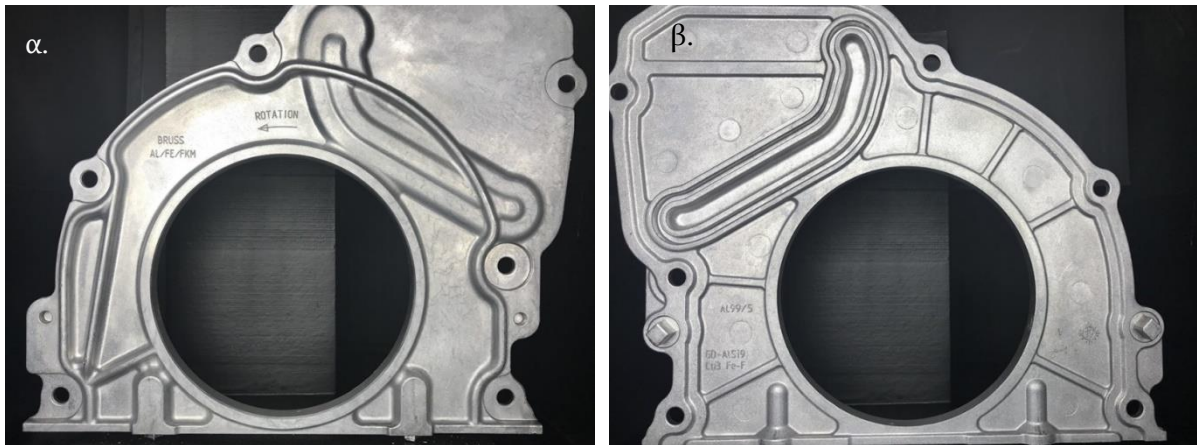
4.1 ΟΡΙΣΜΟΣ ΣΤΟΙΧΕΙΩΝ

4.1.1 ΟΡΙΣΜΟΣ ΕΡΓΟΥ ΚΑΙ ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΩΝ

Το έργο που καλούμαστε να επιτύχουμε στην συγκεκριμένη εφαρμογή είναι η αναγνώριση επιφανειακών ελαττωμάτων πάνω σε συγκεκριμένα τεμάχια, με σκοπό την κατηγοριοποίηση τους σε σκάρτα και μη. Ο σκοπός είναι το σύστημα να ενσωματωθεί κατά το βήμα της μεταφοράς του κομματιού από την χυτόπρεσσα στον κάδο μεταφοράς. Το κόστος της εγκατάστασης είναι επιθυμητό να παραμείνει σε χαμηλά επίπεδα.

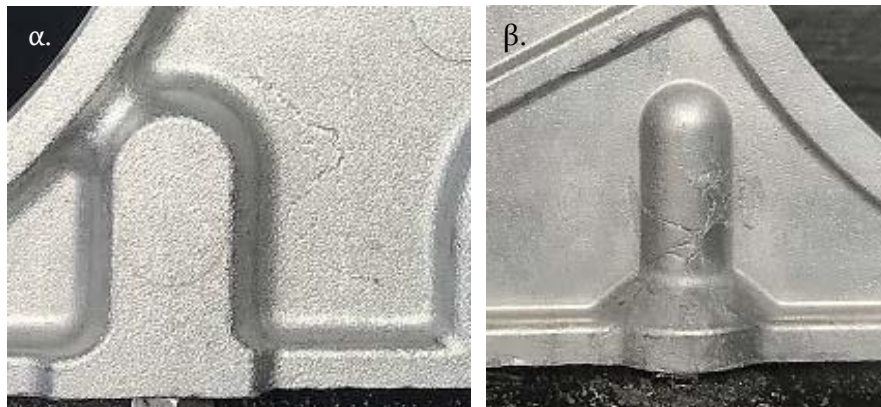
4.1.2 ΕΞΕΤΑΖΟΜΕΝΟ ΚΟΜΜΑΤΙ ΚΑΙ ΕΛΑΤΤΩΜΑΤΑ

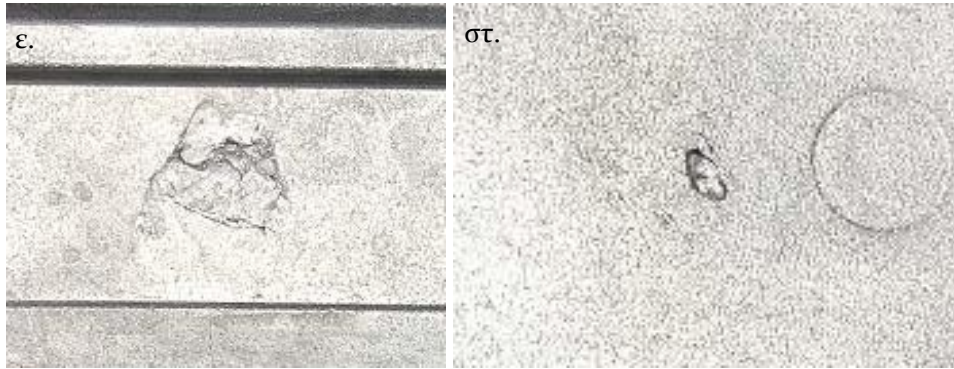
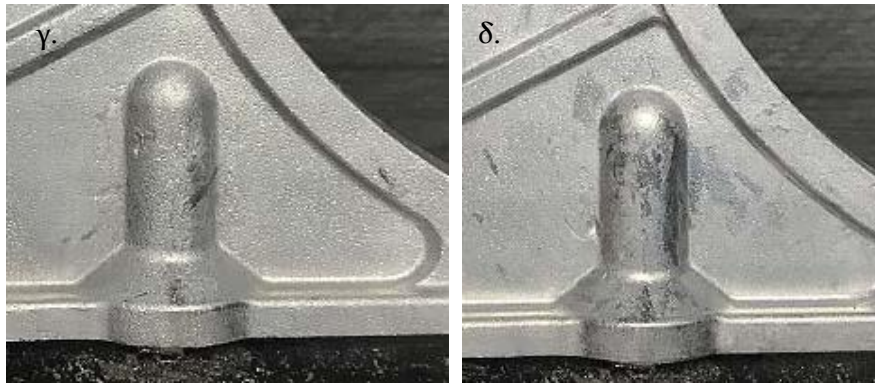
Στην συγκεκριμένη εφαρμογή χρησιμοποιήθηκαν 52 τεμάχια του ίδιου τύπου (κωδικού σχεδίου), τα 15 από τα οποία είναι μη ελαττωματικά και τα υπόλοιπα έχουν το πολύ 2 ελαττώματα στην επιφάνειά τους. Τυπικά τεμάχια φαίνονται παρακάτω.



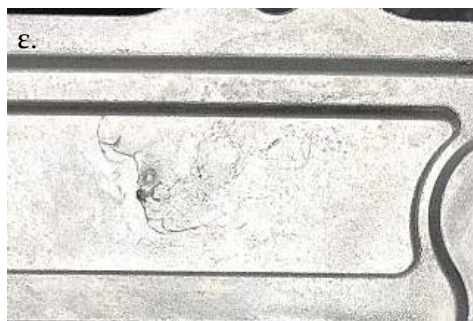
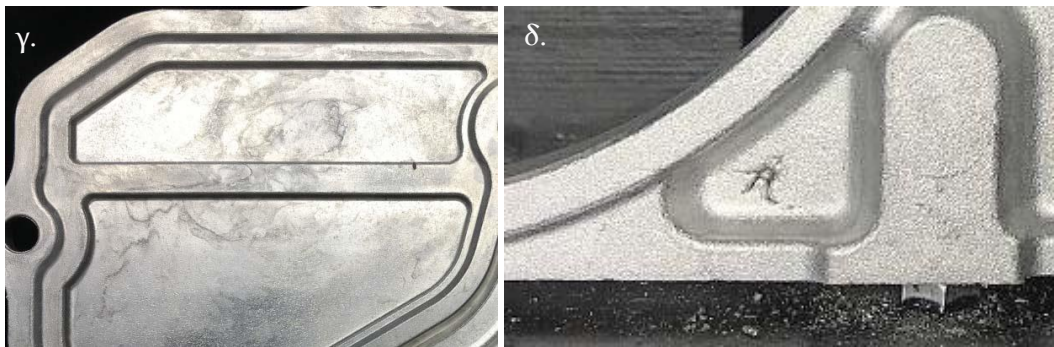
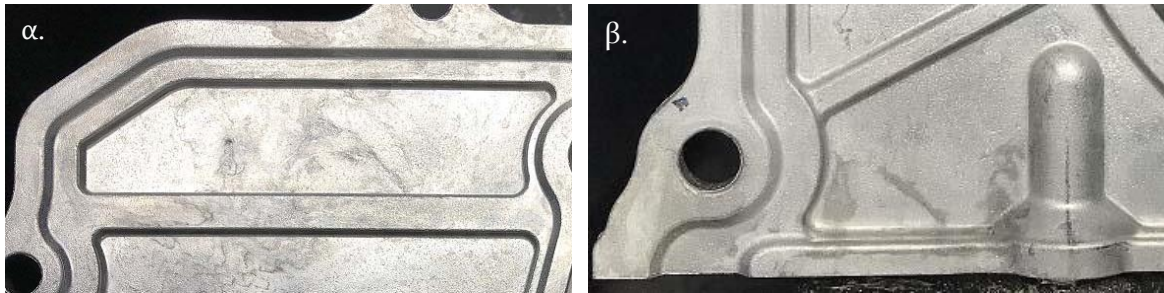
Εικόνα 50: Εξεταζόμενο τεμάχιο (α) μπροστινή πλευρά (β) πίσω πλευρά.

Τα τεμάχια δεν μεταβάλλονται κατά την παραγωγή τους από την χυτόπρεσσα. Τα πιο συνηθισμένα ελαττώματα είναι επιφανειακά. Όπως αναφέρθηκε παραπάνω τα ελαττώματα που θεωρούνται πιο σημαντικά είναι αυτά που βρίσκονται πάνω σε υποστηρικτικά σημεία όπως σπειρώματα. Το πορώδες αποτελεί επίσης κριτήριο απόρριψης του κομματιού καθώς υπάρχει κίνδυνος διαρροής υγρού μέσω αυτού. Παραδείγματα από ελαττώματα που καλούμαστε να εντοπίσουμε φαίνονται παρακάτω.





Εικόνα 51 (α)-(δ) Ρωγμές και συρρικνώσεις στην περιοχή των σπειρωμάτων (ε)-(στ) αγέμιστα



Εικόνα 52 (α)-(γ) Κηλίδες (δ)-(ε) Αγέμιστα

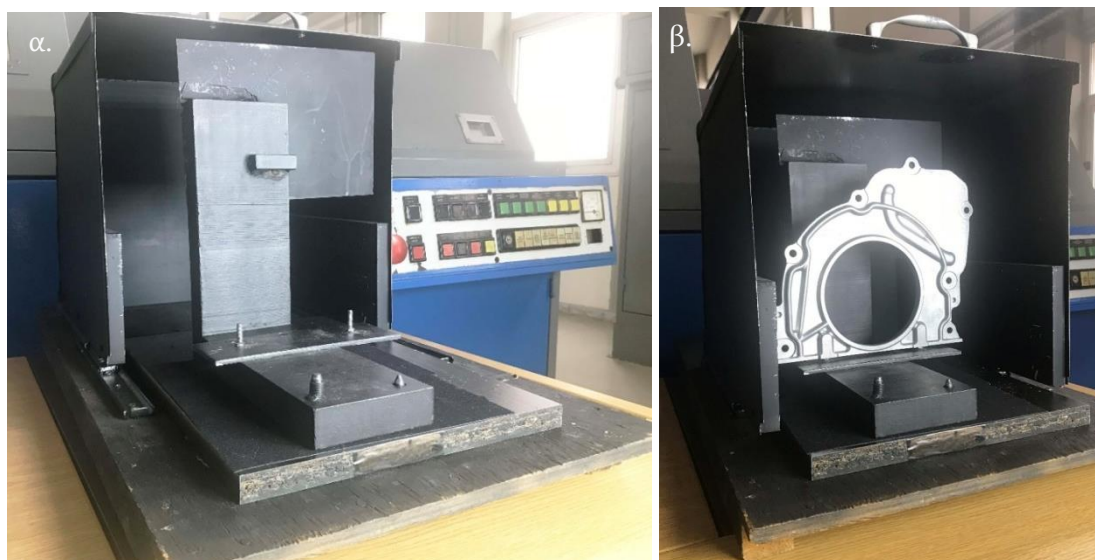
4.1.3 ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΤΕΜΑΧΙΟΥ ΚΑΙ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ

Στόχος αποτελεί η λήψη της εικόνας να γίνει στον χρόνο που το ρομπότ μεταφέρει το κομμάτι από την χυτόπρεσσα στον κάδο μεταφοράς. Η κάμερα θα τοποθετηθεί σε ενδιάμεση θέση μεταξύ της μηχανής και του χώρου αποθήκευσης και το ρομπότ θα σταματάει την κίνηση του για λίγα δευτερόλεπτα ώστε να γίνει λήψη της εικόνας.

Το περιβάλλον στο οποίο θα γίνει η εγκατάσταση έχει χαμηλό αλλά μεταβαλλόμενο φωτισμό. Η θερμοκρασία του τεμαχίου (πατήματος) αμέσως μετά την απομάκρυνση από το καλούπι κυμαίνεται στους 250°C. Υπάρχει δυνατότητα τοποθέτησης της εγκατάστασης δίπλα από την χυτόπρεσσα.

Επειδή το τεμάχιο μεταφέρεται από ένα τριαρθρωτό ρομποτικό βραχίονα, ευθυγραμμίζεται πλήρως με την κάμερα, μπορεί να έρθει σε κοντινή απόσταση με οποιονδήποτε προσανατολισμό και δεν επηρεάζεται από δονήσεις.

Χρησιμοποιήθηκε βάση με κουβούκλιο για καλύτερο έλεγχο των συνθηκών φωτισμού. Το κομμάτι τοποθετείται πάνω στην βάση και λαμβάνονται οι φωτογραφίες.



Εικόνα 53 (α) Βάση τοποθέτησης τεμαχίου και (β) Παράδειγμα τοποθέτησης

4.2 ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ ΚΑΙ ΕΠΙΛΟΓΗ ΕΞΟΠΛΙΣΜΟΥ

4.2.1 ΕΠΙΛΟΓΗ ΚΑΜΕΡΑΣ

4.2.1.1 Τύπος σάρωσης

Η κάμερα μπορεί να είναι είτε κάμερα περιοχής είτε γραμμής σάρωσης, όπως αναφέρθηκε παραπάνω. Στην συγκεκριμένη περίπτωση επιλέγουμε μια κάμερα περιοχής καθώς δεν θέλουμε τόσο υψηλή ποιότητα εικόνας ενώ το κόστος επιθυμούμε να είναι χαμηλό.

4.2.1.2 Οπτικό πεδίο

Οι μέγιστες διαστάσεις του τεμαχίου είναι 23 cm σε μήκος και 21 cm σε ύψος. Θεωρούμε ότι οι αποκλίσεις στην τοποθέτηση του τεμαχίου δεν ξεπερνούν τα 3 cm. Συνεπώς υπολογίζουμε ότι το οπτικό πεδίο θα είναι περίπου 30 x 40 cm (aspect ratio 4:3), αν προσθέσουμε και τις αποστάσεις του τεμαχίου από την κάμερα και από τις άκρες της εικόνας.

4.2.1.3 Ανάλυση εικόνας

Για να υπολογίσουμε την μικρότερη απαιτούμενη ανάλυση της εικόνας έγιναν δοκιμές με κάποια από τα τεμάχια. Επιλέγησαν τα πιο δύσκολα ανιχνεύσιμα ελαττώματα που είναι οι συρρικνώσεις.

4.2.1.3.1 ΘΕΩΡΗΤΙΚΑ

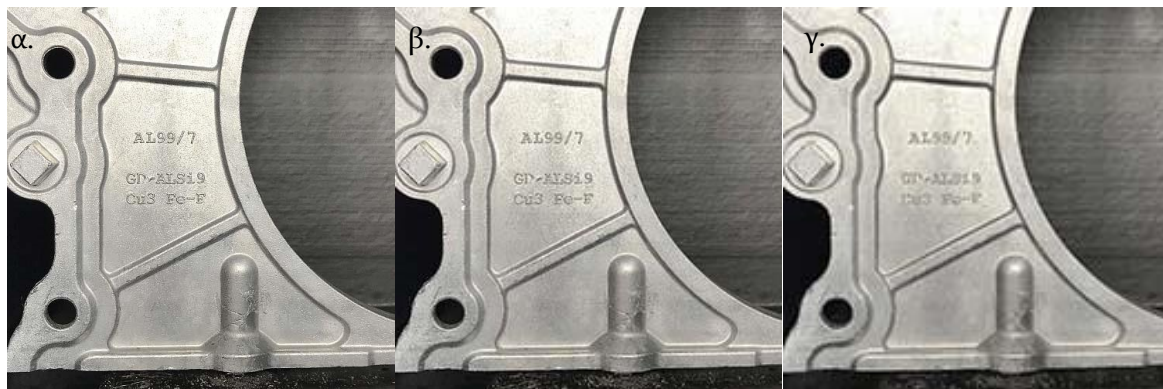
Η ανάλυση της κάμερας θα είναι ίση με: $AK = OP \cdot \frac{N_f}{S_f}$, όπου OP το οπτικό πεδίο, N_f ο αριθμός των pixel για το μικρότερο χαρακτηριστικό και S_f το μέγεθος του. Συνεπώς, αν θεωρήσουμε ότι ο αριθμός των pixel για το μικρότερο χαρακτηριστικό είναι 3 και το μέγεθος του ίσο με 0.1 mm προκύπτει ανάλυση 900 x 1200 pixel.

4.2.1.3.2 ΔΟΚΙΜΕΣ

Για να καθοριστεί μια ελάχιστη ανάλυση έγιναν δοκιμές στο λογισμικό του Adobe Photoshop CC 2015 για διάφορες αναλύσεις εικόνων.



Εικόνα 54 Εικόνες εμπρός πλευράς με διαφορετική ανάλυση (α) 72 pixels/cm (β) 30 pixels/cm (γ) 20 pixels/cm



Εικόνα 55 Εικόνες πίσω πλευράς με διαφορετική ανάλυση (α) 72 pixels/cm (β) 40 pixels/cm (γ) 25 pixels/cm

Από τα παραπάνω παρατηρούμε ότι με μία κάμερα με ανάλυση 20 με 25 pixels/cm δεν θα μπορούσαμε να εντοπίσουμε το ελάττωμα. Από την άλλη μια ανάλυση της τάξης των 1920 x 1080 (ανάλυση μιας webcam) μας επιτρέπει να έχουμε μια αρκετά καλή απεικόνιση, γεγονός που επιβεβαιώνει και την θεώρηση που πραγματοποιήθηκε παραπάνω. Όμως μια τόσο υψηλή ανάλυση έχει και υψηλό υπολογιστικό κόστος. Συνεπώς επιλέχτηκε μια μέση λύση, η οποία είναι η επιλογή ανάλυσης 1024 x 768.

Το κόστος μίας webcam κυμαίνεται στα 30-50€ ενώ η ανάλυση της εικόνας είναι της τάξης των 1920 x 1080 pixels. Αν αποφασιστεί να χρησιμοποιηθεί κάμερα ειδική για μηχανική όραση θα πρέπει να γίνει επιλογή μεταξύ CCD (Charge Coupled Devices) και CMOS (complementary metal-

oxide–semiconductor). Οι CCD κάμερες έχουν καλύτερη ποιότητα εικόνας αλλά είναι πιο αργές και ακριβές από τις CMOS.

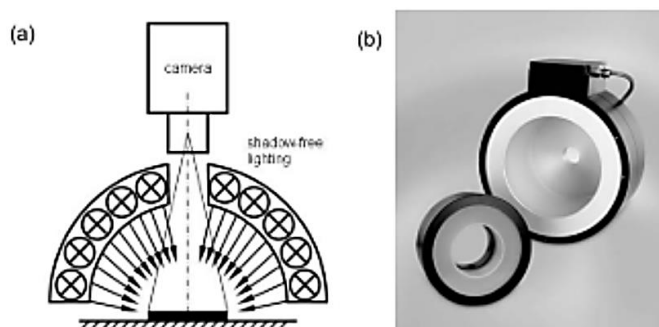
Τελικά, η κάμερα που χρησιμοποιήθηκε έχει ανάλυση 1334x750 pixels.

4.2.2 ΦΩΤΙΣΜΟΣ

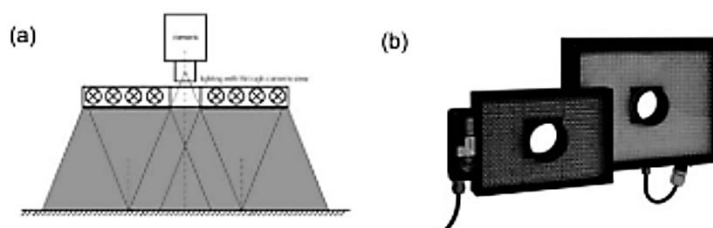
4.2.2.1 Σύνοψη σχεδιασμού

- 1) Εξακρίβωση των χαρακτηριστικών που μας ενδιαφέρουν. Όπως αναφέρθηκε παραπάνω πρόκειται για αναγνώριση των επιφανειακών ελαττωμάτων
- 2) Ανάλυση της πρόσβασης στο τεμάχιο
 - a. Με ή χωρίς εμπόδια, Εν κινήσει ή στατικό.
 - b. Ελάχιστο/Μέγιστο εύρος εγκατάστασης. Ο χώρος στον οποίο θα τοποθετηθεί η εγκατάσταση δεν έχει εμπόδια. Τα τεμάχια μεταφέρονται από την χυτόπρεσσα στον χώρο αποθήκευσης με χρήση ενός ρομπότ.
- 3) Ανάλυση των χαρακτηριστικών της επιφάνειας του τεμαχίου (σύνθεση, ανακλαστικότητα, αντίθεση, καμπύλο). Η επιφάνεια του κομματιού δεν είναι επίπεδη και ομαλή αλλά έχει καμπύλες και σχισμές. Επίσης το κομμάτι είναι κατασκευασμένο από αλουμίνιο και δημιουργεί μια μικρή αντανάκλαση με αποτέλεσμα να αλλοιώνονται οι πληροφορίες.
- 4) Κατανόηση των διάφορων τύπων φωτισμού και πως εφαρμόζονται. Βλ. κεφάλαιο 3
- 5) Εξακρίβωση των πιθανών προβλημάτων. Το αντικείμενο που καλούμαστε να μελετήσουμε δεν είναι επίπεδο αλλά έχει καμπύλες επιφάνειες. Αυτό αποτελεί ένα ζήτημα το οποίο πρέπει να λάβουμε υπόψη καθώς τα ελαττώματα συρρίκνωσης του υλικού μπορεί να εμφανιστούν σ'αυτά τα σημεία και πρέπει να εντοπιστούν.
- 6) Εξάλειψη του περιβάλλοντος φως και των επιδράσεων του περιβάλλοντος. Το φως του περιβάλλοντος είναι μεταβαλλόμενο και το πάτημα όταν εξέρχεται αγγίζει τους 250°C

Ο φωτισμός πρέπει να τοποθετηθεί με τέτοιο τρόπο ώστε να αναιρούνται οι σκιές που δημιουργούνται και να μειώνεται η αντανάκλαση. Συνεπώς θα πρέπει είτε να χρησιμοποιηθούν 3 ή 4 σποτάκια τα οποία θα τοποθετηθούν με κλίση (~55°) ως προς το κομμάτι σε διάφορα σημεία είτε ένας θόλος, όπως απεικονίζεται παρακάτω.



Εικόνα 56:Χρήση θόλου για την αναίρεση σκιών

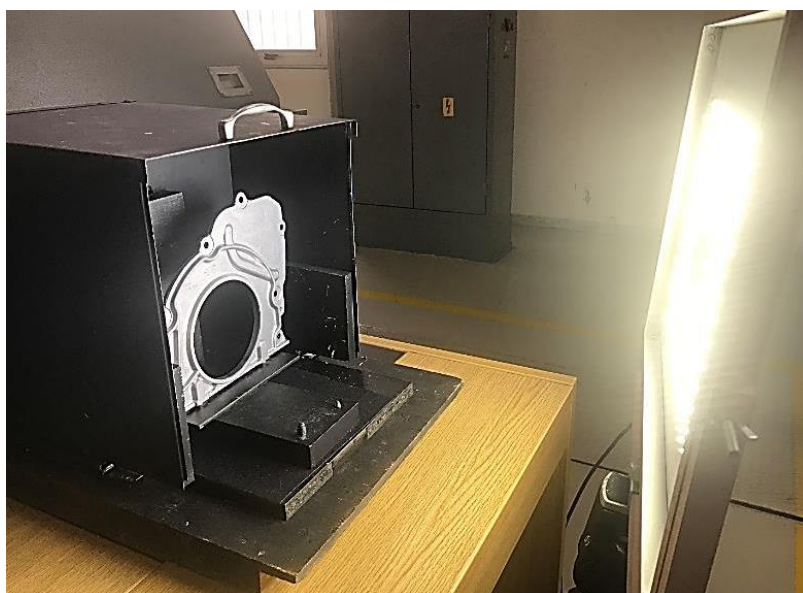


Εικόνα 57: Επίπεδος φωτισμός

Τελικά επιλέχθηκε να χρησιμοποιηθεί μια επίπεδη διάταξη φωτισμού, όπου στην μία πλευρά έχουν τοποθετηθεί LED (Εικόνα 4.1). Η διάταξη αυτή εξασφαλίζει ομοιόμορφο εμπρόσθιο φωτισμό.



Εικόνα 58: LED panel που χρησιμοποιήθηκε



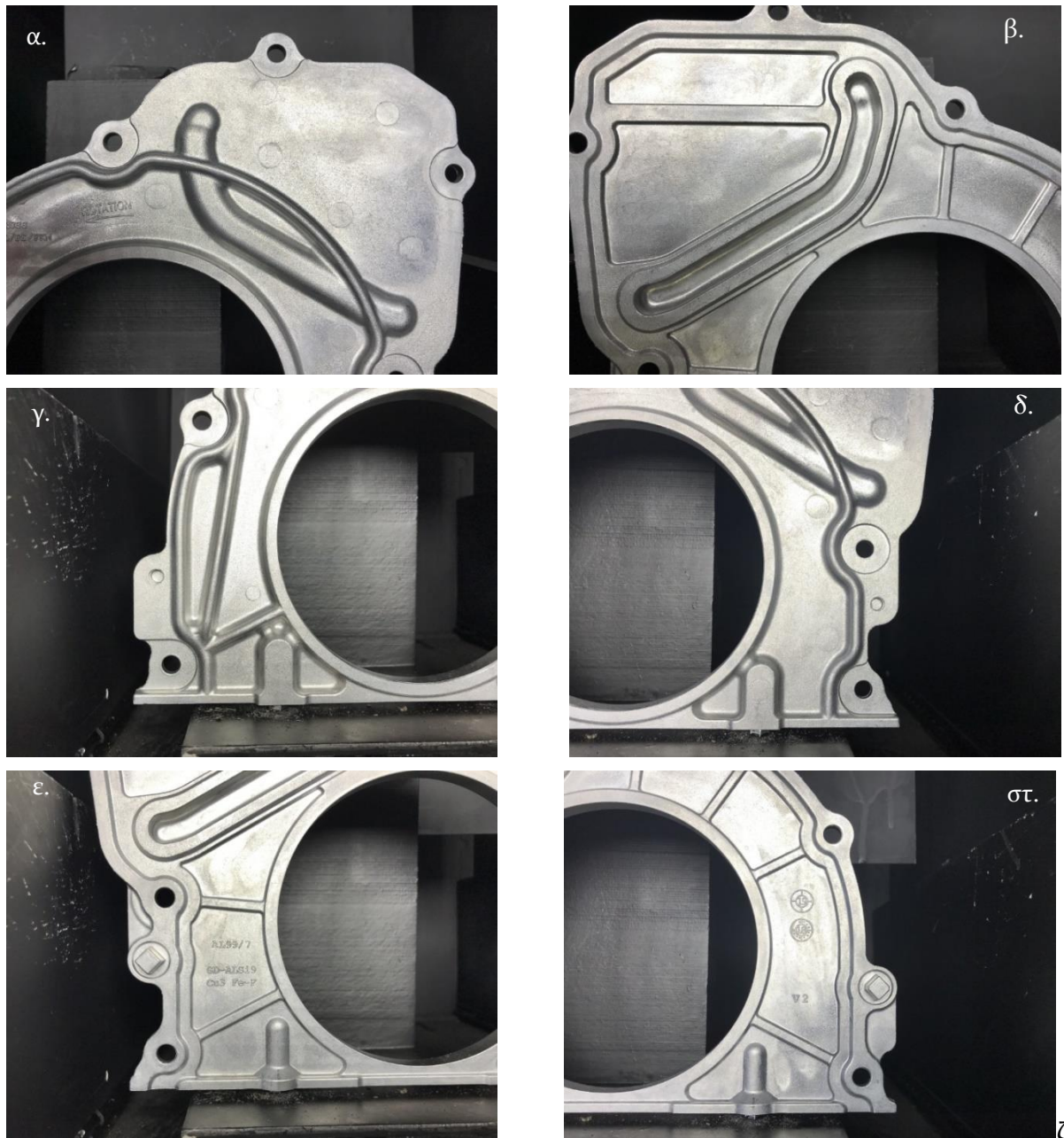
Εικόνα 59: Τελική εγκατάσταση

Συνοπτικά ο εξοπλισμός που χρησιμοποιήθηκε για την απόκτηση των εικόνων αποτελείται από:

- Φωτογραφική μηχανή, η οποία κατά την πορεία θα αντικατασταθεί με webcam.
- Διάταξη του φωτισμού LED panel για ομοιόμορφο εμπρόσθιο φωτισμό.
- Διάταξη στήριξης του κομματιού και αφαίρεσης του πίσω φόντου.

4.3 ΛΗΨΗ ΕΙΚΟΝΩΝ

Επιλέχθηκε να ληφθούν τρεις εικόνες σε κάθε πλευρά (μπρος και πίσω) του κομματιού, μία από την αριστερή, δεξιά πλευρά και πάνω πλευρά (Εικόνα 60). Αυτό αποφασιστικέ να εφαρμοστεί έτσι ώστε να είναι εμφανέστερα κάποια από τα επιφανειακά ελαττώματα, όπως για παράδειγμα αυτών που βρίσκονται κοντά στους κοχλίες.



Εικόνα 6ο Τυπικές λήψεις εικόνων (α)- (β) :Εμπρός και πίσω πάνω πλευρά, (γ)-(δ): Αριστερή και δεξιά εμπρός πλευρά (ε)-(στ): Αριστερή και δεξιά πίσω πλευρά

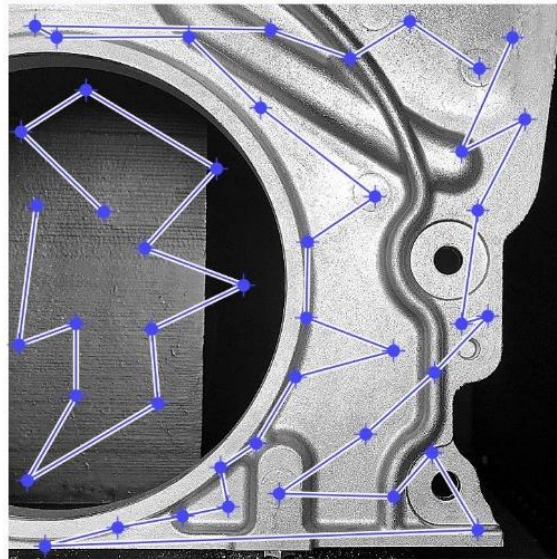
4.4 ΠΡΟ-ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΕΙΚΟΝΑΣ

Σε κάθε τεμάχιο αντιστοιχίζεται ένας αριθμός. Αρχικά οι εικόνες μετατρέπονται σε ασπρόμαυρες (3.3.2). Στην συνέχεια εφαρμόζεται η τεχνική αντιστοίχισης ιστογράμματος (3.3.3) για την εύρεση του βέλτιστου μετασχηματισμού που εφαρμόζεται στις εικόνες για να έχουν όλες τον ίδιο προσανατολισμό, θέση και μέγεθος.

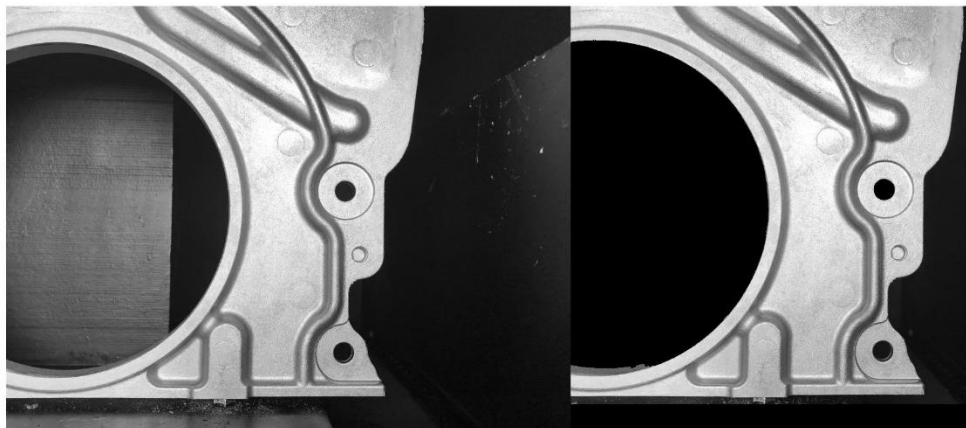
Τα σημεία τα οποία χρησιμοποιούνται για την εύρεση του μετασχηματισμού είναι τύπου SURF, ενώ ο μετασχηματισμός που πραγματοποιείται στις εικόνες είναι αφινικού τύπου (3.3.4.1).

Στην συνέχεια, οι εικόνες κόβονται ώστε να αφαιρεθούν οι περιοχές που περιέχουν πληροφορίες που δεν μας ενδιαφέρουν. Σε επόμενο βήμα χωρίζουμε την εικόνα σε προσκήνιο και παρασκήνιο επιλέγοντας κατάλληλα σημεία που αντιπροσωπεύουν τις αντίστοιχες περιοχές

(Εικόνα 61). Τα σημεία που επιλέγονται πρέπει να είναι αντιπροσωπευτικά κάθε περιοχής ώστε να καλύπτεται όλο το εύρος των χρωμάτων που εμφανίζονται. Όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα, στο παρασκήνιο έχουν επιλεχτεί αρκετά σημεία καθώς το χρώμα μεταβάλλεται αναλόγως με το που πέφτει το φως. Στην συνέχεια, χρησιμοποιώντας τις σχετικές τεχνικές (ενότητα 3.3.8) αφαιρούμε το παρασκήνιο (Εικόνα 62).

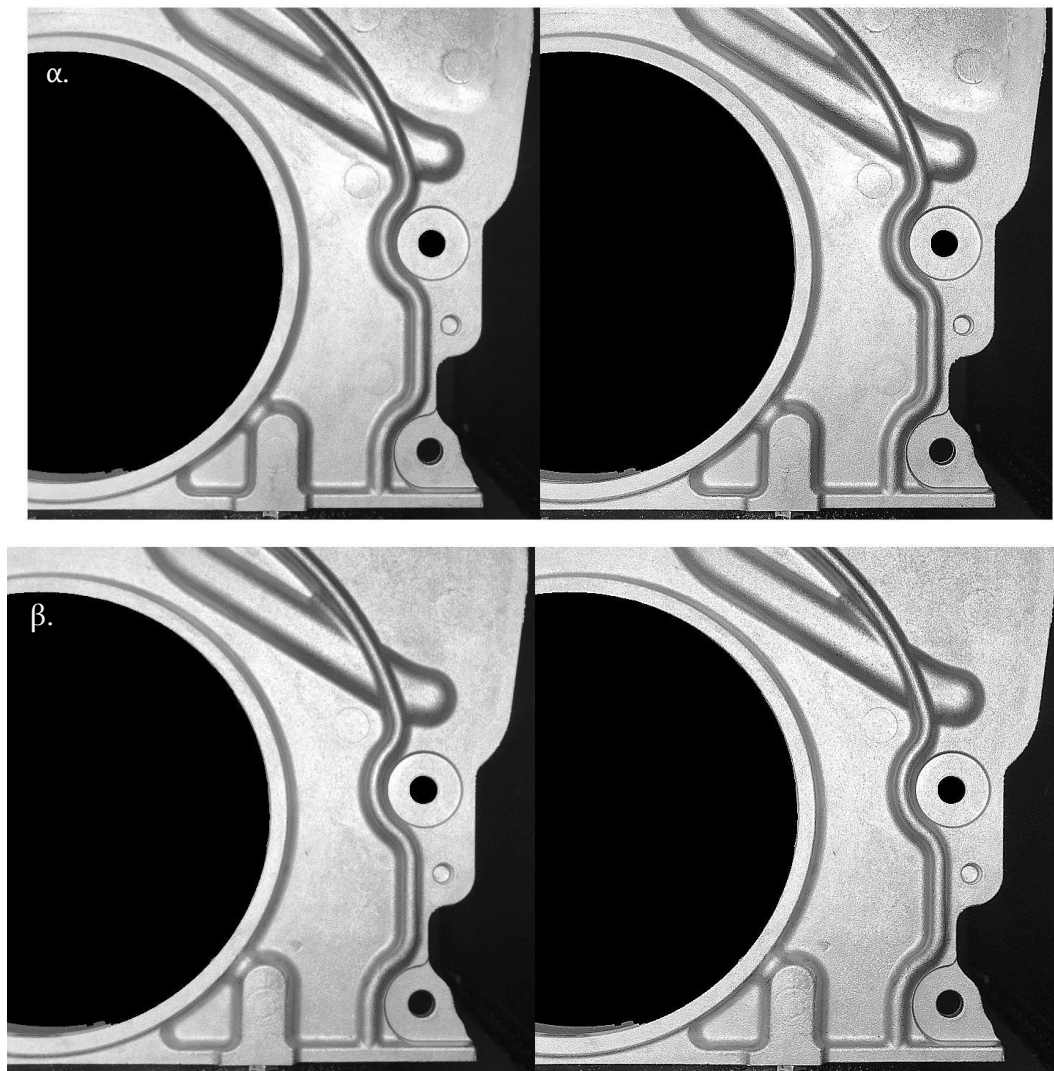


Εικόνα 61: Επιλογή αντιπροσωπευτικών σημείων.



Εικόνα 62: Πριν και μετά το κόψιμο και την αφαίρεση του παρασκηνίου.

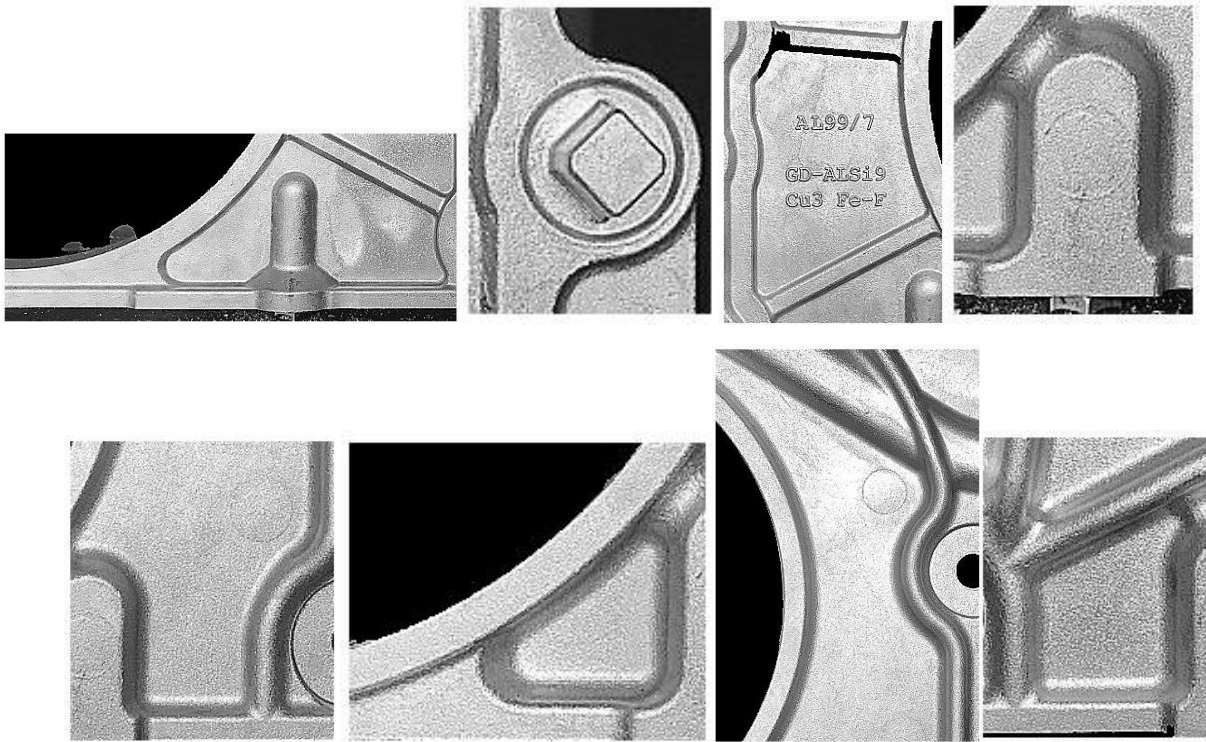
Έπειτα οι εικόνες οξύνονται (Ενότητα 3.3.5) ώστε να αφαιρεθεί η θολότητα που δημιουργείται λόγω της κάμερας. Ταυτόχρονα διορθώνεται η αντίθεση (Ενότητα 3.3.6), έτσι ώστε τα εικονοστοιχεία να βρίσκονται σε όλη την κλίμακα του γκρι (0-255) και να είναι πιο διακριτή η διαφορά μεταξύ των σκοτεινών και φωτεινών στοιχείων. Στις παρακάτω εικόνες γίνεται διακριτή η διαφορά που υπάρχει πριν και μετά την παραπάνω επεξεργασία ειδικά στο ελαττωματικό κομμάτι (Εικόνα 63 b).



Εικόνα 63: Πριν και μετά την όξυνσή σε τεμάχιο (α) χωρίς ελαττώματα (β) με ελαττώματα

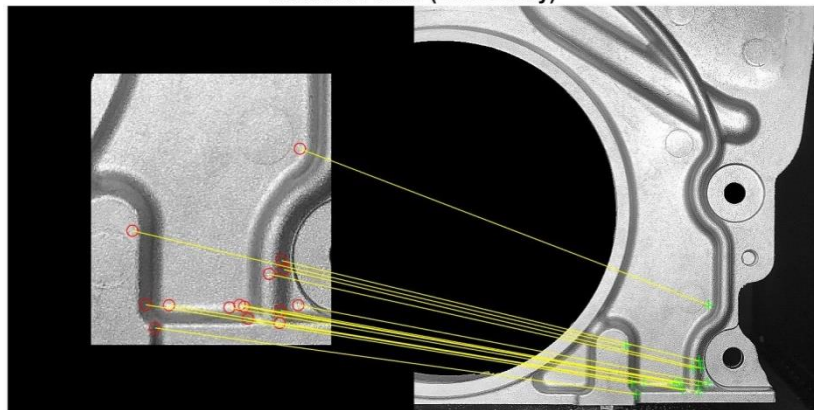
4.5 ΑΝΑΛΥΣΗ ΕΙΚΟΝΑΣ

Στο βήμα αυτό επιλέγουμε στην εικόνα του κομματιού τις περιοχές όπου βάσει εμπειρίας αναμένεται εμφάνιση ελαττωμάτων (Εικόνα 64), με την τεχνική της αναγνώρισης περιοχών (Ενότητα 3.3.9). Η διαδικασία αυτή πραγματοποιείται τόσο για να αφαιρεθούν οι αδιάφορες προς τον χρήστη πληροφορίες όσο και για να μειωθεί ο υπολογιστικός χρόνος. Εισάγουμε τις εικόνες των περιοχών αυτών στον αλγόριθμο με τον οποίο θα αναγνωριστούν αυτόματα στην συνέχεια για κάθε τεμάχιο. Σε κάθε περιοχή εντοπίζονται αυτόματα τα σημεία με το «μεγαλύτερο» ενδιαφέρον δηλαδή εκείνα που μπορούν να εντοπιστούν με ακρίβεια από διάφορες θέσεις και προσανατολισμούς (πχ γωνίες, καμπύλες κλπ.), όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα (Εικόνα 65). Στην συνέχεια, υπολογίζεται το διάνυσμα «περιγραφής» από τα εικονοστοιχεία που βρίσκονται γύρω από κάθε σημείο ενδιαφέροντος. Τα πιο απλά διανύσματα αποτελούνται από τις τιμές των εικονοστοιχείων που βρίσκονται σε μία μικρή περιοχή γύρω το σημείο ενδιαφέροντος. Μπορούν να χρησιμοποιηθούν πιο προηγμένα διανύσματα πχ. τύπου SURF, όπως πραγματοποιήθηκε στην συγκεκριμένη εφαρμογή. Τέλος, αντιστοιχίζοντας τα διανύσματα περιγραφής μεταξύ των δυο εικόνων εξάγονται οι συντεταγμένες των περιοχών ενδιαφέροντος πάνω σε κάθε εικόνα (Εικόνα 66).



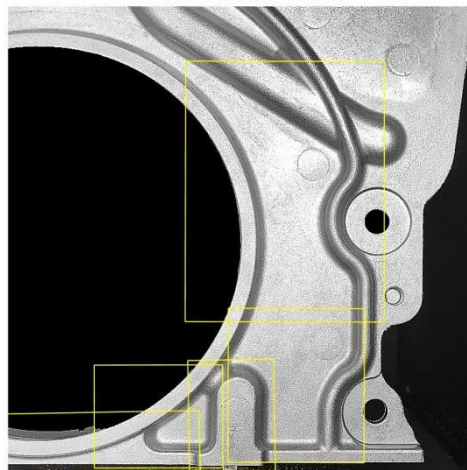
Εικόνα 64: Περιοχές όπου εμφανίζονται συνηθέστερα τα ελαττώματα

Matched Points (Inliers Only)



Εικόνα 65: Εύρεση του διανύσματος "περιγραφής"

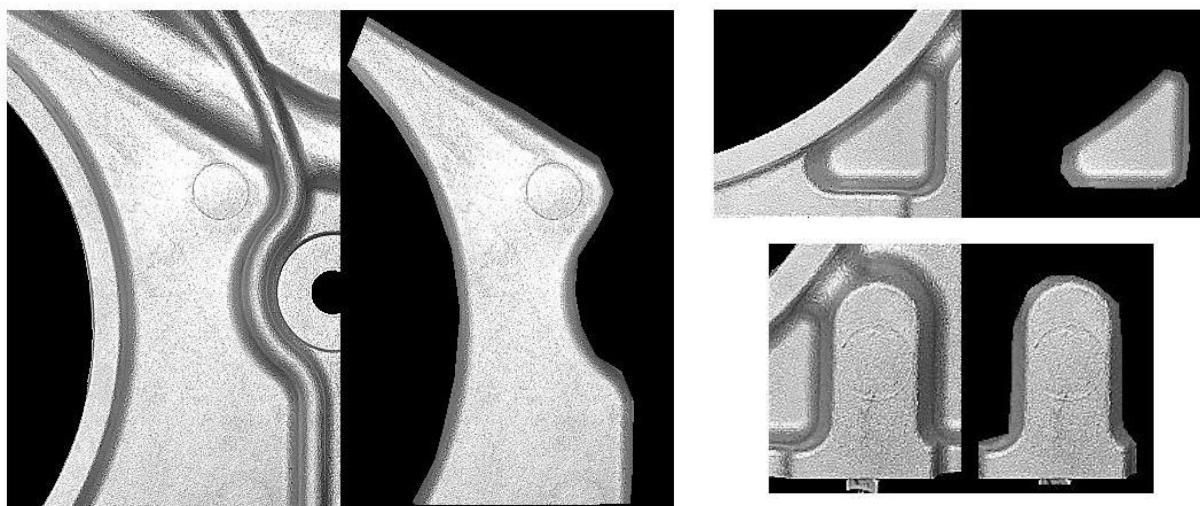
Detected Box



Εικόνα 66: Εξαγωγή συντεταγμένων των περιοχών ενδιαφέροντος σε κάθε εικόνα

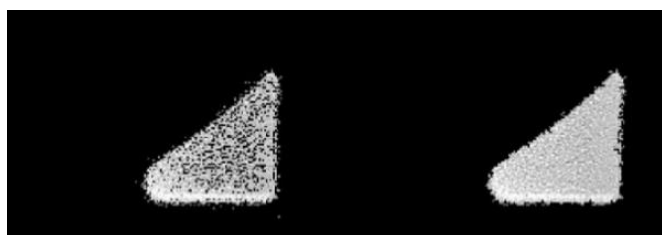
Στην συνέχεια χωρίζουμε τις περιοχές αυτές σε ακόμα μικρότερες, ώστε οι πληροφορίες που θα εξάγουμε στην συνέχεια να μην επηρεάζονται από το παρασκήνιο και τα περιγράμματα. Το περίγραμμα αποτελείται κυρίως από σκοτεινά εικονοστοιχεία, όπως και τα ελαττώματα, με συνεπεία να συγχέονται με αυτά. Συνεπώς είναι προτιμότερο να αφαιρεθούν.

Η αφαίρεση του περιγράμματος πραγματοποιείται με την εφαρμογή μιας μάσκας (Ενότητα 3.3.7) και ενός φίλτρου. Στην μάσκα που εφαρμόζεται, εισάγονται οι συντεταγμένες των σημείων ενδιαφέροντος με σκοπό να μαυρίσει η υπόλοιπη περιοχή (Εικόνα 67). Κατά την εφαρμογή του φίλτρου στην συνέχεια, μηδενίζονται τα εικονοστοιχεία που η ένταση φωτεινότητας τους είναι κάτω από μία τιμή, η οποία ανάλογα με την περιοχή και τα χαρακτηριστικά της (συνολική φωτεινότητα, σκιές, γωνιές κλπ.) κυμαίνεται μεταξύ 140-180. Οι τιμές αυτές επιλέγονται από τον χρήστη εμπειρικά και μετά από παρατήρηση του εύρους των χρωμάτων κάθε περιοχής. Για παράδειγμα, σε περιοχές όπου ο φωτισμός είναι πιο δυνατός και το φως αντανακλάται, συμπεραίνουμε ότι οι τιμές φωτεινότητας των εικονοστοιχείων θα είναι πιο υψηλές από ότι άλλου και συνεπώς επιλέγουμε και υψηλότερο όριο.

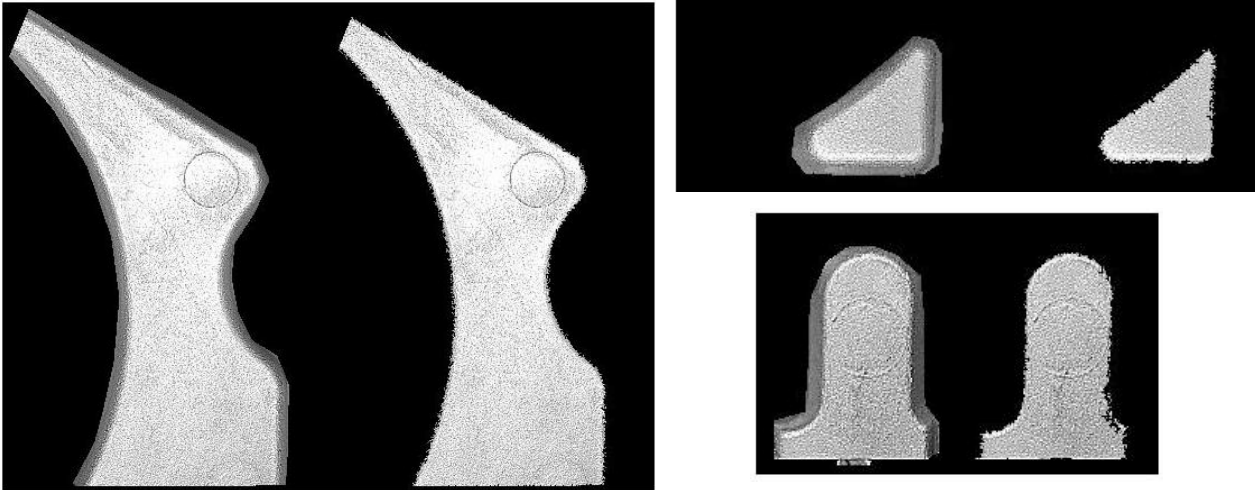


Εικόνα 67: Εφαρμογή μάσκας.

Είναι αναγκαίο η εικόνα να επεξεργαστεί κατάλληλα ώστε μετά την εφαρμογή του φίλτρου να μην υπάρχουν κενά μέσα στις περιοχές αυτές (Εικόνα 68). Τα κενά αυτά δημιουργούνται από τα εικονοστοιχεία που μηδενίστηκαν παραπάνω και βρίσκονται μέσα στην περιοχή. Ο αλγόριθμος θεωρεί ως κενά τις περιοχές εκείνες που αποτελούνται από σκοτεινά εικονοστοιχεία και περικυκλώνονται από πιο φωτεινά. Αφού τα εντοπίσει, δίνει μια κατάλληλη τιμή ανάλογη των γειτονικών εικονοστοιχείων.



Εικόνα 68: Αφαίρεση κενών που δημιουργούνται λόγω του φίλτρου.



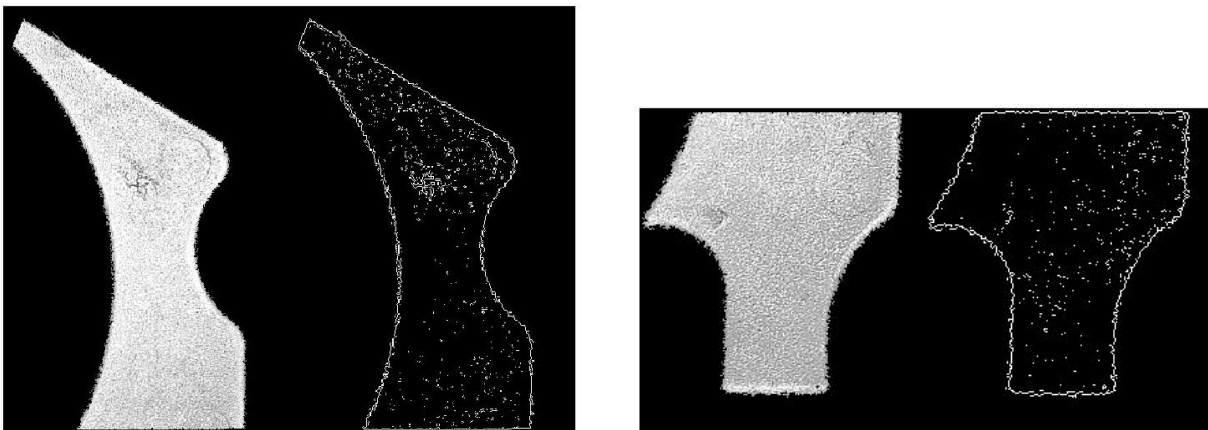
Εικόνα 69: Τελικές εικόνες.

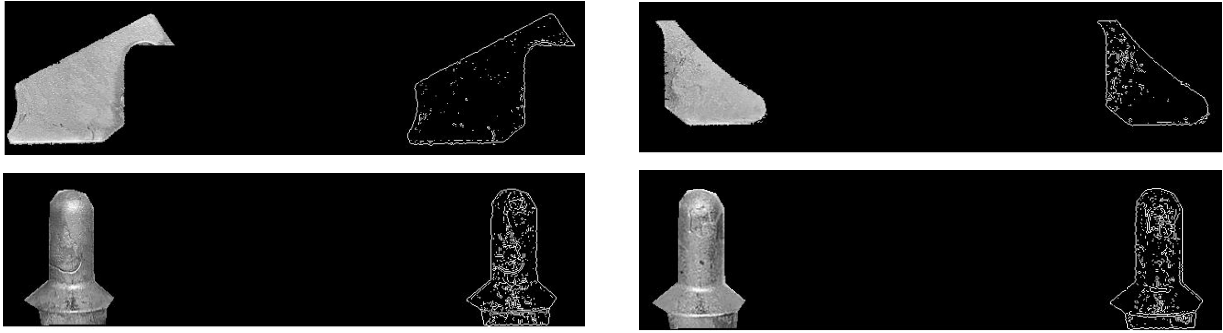
4.6 ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΕΙΚΟΝΩΝ

Για κάθε περιοχή ενδιαφέροντος υπολογίζουμε:

- Την μέση τιμή και την τυπική απόκλιση των εικονοστοιχείων.
- Τον αριθμό και την μέση τιμή των εικονοστοιχείων που βρίσκονται κάτω από ένα ορισμένο όριο στην κλίμακα του γκρι.
- Την μέση τιμή και την τυπική απόκλιση του μεγέθους της κλίσης (gradient magnitude).
- Τον αριθμό των λευκών εικονοστοιχείων που προκύπτουν από την αναγνώριση περιγράμματος.

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω (Ενότητα 3.3.12), όταν πραγματοποιείται αναγνώριση περιγράμματος σε μία εικόνα ο αλγόριθμος εντοπίζει τα σημεία όπου η κλίση λαμβάνει μεγαλύτερες τιμές. Το βασικό χαρακτηριστικό των ελαττωμάτων είναι ότι τα εικονοστοιχεία τους είναι πιο σκοτεινά από τα μη ελαττωματικά με αποτέλεσμα η κλίση να είναι μεγαλύτερη στις περιοχές αυτές. Συνεπώς εκμεταλλευόμαστε την έτοιμη συνάρτηση του MATLAB για την αναγνώριση των περιγραμμάτων και την εφαρμόζουμε στις τελικές εικόνες όπου έχει αφαιρεθεί τελείως το περίγραμμα και έχει μείνει μόνο η εξεταζόμενη περιοχή. Στην εικόνα που προκύπτει μετράμε τα λευκά εικονοστοιχεία.



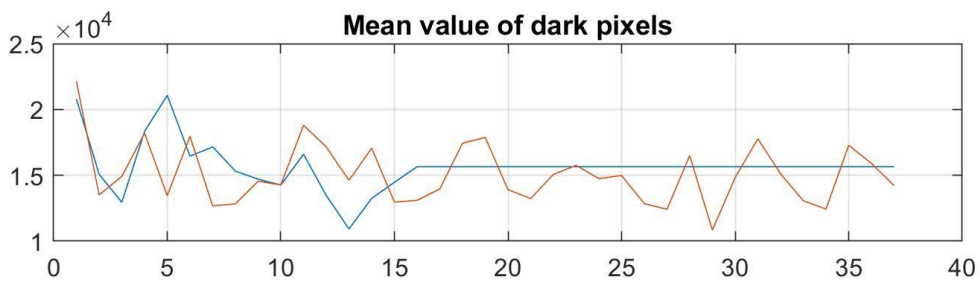
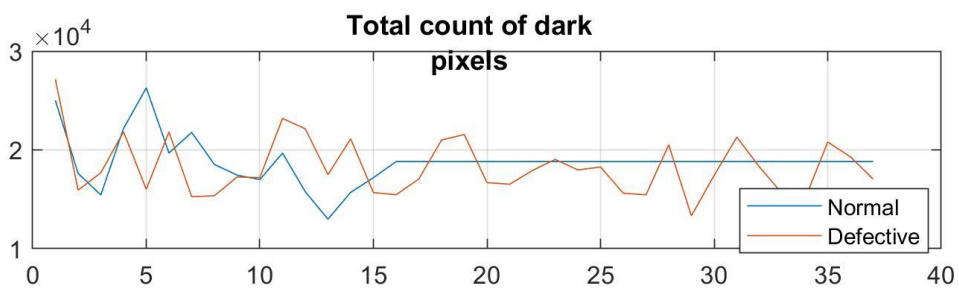
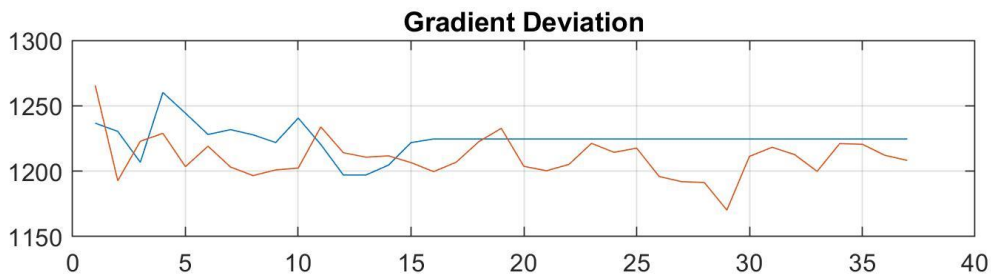
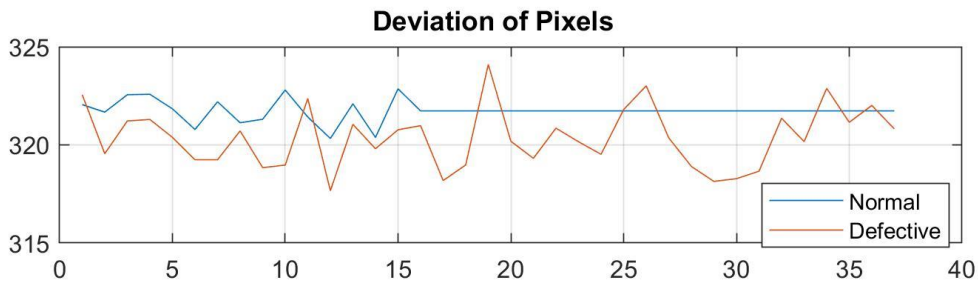
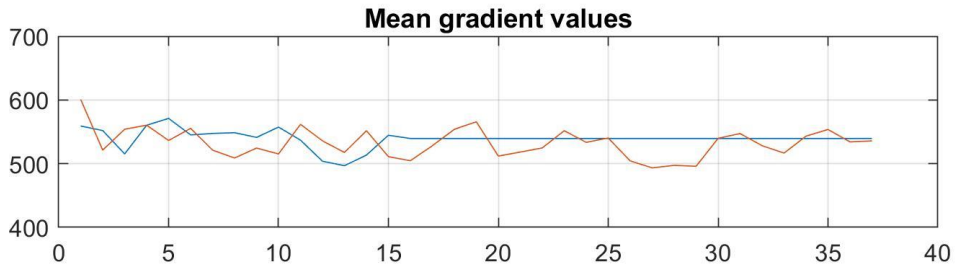
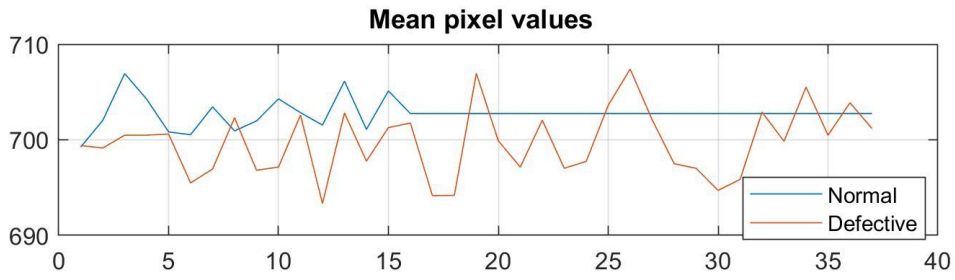


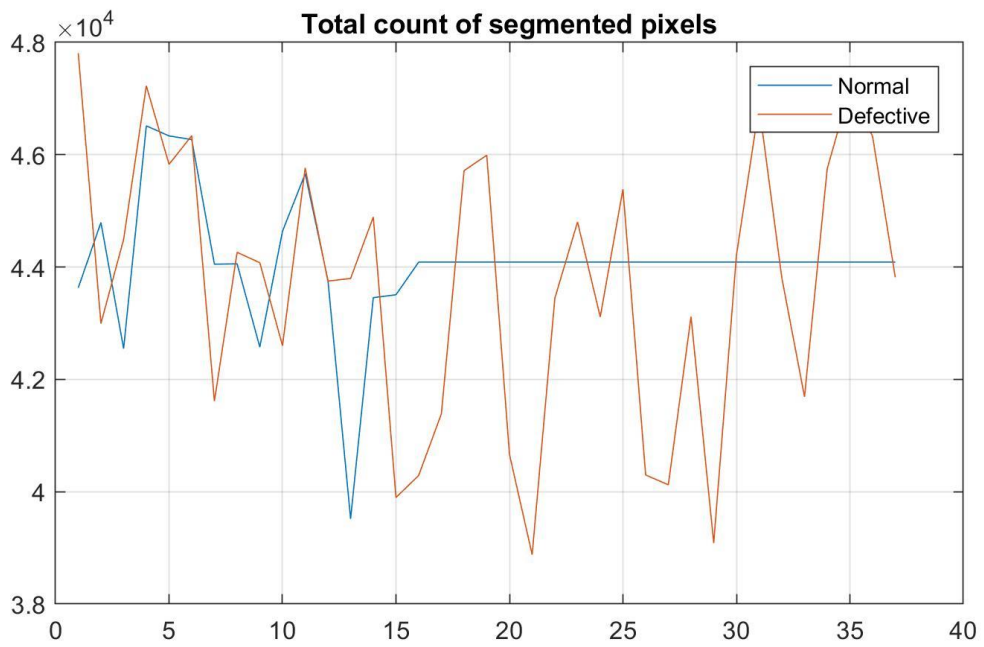
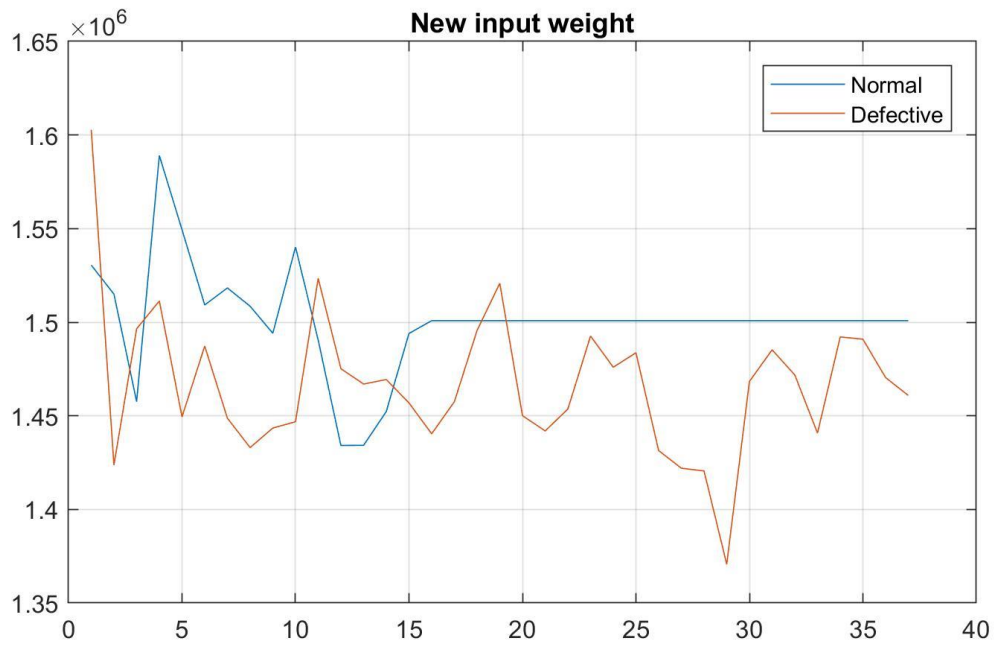
Εικόνα 70: Αποτέλεσμα αναγνώρισης περιγράμματος

Επίσης για την καλύτερη κατηγοριοποίηση υπολογίζεται μια νέα μεταβλητή με σκοπό να δοθεί έμφαση στα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά, δηλαδή σε αυτά που η διαφορά μεταξύ των ελαττωματικών και μη κομματιών είναι πιο διακριτή. Αυτή θα ισούται με:

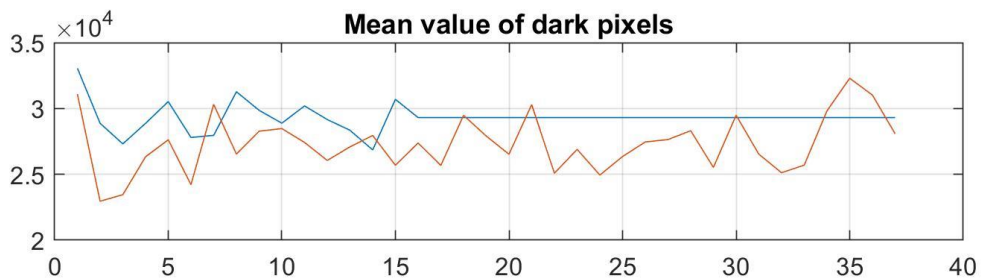
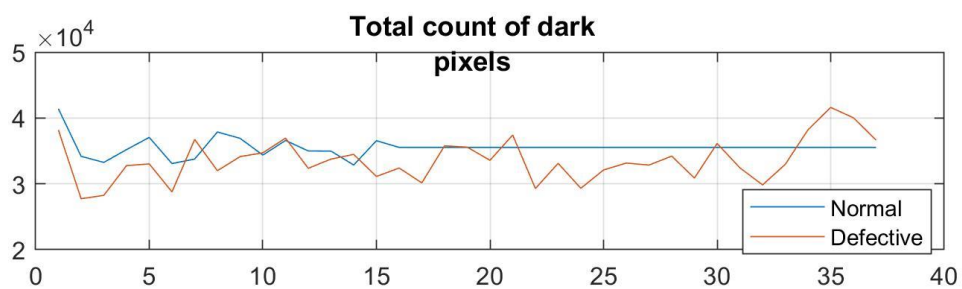
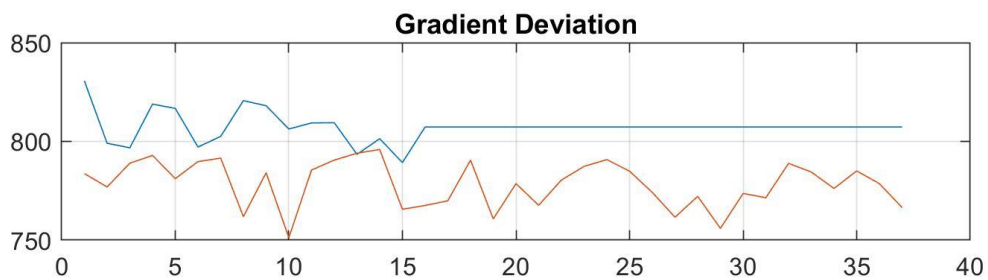
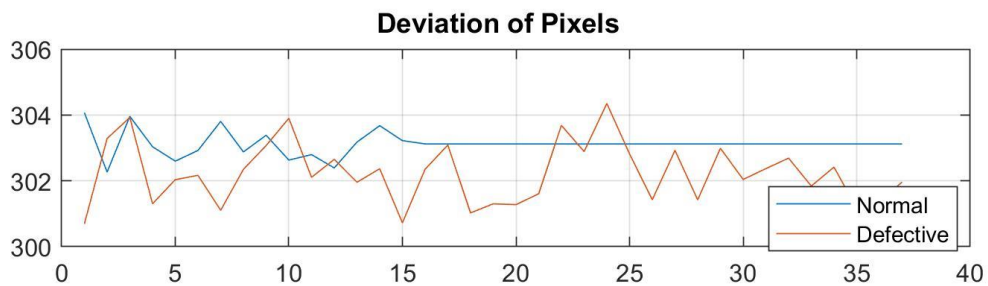
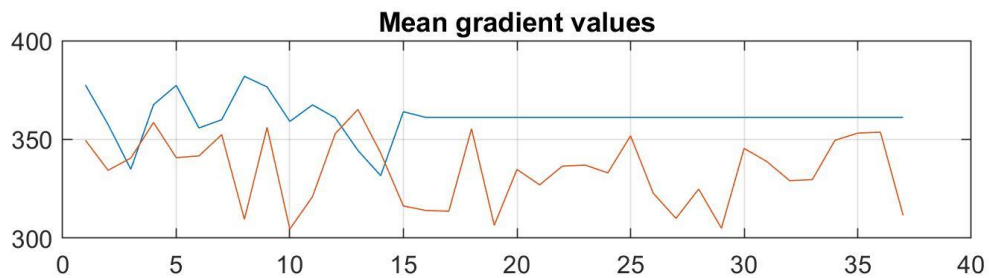
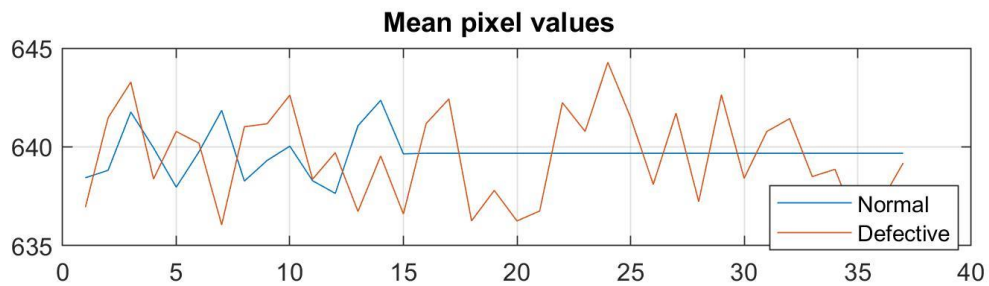
$$Weight = \left(\frac{mean\ values^2 + standard\ deviation^2}{mean\ gradient\ values + gradient\ st.\ dev.^2} \right)$$

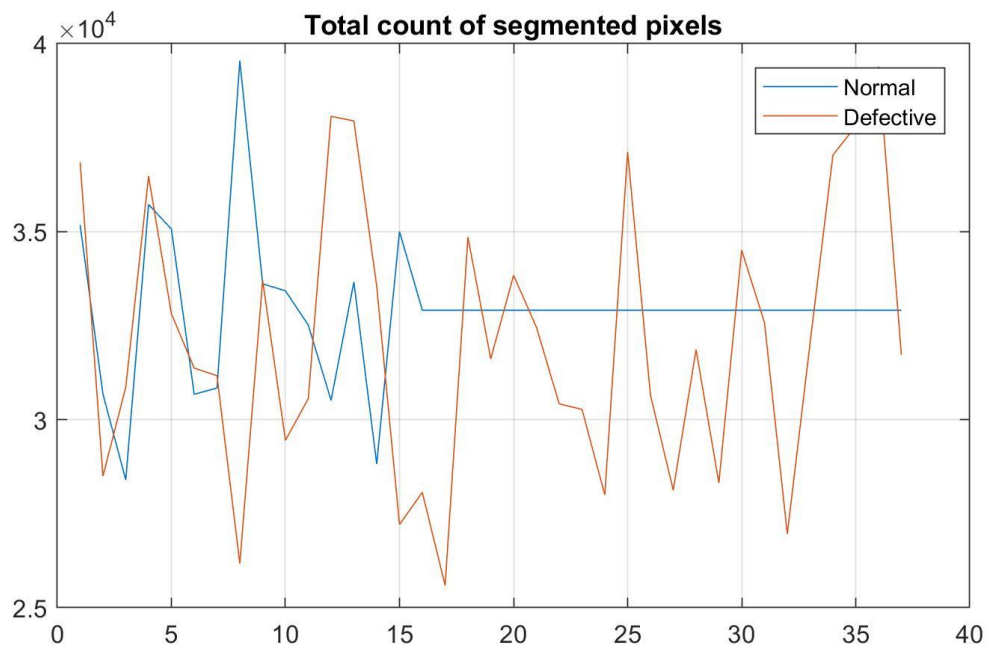
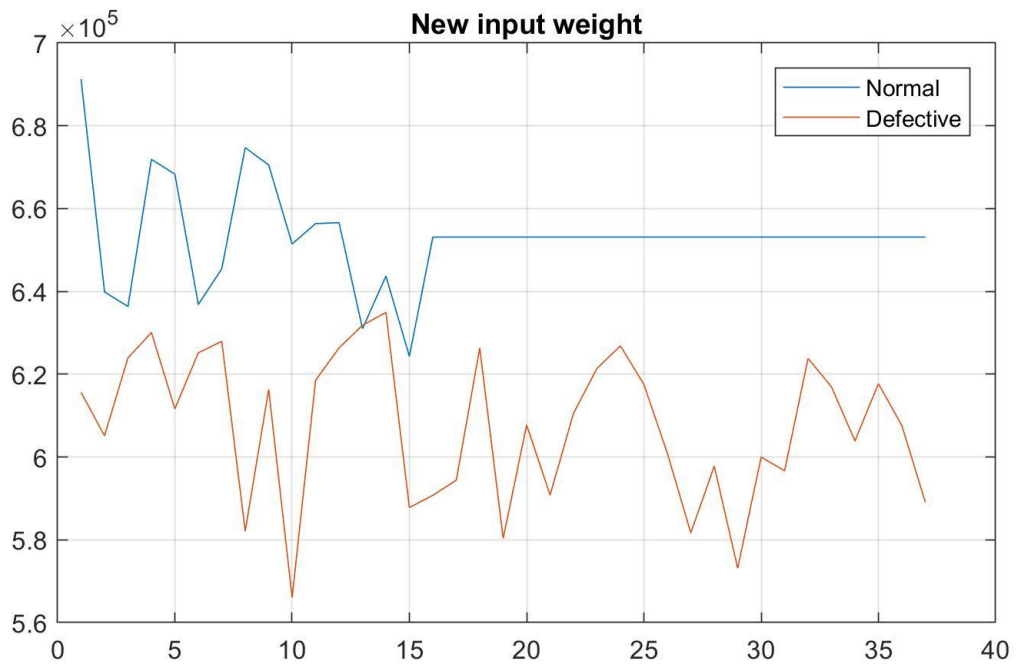
Τα κομμάτια κατηγοριοποιούνται σε ελαττωματικά και μη. Για κάθε πλευρά (μπρος και πίσω) προσθέτουμε τα στατιστικά δεδομένα που εξάχθηκαν για κάθε ξεχωριστή περιοχή και λαμβάνουμε τα παρακάτω διαγράμματα αποτελεσμάτων (Εικόνα 71, Εικόνα 72), όπου με μπλε χρώμα απεικονίζονται τα μη ελαττωματικά κομμάτια και με πορτοκαλί τα σκάρτα. Τέλος προσθέτοντας στην συνέχεια τα στοιχεία κάθε πλευράς εξάγουμε τα συνολικά αποτελέσματα.



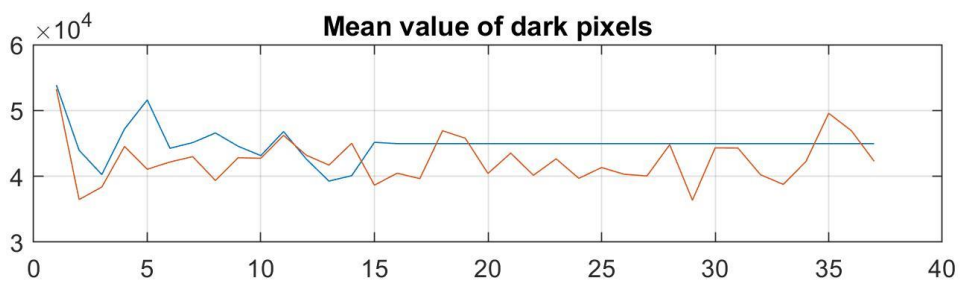
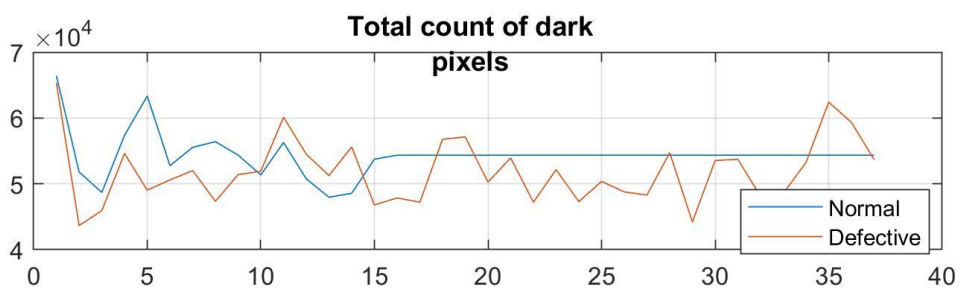
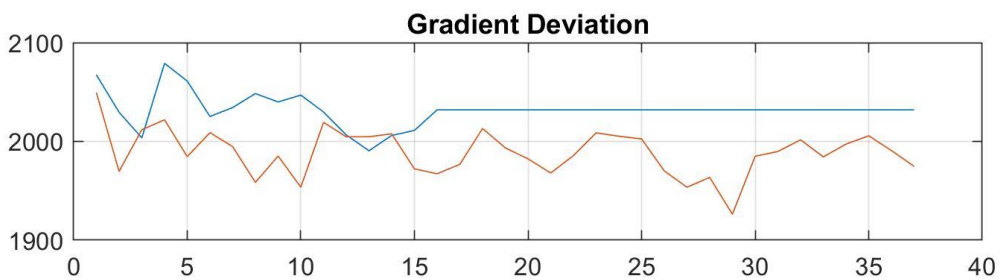
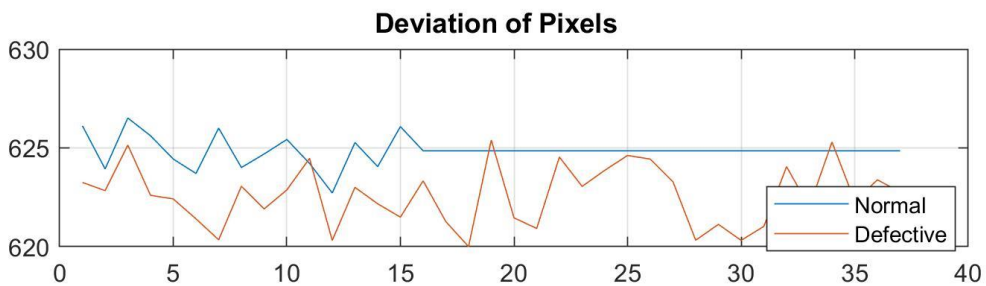
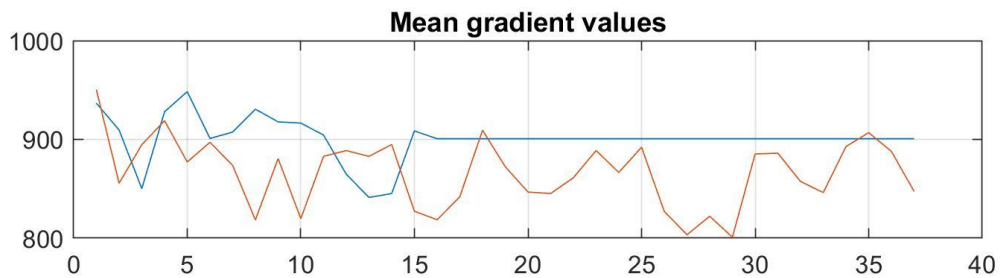
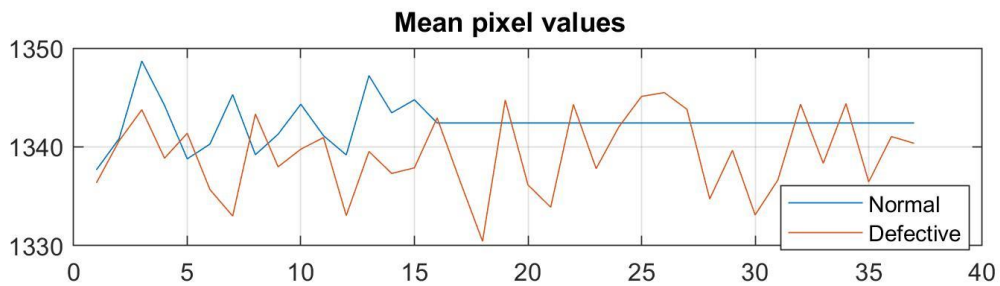


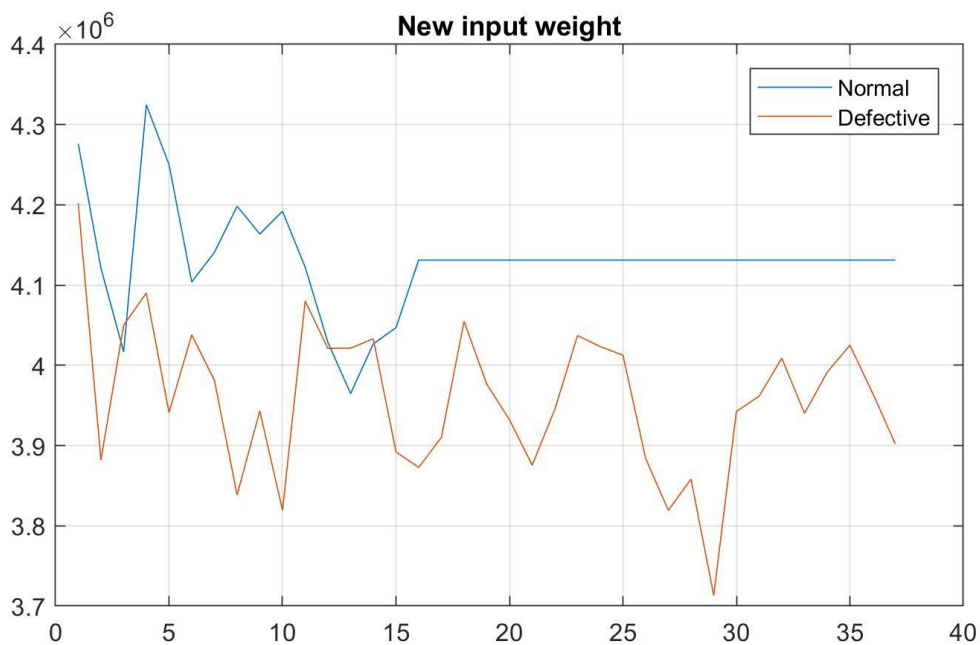
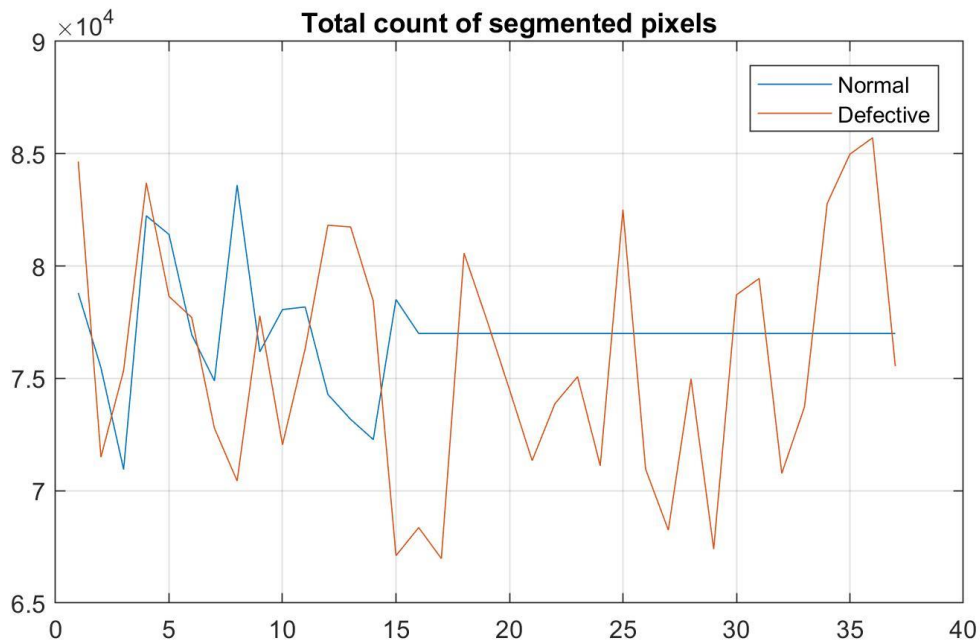
Εικόνα 71 Στατιστικά δεδομένα εμπρός πλευράς





Εικόνα 72 Στατιστικά δεδομένα πίσω πλευράς





Εικόνα 73 Συνολικά στατιστικά δεδομένα

Από τα παραπάνω αποτελέσματα παρατηρούμε ότι υπάρχει διακριτή διάφορα, με κάποιες εξαιρέσεις, μεταξύ των στοιχείων των ελαττωματικών και μη κομματιών. Αυτή η διαφορά μας βοηθάει σε επόμενο βήμα, καθώς έτσι γίνεται αποτελεσματικότερη η ταξινόμηση των κομματιών. Τα ελαττωματικά κομμάτια θα πρέπει τυπικά να έχουν μικρότερη μέση τιμή από τα μη ελαττωματικά, καθώς τα ελαττώματα αποτελούνται κυρίως από πιο σκοτεινά εικονοστοιχεία. Σε κάποιες περιπτώσεις, παρατηρούμε ότι αυτό δεν συμβαίνει. Το γεγονός αυτό μπορεί να οφείλεται στο ότι το ελάττωμα είναι πολύ μικρό ή μη διακριτό ή ότι το υπόλοιπο κομμάτι είναι αρκετά φωτεινό. Ωστόσο αυτό δεν μας επηρεάζει απαραίτητα καθώς αντισταθμίζεται στην συνέχεια από τις άλλες μεταβλητές όπως για παράδειγμα το gradient, που είναι υψηλό ή ο αριθμός των λευκών στοιχείων που είναι μεγάλος.

5 ΣΥΣΤΗΜΑ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ-ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗΣ

5.1 ΤΕΧΝΗΤΟ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ

Στην συγκεκριμένη εφαρμογή επιθυμούμε να κατηγοριοποιήσουμε τα κομμάτια σε ελαττωματικά και μη, με βάση τα στοιχεία-μεταβλητές που προέκυψαν παραπάνω για κάθε εικόνα:

- Μέση τιμή φωτεινότητας εικονοστοιχείων.
- Μέση τιμή κλίσης.
- Τυπική απόκλιση φωτεινότητας εικονοστοιχείων.
- Τυπική απόκλιση κλίσης.
- Συνολικός αριθμός σκοτεινών εικονοστοιχείων.
- Μέση τιμή φωτεινότητας των σκοτεινών εικονοστοιχείων.
- Αριθμός λευκών εικονοστοιχείων όπου εφαρμόστηκε αναγνώριση περιγράμματος.
- Μεταβλητή weight.

Για αυτόν τον σκοπό χρησιμοποιείται η εφαρμογή pattern recognition του MATLAB. Τα νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιούνται στην συγκεκριμένη εφαρμογή είναι πρόσθιας ανατροφοδότησης με δύο επίπεδα όπου στο καθένα χρησιμοποιείται σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης ενώ η εκπαίδευση είναι επιτηρούμενη. Το πλεονέκτημα αυτού του πακέτου αποτελούν τα διαγράμματα των αποτελεσμάτων, όπως confusion matrix, διάγραμμα σφάλματος κλπ., καθώς βοηθούν στην καλύτερη αξιολόγηση τους.

5.1.1 ΠΡΟ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΕΙΣΟΔΟΥ

Οι μεταβλητές πρέπει να διαμορφωθούν κατάλληλα για να εισαχθούν στον αλγόριθμο. Συγκεκριμένα τα δεδομένα χωρίζονται σε δύο πίνακες, τον πίνακα εισόδου (input matrix) και τον πίνακα στόχου (target matrix).

Ο πίνακας εισόδου και στόχου θα αποτελούνται από n γραμμές, οι οποίες θα είναι ίσες με τον αριθμό των τεμαχίων. Κάθε i στήλη του πίνακα εισόδου θα αποτελείται από n αριθμό μεταβλητών που χαρακτηρίζουν την εικόνα, πχ. μέση τιμή των εικονοστοιχείων. Κάθε αντίστοιχη στήλη του πίνακα στόχου θα αποτελείται από δύο στοιχεία, με τιμή μηδέν ή ένα για τεμάχιο μη ελαττωματικό ή ελαττωματικό αντίστοιχα.

INPUT MATRIX				TARGET MATRIX		
Item	Variables			Item	Classes	
	Variable 1	Variable 2	... Variable n		Normal	Defective
1				1	0	1
2				2	0	1
⋮				⋮		
N(Number of items)				N(Number of items)	1	0

Πίνακας 4 Πίνακας εισόδου και πίνακας στόχου

Στην συγκεκριμένη εφαρμογή ο πίνακας εισόδου και στόχου αποτελείται από 52 γραμμές όσο και τα τεμάχια τα οποία έχουν κατηγοριοποιηθεί σε ελαττωματικά και μη. Εισήχθησαν τέσσερις διαφορετικοί πίνακες εισόδου, συνεπώς ο αριθμός των στηλών εξαρτάται από τις μεταβλητές που επιλέγουμε να λάβουμε υπόψη.

Οι δοκιμές έγιναν για να βρεθεί ο βέλτιστος συνδυασμός των μεταβλητών εισόδου που θα δίνουν το υψηλότερο επίπεδο εμπιστοσύνης. Η επιλογή του κατάλληλου συνδυασμού πρέπει να γίνει με προσοχή διότι υπάρχει ο κίνδυνος να έχει γίνει “overfitting”, δηλαδή το νευρωνικό δίκτυο κατηγοριοποιεί με πολύ καλή ακρίβεια τα δεδομένα εισόδου στην εκπαίδευση, αλλά δεν αποδίδει το ίδιο καλά σε νέα δεδομένα. Η επιλογή του αριθμού των συνδυασμών των μεταβλητών που δοκιμάστηκαν έγινε με δοκιμή και πλάνη. Από τα παραπάνω διαγράμματα παρατηρούμε ότι σε κάποιες μεταβλητές όπως μέση τιμή, τυπική απόκλιση, αριθμός σκοτεινών pixels και βάρος η διαφορά είναι πιο διακριτή απ’ ότι σε άλλες και συνεπώς θα χρησιμοποιηθούν στους περισσότερους συνδυασμούς. Τα βέλτιστα αποτελέσματα προέκυψαν από τους παρακάτω τέσσερις συνδυασμούς.

Οι τέσσερις διαφορετικές περιπτώσεις εισόδων δίνονται στον παρακάτω Πίνακα.

ΔΟΚΙΜΗ	1	2	3	4
X ₁	Μέση τιμή	Μέση τιμή	Μέση τιμή	Μέση τιμή
X ₂	Μέση τιμή κλίσης	Τυπική απόκλιση	Τυπική απόκλιση	Μέση τιμή κλίσης
X ₃	Αριθμός σκοτεινών pixels	Μέση τιμή κλίσης	Μέση τιμή κλίσης	Αριθμός σκοτεινών pixels
X ₄	Αριθμός λευκών pixels	Αριθμός σκοτεινών pixels	Τυπική απόκλιση κλίσης	Αριθμός λευκών pixels
X ₅	Weight	Μέση τιμή σκοτεινών pixels	Αριθμός σκοτεινών pixels	
X ₆		Αριθμός λευκών pixels	Αριθμός λευκών pixels	
X ₇		Weight	Weight	

Πίνακας 5 Είσοδοι των τεσσάρων δοκιμών (αρχιτεκτονικών) TNA

Στην συνέχεια εφαρμόστηκαν δοκιμές για να καθοριστεί ο αριθμός των νευρώνων του TNA, καθώς όπως αναφέρθηκε παραπάνω τα υπόλοιπα στοιχεία έχουν ήδη καθοριστεί από το πακέτο. Το επίπεδο εξόδου αποτελείται από 2 νευρώνες όσες και οι κατηγορίες και οι τιμές του είναι διακριτές (0-μη ελαττωματικό,1-ελαττωματικό). Οι δοκιμές έγιναν με εμπειρικό τρόπο και επιλέχτηκε το δίκτυο με την μεγαλύτερη επιτυχία κατηγοριοποίησης. Γενικότερα, όσο πιο περίπλοκο είναι το πρόβλημα τόσο περισσότεροι νευρώνες χρησιμοποιούνται και ως εκ τούτου στην συγκεκριμένη περίπτωση επιλέχτηκε να δοκιμαστούν πάνω από 20 νευρώνες. Στον παρακάτω πίνακα επισυνάπτονται τα αποτελέσματα για διάφορα πλήθη νευρώνων.

Αριθμός νευρώνων	30	40	60	70	90
Ποσοστό σωστής κατηγοριοποίησης	90.4%	76.9%	77%	86.5%	80.8%

Πίνακας 6 Ενδεικτικές δοκιμές με διαφορετικό αριθμό νευρώνων ενδιάμεσου επιπέδου

Συνεπώς επιλέγεται ο αριθμός των νευρώνων να είναι ίσος με 30.

Τα δεδομένα χωρίζονται σε ομάδες που θα χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση (training), επικύρωση (validation) και δοκιμή (test). Σε όλες τις περιπτώσεις το 70% των στοιχείων εισόδου

χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση και τα υπόλοιπα χωρίζονται ισοδύναμα για επικύρωση και δοκιμή. Οι τιμές αυτές επιλέχθηκαν λόγω του περιορισμένου αριθμού των τεμαχίων.

Η επιλογή των στοιχείων που εισάγονται στις ομάδες γίνεται με τυχαίο τρόπο. Για αυτόν τον λόγο για κάθε συνδυασμό μεταβλητών εισόδου έγιναν περαιτέρω δοκιμές ώστε να επιλεγεί και ο βέλτιστος διαχωρισμός των στοιχείων.

Οι έξοδοι του συστήματος είναι:

- Το συνολικό ποσοστό επιτυχίας της κατηγοριοποίησης των τεμαχίων.
- Για κάθε κομμάτι ένα διάνυσμα εξόδου, οι τιμές του οποίου βρίσκονται στο εύρος (0,1) και το άθροισμά τους ισούται με 1. Συγκεκριμένα κάθε τιμή ισούται με την πιθανότητα το κομμάτι να βρίσκεται στην συγκεκριμένη κατηγορία. Για παράδειγμα, αν το διάνυσμα εξόδου ισούται με [0.08 ; 0.92] σημαίνει ότι το κομμάτι ανήκει, με ποσοστό 8% πιθανότητα στην πρώτη κατηγορία και 92% πιθανότητα στην δεύτερη.

5.2 ΜΗΧΑΝΕΣ ΔΙΑΝΥΣΜΑΤΩΝ ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗΣ

Για την ανάπτυξη του αλγορίθμου χρησιμοποιήθηκε το πακέτο Classification Learner του Matlab. Η μηχανή διανυσμάτων υποστήριξης που χρησιμοποιήθηκε είναι πολυωνυμικής μορφής. Ταυτόχρονα επιλέχθηκε να χρησιμοποιηθεί η μέθοδος της διασταυρούμενης επικύρωσης με 5 ομάδες.

Οι είσοδοι του συστήματος είναι:

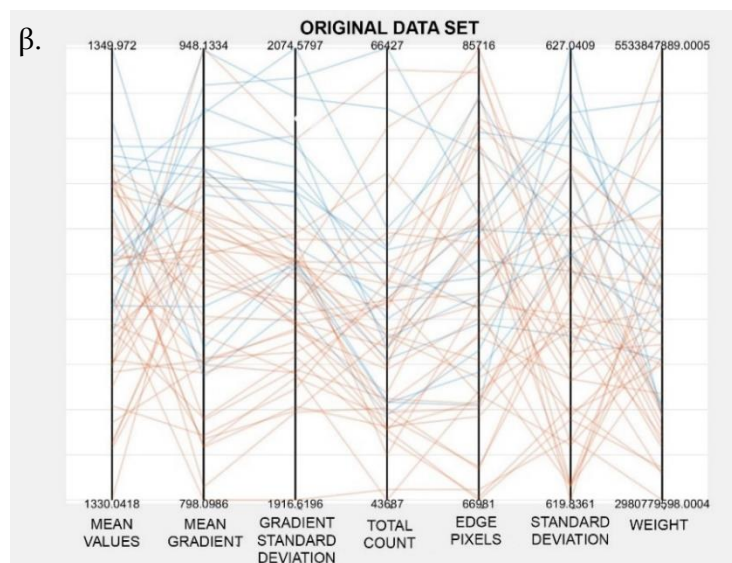
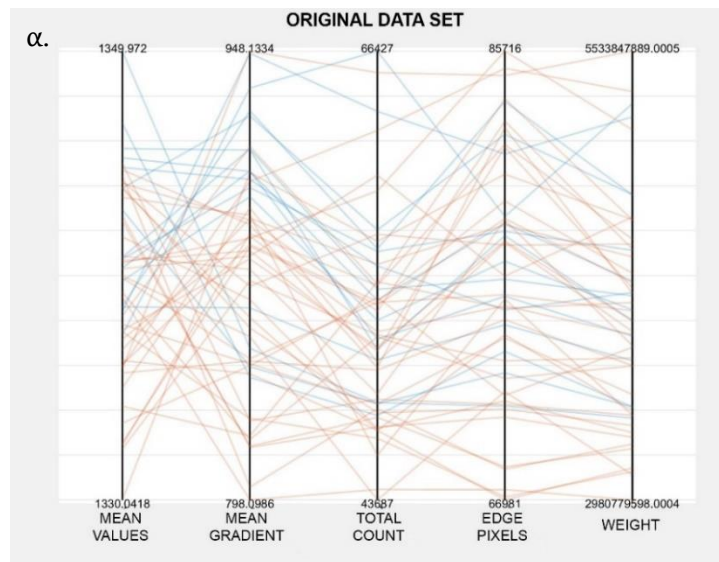
- X: Πίνακας προβλέψεων, όπου κάθε γραμμή αποτελεί μια παρατήρηση και κάθε στήλη μια πρόβλεψη.
- Y: Πίνακας με τις κατηγορίες, όπου κάθε γραμμή αντιστοιχεί σε μια σειρά του πίνακα X.

Το αποτέλεσμα της εκπαίδευσης περιέχει τις βελτιστοποιημένες παραμέτρους από τον αλγόριθμο, που επιτρέπει την κατηγοριοποίηση νέων δεδομένων. Έγιναν δοκιμές με δύο διαφορετικούς συνδυασμούς εισόδων, όπως φαίνεται στον παρακάτω Πίνακα.

ΔΟΚΙΜΗ	1	2
X ₁	Μέση τιμή (mean)	Μέση τιμή.
X ₂	Μέση τιμή της κλίσης (gradient mean)	Μέση τιμή της κλίσης.
X ₃	Συνολικός αριθμός σκοτεινών εικονοστοιχείων	Τυπική απόκλιση της κλίσης.
X ₄	Συνολικός αριθμός λευκών εικονοστοιχείων	Συνολικός αριθμός σκοτεινών εικονοστοιχείων.
X ₅	Βάρος (weight)	Συνολικός αριθμός λευκών εικονοστοιχείων.
X ₆		Τυπική απόκλιση.
X ₇		Weight.

Πίνακας 7 Είσοδοι των δύο δοκιμών (αρχιτεκτονικών) SVG

Στα παρακάτω διαγράμματα παριστάνονται το εύρος των μεταβλητών εισόδου κανονικοποιημένο. Με μπλε χρώμα παριστάνονται τα μη ελαττωματικά τεμάχια, ενώ με πορτοκαλί τα σκάρτα.



Εικόνα 74: Είσοδοι SVG (α) 1^η δοκιμή (β) 2^η δοκιμή

6 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

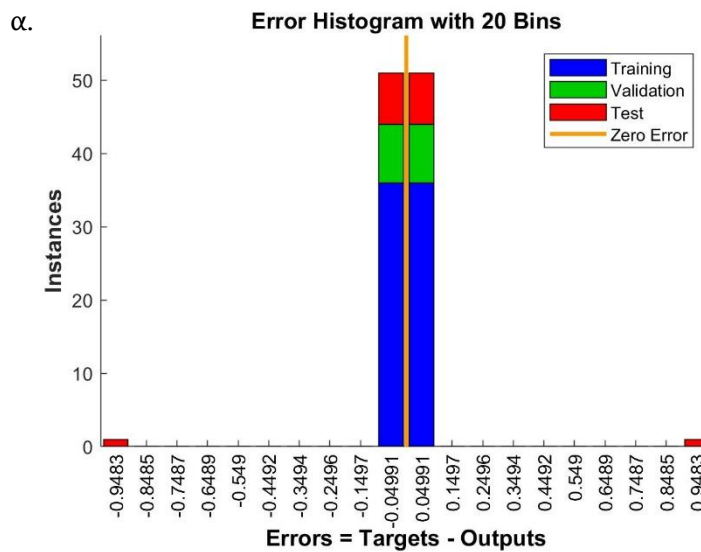
6.1 ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

Τα αποτελέσματα παριστάνονται σε δύο διαγράμματα.

Το πρώτο διάγραμμα αποτελεί το ιστόγραμμα απόκλισης και δείχνει την διαφορά της εξόδου από το επιθυμητό αποτέλεσμα.

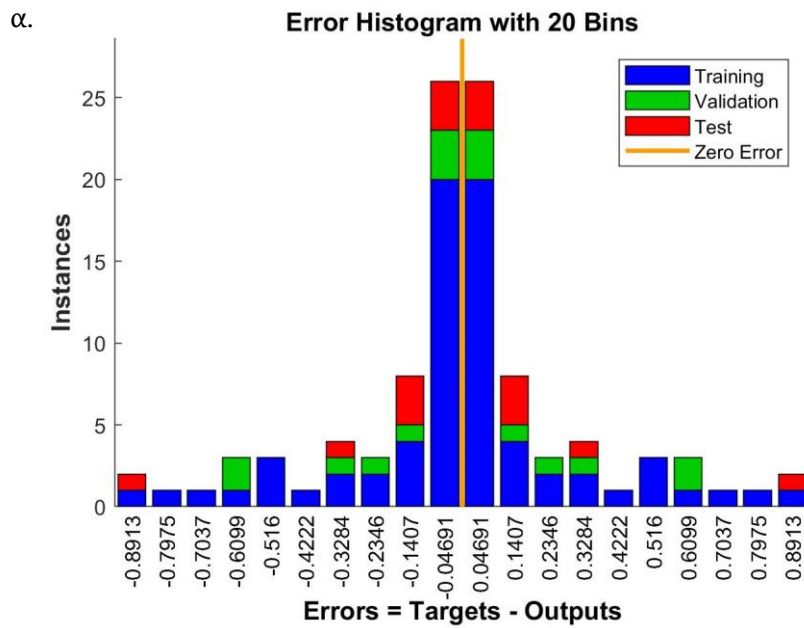
Το δεύτερο διάγραμμα ονομάζεται confusion matrix και παριστάνει πόσα στοιχεία έχουν κατηγοριοποιηθεί σωστά και πόσα όχι. Συγκεκριμένα, το πρώτο στοιχείο στην πρώτη γραμμή δηλώνει πόσα από τα στοιχεία που έχουν δηλωθεί ως μη ελαττωματικά, κατηγοριοποιήθηκαν ως μη ελαττωματικά πράγματι, ενώ το πρώτο στοιχείο στην δεύτερη γραμμή δηλώνει πόσα στοιχεία που έχουν δηλωθεί μη ελαττωματικά κατηγοριοποιήθηκαν ως ελαττωματικά. Το τελευταίο στοιχείο στην τρίτη στήλη, δίνει την συνολική επιτυχία κατηγοριοποίησης. Αυτά τα στοιχεία αναπαρίστανται για κάθε στάδιο (training, validation, test) και συνολικά.

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω έγιναν δοκιμές με τέσσερις διαφορετικές εισόδους. Τα 4 ζεύγη διαγραμμάτων που αντιστοιχούν στις παραπάνω 4 δοκιμές δίνονται στις επόμενες σελίδες.





Εικόνα 75: Αποτελέσματα 1^{ης} δοκιμής (α) διάγραμμα απόκλισης (β) Confusion matrix

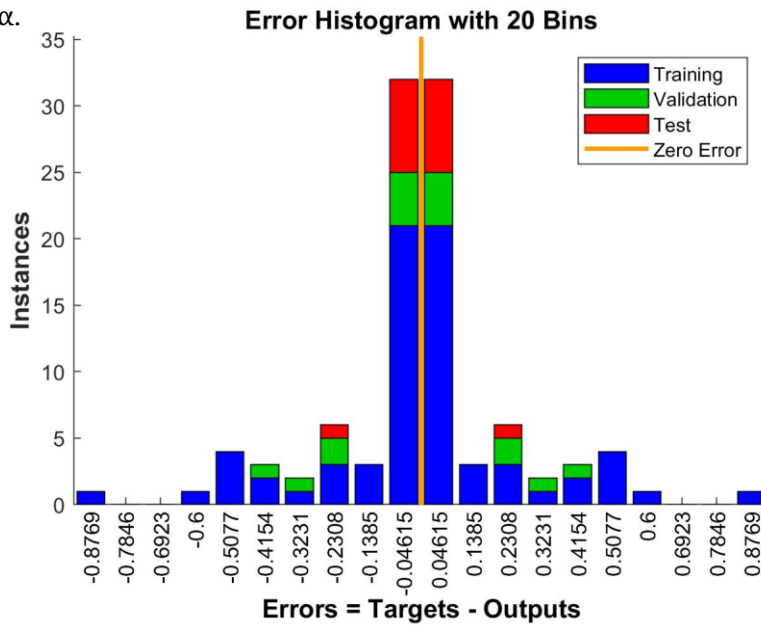


β.



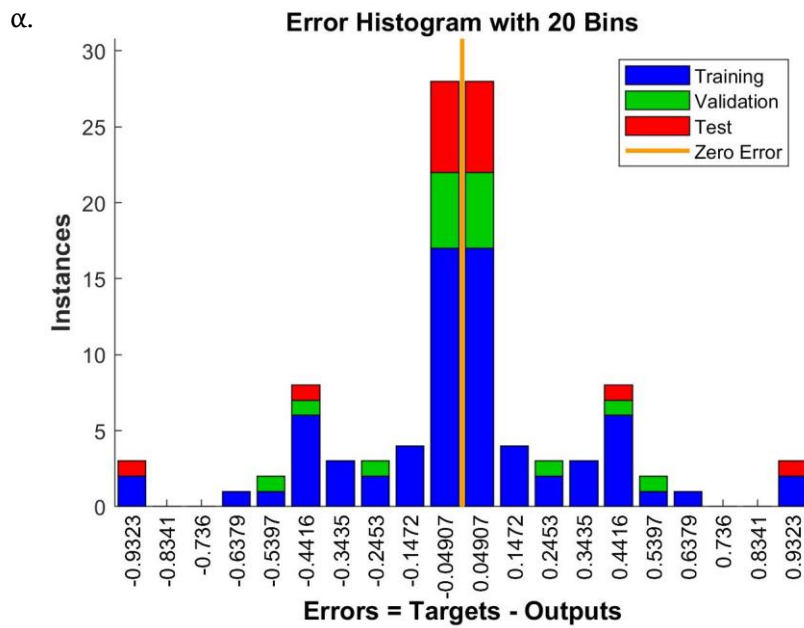
Εικόνα 76: Αποτελέσματα 2^{ης} δοκιμής (α) διάγραμμα απόκλισης (β) Confusion matrix

α.





Εικόνα 77: Αποτελέσματα 3^{ης} δοκιμής (α) διάγραμμα απόκλισης (β) Confusion matrix



Εικόνα 78: Διάγραμμα απόκλισης για 4^η είσοδο.



Εικόνα 79: Αποτελέσματα 4^{ης} δοκιμής (α) διάγραμμα απόκλισης (β) Confusion matrix

Από τα παραπάνω αποτελέσματα παρατηρούμε ότι σε όλες τις περιπτώσεις η κατηγοριοποίηση είναι σωστή για πάνω από το 90% των τεμαχίων στις περισσότερες περιπτώσεις. Το καλύτερο αποτέλεσμα επίπεδου εμπιστοσύνης δίνεται για τον 1^ο συνδυασμό των μεταβλητών εισόδου. Παρατηρούμε ,έπισης, ότι τα αποτελέσματα βγαίνουν λογικά και δεν έχει γίνει overfitting.

6.2 ΜΗΧΑΝΕΣ ΔΙΑΝΥΣΜΑΤΩΝ ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗΣ

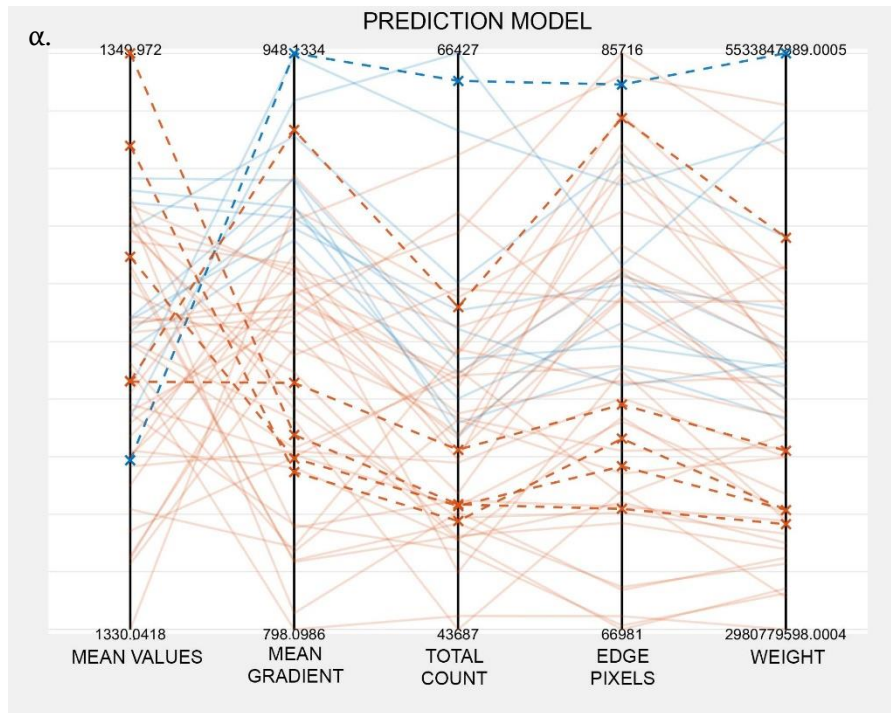
Παρακάτω παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για τα διανύσματα υποστήριξης.

Το πρώτο διάγραμμα(α) ονομάζεται διάγραμμα παράλληλων συντεταγμένων και απεικονίζει όλες τις μεταβλητές σε σχέση με το τεμάχιο. Με μπλε γραμμές απεικονίζονται τα ελαττωματικά κομμάτια και με πορτοκαλί τα μη. Οι μεταβλητές έχουν κανονικοποιηθεί για να βρίσκονται στο ίδιο εύρος. Με διακεκομμένη γραμμή απεικονίζονται οι προβλέψεις, οι οποίες αποτελούν την προβλεπόμενη τιμή των μεταβλητών που αντιστοιχούν σε ένα τεμάχιο. Για παράδειγμα, στο παρακάτω μοντέλο παρατηρούμε ότι προβλέπεται ότι τα ελαττωματικά κομμάτια θα έχουν υψηλή μέση τιμή και χαμηλές τις υπόλοιπες μεταβλητές.

Στο δεύτερο διάγραμμα(β) οι γραμμές παριστάνουν την σωστή κατηγοριοποίηση ενώ οι στήλες την πρόβλεψη. Αν το χρώμα είναι πράσινο τότε ο αλγόριθμος έχει αποδώσει και έχει κατηγοριοποιήσει τις παρατηρήσεις σωστά. Δηλαδή στο παρακάτω παράδειγμα το μοντέλο έχει

προβλέψει σωστά ότι 10 τεμάχια είναι μη ελαττωματικά και πρόβλεψε λάθος ότι 5 τεμάχια είναι ελαττωματικά ενώ δεν είναι.

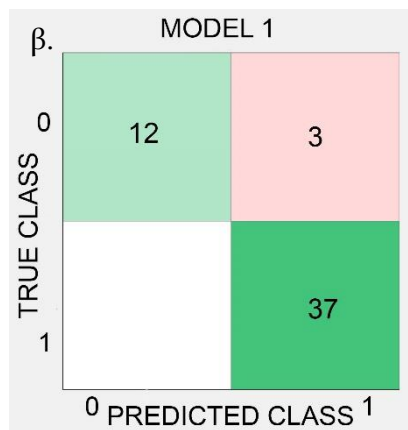
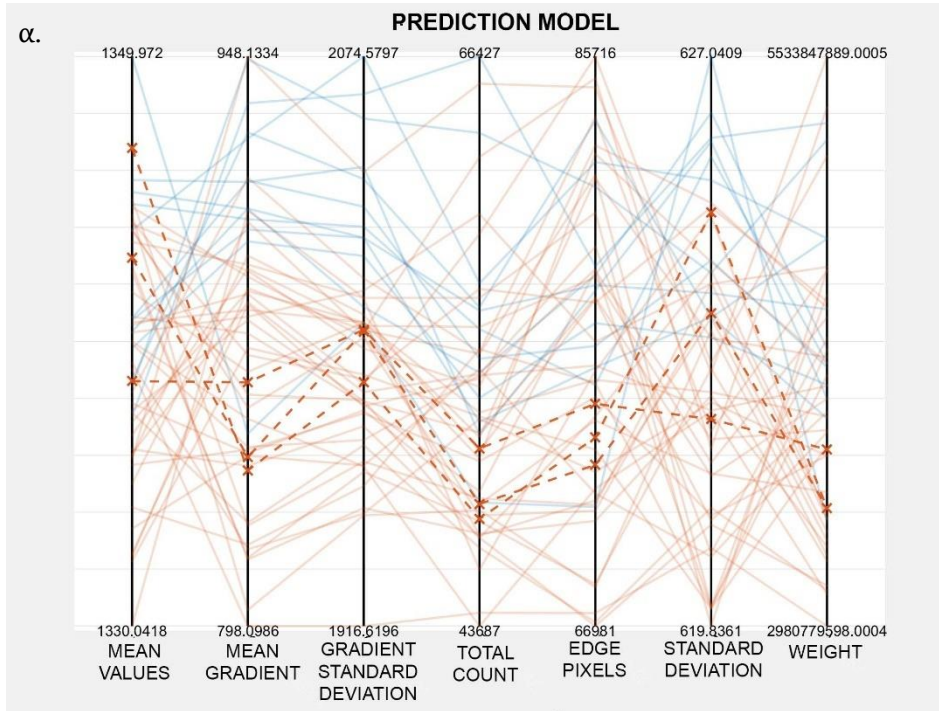
6.2.1 1^Η ΔΟΚΙΜΗ



Εικόνα 8ο: Αποτελέσματα 1^{ης} δοκιμής (α) Διάγραμμα παράλληλων συντεταγμένων (β) Confusion matrix

Η ακρίβεια της κατηγοριοποίησης στην συγκεκριμένη περίπτωση είναι ίση με 90.4%.

6.2.2 2^η ΔΟΚΙΜΗ



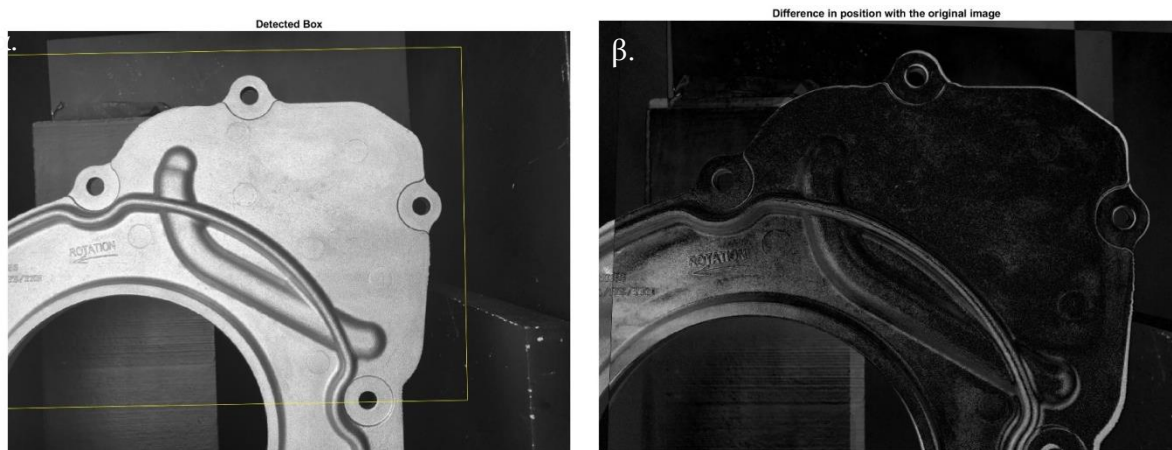
Εικόνα 81: Αποτελέσματα 2^{ης} δοκιμής (α) Διάγραμμα παράλληλων συντεταγμένων (β) Confusion matrix

Η ακρίβεια της κατηγοριοποίησης στη συγκεκριμένη περίπτωση είναι ίση με 88.6%.

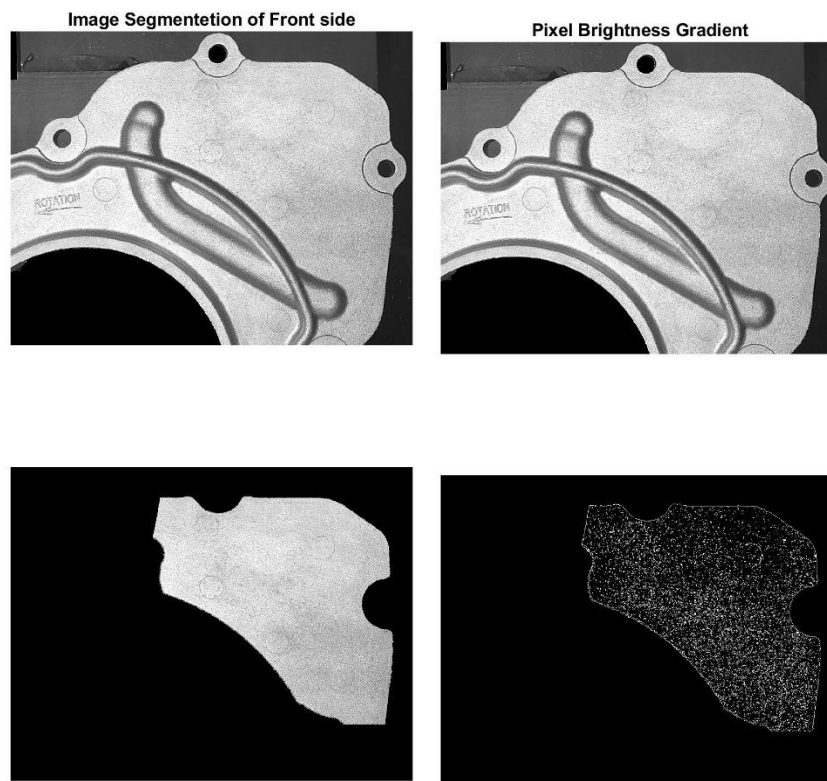
7 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΣΕ ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΟ ΧΡΟΝΟ

Για την εφαρμογή σε πραγματικό χρόνο χρησιμοποιήθηκε φωτογραφική κάμερα κινητού τηλεφώνου, η οποία συνδέθηκε σε πραγματικό χρόνο με τον αλγόριθμο. Ο αλγόριθμός εκτελείται αυτόματα χωρίς να απαιτείται να επέμβει ο χρήστης.

Όταν το τεμάχιο τοποθετείται σε σωστή θέση πάνω στην βάση τότε λαμβάνεται φωτογραφία. Σ' αυτήν αναγνωρίζεται η περιοχή ενδιαφέροντος και στην συνέχεια μετασχηματίζεται η εικόνα κατάλληλα για να έρθει στην ίδια θέση και προσανατολισμό με τις εικόνες που χρησιμοποιήθηκαν κατά τον σχεδιασμό (Εικόνα 82). Τέλος, πραγματοποιούνται οι ίδιες διαδικασίες και μετρήσεις με παραπάνω (Εικόνα 83).



Εικόνα 82: (α) Αναγνώριση περιοχής στην εικόνα που λήφθηκε. (β) Διόρθωση προσανατολισμού



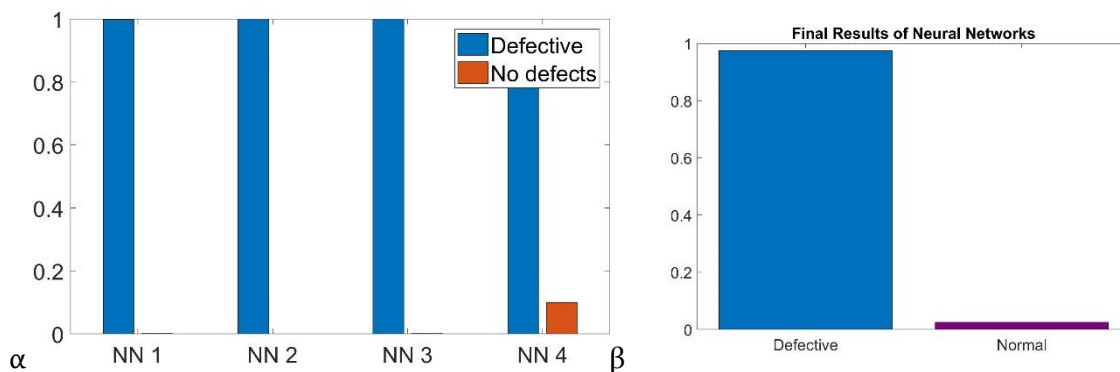
Εικόνα 83: Υπολογισμός στατιστικών δεδομένων.

Τα στατιστικά δεδομένα που λαμβάνουμε εισάγονται στους ήδη εκπαιδευμένους αλγόριθμους.

Τελικά αποφασίστηκε για μεγαλύτερη ακρίβεια και υψηλότερο επίπεδο εμπιστοσύνης να χρησιμοποιηθούν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Ωστόσο, αντί να χρησιμοποιηθεί το νευρωνικό δίκτυο με την υψηλότερη ακρίβεια προτιμήθηκε να χρησιμοποιηθεί ένας συνδυασμός των τεσσάρων νευρωνικών δικτύων (Εικόνα 84). Αυτό επιλέχτηκε, αρχικά επειδή ο αριθμός των τεμαχίων που έχουμε στην διάθεση μας για την εκπαίδευση του αλγορίθμου δεν αρκεί για να παράγει εύρωστα αποτελέσματα. Ταυτόχρονα όπως αναφέραμε παραπάνω ο διαχωρισμός των ομάδων (εκπαίδευση, επικύρωση, δοκιμή) είναι τυχαία και συνεπώς ένα κομμάτι που μπορεί να χρησιμοποιήθηκε στην εκπαίδευση ενός ΤΝΔ, να ανήκε σε άλλη ομάδα στην περίπτωση ενός άλλου. Τέλος αντισταθμίζονται και οι περιπτώσεις των τεμαχίων που, για παράδειγμα, μπορεί να κατηγοριοποιηθούν λάθος από ένα νευρωνικό δίκτυο αλλά σωστά από τα άλλα.

Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω οι έξοδοι που λαμβάνουμε από τα νευρωνικά δίκτυα είναι η συνολική ακρίβεια κατηγοριοποίησης και ένα διάνυσμα με τιμές μεταξύ του 0 και 1 που αναπαριστά σε ποια κατηγορία είναι πιθανότερο να βρίσκεται το κομμάτι. Συνεπώς, η τελική έξοδος του συστήματος που αποτελεί και τη μεταβλητή απόφασης θα ισούται με το άθροισμα του γινομένου της ακριβείας κάθε ΤΝΔ και του διανύσματος κατηγοριοποίησης του κομματιού. Δηλαδή:

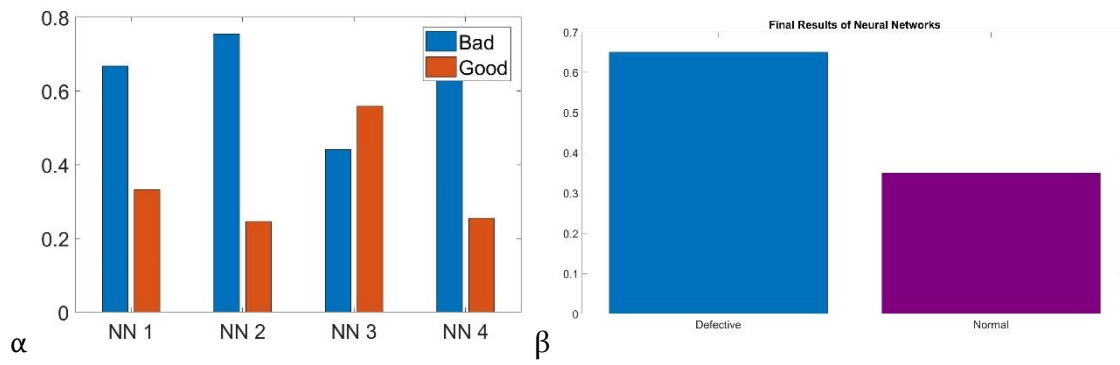
$$class = \frac{\sum_{n=1}^4 Accuracy_n \cdot Classification_n}{4}$$



Εικόνα 84: (α) Διάνυσμα εξόδου νευρωνικών δικτύων (β) Τελικό αποτέλεσμα

Στο παραπάνω διάγραμμα απεικονίζονται αριστερά τα αποτελέσματα που δίνει κάθε νευρωνικό δίκτυο και δεξιά το τελικό αποτέλεσμα που προκύπτει από την παραπάνω εξίσωση. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα, παρατηρούμε ότι τα πρώτα τρία νευρωνικά δίκτυα δίνουν αποτέλεσμα ότι το τεμάχιο είναι ελαττωματικό με υψηλό επίπεδο εμπιστοσύνης, εκτός από το τελευταίο που δίνει το ίδιο αποτέλεσμα με χαμηλότερο επίπεδο εμπιστοσύνης. Το τελικό αποτέλεσμα προκύπτει το ότι κατά 98% σιγουριά το κομμάτι είναι ελαττωματικό.

Παρακάτω παρουσιάζεται μία περίπτωση όπου το ένα από τα νευρωνικά δίκτυα έχει κατηγοριοποιήσει λάθος ένα τεμάχιο. Όμως το τελικό αποτέλεσμα δεν επηρεάζεται καθώς αντισταθμίζεται από τα υπόλοιπα δίκτυα.



Εικόνα 85: (α) Διάγραμμα εξόδου νευρωνικών δικτύων (β) Τελικό αποτέλεσμα

8 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στη συνέχεια παρατίθενται τα συμπεράσματα στα οποία καταλήξαμε και προτείνονται ορισμένες μελλοντικές επεκτάσεις για να αποκτήσει η εφαρμογή που αναπτύχθηκε μια πιο προηγμένη μορφή.

Στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας ήταν η ανάπτυξη ενός συστήματος που αναγνωρίζει επιφανειακά ελαττώματα πάνω σε χυτοπρεσσαριστά τεμάχια με χρήση μηχανικής όρασης και τα κατηγοριοποιεί. Στο πλαίσιο αυτό, δόθηκε ιδιαίτερη έμφαση στο να δημιουργηθεί μία μέθοδος λήψης και ανάλυσης των επιφανειών των τεμαχίων που επιθεωρούνται, με στόχο την εύρωστη και αποδοτική εύρεση των ελαττωμάτων τους. Ταυτόχρονα, χρησιμοποιήθηκαν προηγμένες μέθοδοι μηχανικής μάθησης. Η διαδικασία αυτή, θα μπορούσε να εφαρμοστεί με επιτυχία για την αυτόματη κατηγοριοποίηση. Το σύστημα μηχανικής όρασης, ο αλγόριθμος για την επεξεργασία των εικόνων και το σύστημα μάθησης βασισμένο στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα εφαρμόστηκαν με επιτυχία.

Είναι αναγκαίο να αναφερθεί ότι ο εξοπλισμός λήψης εικόνων, ο οποίος χρησιμοποιήθηκε στο εργαστήριο, ήταν 'ερασιτεχνικός'. Οι συνθήκες λήψης των εικόνων δεν ήταν ιδιαίτερα σταθερές, ο φωτισμός δεν είναι εντελώς ελεγχόμενος καθώς μια αλλαγή στον προσανατολισμό ή στο ύψος του πάνελ, λαμβάνοντας υπόψη ότι η κάμερα τοποθετείται μπροστά από το πάνελ για να επιτευχθεί μεγαλύτερη λεπτομέρεια, μπορεί να αλλάξει τα χαρακτηριστικά της εικόνας. Η τοποθέτηση των κομματιών είναι χειροκίνητη, παρότι η ιδιοσυσκευή εξασφάλιζε σε ικανό βαθμό σταθερότητα, με αποτέλεσμα μικρές αλλαγές θέσης από τη μια εικόνα στην άλλη να είναι δυνατές. Ωστόσο, επιτεύχθηκε η λήψη εικόνων, ομοιόμορφων μεταξύ τους, με μικρές αποκλίσεις, οι οποίες όμως εξαλείφονται με περαιτέρω επεξεργασία, χωρίς να αλλοιωθούν οι περιοχές ενδιαφέροντος. Η ποιότητα εικόνων που προέκυψε βρίσκεται σε πολύ ικανοποιητικό επίπεδο. Ως εκ τούτου, με την βελτίωση του εξοπλισμού μπορεί να επιτευχθούν επίπεδα ακριβείας και αξιοπιστίας, τα οποία θα ικανοποιούν πλήρως τις απαιτήσεις απόδοσης της εφαρμογής.

Λόγω του μικρού μεγέθους των ελαττωμάτων απαιτήθηκε να ληφθούν εικόνες σε τρεις περιοχές του κομματιού. Η χρήση μίας φωτογραφικής μηχανής με μεγαλύτερη ανάλυση η οποία θα αρκούσε για να μην χαθούν χρήσιμες πληροφορίες, θα αποτελούσε μια ταχύτερη λύση, αλλά θα αύξανε το κόστος, καθώς θα απαιτούσε ΗΥ με μεγαλύτερη υπολογιστική δύναμη.

Αξίζει να σημειωθεί ότι ο χρόνος για να πραγματοποιήσει ο ρομποτικός βραχίονας την κίνηση από την μια θέση στην άλλη δεν είναι νεκρός, καθώς κατά την διάρκεια αυτού γίνεται η επεξεργασία και ανάλυση κάθε περιοχής..

Μια βελτίωση στο σύστημα κατηγοριοποίησης θα ήταν να υποδεικνύει, πχ με label, την ελαττωματική περιοχή ή μία προσέγγιση αυτής. Ωστόσο στην συγκεκριμένη εφαρμογή, η θέση του ελαττώματος δεν αποτελεί χρήσιμη πληροφορία, καθώς, όπου και να βρίσκεται αυτό, το κομμάτι θα απορριφθεί.

Επίσης, ένα βήμα βελτίωσης της απόδοσης των ΤΝΔ θα ήταν ένα καλύτερο σύνολο εκπαίδευσης, τόσο από άποψη πλήθους παραδειγμάτων όσο και από άποψη ποιότητας και η εφαρμογή της διασταυρωμένης επικύρωσης. Ο αριθμός των κομματιών που χρησιμοποιήθηκαν για την ανάπτυξη του αλγορίθμου ήταν μικρός και πιθανά δεν αρκεί για να ικανοποιήσει όλα τα πιθανά σενάρια ελέγχου. Στην περίπτωση που αυξηθεί ο αριθμός των τεμαχίων δεν θα υπάρχει η ανάγκη να χρησιμοποιηθεί ο συνδυασμός των τεσσάρων νευρωνικών δικτύων καθώς το σύστημα θα είναι πιο εύρωστο. Αξίζει να αναφερθεί ότι η επίτευξη υψηλού επιπέδου ακρίβειας δεν συνεπάγεται εξ ορισμού ότι το σύστημα είναι και αρκετά εύρωστο.

Μια άμεση επέκταση που θα μπορούσε να γίνει κατά την απόφαση απόρριψης η όχι ενός κομματιού είναι να συνδεθεί αυτή με ένα κατάλληλο επίπεδο εμπιστοσύνης.

Ένα μελλοντικό βήμα, για το οποίο είναι σημαντικό να εξεταστεί πως θα μπορούσε να αυτοματοποιηθεί, αποτελεί η συνεχής εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου με νέα κομμάτια, πχ αυτά που κατηγοριοποιεί σωστά κατά την εφαρμογή πραγματικού χρόνου.

9 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] S. J. Świłło and M. Perzyk, “Automatic inspection of surface defects in die castings after machining,” pp. 231–236, 2011.
- [2] D. S. Kupperman and K. J. Reimann, “Ultrasonic NDE of cast stainless steel,” *NDT Int.*, vol. 20, no. 3, pp. 145–152, 1987.
- [3] D. Mery, T. Jaeger, and F. Dieter, “A Review of Methods for Automated Recognition of Casting Defects,” 2002.
- [4] J. Kyllönen and M. Pietikäinen, “Visual Inspection of Parquet Slabs by Combining Color and Texture.,” 2000, pp. 187–192.
- [5] A. SÜTÖOVÁ and G. MARKO, “CREATION OF DEFECTS CATALOGUE FOR NONCONFORMING PRODUCT IDENTIFICATION IN THE FOUNDRY ORGANIZATION,” *Qual. Innov. Prosper.*, vol. 17, no. 2, pp. 52–58, 2013.
- [6] E. N. Malamas, E. G. M. Petrakis, M. Zervakis, and L. Petit, “A survey on industrial vision systems , applications and tools,” *Image Vis. Comput.*, vol. 21, pp. 171–188, 2003.
- [7] S. Singh and M. Kaur, “Machine Vision System for Automated Visual Inspection of Tile’s Surface Quality,” *IOSR J. Eng.*, vol. 2, no. 3, pp. 429–432, 2012.
- [8] F. López, J. Miguel Valiente, J. Manuel Prats, and A. Ferrer, “Performance evaluation of soft color texture descriptors for surface grading using experimental design and logistic regression,” *Pattern Recognit.*, vol. 41, no. 5, pp. 1761–1772, 2008.
- [9] M. H. Karimi and D. Asemani, “Surface defect detection in tiling Industries using digital image processing methods : Analysis and evaluation,” vol. 53, pp. 834–844, 2014.
- [10] C. Boukouvalas and R. Marik, “Ceramic Tile Inspection For Colour And Structural Defects,” no. October 2015, 1997.
- [11] S. H. Hanzaei, A. Afshar, and F. Barazandeh, “Automatic detection and classification of the ceramic tiles ’ surface defects,” *Pattern Recognit.*, vol. 66, no. November 2016, pp. 174–189, 2017.
- [12] H. Jia, Y. L. Murphey, J. Shi, and T.-S. Chang, “An Intelligent Real-time Vision System for Surface Defect Detection.,” in *17th International Conference on Pattern Recognition*, 2004, no. 4, pp. 239–242.
- [13] W. Lei and Y. Shen, “Design of Machine vision applications in Detection of defects in high-speed bar copper,” in *International Conference on E-Product E-Service and E-Entertainment*, 2010, pp. 1–4.
- [14] D. Mery and D. Filbert, “Classification of potential defects in automated inspection of aluminium casting using statistical pattern recognition.,” in *8th European Conference on Non-Destructive Testing*, 2002.
- [15] Z. Wakaf and H. A. Jalab, “Defect detection based on extreme edge of defective region histogram,” *J. King Saud Univ. - Comput. Inf. Sci.*, vol. 30, no. 1, pp. 33–40, Jan. 2018.
- [16] U. Galan, P. Orta, T. Kurfess, and H. Ahuett-Garza, “Surface defect identification and measurement for metal castings by vision system,” *Manuf. Lett.*, vol. 15, pp. 5–8, 2018.
- [17] S. J. Świłło and M. Perzyk, “Surface Casting Defects Inspection Using Vision System and Neural Network Techniques,” *ARCH I VES FOUNDRY ENG I NEER I NG*, vol. 13, no. 4/2013, pp. 103–106, 2013.

- [18] S. J. Świłło and M. Perzyk, “Surface Casting Defects Inspection Using Vision System and Neural Network Techniques,” pp. 103–106, 2013.
- [19] I. Pastor-Lopez, I. Santos, A. Santamaria-Ibirika, M. Salazar, J. De-la-Pena-Sordo, and P. G. Bringas, “Machine-learning-based Surface Defect Detection and Categorisation in High-Precision Foundry.,” in *Proceedings of the 2012 7th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications*, 2012, pp. 1359–1364.
- [20] I. Pastor-Lopez, I. Santos, J. De-la-Pena-Sordo, M. Salazar, A. Santamaria-Ibirika, and P. G. Bringas, “Collective Classification for the Detection of Surface Defects in Automotive Castings,” in *IEEE 8th Conference on Industrial Electronics and Applications*, 2013, pp. 941–946.
- [21] I. Pastor-Lopez, I. Santos, J. De-la-Pena-Sordo, I. Garcia-Ferreira, A. G. Zabala, and P. G. Bringas, “Enhanced Image Segmentation using Quality Threshold Clustering for Surface Defect Categorisation in High Precision Automotive Castings,” in *International Joint Conference SOCO’13-CISIS’13-ICEUTE’13*, 2014, pp. 191–200.
- [22] H. Ng, “Automatic thresholding for defect detection,” *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 27, no. 14, pp. 1644–1649, 2006.
- [23] P. Gamage and S. Q. Xie, “A real-time vision system for defect inspection in cast extrusion manufacturing process,” in *14th International Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice*, 2007, pp. 240–245.
- [24] G. Wang and T. W. Liao, “Automatic identification of different types of welding defects in radiographic images,” vol. 35, pp. 519–528, 2002.
- [25] R. R. da Silva, M. H. S. Siqueira, M. Paulo, and V. De Souza, “Estimated accuracy of classification of defects detected in welded joints by radiographic tests,” vol. 38, pp. 335–343, 2005.
- [26] K. V. Agnieszka Kujawińska, “HUMAN FACTORS IN VISUAL QUALITY CONTROL,” in *Management and Production Engineering Review*, vol. 6, no. 2, pp. 25–31.
- [27] C. G. Drury, Ed., “Human reliability in civil aircraft inspection.”
- [28] & L. M. W. B. Drury C.G., “Ergonomics in civil aircraft inspection,” *E.J.Lovesey, Contemporary Ergonomics*. .
- [29] J. E. See, “Visual Inspection: A Review of the Literature.” .
- [30] E. I. Wiener, “Vigilance and inspection.,” in *Sustained Attention in Human Performance*, pp. 207–246.
- [31] & D. C. G. Dalton J., “Inspectors’ performance and understanding in sheet steel inspection,” in *Occupational Ergonomics*, vol. 4, pp. 51–65.
- [32] P. Rao, S. Bowling, M. Khasawneh, A. K. Gramopadhye, and B. J. Melloy, “Impact of training standard complexity on inspection performance,” *Hum. Factors Ergon. Manuf.*, vol. 16, pp. 109–132, 2006.
- [33] E. D. Megaw, *Factors affecting visual inspection accuracy*. .
- [34] G. H. Jamieson, “Inspection in the telecommunications industry: A field study of age and other variables.,” in *Ergonomics*, no. 9, pp. 297–303.
- [35] “What is Machine Vision - Introduction to Machine Vision | Cognex.” [Online]. Available: <https://www.cognex.com/what-is/machine-vision/what-is-machine-vision>. [Accessed: 25-Jan-2019].
- [36] J. B. • F. P. L. C. Frese, *Machine Vision*. .

- [37] A. Hornberg, *Handbook of Machine Vision*. Wiley-VCH, 2006.
- [38] D. Martin, “Basic Lighting Techniques for Machine Vision,” *AIA*. [Online]. Available: https://www.visiononline.org/userAssets/aiaUploads/file/CVP_Beginning-Lighting-for-Machine-Vision_Daryl-Martin.pdf.
- [39] “Grayscale to RGB Conversion.” [Online]. Available: https://www.tutorialspoint.com/dip/grayscale_to_rgb_conversion.htm.
- [40] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 3rd ed., vol. 151. New Jersey: Pearson Prentice Hall, 2008.
- [41] “Approaches to Registering Images - MATLAB & Simulink.” [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/help/images/approaches-to-registering-images.html>. [Accessed: 28-Jan-2019].
- [42] E. W. Weisstein, “Affine Transformation.” .
- [43] R. Fisher, S. Perkins, A. Walker, and E. Wolfart., “Affine Transformation,” 2003. [Online]. Available: <https://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/affine.htm>.
- [44] “Affine and Projective Transformations - Graphics Mill 5.5 for .NET.” [Online]. Available: <https://www.graphicsmill.com/docs/gm5/Transformations.htm>. [Accessed: 28-Jan-2019].
- [45] M. SEAN, “SHARPENING: UNSHARP MASK,” *CAMBRIDGE IN COLOUR*. [Online]. Available: <https://www.cambridgeincolour.com/tutorials/unsharp-mask.htm>.
- [46] R. Achanta, A. Shaji, K. Smith, A. Lucchi, P. Fua, and S. Süsstrunk, “SLIC Superpixels Compared to State-of-the-Art Superpixel Methods,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 34, no. 11, pp. 2274–2282, 2012.
- [47] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. Van Gool, “SURF : Speeded Up Robust Features.”
- [48] C. Solomon and T. Breckon, *Fundamentals of digital image processing*. Wiley-Blackwell, 2011.
- [49] X. Zhao, Z. He, S. Zhang, and D. Liang, “A sparse-representation-based robust inspection system for hidden defects classification in casting components.,” *Neurocomputing*, vol. 153, pp. 1–10, 2015.
- [50] W. G. Walkington, “Troubleshooting Guide Die Casting defects.” .
- [51] Vikas Gupta, “Understanding Feedforward Neural Networks | Learn OpenCV.” [Online]. Available: <https://www.learnopencv.com/understanding-feedforward-neural-networks/>. [Accessed: 29-Jan-2019].
- [52] William L. Hosch, “Machine learning.”
- [53] S. J. (Stuart J. Russell, P. Norvig, and E. Davis, *Artificial intelligence : a modern approach*. Prentice Hall, 2010.
- [54] G. James, D. Witten, T. Hastie, and R. Tibshirani, *An Introduction to Statistical Learning*, vol. 7, no. 10. 2013.