



**ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ**

**ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ**

**ΤΟΜΕΑΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΚΑΤΕΡΓΑΣΙΩΝ**

**ΧΡΥΣΗ ΓΙΑΚΟΥΜΙΔΗ**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΕΠΙΦΑΝΕΙΑΚΗΣ ΤΡΑΧΥΤΗΤΑΣ ΚΑΤΑ ΤΟ  
ΦΡΕΖΑΡΙΣΜΑ ΤΟΥ ΚΡΑΜΑΤΟΣ Ti-6Al-4V ΜΕ ΤΗ  
ΜΕΘΟΔΟ ΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ**

**Επιβλέπων: Λέκτορας Α. Μαρκόπουλος**

**ΑΘΗΝΑ 2015**

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Στόχος της παρούσας εργασίας είναι να διερευνήσουμε τον τρόπο με τον οποίο επιδρούν οι συνθήκες κοπής (ταχύτητα κοπής, πρόωση, βάθος κοπής) στην ποιότητα της επιφανείας του κατεργαζόμενου τεμαχίου, και πιο συγκεκριμένα στην επιφανειακή τραχύτητα. Η κατεργασία που μελετάται είναι το φρεζάρισμα και πιο συγκεκριμένα η κατεργασία δοκιμίων κράματος Τιτανίου (Ti-6Al-4V) σε φρέζα CNC. Για την επίτευξη αυτού του στόχου πραγματοποιούνται κυρίως πειραματικές μετρήσεις. Εμείς θα μελετήσουμε και θα εφαρμόσουμε την μέθοδο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων για την εκτίμηση και την πρόβλεψη της επιφανειακής τραχύτητας.

Για να γίνει αυτό, θα χρησιμοποιήσουμε δεδομένα από πειράματα τα οποία έχουν ήδη πραγματοποιηθεί και θα αξιοποιήσουμε τις δυνατότητες της MATLAB, ώστε να εκπαιδεύσουμε το νευρωνικό δίκτυο που θέλουμε να δημιουργήσουμε.

Η παρούσα εργασία αποτελείται από 3 κεφάλαια. Στο πρώτο κεφάλαιο παρουσιάζονται συνοπτικά κάποια στοιχεία για τις κατεργασίες, και πιο συγκεκριμένα για το φρεζάρισμα. Στο δεύτερο κεφάλαιο γίνεται μία γενική παρουσίαση των νευρωνικών δικτύων, και γίνεται αναφορά σε προηγούμενες μελέτες σχετικές με το αντικείμενο που μελετάμε και εμείς. Στο τρίτο κεφάλαιο αναλύεται ο τρόπος προσομοίωσης της κατεργασίας την οποία μελετήσαμε, με τη χρήση των νευρωνικών δικτύων, και παρουσιάζονται τα αποτελέσματα και τα συμπεράσματα στα οποία καταλήξαμε.

## **ABSTRACT**

The purpose of this thesis is to investigate how the cutting conditions (cutting speed, feed rate, depth of cut) affect the quality of the surface of the manufactured item and more specifically its surface roughness. The machining process we will study is the milling and in particular the processing of Titanium alloy Ti-6Al-4V on a CNC milling machine. To accomplish this objective, usually experimental measurements are carried out. However, our task is now to study and apply the method of Artificial Neuron Networks so that we can estimate and predict the surface roughness.

To carry out this task we are going to use existing experimental data and exploit MATLAB's applications so that we train the Artificial Neuron Network we want to create.

This thesis consists of three chapters. The first chapter concisely presents general information on machining and especially on milling. The second chapter offers general information on Artificial Neuron Networks as well as previous research on the issue that we are studying. Finally, the third chapter analyzes the way milling is simulated with the help of Artificial Neural Networks and presents the results and conclusions reached.

## ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Η διαδικασία κατά την οποία μετατρέπουμε ακατέργαστα υλικά σε τελικά προϊόντα, ώστε αυτά να λάβουν την επιθυμητή μορφή και τις επιθυμητές ιδιότητες, ονομάζεται κατεργασία. Η παρούσα εργασία θα ασχοληθεί με μία από τις βασικές κατεργασίες αποβολής υλικού, δηλαδή την κατεργασία κοπής, και πιο συγκεκριμένα το φρεζάρισμα.

Κατά τη διαδικασία της κοπής, επιδιώκεται να επιτευχθούν συγκεκριμένες γεωμετρικές διαμορφώσεις, ανοχές και ποιότητες επιφάνειας. Σημαντικό ρόλο στη διαδικασία και στο αποτέλεσμα που θα λάβουμε, παίζουν παράμετροι όπως το υλικό του προς κατεργασία τεμαχίου, τα χαρακτηριστικά της εργαλειομηχανής που χρησιμοποιείται, το υλικό και το σχήμα του κοπτικού εργαλείου και οι συνθήκες κοπής. Στην παρούσα εργασία ειδικότερα, μελετάται η χρήση της μεθόδου των νευρωνικών δικτύων για την εκτίμηση της επίδρασης των συνθηκών κοπής στην ποιότητα της επιφάνειας ενός δυσκολοκατέργαστου υλικού όπως το Τιτάνιο.

Κλείνοντας, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Καθηγητή κ. Δ. Μανωλάκο και τον Λέκτορα κ. Α. Μαρκόπουλο για την ανάθεση και την επίβλεψη αυτής της εργασίας καθώς και τον Υποψήφιο Διδάκτορα Ν. Κάρκαλο, για την πρόθυμη συνεργασία και τις χρήσιμες υποδείξεις που μου παρείχε κατά την εκπόνηση της διπλωματικής μου εργασίας.

# ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΓΕΝΙΚΑ ΓΙΑ ΤΙΣ ΚΑΤΕΡΓΑΣΙΕΣ-ΦΡΕΖΑΡΙΣΜΑ**

1.1 Η ΕΝΝΟΙΑ ΤΗΣ ΚΑΤΕΡΓΑΣΙΑΣ.....	7
1.2 ΚΑΤΕΡΓΑΣΙΕΣ ΚΟΠΗΣ.....	8
1.3 ΦΡΕΖΑΡΙΣΜΑ.....	11
1.3.1 Τα κύρια μέρη μίας φρεζομηχανής.....	11
1.3.2 Τα είδη φρεζαρίσματος.....	12
1.3.3 Φρέζομηχανές CNC.....	20
1.3.4 Τα κοπτικά εργαλεία στο φρεζάρισμα.....	22
1.3.5 Ο χρόνος κοπής.....	24
1.3.6 Κατεργασία του Τιτανίου.....	25
1.3.7 Τραχύτητα επιφάνειας.....	28

## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ**

2.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ.....	32
2.1.1 Τι είναι ένα νευρωνικό δίκτυο.....	32
2.1.2 Ιστορική αναδρομή.....	33
2.2 ΑΡΧΗ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ.....	34
2.2.1. Η λειτουργία του κάθε νευρώνα του νευρωνικού δικτύου....	34
2.2.2. Συνάρτηση ενεργοποίησης.....	35
2.3 ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ.....	36
2.4 ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ.....	38
2.5 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ.....	41
2.6 ΠΡΟΗΓΟΥΜΕΝΕΣ ΜΕΛΕΤΕΣ ΓΙΑ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΙΣ ΚΑΤΕΡΓΑΣΙΕΣ.....	42

## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΟ ΦΡΕΖΑΡΙΣΜΑ**

3.1 ΣΤΟΧΟΣ ΤΗΣ ΠΑΡΟΥΣΑΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ.....	48
3.2 ΕΠΙΛΟΓΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ, ΚΡΥΜΜΕΝΩΝ ΕΠΙΠΕΔΩΝ ΚΑΙ ΑΡΙΘΜΟΥ ΚΟΜΒΩΝ.....	4
3.3 ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ.....	51
3.3.1 Ο αλγόριθμος Levenberg-Marquardt.....	51

3.3.2 Η μέθοδος της απότομης καθόδου.....	52
3.3.3 Η μέθοδος BFGS Quasi-Newton.....	53
3.4 ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ.....	54
3.5 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	65
<b>ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....</b>	<b>67</b>

# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΓΕΝΙΚΑ ΓΙΑ ΤΙΣ ΚΑΤΕΡΓΑΣΙΕΣ-ΦΡΕΖΑΡΙΣΜΑ

## 1.1 Η ΕΝΝΟΙΑ ΤΗΣ ΚΑΤΕΡΓΑΣΙΑΣ

Όταν αναφερόμαστε στις κατεργασίες, εννοούμε την διαδικασία κατά την οποία ακατέργαστα τεμάχια δέχονται επεξεργασία με τη βοήθεια μηχανών και εργαλείων, αλλά και με τη συμμετοχή του ανθρώπινου παράγοντα στη φάση της μελέτης, του σχεδιασμού, του χειρισμού των μηχανών και των υπολοίπων επιμέρους σταδίων, με σκοπό την παραγωγή ενός τελικού προϊόντος. Το τελικό αυτό προϊόν μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για την παραγωγή άλλου προϊόντος, είτε ως μέρος του, είτε ως εργαλείο για επόμενη κατεργασία.

Η διαδικασία της κατεργασίας αποτελείται από στάδια στα οποία συμμετέχουν άνθρωποι με κατάλληλες γνώσεις και ικανότητες, καθώς και μηχανήματα, εργαλεία, ηλεκτρονικοί υπολογιστές και λοιπός εξοπλισμός.

Τα βασικά στάδια μίας κατεργασίας είναι τα εξής:

A) Σχεδιασμός του επιθυμητού προϊόντος, το οποίο μπορεί να είναι καινούριο ή να αποτελεί βελτίωση ενός παλαιότερου προϊόντος. Το στάδιο αυτό είναι πολύ σημαντικό, καθώς το 75% περίπου του τελικού κόστους της παραγωγής καθορίζεται από το στάδιο αυτό.

B) Επιλογή υλικού από το οποίο θα κατασκευαστεί το προϊόν. Τα συνηθέστερα υλικά που χρησιμοποιούνται είναι σιδηρούχα μέταλλα (άνθρακας και ανοξείδωτα μέταλλα), μη-σιδηρούχα μέταλλα και κράματα (αργίλιο και χαλκός), πλαστικά (θερμοπλαστικά, ελαστομερή) κεραμικά (γραφίτης, γυαλί, διαμάντι) και σύνθετα υλικά (σύνθετα κεραμικά και μέταλλα, ενισχυμένα πλαστικά).

Γ) Επιλογή μεθόδου κατεργασίας. Οι βασικότερες από τις οποίες είναι οι εξής: Χύτευση, κατεργασίες διαμόρφωσης (έλαση, σφυρηλάτηση),

κατεργασίες αποβολής υλικού (φρεζάρισμα, διάτρηση, τórνευση, πλάνισμα κλπ), συγκολλήσεις και τέλος διαδικασίες αποπεράτωσης(π.χ.στίλβωση).

## 1.2 ΚΑΤΕΡΓΑΣΙΕΣ ΚΟΠΗΣ

Συγκεκριμένα το φρεζάρισμα, με το οποίο ασχοληθήκαμε στην παρούσα εργασία, αποτελεί κατεργασία κοπής με αποβολή υλικού. Θα αναφερθούμε λοιπόν συνοπτικά, στις κατεργασίες κοπής.

Οι κατεργασίες κοπής επίπεδων επιφανειών είναι οι ακόλουθες:

- Τórνευση
- Πλάνισμα
- Φρεζάρισμα
- Λείανση
- Πριόνισμα
- Broaching

Οι κατεργασίες κοπής κυλινδρικών επιφανειών είναι οι ακόλουθες:

- Διάτρηση
- Γλύφανση
- Boring
- Broaching
- Τórνευση
- Λείανση
- Πριόνισμα

Οι βασικοί συντελεστές που παίζουν σημαντικό ρόλο στην κοπή, είναι το κατεργαζόμενο τεμάχιο, το κοπτικό εργαλείο και το αφαιρούμενο υλικό, δηλαδή το απόβλιττο.

Το κοπτικό εργαλείο, ανάλογα με το είδος της κατεργασίας, μπορεί να είναι:

α. Καθορισμένης γεωμετρίας και απλής σημειακής επαφής, δηλαδή



στην κοπή συμμετέχει μόνο η μία κόψη, όπως γίνεται στην τόννευση και στο πλάνισμα.

β. Καθορισμένης γεωμετρίας και πολλαπλής σημειακής επαφής, δηλαδή στην κοπή συμμετέχουν συγχρόνως περισσότερες από μία κόψεις, όπως γίνεται στο φρεζάρισμα και στη διάτρηση.

γ. Μη καθορισμένης γεωμετρίας, όπου παράδειγμα αποτελούν οι λειαντικοί τροχοί.

Το απόβλιττο, μπορεί να είναι:

α. Ασυνεχές (Κατά την κοπή ψαθυρών υλικών όπως χυτοσίδηρος και χυτός ορείχαλκος)

β. Συνεχές (Κατά την κοπή όλκιμων υλικών όπως σφυρήλατος σίδηρος, μαλακός χάλυβας, χαλκός και μόλυβδος)

γ. Συνεχές με ψευδοακμή, δηλαδή σκληρό υλικό σε σχήμα ασύμμετρης σφήνας, το οποία προκύπτει λόγω ισχυρής καταπόνησης κατά επάλληλα λεπτά στρώματα προσφυόμενα στην κόψη του κοπτικού εργαλείου και μεταξύ τους με μηχανισμούς συγκόλλησης πίεσης. Λόγω της παρουσίας ψευδοακμής, έχουμε μετατόπιση της κοπτικής ακμής του κοπτικού εργαλείου, άρα κακή διαστατική απόδοση του τεμαχίου. Παρόλα αυτά η ψευδοακμή προστατεύει την πραγματική κόψη του εργαλείου.

Τα βασικά κινηματικά στοιχεία της κοπής είναι η πρωτεύουσα ή κύρια κίνηση η οποία παρέχεται από την εργαλειομηχανή στο τεμάχιο ή στο κοπτικό εργαλείο και εξασφαλίζει την σχετική κίνηση του ενός προς το άλλο και η δευτερεύουσα ή κίνηση πρόωσης, η οποία παρέχεται από την εργαλειομηχανή στο τεμάχιο ή στο κοπτικό εργαλείο κατά τρόπο ασυνεχή ή διακοπτόμενο και σε συνδυασμό με την κύρια κίνηση αποδίδει την κατεργασμένη επιφάνεια σε ορισμένο μήκος.

Τα κύρια μεγέθη τα οποία μας ενδιαφέρουν κατά την κοπή, είναι: Το βάθος κοπής  $a$ , η ταχύτητα κοπής  $u$ , η πρόωση  $s$ , και η ταχύτητα πρόωσης  $u_v$ . Ο νόμος που συνδέει τα δύο τελευταία είναι:  $u_v = s \cdot n$ , όπου  $n$  είναι η ταχύτητα περιστροφής της ατράκτου ή ο αριθμός ενεργών διαδρομών στη μονάδα του χρόνου.

Παράμετροι που επηρεάζουν την κοπή είναι:

- α. Η τριβή μεταξύ του εργαλείου και του τεμαχίου.
- β. Η παραγόμενη θερμότητα κατά τη διάρκεια της κοπής. (Σχεδόν το 90%-100% της μηχανικής ενέργειας που καταναλώνεται κατά την κοπή μετατρέπεται τελικά σε θερμική ενέργεια.)
- γ. Τα υγρά κοπής τα οποία χρησιμοποιούνται με σκοπό την λίπανση, την ψύξη και την απομάκρυνση των αποβλίτων. Διακρίνονται σε έλαια κοπής (αυξημένη λιπαντική δράση) και υδατικά υγρά κοπής (αυξημένη ψυκτική δράση).

Σημαντικό ρόλο στις κατεργασίες κοπής παίζει η φθορά και κατά συνέπεια η διάρκεια ζωής του κοπτικού εργαλείου. Η φθορά του κοπτικού εργαλείου εντοπίζεται στις ελεύθερες επιφάνειες του κοπτικού εργαλείου και στην επιφάνεια αποβλίττου, και οφείλεται στην ανάπτυξη υψηλών τάσεων στην περιοχή κοπής, στην ανάπτυξη υψηλών και ακανόνιστα κατανεμημένων θερμοκρασιών καθώς και στην μεταλλική επαφή αλλά και στις φυσικοχημικές αντιδράσεις μεταξύ των υλικών του κοπτικού εργαλείου και του τεμαχίου.

Η διάρκεια ζωής του κοπτικού εργαλείου είναι ο χρόνος που μεσολαβεί μεταξύ δύο διαδοχικών τροχίσεων της κόψης ή ο χρόνος που απαιτείται για αλλαγή της κόψης, και μετράται σε min, με τυποποιημένες τιμές 60,120,24,480 κλπ... Η διάρκεια ζωής του κοπτικού εργαλείου, με βάση την επίδραση των συνθηκών ζωής, διατυπώθηκε από τον Taylor με την εξίσωση:

$$T = \frac{C}{u^{1/\alpha} s^{1/\beta} a^{1/\gamma}},$$

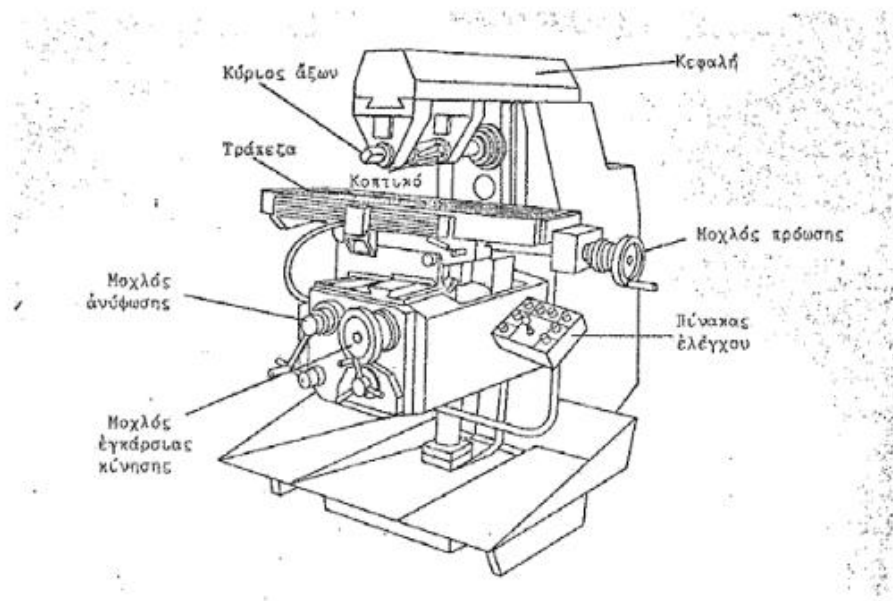
όπου C, α,β,γ σταθερές, και u: ταχύτητα κοπής, s: πρόωση, α: βάθος κοπής. [1]

## 1.3 ΦΡΕΖΑΡΙΣΜΑ

Η κατεργασία με την οποία ασχοληθήκαμε στην παρούσα εργασία είναι το φρεζάρισμα, η διαδικασία δηλαδή αποβολής υλικού, με χρήση φρεζομηχανών, οι οποίες χωρίζονται σε οριζόντιες φρεζομηχανές, φρεζομηχανές καθέτου άξονα, και φρεζοπλάνες-φρεζοδράπανα. Κατά το φρεζάρισμα χρησιμοποιούνται περιστροφικά κοπτικά εργαλεία, συνήθως με πολλαπλές κοπτικές ακμές. Καθώς το κοπτικό εργαλείο εισέρχεται στην επιφάνεια προς επεξεργασία, οι κοπτικές ακμές κόβουν επαναλαμβανόμενα και αφαιρούν υλικό από το τεμάχιο, διαδικασία που συνεχίζεται τόσες φορές, όσα τα πάσα (επαναλήψεις) της κατεργασίας.

### 1.3.1. Τα κύρια μέρη μίας φρεζομηχανής είναι τα παρακάτω:

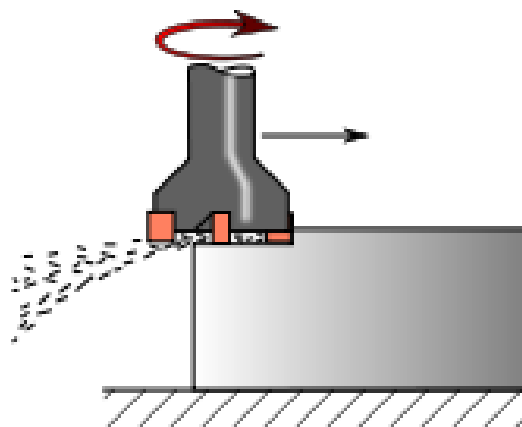
- Η βάση, η οποία είναι μια άκαμπτη-βαριά πλάκα με νευρώσεις που βαστάζει τα υπόλοιπα δομικά μέρη της εργαλειομηχανής.
- Το σώμα ή κορμός ή ορθοστάτης, το οποίο φέρει τα κιβώτιο ταχυτήτων, τις γλίστρες για τη μετακίνηση της τράπεζας, τα έδρανα για τη στήριξη της κυρίας ατράκτου, τα κουζινέτα για τη στήριξη του εργαλειοφόρου άξονα και τον ηλεκτροκινητήρα για την κίνηση του κιβωτίου ταχυτήτων.
- Η κύρια άτρακτος η οποία στηρίζεται σε ρουλεμάν και διαθέτει επίσης αξονικά έδρανα τα οποία παραλαμβάνουν τις οριζόντιες δυνάμεις που αναπτύσσονται κατά την κοπή.
- Η τράπεζα, η οποία αποτελείται από το φορείο για την κατακόρυφη κίνηση, το φορείο για την εγκάρσια κίνηση και την κυρίως τράπεζα.



Σχήμα 1.1: Βασικός τύποσ φρέζασ οριζοντίου άξωνα. [2]

1.3.2. Τα είδη φρεζαρίσματοσ, ανάλογο με τη διάταξη του εργαλειοφόρου άξωνα, είναι τα εξήσ:

A) **Μετωπικό φρεζάρισμα**, δηλαδή ο άξωνασ του τεμαχίου είναι κάθετοσ προς την τράπεζα της εργαλειομηχανήσ. Το μετωπικό φρεζάρισμα χρησιμοποιείται κυρίωσ για να δημιουργηθούν επίπεδεσ επιφάνειεσ ή κοιλότητεσ με επίπεδη την κάτω επιφάνεια.



Σχήμα 1.2: Μετωπικό φρεζάρισμα. [1]

Οι εξισώσεις που αφορούν τα χαρακτηριστικά μεγέθη της κοπής στο μετωπικό φρεζάρισμα, είναι οι παρακάτω:

Ταχύτητα κοπής:

$$u = \frac{\pi * D * n}{1000}, \text{ [m/min]}, \text{ με } D \text{ τη διάμετρο του κοπτικού εργαλείου.}$$

Ταχύτητα πρόωσης  $u_v$  [mm/min], πρόωση ανά περιστροφή του κοπτικού εργαλείου  $s_n$  [mm/rev], πρόωση ανά οδόντα κοπτικού εργαλείου  $s_z$  [mm/οδόντα]:

$$s_z = \frac{s_n}{z} = \frac{u_v}{z * n} \text{ και } u_v = n * s_z * z = n * s_n = \frac{1000 * u * z * s_z}{\pi * D}$$

Στιγμιαίο πάχος αποβλίττου  $h$ :

$$h = s_z * \sin \kappa * \sin \phi$$

Μέσο θεωρητικό πάχος αποβλίττου  $h_m$ :

$$h_m = \frac{s_z * \sin \kappa}{\varphi_s} * \frac{2 * B}{D}, \text{ όπου } B = B_1 + B_2 \text{ το πλάτος κοπής.}$$

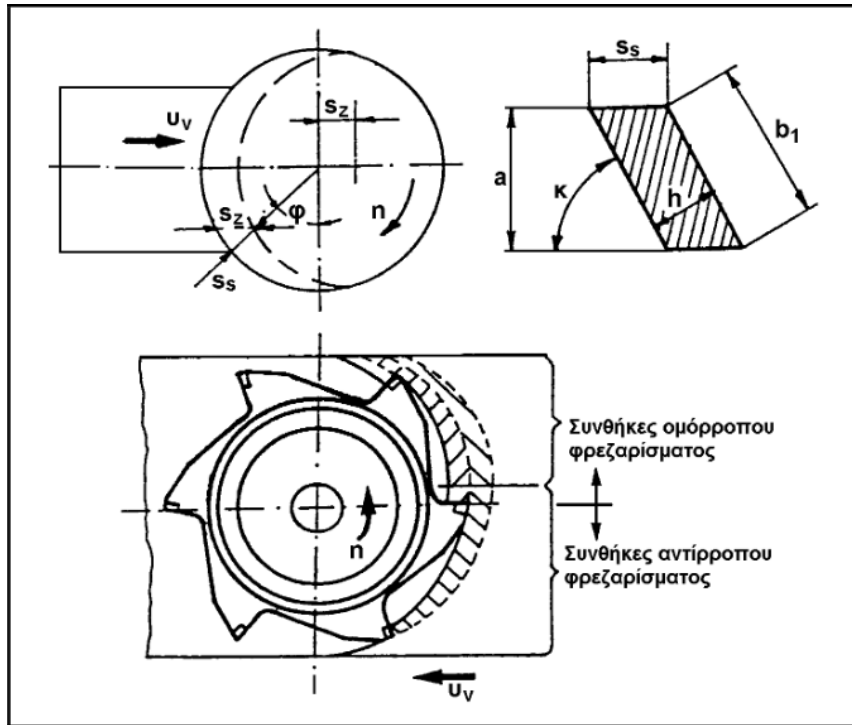
Μέγιστο πάχος αποβλίττου  $h_{\max}$ :

(Παρουσιάζεται στο συμμετρικό φρεζάρισμα, δηλαδή όταν  $B_1 = B_2 = B/2$ )

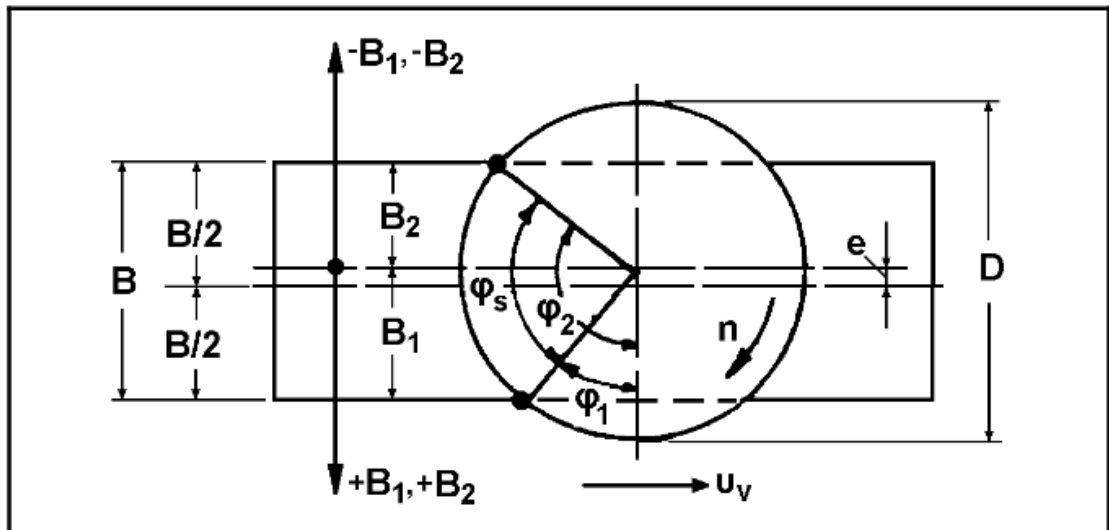
$$h_{\max} = s_z * \sin \kappa$$

Ρυθμός αφαίρεσης υλικού  $\Theta$ :

$$\Theta = \frac{\alpha * B * u_v}{1000} = \frac{\alpha * B * n * z * s_z}{1000}, \text{ [cm}^3/\text{min]} \text{ με } \alpha \text{ Το βάθος κοπής σε mm.}$$



Σχήμα 1.3: Χαρακτηριστικά στοιχεία μετωπικού φρεζαρίσματος. [1]



Σχήμα 1.4: Υπολογισμός μέσου θεωρητικού πάχους αποβλίττου. [1]

Οι δυνάμεις που ασκούνται κατά τη διάρκεια του μετωπικού φρεζαρίσματος είναι οι παρακάτω:

A) Δύναμη πρόωσης ανά οδόντα:

$$F_{V_z} = F_{T_z} * \cos\varphi + F_{R_z} * \sin\varphi$$

B) Μέση κύρια συνιστώσα της δύναμης κοπής:

(υπολογισμένη από την ημιεμπειρική σχέση του Kienzle)

$$F_{Tm\delta} = z_e * K_\gamma * K_v * K_\varphi * \frac{s_z * \sin\kappa}{\varphi_s} * \frac{2*B}{D} * b * k_{sm}, \text{ [daN]}$$

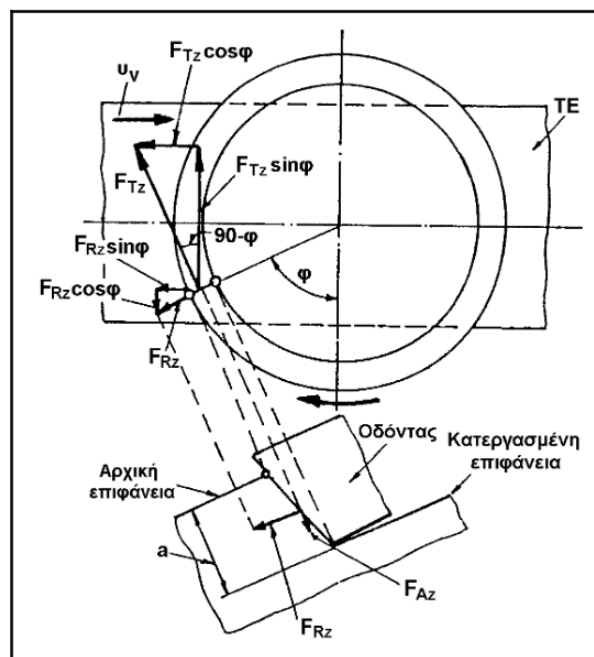
Όπου:

$k_{sm}$ , η ειδική αντίσταση κοπής

$K_\gamma, K_v, K_\varphi$ , συντελεστές διόρθωσης λόγω γωνίας αποβλίπτου, ταχύτητας κοπής και φθοράς κοπτικού εργαλείου αντίστοιχα. και  $z_e$  ο αριθμός των οδόντων που κόβουν συγχρόνως.

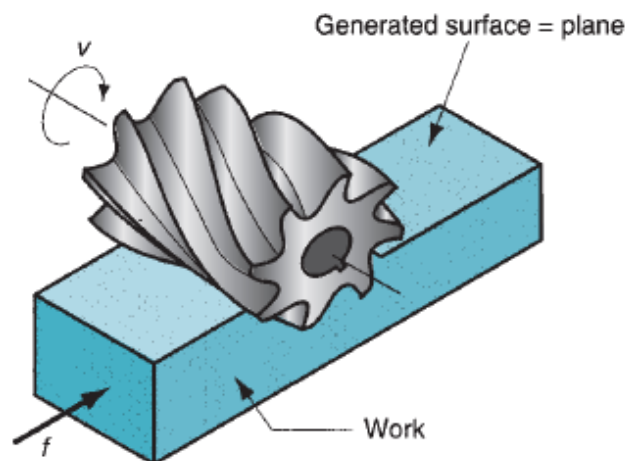
Η μέση ισχύς κοπής στο μετωπικό φρεζάρισμα είναι:

$$P_{cm} = \frac{a*B*n*z*s_z*k_{sm}}{4,5*10^6}, \text{ [PS]} \quad \text{ή} \quad P_{cm} = \frac{a*B*n*z*s_z*k_{sm}}{6,12*10^6}, \text{ [kW]}$$



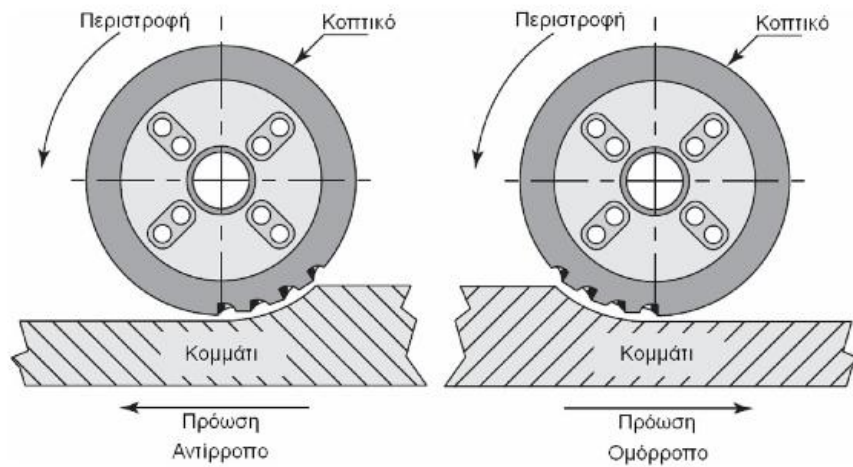
Σχημα 1.5: Δυνάμεις κατά το μετωπικό φρεζάρισμα. [1]

**Β) Περιφερειακό φρεζάρισμα**, δηλαδή ο άξονας του κοπτικού εργαλείου είναι παράλληλος προς την τράπεζα της εργαλειομηχανής. Το περιφερειακό φρεζάρισμα χρησιμοποιείται κυρίως όταν πρέπει να δημιουργηθούν βαθιές σχισμές, σπειρώματα ή οδοντώσεις. Κατά την κατεργασία φρεζαρίσματος η κίνηση προώσεως του κομματιού μπορεί να είναι αντίρροπη ή ομόρροπη προς την πρωτεύουσα περιστροφική κίνηση του κοπτικού εργαλείου. Στο αντίρροπο φρεζάρισμα το κοπτικό εργαλείο περιστρέφεται αντίθετα από την διεύθυνση της πρόωσης καθώς το κομμάτι κινείται προς το εργαλείο από την μεριά όπου τα δόντια κινούνται προς τα πάνω. Το πάχος του απόβλητου στην αρχή της κοπής του ενός δοντιού είναι το μικρότερο δυνατό και σταδιακά αυξάνεται, όπου στο τέλος της κοπής του ενός δοντιού είναι το μεγαλύτερο δυνατό. Χρησιμοποιείται σε περιπτώσεις όπου απαιτείται από το κατεργαζόμενο κομμάτι να έχει τραχιά επιφάνεια, ώστε να αυξάνεται η ζωή του εργαλείου, καθώς τα δόντια έρχονται σε επαφή με το κομμάτι κάτω από την επιφάνεια του κομματιού. Στο ομόρροπο φρεζάρισμα το κοπτικό εργαλείο περιστρέφεται σύμφωνα με την διεύθυνση της πρόωσης του κομματιού προς κατεργασία. Το κομμάτι έρχεται σε επαφή με το εργαλείο από την μεριά που τα δόντια κινούνται προς τα κάτω. Το απόβλητο στην αρχή της κοπής του ενός δοντιού είναι το μεγαλύτερο δυνατό και σταδιακά μειώνεται στο μικρότερο δυνατό στο τέλος της κοπής του ενός δοντιού. Το ομόρροπο φρεζάρισμα χρησιμοποιείται στις περισσότερες περιπτώσεις, γιατί αποδίδει καλύτερες επιφάνειες και μεγαλύτερη ζωή του εργαλείου. [4]



Σχήμα 1.6: Περιφερειακό φρεζάρισμα. [3]





Σχήμα 1.7: Αντίρροπο και ομόρροπο φρεζάρισμα. [4]

Οι εξισώσεις που αφορούν τα χαρακτηριστικά μεγέθη της κοπής στο περιφερειακό φρεζάρισμα, είναι οι παρακάτω:

Ταχύτητα κοπής:

$$u = \frac{\pi \cdot D \cdot n}{1000}, \text{ [m/min]}, \text{ με } D \text{ τη διάμετρο του κοπτικού εργαλείου.}$$

Ταχύτητα πρόωσης  $u_v$  [mm/min], πρόωση ανά περιστροφή του κοπτικού εργαλείου  $s_n$  [mm/rev], πρόωση ανά οδόντα κοπτικού εργαλείου  $s_z$  [mm/οδόντα]:

$$s_z = \frac{s_n}{z} = \frac{u_v}{z \cdot n} \text{ και } u_v = n \cdot s_z \cdot z = n \cdot s_n = \frac{1000 \cdot u \cdot z \cdot s_z}{\pi \cdot D}$$

Στιγμιαίο θεωρητικό πάχος αποβλίττου  $h$ :

$$h = s_z \cdot \sin \phi, \text{ [mm]}$$

Κεντρικό θεωρητικό πάχος αποβλίττου  $h_M$ :

$$h_M = s_z * \sqrt{\frac{a}{D} * (1 - \frac{a}{D})} , [\text{mm}]$$

και για  $D \gg a$  (όπου  $a$  το βάθος κοπής):

$$h_M = \sqrt{\frac{a}{D}}$$

Μέγιστο θεωρητικό πάχος αποβλίττου  $h_{\max}$ :

Για αντίρροπο φρεζάρισμα:

$$h_{\max} = s_z * \sqrt{\frac{a*(D-a)}{(\frac{D}{2} + \frac{s_n}{2*\pi})^2 - \frac{a*s_n}{\pi}}}$$

Για ομόρροπο φρεζάρισμα:

$$h_{\max} = s_z * \sqrt{\frac{a*(D-a)}{(\frac{D}{2} + \frac{s_n}{2*\pi})^2 + \frac{a*s_n}{\pi}}}$$

Μέσο θεωρητικό πάχος αποβλίττου  $h_m$ :

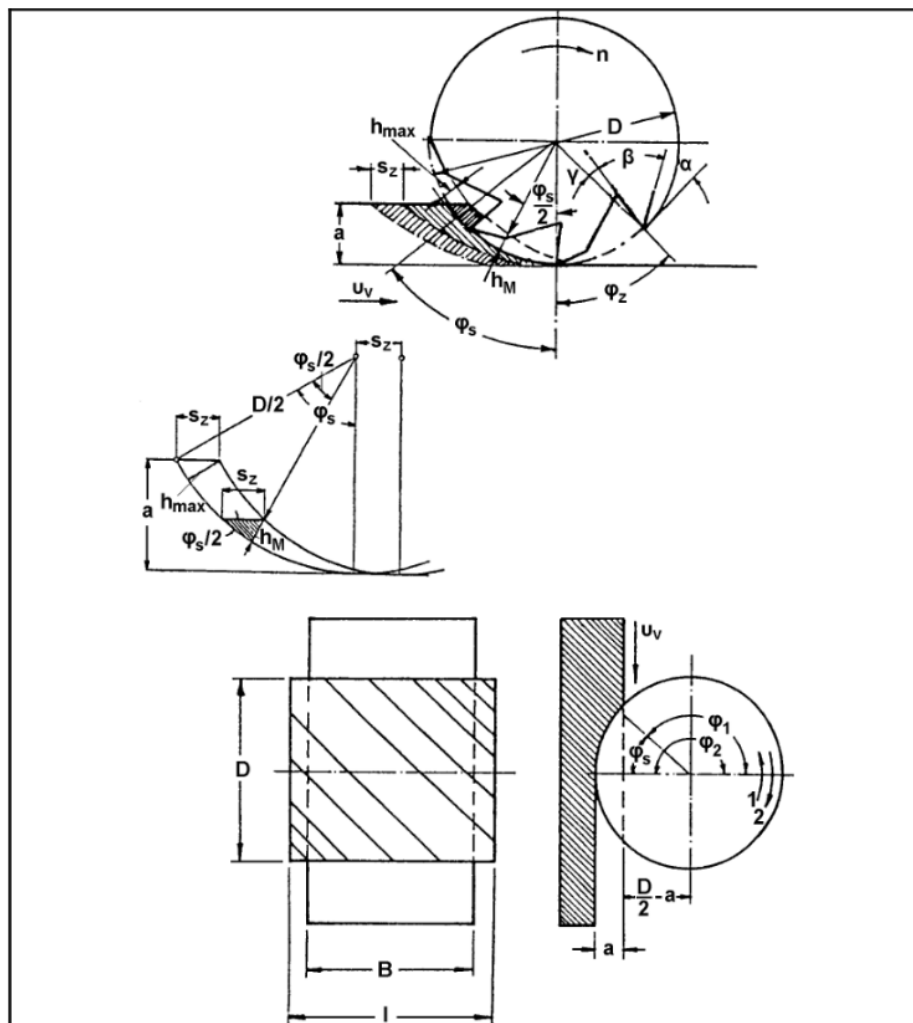
$h_m = \frac{a*s_z}{L_z}$  , όπου  $L_z$  είναι το θεωρητικό μήκος του αποβλίττου ανά περιστροφή και οδόντα του κοπτικού εργαλείου.

Ρυθμός αφαίρεσης υλικού  $\Theta$ :

$$\Theta = \frac{\alpha*B*u_v}{1000} = \frac{\alpha*B*n*z*s_z}{1000} , [\text{cm}^3/\text{min}]$$

Γωνία πλήρους αποκοπής οδόντα:

$$\phi_s = \alpha * \cos(1 - \frac{2*a}{D}) , (\text{με } a \text{ το βάθος κοπής})$$



Σχήμα 1.8: Χαρακτηριστικά στοιχεία περιφερειακού φρεζαρίσματος. [1]

Οι συνιστώσες της δύναμης κοπής ανά οδόντα στο περιφερειακό φρεζάρισμα, είναι οι εξής:

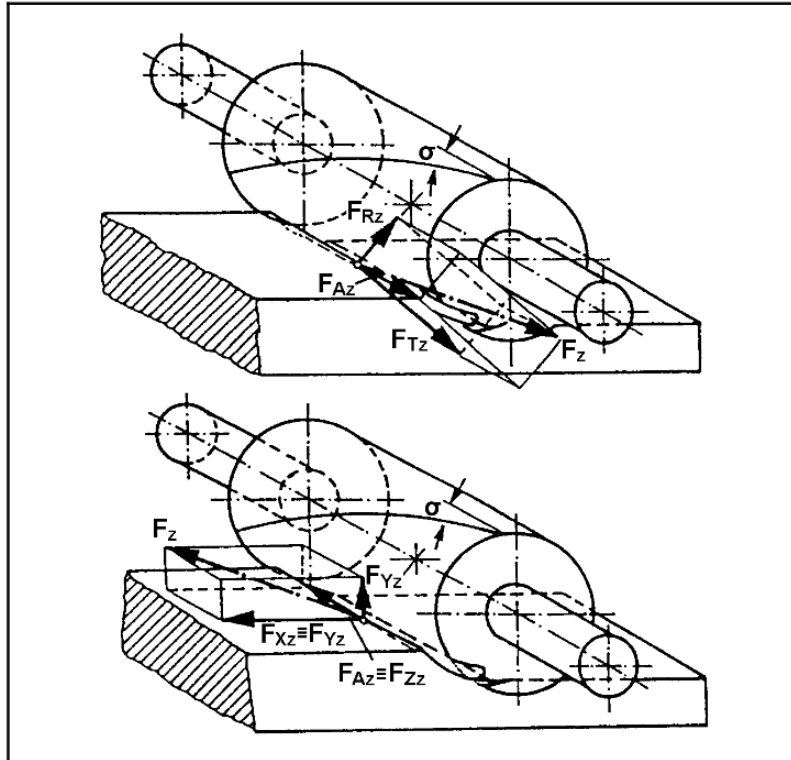
$F_{Tz}$ : Η κύρια ή εφαπτομενική συνιστώσα

$F_{Rz}$ : Η ακτινική συνιστώσα

$F_{Az}$ : Η αξονική συνιστώσα ή δύναμη ώσης

$F_{Vz}$ : Η δύναμη πρόωσης

$F_{Yz}$ : Η κατακόρυφη συνιστώσα.



Σχημα 1.9: Δυνάμεις κατά το περιφερειακό φρεζάρισμα. [1]

Ο αριθμός οδόντων του κοπτικού εργαλείου που κόβουν ταυτόχρονα, είναι:  $z_e = \frac{(\varphi_s + \varphi_m)}{\varphi_z}$ , με  $\varphi_m = \frac{2 \cdot B \cdot \tan \sigma}{D}$

Η μέση ισχύς κοπής στο περιφερειακό φρεζάρισμα είναι:

$$P_{cm} = \frac{a \cdot B \cdot n \cdot z \cdot s_z \cdot k_{sm}}{4,5 \cdot 10^6}, \text{ [PS]} \quad \text{ή} \quad P_{cm} = \frac{a \cdot B \cdot n \cdot z \cdot s_z \cdot k_{sm}}{6,12 \cdot 10^6}, \text{ [kW]}, \quad [1]$$

### 1.3.3. Φρέζομηχανές CNC:

Η φρεζομηχανή που χρησιμοποιήθηκε για τα πειραματικά αποτελέσματα της συγκεκριμένης εργασίας, ήταν φρεζομηχανή CNC. Οι εργαλειομηχανές CNC, δηλαδή με αριθμητικό προγραμματισμό εργασίας (computer numerically controlled), είναι μηχανήματα που ελέγχονται από ηλεκτρονικούς υπολογιστές. Τα μηχανήματα αυτά τροφοδοτούνται με ειδικά προγράμματα τα οποία αποτελούνται εξ ολοκλήρου από αριθμούς και κώδικες, οι οποίοι αντιπροσωπεύουν ο καθένας και μία κίνηση ή εργασία και δίνουν εντολές σε ειδικά

σχεδιασμένους κινητήρες ή σε άλλα εξαρτήματα που διεκπεραιώνουν την εργασία αυτόματα. Στις εργαλειομηχανές CNC, σε αντίθεση με τις συμβατικές εργαλειομηχανές, δε γίνεται καμία ρύθμιση πάνω στην εργαλειομηχανή, αλλά οι ρυθμίσεις, οι αλλαγές και οι υπολογισμοί γίνονται μέσα στο πρόγραμμα το οποίο τροφοδοτείται στην εργαλειομηχανή πριν ξεκινήσει η κατεργασία. Κάθε εργαλειομηχανή CNC είναι εφοδιασμένη με ένα δικό της πρόγραμμα λειτουργίας, ανάλογα με την τεχνολογία της, τη γλώσσα προγραμματισμού της, τον τύπο της, τους άξονες κίνησης της κτλ. Το πρόγραμμα αυτό παρέχει με τον ένα ή τον άλλο τρόπο, έναν τύπο με τον οποίο συντάσσεται το πρόγραμμα κατασκευής ή το κατασκευαστικό πρόγραμμα (part-program) του τεμαχίου. Η σύνταξη μπορεί να γίνει από τον ίδιο το χειριστή με το χέρι (manual part-programming) ή με τη βοήθεια ειδικών προγραμμάτων και τη χρήση ηλεκτρονικού υπολογιστή (computer aided part-programming).

Τα πλεονεκτήματα των CNC εργαλειομηχανών, είναι τα εξής:

- Σχετικά μικρές χρονικές απαιτήσεις για προετοιμασία.
- Αποδοτική λειτουργία.
- Δυνατότητα χρήσης όλης της δυναμικότητας.
- Διεκπεραίωση της διεργασίας πιο σύντομα.
- Ακριβής έλεγχος της παραγωγής.
- Σύντομη ειδίκευση των χειριστών.
- Μεγάλη ακρίβεια.
- Περιορισμός σε μεγάλο βαθμό της σπατάλης υλικών.

Τα μειονεκτήματα των CNC εργαλειομηχανών, είναι τα εξής:

- Πολύ υψηλά κόστη επενδύσεων.
- Υψηλά κόστη συντήρησης.
- Περιορισμοί στη χρήση.
- Απαιτούν πολύ προσεκτικό και μελετημένο προγραμματισμό. [5]

1.3.4. Τα κοπτικά εργαλεία στο φρεζάρισμα, εξαρτώνται από το είδος του φρεζαρίσματος.

Τα κοπτικά εργαλεία στο φρεζάρισμα κατασκευάζονται συνήθως από ταχυχάλυβα, ο οποίος επιτρέπει την ανάπτυξη υψηλότερων ταχυτήτων κοπής συγκριτικά με τους κοινούς χάλυβες. Επίσης συχνά χρησιμοποιούνται και πλακίδια σκληρομετάλλων, κυρίως στο μετωπικό φρεζάρισμα.

Για περιφερειακό φρεζάρισμα, χρησιμοποιούνται:

- Περιφερειακός η κυλινδρικός κοπτήρας
- Κονδυλοειδής κοπτήρας
- Αυλάκων κοπτήρας (τριπλής τομής)
- Δισκοειδής κοπτήρας
- Κοπτήρας σχίσματος (πριονόδισκος)
- Κοπτήρας μορφής

Για μετωπικό φρεζάρισμα, χρησιμοποιούνται:

- Μετωπικός κοπτήρας
- Πρισματικός κοπτήρας οξείας γωνίας
- Μετωπικός κοπτήρας ένθετων οδόντων

Αναλόγως με τον αριθμό των κοπτικών πλευρών οι κοπτήρες χαρακτηρίζονται μίας κόψης, δίκοποι ή τρίκοποι. Αναλόγως με την κατεργασία για την οποία προορίζονται, διακρίνονται σε ελαφρού ή βαρέως τύπου. [6]



Ελαφρού τύπου



Βαρέως τύπου



Απλός



Τρίκοπος



Δεξιόκοπος

Σχημα 1.10: Είδη κοπτήρων φρεζαρίσματος. [6]

Είδος φρεζαρίσματος	Υλικό φρέζας	Χάλυβας			Χυτοχάλυβας	Ανοξείδωτος χάλυβας	Χυτοσίδηρος		Μη σιδηρούχα μέταλλα	Μη μεταλλικά υλικά
		Μαλακός	Μέσης σκληρότητας	Σκληρός			Μέσης σκληρότητας	Σκληρός		
Περιφερικό	ΤΧ	***	***	**	***	***	***	*	***	***
	ΧΚΕ	**	**	*	*	*	***	*	**	***
	ΣΜ	***	**	**	**	*	***	-	***	***
Μετωπικό	ΤΧ	***	***	**	***	***	***	*	***	***
	ΧΚΕ	***	**	*	*	*	***	*	***	***
	ΣΜ	***	***	***	***	**	***	**	***	***
Με κονδύλια	ΤΧ	***	***	**	***	***	***	*	***	***
	ΧΚΕ	**	**	*	*	*	***	*	**	***
	ΣΜ	***	***	***	***	**	***	-	***	***
Με τρίκοπο κοπήρα	ΤΧ	***	***	**	***	***	***	*	***	***
	ΧΚΕ	**	**	*	*	*	***	*	-	***
	ΣΜ	***	***	**	**	*	***	**	***	***
Με κοπήρα μορφής	ΤΧ	***	***	**	***	***	***	**	***	***
	ΧΚΕ	**	**	*	*	*	***	-	-	**
	ΣΜ	***	***	*	**	*	***	**	***	***

ΤΧ: Ταχυχάλυβας, ΧΚΕ: Χυτευτό κράμα κοπτικών εργαλείων, ΣΜ:

\*\*\*: Καλώς, \*\* : Σχεδόν καλώς, \* : Μέτριος

Σχημα 1.11: Πεδίο εφαρμογής υλικών κοπήρων φρεζαρίσματος. [6]

1.3.5 Ο χρόνος κοπής, υπολογίζεται από τη σχέση:

$$t_c = i \cdot \frac{L}{u_p} = i \cdot \frac{L}{z \cdot n \cdot s_z},$$

όπου  $i$  ο αριθμός των πάσων και  $L$  το συνολικό μήκος της κατεργασίας επί του τεμαχίου.



### 1.3.6 Κατεργασία του Τιτανίου:

Στην παρούσα εργασία τα πειραματικά δεδομένα που λάβαμε, αφορούν φρεζάρισμα δοκιμίων Τιτανίου (Ti). Καθώς Τιτάνιο είναι υλικό το οποίο παρουσιάζει δυσκολία κατά την κατεργασία, θα αναφερθούμε συνοπτικά σε αυτό.

Το χημικό στοιχείο τιτάνιο (titanium) είναι πολύ ανθεκτικό, αργυρόλευκο, όλκιμο μέταλλο μικρής πυκνότητας. Ο ατομικός αριθμός του είναι 22 και η σχετική ατομική μάζα του 47,867. Το χημικό του σύμβολο είναι "Ti" και ανήκει στην ομάδα 4 του περιοδικού πίνακα. Έχει θερμοκρασία τήξης 1668 °C και θερμοκρασία βρασμού 3287 °C.

Εμφανίζεται στη φύση πάντα ενωμένο και στα ορυκτά του υπάρχει συνήθως οξυγόνο αλλά και αλκαλιμέταλλα, μέταλλα αλκαλικών γαιών, σίδηρος, μαγγάνιο, χαλκός, πυρίτιο κ.ά.

Το τιτάνιο χρησιμοποιείται σε πολλά προϊόντα καθημερινής χρήσης όπως τρυπάνια, ποδήλατα, μπαστούνια του γκολφ, ρολόγια χειρός, φορητοί υπολογιστές, κοσμήματα, κινητά τηλέφωνα. Σχηματίζει ανθεκτικά και ελαφρά κράματα με πολλά άλλα μέταλλα όπως με το σίδηρο, το αργίλιο, το βανάδιο, το μολυβδαίνιο κ.ά. Τα κράματα αυτά χρησιμοποιούνται ευρύτατα στην αεροδιαστημική βιομηχανία για την κατασκευή κινητήρων, πυραύλων και διαστημικών οχημάτων. Επίσης χρησιμοποιούνται σε στρατιωτικές και βιομηχανικές εφαρμογές, στην πετροχημική βιομηχανία, σε μονάδες αφαλάτωσης, χαρτοπολτού, στην αυτοκινητοβιομηχανία, στη γεωργία, στην ιατρική για την κατασκευή ορθοπεδικών υλικών, στην οδοντιατρική για την κατασκευή εμφυτευμάτων κλπ.

Τα χαρακτηριστικά του που το κάνουν ιδιαίτερα χρήσιμο σε πολλές εφαρμογές, είναι το μικρό ειδικό βάρος του, η αντοχή του στη διάβρωση, η μη-τοξικότητά του και η μεγάλη αντοχή του σε καταπονήσεις.

Το Τιτάνιο το βρίσκουμε στο εμπόριο σε κυλινδρικές, τετραγωνικές και εξαγωνικές ράβδους, σε σωλήνες, σε κοιλοδοκούς κλπ..

Οι μηχανουργικές κατεργασίες των κραμάτων τιτανίου, λόγω των ιδιαίτερων μεταλλουργικών χαρακτηριστικών τους, απαιτούν ελαφρώς υψηλότερες τιμές των κοπτικών δυνάμεων από εκείνες που για παράδειγμα απαιτούν τα κράματα χαλύβων ανάλογης σκληρότητας.

Έτσι παρουσιάζεται η ανάγκη χρήσης κοπτικών εργαλείων από ανθεκτικά υλικά. [7]

Θεωρείται γενικά ότι από τις μηχανικές ιδιότητες, η αντοχή και η σκληρότητα έχουν την μεγαλύτερη επίδραση στην κατεργασιμότητα ενός υλικού. Παρ' όλα αυτά οι μεγάλες τιμές αντοχής και σκληρότητας δεν οδηγούν σε αντίστοιχη αύξηση των δυνάμεων κοπής και δεν επηρεάζουν αναλογικά την φθορά των κοπτικών εργαλείων. Παραδοσιακά το τιτάνιο (και τα κράματά του) θεωρήθηκε ως ένα δύσκολο στην κατεργασία υλικό και η απόδοση κοπτικών εργαλείων τα οποία είναι κατάλληλα για κοπή άλλων δύσκολων στην κατεργασία υλικών αποδείχθηκε ότι ήταν εξαιρετικά χαμηλή στην κοπή τιτανίου. Αυτό μπορεί να οφείλεται σε διάφορους παράγοντες όπως η θερμική αγωγιμότητα του υλικού, η χαμηλή τιμή του μέτρου ελαστικότητας, η αντιδραστικότητα αλλά ακόμα και οι μηχανισμοί σκλήρυνσης (λόγω διάχυσης και πλαστικής παραμόρφωσης) όπως και ο μηχανισμός δημιουργίας αποβλίπτου:

-Λόγω της σχετικά χαμηλής **θερμικής αγωγιμότητας** που έχει το τιτάνιο, η θερμότητα που αναπτύσσεται κατά την κατεργασία του τιτανίου και των κραμάτων του δεν μπορεί να απαχθεί γρήγορα και αποτελεσματικά από τη ζώνη κοπής. Έτσι παγιδεύεται μεγάλο ποσό θερμότητας στην περιοχή αυτή, το οποίο σε αρκετά μεγάλο βαθμό μεταφέρεται στο κοπτικό εργαλείο οδηγώντας το σε ιδιαίτερα γρήγορη φθορά.

- Το τιτάνιο έχει επαρκή **ελαστικότητα** για να χρησιμοποιηθεί σε εφαρμογές όπου η ευκαμψία χωρίς την δημιουργία ρωγμών ή αποσύνθεση είναι επιθυμητή. Όμως, το μέτρο ελαστικότητας του τιτανίου θεωρείται σχετικά μικρό σε σχέση με των άλλων μετάλλων, με αποτέλεσμα μεγαλύτερη παραμόρφωση υπό συγκεκριμένη φόρτιση. Αυτό, σε σύγκριση με την κατεργασία άλλων μετάλλων, οδηγεί σε μεγαλύτερη απώθηση του κοπτικού εργαλείου από το κομμάτι και έτσι το εργαλείο τρίβεται περισσότερο πάνω στο κομμάτι παρά αφαιρεί υλικό από το κομμάτι. Η αύξηση της τριβής λόγω αυτής της επαφής οδηγεί σε μεγάλη αύξηση της θερμοκρασίας αλλά και μείωση της ποιότητας της επιφανείας.

- Το τιτάνιο είναι ένα μέταλλο με έντονη **αντιδραστικότητα** σε θερμοκρασίες άνω των 500°C. Αυτή η αύξηση της αντιδραστικότητάς του οδηγεί στην περαιτέρω χειροτέρευση της κατάστασης του κοπτικού εργαλείου. Έτσι, σε αυτές τις θερμοκρασίες καθιστά ακατάλληλη τη χρήση των περισσότερων κοπτικών εργαλείων, τα οποία σε άλλες περιπτώσεις είναι ιδιαίτερα ικανά ακόμα και για κοπή ιδιαίτερα σκληρών υλικών.

- Στην περίπτωση που η θερμοκρασία αυξηθεί πάνω από τους 600°C, έχει παρατηρηθεί ότι μόρια οξυγόνου μεταφέρονται με διάχυση στην επιφάνεια του τιτανίου και οδηγούν σε σκλήρυνσή της. Την ίδια στιγμή, ένας άλλος μηχανισμός, αυτός της θερμικής softening επιδρά στο υλικό και μειώνει την αντοχή του. Όμως στην περίπτωση του τιτανίου, αυτός ο μηχανισμός δεν έχει μεγάλη επίδραση και το τιτάνιο διατηρεί μεγάλη αντοχή σε υψηλές θερμοκρασίες, κάτι που οδηγεί σε μεγαλύτερες απαιτήσεις ισχύος για την κοπή του. Τότε, η μεγάλη ισχύς και η πλαστική παραμόρφωση που συνεπάγεται οδηγούν σε εργοσκλήρυνση.

- Όταν κατεργαζόμαστε τιτάνιο, το απόβλιττο δημιουργείται είτε από την διάδοση ρωγμής από την εξωτερική επιφάνεια του αποβλίττου ή από την δημιουργία μιας ζώνης αδιαβατικής διάτμησης που προέρχεται από την τοπική διατμητική παραμόρφωση. Στην περίπτωση της αδιαβατικής διάτμησης κυριαρχεί ο μηχανισμός του thermal softening παρά η εργοσκλήρυνση ενώ ο τοπικός χαρακτήρας της διάτμησης οδηγεί σε σημαντική περιοδική διακύμανση των κοπτικών δυνάμεων και οδηγεί σε αυξημένη κόπωση του κοπτικού εργαλείου.

Από τα παραπάνω γίνεται κατανοητό ότι το τιτάνιο παρουσιάζει αρκετά μοναδικά χαρακτηριστικά τα οποία το καθιστούν ιδιαίτερα δύσκολο να κατεργαστεί σε σχέση με υλικά παρόμοιας σκληρότητας. Γι' αυτό, το είδος των κοπτικών εργαλείων κατά την κοπή του τιτανίου, όπως και οι συνθήκες κοπής παίζουν ιδιαίτερα σημαντικό ρόλο και πρέπει να επιλέγονται μετά από προσεκτική μελέτη. Στη βιβλιογραφία υπάρχουν διάφορες μελέτες στις οποίες προτείνονται ενδεικτικές συνθήκες κοπής για διάφορα είδη κοπτικών εργαλείων. [8]

### 1.3.7 Τραχύτητα επιφάνειας.

Στην παρούσα εργασία ασχοληθήκαμε με τα πειραματικά αποτελέσματα του φρεζαρίσματος, ως προς την τραχύτητα της αποδιδόμενης επιφάνειας του τεμαχίου.

Τραχύτητα επιφάνειας, ή πιο συχνά τραχύτητα, είναι ένα μέτρο της υφής της επιφάνειας. Υπολογίζεται από τις κατακόρυφες αποκλίσεις της πραγματικής επιφάνειας από την ιδανική μορφή της. Εάν αυτές οι αποκλίσεις είναι μεγάλες, η επιφάνεια είναι τραχιά. Αντίστοιχα αν είναι μικρές η επιφάνεια είναι ομαλή.

Η χρήση κοπτικού εργαλείου ικανοποιητικής ποιότητας είναι ιδιαίτερα σημαντική όσον αφορά την επίτευξη χαμηλής τραχύτητας στην επιφάνεια του κατεργαζόμενου τεμαχίου. Η ύπαρξη έστω και ενός οδόντος σε λάθος θέση στη φρεζοκεφαλή μπορεί να έχει καταστροφικά αποτελέσματα για την επιφάνεια του τεμαχίου. Παράγοντες όπως η πρόωση επηρεάζουν σημαντικά την ποιότητα της επιφάνειας. Αύξηση την πρόωσης οδηγεί σε αντίστοιχη αύξηση της τραχύτητας, συνεπώς ότι κερδίζεται σε χρόνο κατεργασίας, χάνεται σε ποιότητα επιφανείας (γεωμετρικά χαρακτηριστικά και φυσικές και χημικές ιδιότητες).

#### Παράμετροι Τραχύτητας

Η τιμή τραχύτητας μπορεί είτε να υπολογιστεί σε ένα προφίλ (γραμμή) ή σε μια επιφάνεια (εμβαδόν). Παρότι οι παράμετροι τραχύτητας προφίλ ( $R_a$ ,  $R_q$ ,  $R_t$ ) είναι οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενες, από την άλλη οι παράμετροι τραχύτητας επιφανείας ( $S_a$ ,  $S_q$ ,  $S_t$ ) δίνουν εξίσου σημαντικές πληροφορίες.

#### 1. Τραχύτητα:

Η τραχύτητα αποτελείται από επιφανειακές ανωμαλίες που προκύπτουν από τις διάφορες διαδικασίες κατεργασίας. Αυτές οι ανωμαλίες συνδυάζονται για να σχηματίσουν υφή της επιφάνειας.

#### 2. Ύψος Τραχύτητας:

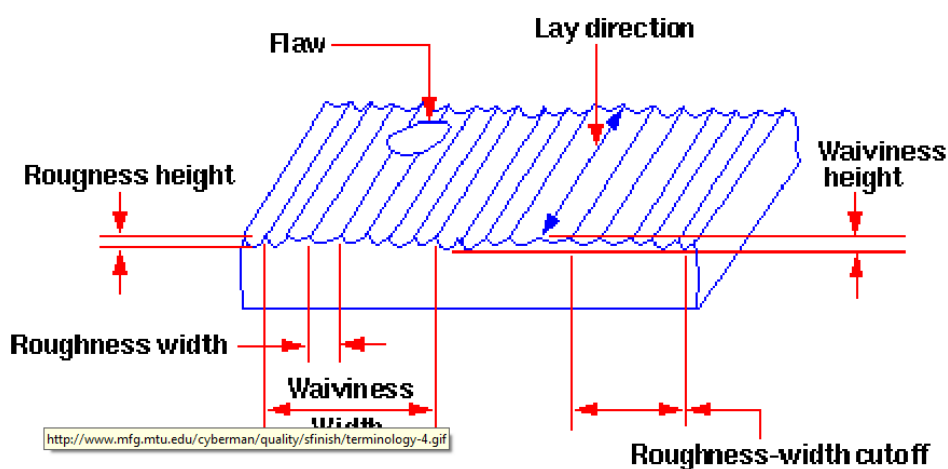
Είναι το ύψος των ανωμαλιών σε σχέση με μία γραμμή αναφοράς. Μετριέται σε χιλιοστά ή μικρά. Είναι επίσης γνωστή ως το ύψος της ανομοιομορφίας.

### 3. Πλάτος Τραχύτητας:

Το πλάτος τραχύτητας είναι η απόσταση παράλληλα προς την ονομαστική επιφάνεια μεταξύ διαδοχικών κορυφών ή κορυφογραμμών που αποτελούν το κυρίαρχο μοτίβο τραχύτητας. Μετριέται και αυτό σε χιλιοστά ή μικρά.

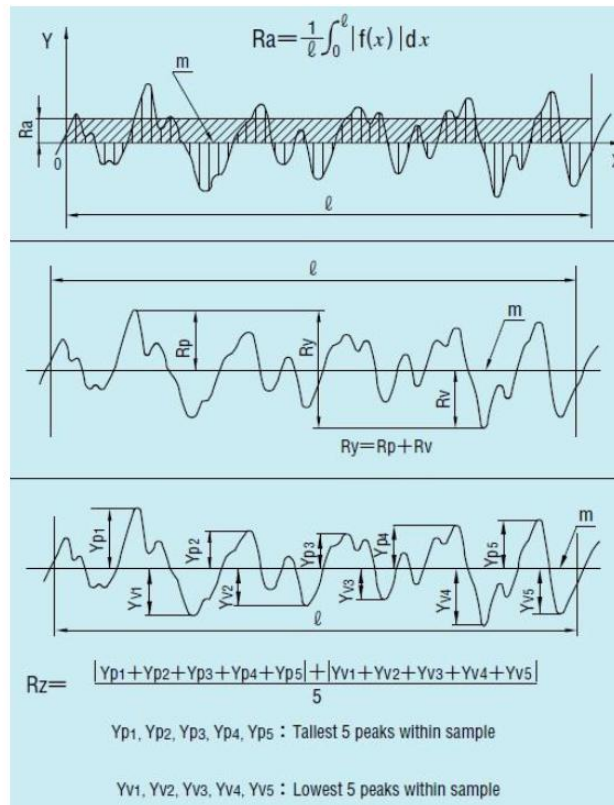
### 4. Πλάτος Τραχύτητας Cut off:

Το Πλάτος τραχύτητας Cut off είναι η μεγαλύτερη απόσταση μεταξύ των αντίστοιχων επιφανειακών ανωμαλιών που συμπεριλαμβάνονται στη μέτρηση του μέσου ύψους τραχύτητας. Θα πρέπει πάντα να είναι μεγαλύτερο από το πλάτος τραχύτητας, προκειμένου να επιτευχθεί το συνολικό ύψος τραχύτητας.



Σχήμα 1.12: Χαρακτηριστικά επιφανείας. [9]

Ο υπολογισμός της μέσης τιμής τραχύτητας, και του μέσου όρου μεγίστου ύψους, παρουσιάζεται στο σχήμα 1.9.



Σχήμα 1.13: Μέση τιμή τραχύτητας  $R_a$  και μέσος όρος μεγίστου ύψους  $R_z$ . [9]

Η μέση επιφανειακή τραχύτητα υπολογίζεται πρακτικά ως ο αριθμητικός μέσος όρος των «κοιλιάδων» και των «κορυφών» της επεξεργασμένης επιφανείας, εκφρασμένα σε μm, δηλαδή:

$$R_a = \frac{M_1 + M_2 + M_3 + M_4}{4}$$

Όπου  $M_1, M_2$  κλπ, η μετρούμενη τιμή του ύψους της κορυφής ή του βάθους της κοιλιάδας.

Η μέση τετραγωνική ρίζα της τραχύτητας υπολογίζεται:

$$RMS = \sqrt{\frac{M_1^2 + M_2^2 + M_3^2 + M_4^2}{4}} \quad [10]$$

Καθώς η τραχύτητα της επιφάνειας είναι σημαντική, συνήθως είναι απαραίτητο μετά το πέρας της βασικής κατεργασίας που πραγματοποιείται, να ακολουθήσει μία κατεργασία φινιρίσματος, ώστε

να βελτιωθεί η τελική επιφάνεια. Η επεξεργασία αυτή μπορεί να είναι η λείανση, το στίλβωμα, η επεξεργασία με laser, κάποια χημική επεξεργασία, ή κάποιου άλλου είδους κατεργασία.

Manufacturing Process	Roughness Average												
	Top Number - Micrometers Bottom Number - (Microinches)												
	50 (2000)	25 (1000)	12.5 (500)	6.3 (250)	3.2 (125)	1.6 (63)	0.80 (32)	0.40 (16)	0.20 (8)	0.10 (4)	0.05 (2)	0.025 (1)	0.012 (.5)
Flame Cutting													
Snagging													
Sawing													
Planing, Shaping													
Drilling													
Chemical Milling													
Elect Discharge Machining													
Milling													
Broaching													
Reaming													
Electron Beam													
Laser													
Electro-Chemical													
Boring, Turning													
Barrel Finishing													
50 (2000)	25 (1000)	12.5 (500)	6.3 (250)	3.2 (125)	1.6 (63)	0.80 (32)	0.40 (16)	0.20 (8)	0.10 (4)	0.05 (2)	0.025 (1)	0.012 (.5)	
Electrolytic Grinding													
Roller Burnishing													
Grinding													
Honing													
Electro-Polish													
Polishing													
Lapping													
Super Finishing													
Sand Casting													
Hot Rolling													
Forging													
Permanent Mold Casting													
Investment Casting													
Extruding													
Cold Rolling, Drawing													
Die Casting													
50 (2000)	25 (1000)	12.5 (500)	6.3 (250)	3.2 (125)	1.6 (63)	0.80 (32)	0.40 (16)	0.20 (8)	0.10 (4)	0.05 (2)	0.025 (1)	0.012 (.5)	

Σχήμα 1.14: Τραχύτητα επιφανείας σε διάφορα είδη κατεργασιών. [10]

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

### 2.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

2.1.1. Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο είναι ένα παράδειγμα προώθησης πληροφοριών το οποίο εμπνέεται από τον τρόπο που η δομή του εγκεφάλου επεξεργάζεται τις πληροφορίες. Τα νευρωνικά δίκτυα είναι δηλαδή συλλογή μαθηματικών μοντέλων που εξομοιώνουν κάποιες από τις ιδιότητες των βιολογικών νευρωνικών συστημάτων. Αποτελούνται από μεγάλο αριθμό διασυνδεδεμένων στοιχείων που αντιστοιχούν στους νευρώνες του εγκεφάλου και διαθέτουν σταθμισμένες συνδέσεις που αντιστοιχούν στις συνάψεις του εγκεφάλου.

Στα νευρωνικά δίκτυα, η εκμάθηση πραγματοποιείται μέσω της εκπαίδευσης ή της έκθεσης σε ένα σύνολο στοιχείων εισόδου/εξόδου, όπου ένας αλγόριθμος ρυθμίζει μέσω επαναλήψεων τους συντελεστές των συνδέσεων, οι οποίοι καταχωρούν την απαιτούμενη γνώση για τη λύση του προβλήματος που έχει τεθεί. Έτσι, μετά την εκπαίδευση, το δίκτυο είναι ικανό να αντιστοιχεί μία τιμή εξόδου σε μία συγκεκριμένη τιμή εισόδου (συμπεριλαμβανομένων τιμών εισόδου που δεν συνάντησε στην εκπαίδευση). Μπορεί δηλαδή να γενικεύει σε σχέση με τις πληροφορίες που του παρέχονται.

Ο πιο διαδεδομένος τύπος νευρωνικού δικτύου, είναι το δίκτυο εμπρόσθιας επεξεργασίας (feedforward), το οποίο αποτελείται από διάφορα επίπεδα στοιχείων επεξεργασίας, δηλαδή από διάφορα επίπεδα νευρώνων. Στην είσοδο, δηλαδή στο πρώτο επίπεδο νευρώνων, δίδονται τα δεδομένα εισόδου και κάθε είσοδος αντιστοιχεί σε ένα νευρώνα. Στο επόμενο όμως επίπεδο, ο κάθε νευρώνας δέχεται πολλές εισόδους. Κάθε νευρώνας μεταφέρει δεδομένα σύμφωνα με μία συνάρτηση μεταφοράς, σε όλους τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου. Έτσι, κάθε νευρώνας λαμβάνει ένα διαφορετικό σήμα, αφού οι συντελεστές διασύνδεσης μεταξύ των νευρώνων είναι διαφορετικοί. Στο επίπεδο εξόδου, η έξοδος κάθε νευρώνα συγκρίνεται με την



επιθυμητή ή πραγματική έξοδο, και η διαφορά της επιθυμητής με την υπολογισμένη είναι το σφάλμα, το οποίο ανατροφοδοτείται στο δίκτυο με σκοπό να ρυθμιστούν ξανά οι συντελεστές των συνδέσεων με τρόπο που το σφάλμα να ελαχιστοποιείται. Με επανάληψη αυτής της διαδικασίας όσες φορές χρειάζεται, το δίκτυο πλέον έχει εκπαιδευτεί και είναι έτοιμο να δεχθεί νέα δεδομένα εισόδου και να υπολογίσει για αυτά τις εξόδους.

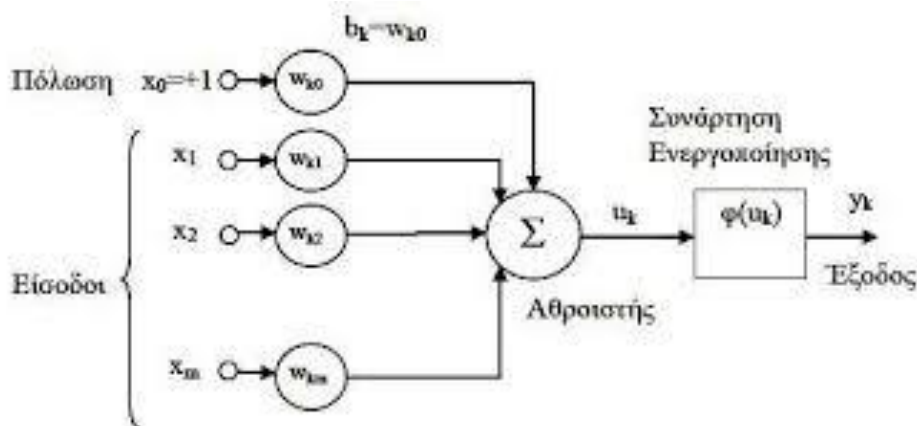
2.1.2. Τα νευρωνικά δίκτυα αρχικά αναπτύχθηκαν στα τέλη της δεκαετίας του 1950, και στα μέσα της δεκαετίας του 1980 ήταν πλέον ικανοποιητικά στο να μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε γενικές εφαρμογές. Πλέον, τα νευρωνικά δίκτυα εφαρμόζονται σε συνεχώς αυξανόμενο αριθμό περίπλοκων προβλημάτων. Χρησιμοποιούνται ως μηχανές αναγνώρισης προτύπων, και ως ταξινομητές, με δυνατότητα να καθιερωθούν στην εξαγωγή αποτελεσμάτων ακόμα και όταν έχουμε ανακριβή στοιχεία εισόδου. Προσφέρουν λύση σε προβλήματα ταξινόμησης όπως η ομιλία, η αναγνώριση χαρακτηριστικών και σημάτων, σε λειτουργικές προβλέψεις και στη μοντελοποίηση συστημάτων στα οποία οι φυσικές διαδικασίες δεν είναι κατανοητές ή είναι πολύ σύνθετες. Έχουν πλεονέκτημα το ότι είναι ανθεκτικά στις διαστρεβλώσεις στα στοιχεία εισόδου. Μπορούν να χρησιμοποιηθούν επίσης, σε προβλήματα που για παράδειγμα δεν έχουν μια αλγοριθμική λύση ή που έχουν αλγοριθμική λύση πολύ σύνθετη για να βρεθεί με τις παραδοσιακές μεθόδους και τις συμβατικές τεχνολογίες.

Ανάλογα με το πώς τα δεδομένα υποβάλλονται σε επεξεργασία μέσω του δικτύου, ταξινομούνται σε πρόσθιας τροφοδότησης ή σε επαναλαμβανόμενα (implement feedback). Ως προς τη μέθοδο εκπαίδευσης τους, χωρίζονται σε εποπτευόμενης κατάρτισης (δηλαδή αυτά που χρειάζονται επίβλεψη) και σε αυτά που δε χρειάζονται επίβλεψη αλλά εκτελούν την συγκέντρωση των δεδομένων σε παρόμοιες ομάδες που βασίζονται στις μετρημένες ιδιότητες ή στα χαρακτηριστικά γνωρίσματα και λειτουργούν ως είσοδοι στους αλγόριθμους.

## 2.2. ΑΡΧΗ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

2.2.1. Η λειτουργία του κάθε νευρώνα του νευρωνικού δικτύου καθορίζεται από τα παρακάτω στοιχεία:

- Συνδεδετικοί δεσμοί ή συνάψεις. Η κάθε σύναψη έχει έναν συντελεστή βαρύτητας. Έτσι το κάθε σήμα  $x_j$  στην είσοδο της σύναψης  $j$  η οποία είναι συνδεδεμένη με ένα νευρώνα  $k$ , πολλαπλασιάζεται με τον συντελεστή βαρύτητας  $w_{kj}$ . Οπότε ο νευρώνας  $k$  λαμβάνει το σήμα  $w_{kj} * x_j$ . Ο πρώτος δείκτης του συντελεστή βαρύτητας αναφέρεται στον νευρώνα και ο δεύτερος στο σήμα εισόδου. (Η τιμή του συντελεστή βαρύτητας μπορεί να είναι ναί αρνητική).
- Αθροιστής. Η λειτουργία του αθροιστή είναι γραμμική. Ο αθροιστής αθροίζει τα σήματα εισόδου τα οποία έχουν σταθμιστεί από τους συντελεστές βαρύτητας. Επειδή είναι επιθυμητό η είσοδος της συνάρτησης ενεργοποίησης να είναι πάντα σε παρόμοιες συνθήκες, χρησιμοποιείται μια επιπλέον εξωτερική τιμή, η οποία ονομάζεται bias ( $b_k$ ). Ανάλογα με το αν η τιμή του bias είναι θετική η αρνητική, η είσοδος της συνάρτησης μειώνεται ή αυξάνεται αντίστοιχα.
- Συνάρτηση ενεργοποίησης. Η συνάρτηση ενεργοποίησης εφαρμόζεται στο σήμα εξόδου του αθροιστή με σκοπό να περιορίσει την τιμή του εντός κάποιων επιθυμητών ορίων και έτσι τελικά διαμορφώνει το σήμα εξόδου του νευρώνα.



Σχήμα 2.1: Μοντέλο νευρώνα. [11]

Ο νευρώνας μπορεί να περιγραφεί με τις εξισώσεις:

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} * x_j \text{ και } y_k = \varphi(u_k), \text{ όπου } u_k = u_k + b_k$$

$\varphi(u_k)$  : η συνάρτηση ενεργοποίησης

$y_k$  : το σήμα εξόδου του νευρώνα

$x_1, x_2, \dots, x_m$ : τα σήματα εισόδου

$w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$ : οι συντελεστές βαρύτητας της σύναψης του νευρώνα

$b_k$  : το bias.

Αν το Bias θεωρηθεί ως μία επιπλέον σύναψη με συντελεστή βαρύτητας  $w_{k0} = b_k$  πο αντιστοιχεί σε είσοδο  $x_0 = 1$ , οι εξισώσεις απλοποιούνται στις:

$$u_k = \sum_{j=0}^m w_{kj} * x_j \text{ και } y_k = \varphi(u_k)$$

2.2.2. Συνάρτηση ενεργοποίησης: Η συνάρτηση ενεργοποίησης  $\varphi(u)$  καθορίζει την έξοδο ενός νευρώνα σε όρους του ανηγμένου τοπικού πεδίου. Οι βασικές μορφές της συνάρτησης ενεργοποίησης είναι:

A) Βηματική ή συνάρτηση Heaviside (χρησιμοποιείται κυρίως στους νευρώνες δικτύων που πραγματοποιούν ταξινόμηση προτύπων):

$$\varphi(u) = 1 \text{ αν } u \geq 0$$

$$\varphi(u) = 0 \text{ αν } u < 0$$

B) Γραμμική συνάρτηση με ξεχωριστά βήματα (μπορεί να θεωρηθεί σαν μία προσέγγιση σε ένα μη-γραμμικό ενισχυτή):

$$\varphi(u) = 1 \text{ αν } u \geq 1/2$$

$$\varphi(u) = u \text{ αν } -1/2 < u < 1/2$$

$$\varphi(u) = 0 \text{ αν } u \leq -1/2$$

Γ) Σιγμοειδής συνάρτηση (είναι και η πιο διαδεδομένη στη χρήση, και δίνει τη δυνατότητα ανάπτυξης μη-γραμμικών σχέσεων ανάμεσα στην

είσοδο κ στην έξοδο, με αποτέλεσμα την δυνατότητα επίλυσης μη-γραμμικών προβλημάτων)

$$\phi(u) = \frac{1}{1 + \exp(-a \cdot v)}, \quad \alpha: \text{ ο συντελεστής κλίσης της συνάρτησης. [12]}$$

### 2.3. ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Με τον όρο αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων εννοούμε τον τρόπο με τον οποίο είναι δομημένο το νευρωνικό δίκτυο, δηλαδή τον τρόπο με τον οποίο είναι συνδεδεμένες οι βασικές του μονάδες.

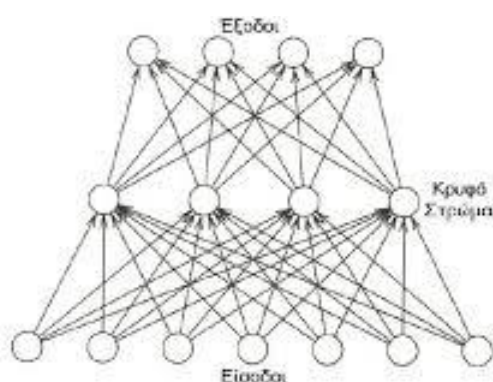
Οι νευρώνες είναι τοποθετημένοι σε επίπεδα, όπου οι νευρώνες του κάθε επιπέδου λειτουργούν παράλληλα. Το πρώτο επίπεδο, δηλαδή το επίπεδο εισόδου, αντιπροσωπεύει τις μη-επεξεργασμένες πληροφορίες που τροφοδοτήθηκαν στο δίκτυο, και κανέναν υπολογισμό δεν πραγματοποιείται εκεί. Στη συνέχεια υπάρχουν τα κρυμμένα επίπεδα (hidden layers), των οποίων οι υπολογιστικές μονάδες ονομάζονται κρυμμένοι νευρώνες. Ο αριθμός των hidden layers που μπορεί να έχει ένα νευρωνικό δίκτυο ποικίλει. Μπορεί να είναι ενός επιπέδου (single layer) ή πολλών (multi layer). Η ύπαρξη κρυμμένων επιπέδων γίνεται τόσο πιο απαραίτητη όσο μεγαλύτερος είναι ο αριθμός των νευρώνων εισόδου.

Στο τέλος υπάρχει το επίπεδο εξόδου, το οποίο αποτελεί και την έξοδο του δικτύου. Οι νευρώνες του επιπέδου αυτού, σε αντίθεση με τους νευρώνες του επιπέδου εισόδου, πραγματοποιούν υπολογισμούς. Ο αριθμός των νευρώνων στα επίπεδα εισόδου και εξόδου καθορίζονται από το πρόβλημα που λύνουμε, αλλά ο αριθμός των κρυμμένων επιπέδων και ο αριθμός των νευρώνων σε αυτά, καθορίζεται από την εκπαίδευση του νευρωνικού συστήματος, κατά τον βέλτιστο τρόπο. Επιδιώκεται να μην είναι το δίκτυο πολύ πολύπλοκο, δηλαδή με μεγάλο αριθμό κρυμμένων επιπέδων, διότι τότε μειώνεται η ταχύτητα σύγκλισης και μεγαλώνει το σφάλμα.

Στη συνέχεια παρουσιάζονται δύο είδη νευρωνικών δικτύων:

#### A) Δίκτυα πρόσθιας τροφοδοσίας:

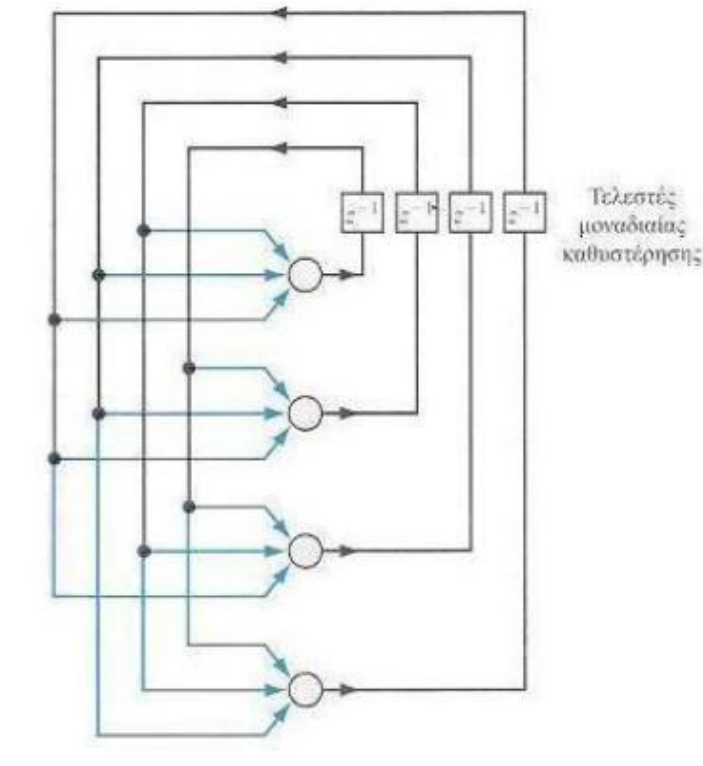
Είναι τα δίκτυα στα οποία το σήμα μεταφέρεται μόνο προς μία κατεύθυνση, δηλαδή από την είσοδο προς την έξοδο. Περισσότερο χρησιμοποιούνται για αναγνώριση πρωτοτύπου, και έχουν απλή δομή και αρκετά εύκολη μαθηματική περιγραφή.



Σχήμα 2.2: Νευρωνικό δίκτυο πρόσθιας τροφοδοσίας. [13]

#### B) Δίκτυα με ανάδραση:

Είναι τα δίκτυα στα οποία το σήμα μπορεί να μεταφερθεί και προς τις δύο κατευθύνσεις, λόγω των βρόγχων ανατροφοδότησης τους οποίους διαθέτει. Είναι δυναμικής μορφής και η φάση τους αλλάζει συνεχώς ώσπου να φτάσουν σε σημείο ισορροπίας, όπου και παραμένουν ώσπου να αλλάξει η είσοδος και να βρεθεί με τον ίδιο τρόπο ένα νέο σημείο ισορροπίας. Η δομή τους είναι πολυπλοκότερη από αυτή των δικτύων πρόσθιας τροφοδοσίας. [14]



Σχημα 2.3: Νευρωνικό δίκτυο με ανάδραση.[11]

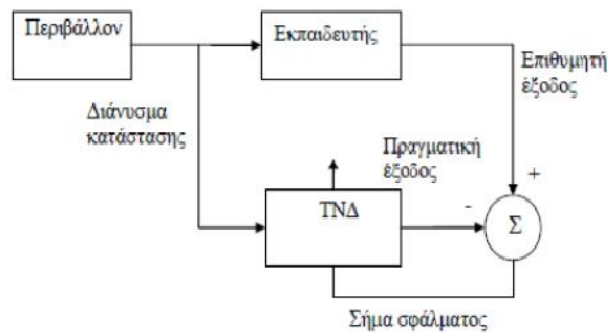
## 2.4 ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου, έχει σκοπό τον καθορισμό των συντελεστών βαρύτητας, έτσι ώστε το σφάλμα να ελαχιστοποιείται. Με καθορισμένο δηλαδή τον αριθμό επιπέδων και τον αριθμό νευρώνων στο κάθε επίπεδο, οι αλγόριθμοι εκπαίδευσης ρυθμίζουν αυτόματα τους συντελεστές βαρύτητας μέχρι την ελαχιστοποίηση του σφάλματος.

Οι αλγόριθμοι εκπαίδευσης χωρίζονται στις εξής κατηγορίες:

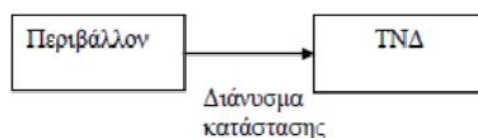
A) Επιτηρούμενη εκπαίδευση: Ενσωματώνονται στο δίκτυο διανύσματα εισόδου τα οποία αντιστοιχούν στα επιθυμητά διανύσματα εξόδου, και στη συνέχεια μεταβάλλονται οι συντελεστές βαρύτητας και τα bias ώσπου να επιτευχθεί η επιθυμητή έξοδος και όταν αυτό συμβεί αποθηκεύονται οι συντελεστές βαρύτητας και τα bias. Στη συνέχεια, χρησιμοποιείται δεύτερη δέσμη διανυσμάτων εισόδου-εξόδου ώστε να

γίνει έλεγχος για το πώς διαχειρίζεται το δίκτυο τιμές τις οποίες δεν έχει συναντήσει κατά την εκπαίδευση.



Σχημα 2.4: Επιτηρούμενη εκπαίδευση. [11]

B) Μη-επιτηρούμενη εκπαίδευση: Εισάγονται στο δίκτυο διανύσματα εισόδου και το δίκτυο καθώς μεταβάλλει τους συντελεστές βαρύτητας, κατατάσσει παρόμοιες εισόδους στην ίδια κατηγορία, έτσι ώστε σε κάθε κατηγορία να δημιουργηθεί ένα αντιπροσωπευτικό διάνυσμα εισόδου. Ικανότητα των δικτύων που έλαβαν μη-επιτηρούμενη εκπαίδευση, είναι το να αναγνωρίζουν πρότυπα με ατελή δεδομένα.



Σχήμα 2.5: Μη-επιτηρούμενη εκπαίδευση. [11]

Για να επιλεγεί ο κατάλληλος αλγόριθμος για την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου, πρέπει να ληφθούν υπόψη παράγοντες όπως η πολυπλοκότητα του δικτύου κ το είδος του προς επίλυση προβλήματος. Επίσης, για να καταλήξουμε στο ποιός είναι ο ιδανικότερος αλγόριθμος

για το πρόβλημά μας, κάνουμε δοκιμαστική εκπαίδευση με διαφορετικούς αλγορίθμους, ώστε να καταλήξουμε στον καλύτερο. Για την σύγκριση όμως δύο διαφορετικών αλγορίθμων, η εφαρμογή του καθενός πρέπει να γίνει πολλές φορές, διότι πριν εφαρμοστεί ένας αλγόριθμος, στους συντελεστές βαρύτητας και στα bias δίνονται τυχαίες τιμές, από τις οποίες εξαρτάται η ταχύτητα σύγκλισης και η αξιοπιστία του δικτύου, και έτσι κατά την εφαρμογή του ίδιου αλγορίθμου παρατηρούνται διαφορετικά αποτελέσματα. Γι αυτό το λόγο, κάθε αλγόριθμος πρέπει να «τρέξει» πολλές φορές και να βγει μέσος όρος του σφάλματος.

Μετά από την εκπαίδευση, το νευρωνικό δίκτυο έχει την ικανότητα της γενίκευσης, δηλαδή την ικανότητα να δίνει λογικές αποκρίσεις για τιμές εισόδου που δεν έχει συναντήσει κατά την εκπαίδευση. Αυτό διασφαλίζεται με το να εισάγουμε κατά την εκπαίδευση μεγάλο αριθμό δεδομένων σε σχέση με τον αριθμό των παραμέτρων του δικτύου. Επίσης, το δίκτυο πρέπει να διατηρείται όσο πιο απλό γίνεται, διότι όταν είναι πολύ μεγάλο μειώνεται η ικανότητα γενίκευσης.

Ένα πρόβλημα που μπορεί να παρουσιαστεί, είναι η υπερ-προσαρμογή. Δηλαδή, ο κίνδυνος να απομνημονεύσει το δίκτυο τα παραδείγματα εκπαίδευσης χωρίς να μάθει να γενικεύει σε νέα δεδομένα, και έτσι ενώ το σφάλμα κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης παρουσιάζεται πολύ μικρό, όταν εισαχθούν νέα δεδομένα το σφάλμα εμφανίζεται μεγάλο.



## 2.5 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται ευρέως τα τελευταία χρόνια σε διάφορους τομείς, λόγω της υπολογιστικής τους ταχύτητας, της ικανότητας αντιμετώπισης πολύπλοκων μη γραμμικών λειτουργιών και της ικανότητας τους να αναγνωρίζουν τις σχέσεις μεταξύ ποσοτήτων οι οποίες είναι δύσκολο να μοντελοποιηθούν. Η χρήση των νευρωνικών δικτύων σε διάφορες εφαρμογές προσφέρει ευκολία υλοποίησης, σχετικά αξιόπιστη λειτουργία και άμεση απόκριση κατά τη φάση πραγματικής λειτουργίας. Οι εφαρμογές αυτές περιλαμβάνουν αναγνώριση προτύπων, υπολογισμό συναρτήσεων, βελτιστοποίηση, πρόβλεψη, αυτόματο έλεγχο και άλλα θέματα. Κάποιες από τις περιοχές εφαρμογής είναι οι εξής:

- ❖ Ιατρική
- ❖ Βιολογία
- ❖ Γεωλογία
- ❖ Βιομηχανία
- ❖ Υπολογιστές
- ❖ Επεξεργασία σημάτων
- ❖ Περιβάλλον
- ❖ Άμυνα
- ❖ Οικονομία
- ❖ Χημική/θερμική ανάλυση
- ❖ Επεξεργασία κειμένων
- ❖ Μετατροπή κειμένου σε φωνή και το αντίθετο

## 2.6 ΠΡΟΗΓΟΥΜΕΝΕΣ ΜΕΛΕΤΕΣ ΓΙΑ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΙΣ ΚΑΤΕΡΓΑΣΙΕΣ.

Κατά την εκπόνηση την παρούσας εργασίας, μελετήσαμε προηγούμενες έρευνες που έγιναν πάνω στην χρήση νευρωνικών δικτύων σε κατεργασίες. Παραθέτουμε στη συνέχεια τα συμπεράσματα που έβγαλαν κάποιες από αυτές:

Οι ερευνητές **S.C. Lin και R.J. Lin** μελέτησαν την κατασκευή ενός συστήματος παρακολούθησης της φθοράς του κοπτικού εργαλείου σε πραγματικό χρόνο μέσω καταγραφής της δύναμης κοπής και της χρήσης νευρωνικών δικτύων. Χρησιμοποιήθηκαν δίκτυα τεσσάρων επιπέδων που είχαν ως εισόδους την πρόωση, το πλάτος του δοκιμίου, την εκκεντρότητα του κοπτικού εργαλείου, το βάθος κοπής και τις συνιστώσες της δύναμης κοπής και ως έξοδο το πεδίο φθοράς του κοπτικού εργαλείου. Η συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιήθηκε ήταν η υπερβολική εφαπτομένη, ο αλγόριθμος εκπαίδευσης η απότομη κάθοδος (gradient descent) και έγινε κανονικοποίηση των δεδομένων πριν εισαχθούν στο δίκτυο. Δοκιμάστηκαν τρία νευρωνικά δίκτυα με αρχιτεκτονικές 6-24-12-1, 6-18-9-1 και 6-12-6-1. Διαπιστώθηκε ότι το μέγεθος του νευρωνικού δικτύου έχει μικρή επίδραση στο μέσο και το μέγιστο απόλυτο σφάλμα ενώ το δίκτυο με αρχιτεκτονική 6-18-9-1 είχε το μικρότερο μέγιστο σφάλμα και το δίκτυο με αρχιτεκτονική 6-24-12-1 το μικρότερο μέσο σφάλμα. [15]

Οι ερευνητές **Π.Γ. Βερνάρδος και Γ.-Χ. Βοσνιάκος**, ανέπτυξαν ένα μοντέλο νευρωνικού δικτύου με σκοπό την πρόβλεψη της επιφανειακής τραχύτητας σε μετωπικό φρεζάρισμα. Οι παράγοντες που έλαβαν υπόψη ήταν το βάθος κοπής, η πρόωση ανά οδόντα, η ταχύτητα κοπής, η επαφή και η φθορά του κοπτικού εργαλείου, η χρήση κοπτικού υγρού, και οι τρεις συνιστώσες της δύναμης κοπής. Χρησιμοποίησαν δίκτυο πρόσθιας τροφοδοσίας (feedforward) και αλγόριθμο εκπαίδευσης Levenberg-Marquardt (trainlm), και δίκτυο με 5 εισόδους, ένα κρυμμένο επίπεδο αποτελούμενο από 3 κόμβους και μία έξοδο. Η μελέτη τους κατέληξε στο συμπέρασμα ότι οι σημαντικότεροι

παράγοντες που επηρεάζουν την επιφανειακή τραχύτητα είναι η πρόωση ανά οδόντα, η συνιστώσα κατά τον άξονα  $x$  της δύναμης κοπής, το βάθος κοπής, η επαφή του κοπτικού εργαλείου με το τεμάχιο, και το υγρό κοπής. Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα της μεθόδου, υπολογίστηκε ως 1,86%. [16]

Οι ερευνητές **H. El- Mounayri, H. Kishawy, J. Briceno** χρησιμοποίησαν ένα νευρωνικό δίκτυο για την βελτιστοποίηση των συνθηκών κατά την κατεργασία του φρεζαρίσματος με εργαλειομηχανή CNC. Για την κατασκευή του μοντέλου, επεκτάθηκε ένα προηγούμενο μοντέλο που είχε δημιουργηθεί για την προσομοίωση άλλου είδους φρεζαρίσματος και έγινε χρήση ενός πιο αποδοτικού τύπου νευρωνικού δικτύου, του νευρωνικού δικτύου με ακτινικές συναρτήσεις βάσης (RBF-radialbasisfunctions). Αυτό το είδος δικτύου είναι ένα πρόσθιας τροφοδότησης, πλήρως διασυνδεδεμένο δίκτυο στο οποίο η ενεργοποίηση των νευρώνων γίνεται με χρήση μιας ακτινικής συνάρτησης, η οποία αποδεικνύεται ότι οδηγεί στη μείωση του χρόνου εκπαίδευσης. Είσοδοι στο δίκτυο ήταν η πρόωση, η περιστροφική ταχύτητα του εργαλείου, το ακτινικό βάθος κοπής και το αξονικό βάθος κοπής ενώ έξοδοι του δικτύου ήταν η μέγιστη, η ελάχιστη και η μέση δύναμη κοπής καθώς και η τυπική απόκλιση της δύναμης κοπής. Χρησιμοποιήθηκε μια συνάρτηση ενεργοποίησης Gauss, ένα κρυμμένο επίπεδο (δίκτυο 3 επιπέδων) και ως αλγόριθμος εκπαίδευσης η μέθοδος ελαχίστων τετραγώνων (LMS). Στη συνέχεια κατασκευάστηκε και δεύτερο νευρωνικό δίκτυο με μία παραπάνω μεταβλητή εισόδου, τον αριθμό των πτερύγων (flutes) του κοπτικού εργαλείου. Διαπιστώθηκε τελικά ότι το RBNευρωνικό δίκτυο είχε μεγαλύτερη αποδοτικότητα, ακρίβεια και ταχύτητα σύγκλισης από τα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης/ οπίσθιας διάδοσης σφάλματος και ότι αυτό το είδος νευρωνικού δικτύου είναι καταλληλότερο για την παρακολούθηση σε πραγματικό χρόνο (on-line monitoring). [17]

Οι ερευνητές **H. Oktem, T. Erzurumlu και F. Erizincanli**, ανέπτυξαν ένα μοντέλο νευρωνικού δικτύου πρόσθιας τροφοδοσίας, με σκοπό να προσδιορίσουν τις βέλτιστες παραμέτρους κοπής που οδηγούν σε ελάχιστη επιφανειακή τραχύτητα κατά τη διαδικασία αποπεράτωσης σε

φρέζα, για δοκίμια Αργιλίου (AI-7074-T6). Οι παράμετροι εισόδου που χρησιμοποιήσαν ήταν η ταχύτητα κοπής, η πρόωση, το αξονικό και ακτινικό βάθος κοπής και η μηχανική αντοχή (παράμετρος που στο παρελθόν δεν αναφέρεται να είχε χρησιμοποιηθεί στη βιβλιογραφία). Δημιουργήθηκε δίκτυο πρόσθιας τροφοδοσίας (feedforward) και έγινε χρήση γενετικού αλγορίθμου (GA:genetic algorithm). Τα συμπεράσματα στα οποία κατέληξαν είναι τα εξής: Η επιφανειακή τραχύτητα επηρεάζεται σημαντικά από όλες τις παραμέτρους κοπής και όσο πιο χαμηλή είναι η τιμή της μηχανικής αντοχής τόσο πιο αυξημένη είναι η επιφανειακή τραχύτητα. Την εκπαίδευση του δικτύου ακολούθησε δοκιμή για 7 νέα σύνολα δεδομένων εισόδου, και παρατηρήθηκε ότι η τιμές των δεδομένων εξόδου προσέγγιζαν ικανοποιητικά τις πειραματικές τιμές. Αυτό σημαίνει ότι το μοντέλο που δημιουργήθηκε έχει πολύ καλή ικανότητα πρόβλεψης της επιφανειακής τραχύτητας. [18]

Οι ερευνητές **U. Zuperl, F. Cus, B. Mursec, T. Ploj**, ανέπτυξαν ένα μοντέλο νευρωνικού δικτύου, ώστε να προβλέψουν τις δυνάμεις κοπής σε ball-end φρεζάρισμα. Επέλεξαν ως εισόδους 10 παραμέτρους κοπής, οι οποίες επηρεάζουν τις δυνάμεις κοπής. Εκπαιδεύτηκαν δύο διαφορετικά είδη νευρωνικού δικτύου, το ένα οπίσθιας διάδοσης σφάλματος (back-propagation) και το άλλο ακτινικής βάσης (radial basis). Αποδείχθηκε μέσω των δοκιμών που πραγματοποιήθηκαν ότι το δίκτυο που εκπαιδεύτηκε με αλγόριθμο ακτινικής βάσης ήταν καλύτερο του οπίσθιας διάδοσης σφάλματος. Όταν όμως οι δονήσεις μεταξύ του τεμαχίου και του κοπτικού εργαλείου γίνονται σημαντικές, τα αποτελέσματα του δικτύου απομακρύνονται από τα πειραματικά, δηλαδή το σφάλμα (το οποίο σε φυσιολογικές συνθήκες είναι 4%) αυξάνεται. [19]

Οι ερευνητές **S. Aykut, M. Golcu, S. Semiz, H. S. Ergur**, ανέπτυξαν ένα μοντέλο νευρωνικού δικτύου ώστε να μελετήσουν την επίδραση των παραμέτρων κοπής σε μετωπικό φρεζάρισμα κραμάτων Κοβαλτίου (stellite 6). Οι είσοδοι που χρησιμοποιήσαν ήταν η ταχύτητα κοπής, η πρόωση και το βάθος κοπής, και οι έξοδοι ήταν οι τρεις συνιστώσες της κοπτικής δύναμης. Το μοντέλο στο οποίο κατέληξαν είναι ένα

νευρωνικό δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης (feed-forward) με ένα κρυμμένο επίπεδο αποτελούμενο από 35 νευρώνες. Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκε ήταν SCG (Scale Conjugate Gradient) οπίσθιας διάδοσης σφάλματος. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι ο αλγόριθμος που επιλέχθηκε είναι κατάλληλος για την πρόβλεψη της επίδρασης των παραμέτρων κοπής σε μετωπικό (μη-συμμετρικό) φρεζάρισμα κραμάτων Κοβαλτίου. [20]

Οι ερευνητές **I.A. El-Sonbaty, U.A. Khashaba, A.I. Selmy, A.I. Ali** χρησιμοποίησαν νευρωνικά δίκτυα και μια γεωμετρική προσέγγιση για την πρόβλεψη της κατανομής της τραχύτητας επιφανείας σε επιφάνειες κατεργασμένες με φρεζάρισμα. Σε αυτή τη μελέτη αναπτύχθηκαν μοντέλα νευρωνικών δικτύων για να συσχετιστούν οι παράμετροι της κατεργασίας με τα χαρακτηριστικά της κατανομής της τραχύτητας επιφανείας. Χρησιμοποιήθηκαν νευρωνικά δίκτυα τριών επιπέδων διαφόρων αριθμών νευρώνων με εισόδους την ταχύτητα περιστροφής του εργαλείου, την πρόωση, το βάθος κοπής, την φθορά του εργαλείου και το επίπεδο κραδασμών και εξόδους δύο γεωμετρικές παραμέτρους που χαρακτηρίζουν την κατανομή της τραχύτητας. Το δίκτυο ήταν πρόσθιας τροφοδοσίας/οπίσθιας διάδοσης σφάλματος, δοκιμάστηκαν 4 διαφορετικοί αριθμοί νευρώνων στο κρυμμένο επίπεδο και κάθε φορά εκτελούνταν 6 δοκιμές στο κάθε δίκτυο για να παρατηρηθούν οι πιθανές αποκλίσεις στα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου. Επίσης, η αρχικοποίηση του νευρωνικού δικτύου έγινε με χρήση της τεχνικής Ngygen-Widrow και αλγόριθμος εκπαίδευσης ήταν ο Levenberg-Marquardt. Το κριτήριο επιλογής της καλύτερης δομής δικτύου θεωρήθηκε το ελάχιστο μέσο απόλυτο σφάλμα μεταξύ των πειραματικών και των υπολογισμένων τιμών για τις δύο γεωμετρικές παραμέτρους. Διαπιστώθηκε ότι το δίκτυο με αρχιτεκτονική 5-5-1 ήταν το πιο αξιόπιστο και ότι τα μοντέλα ήταν στατιστικά σημαντικά. [21]

Οι ερευνητές **A.M. Zain, H. Haron, S. Sharif** χρησιμοποίησαν μοντέλο νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη της τραχύτητας επιφανείας στην περίπτωση φρεζαρίσματος. Αφού παρουσίασαν μια ανασκόπηση εργασιών που έχουν γίνει όσον αφορά την τραχύτητα στις κατεργασίες κοπής, διερεύνησαν διάφορους παράγοντες σχετικά με το νευρωνικό

δίκτυο που ανέπτυξαν. Σε αυτό το δίκτυο υπήρχαν τρεις είσοδοι (ταχύτητα κοπής, πρόωση, γωνία αποβλίπτου) και μία έξοδος (μέση τραχύτητα) , οι συναρτήσεις ενεργοποίησης ήταν η  $\log\text{sig}$  και η σιγμοειδής ενώ ελέγχθηκαν 8 διαφορετικές αρχιτεκτονικές δικτύων με ένα και δύο κρυμμένα επίπεδα, το ποσοστό των δειγμάτων (επί του συνόλου) που επιλέγονται ως δεδομένα εκπαίδευσης και δοκιμής και το είδος του αλγορίθμου εκπαίδευσης. Πριν την εκπαίδευση του δικτύου έγινε κανονικοποίηση των δεδομένων εισόδου και εξόδου. Για τον εντοπισμό του καλύτερου δικτύου χρησιμοποιήθηκαν δύο κριτήρια: η σχέση πειραματικών και υπολογισμένων τιμών και το μέσο απόλυτο σφάλμα (MSE). Διαπιστώθηκε η ιδιαίτερη σημασία της επιλογής του κατάλληλου αριθμού νευρώνων και κρυμμένων επιπέδων, επιλέχθηκε ως καταλληλότερο το δίκτυο με αρχιτεκτονική 3-1-1 και παρατηρήθηκε ότι έγινε δυνατόν να υπολογιστεί με ακρίβεια η τιμή της τραχύτητας επιφανείας παρ' ότι χρησιμοποιήθηκε ένας μικρός αριθμός δεδομένων (24). [22]

Ο ερευνητής **R. Sreenivasulu** ανέπτυξε μοντέλο νευρωνικού δικτύου ώστε να μελετήσει την επίδραση της ταχύτητας κοπής, της πρόωσης και του βάθους κοπής στην επιφανειακή τραχύτητα και στην αποκόλληση στρώσεων δοκιμίου από GFRP (Glass Fiber Reinforced Polymeric), για αποπεράτωση σε φρέζα. Το συμπέρασμα που βγήκε ήταν ότι η ταχύτητα κοπής και το βάθος κοπής είναι οι σημαντικότεροι παράγοντες που επηρεάζουν τα παραπάνω. Το σφάλμα ανάμεσα στα πειραματικά δεδομένα και στα αποτελέσματα του δικτύου ήταν 3,7%, το οποίο κρίθηκε ικανοποιητικό. [23]

Οι ερευνητές **M. S. Sukumar, P. Venkata Ramaiah και A. Nagarjuna**, ανέπτυξαν ένα μοντέλο νευρωνικού δικτύου, ώστε να μελετήσουν την επιφανειακή τραχύτητα που εμφανίζεται μετά από φρεζάρισμα τεμαχίων κράματος Αλουμινίου (Al-6061). Χρησιμοποίησαν ως εισόδους την ταχύτητα κοπής, την πρόωση και το βάθος κοπής, και ως έξοδο την επιφανειακή τραχύτητα. Χρησιμοποίησαν δίκτυο πρόσθιας τροφοδοσίας, σιγμοειδείς συναρτήσεις, συνολικά 3 επίπεδα νευρώνων (1 κρυμμένο επίπεδο), και 10 νευρώνες στο κρυμμένο επίπεδο. Το δίκτυο εκπαιδεύτηκε με τον αλγόριθμο Levenberg-Marquardt back

propagation (trainIm). Το συμπέρασμα στο οποίο κατέληξαν είναι ότι η σημαντικότερη (όσον αφορά την επίδραση στην επιφανειακή τραχύτητα) από τις παραμέτρους που μελετήθηκαν είναι η ταχύτητα κοπής, και ότι το δίκτυο το οποίο εκπαίδευσαν μπορεί να προβλέψει την επιφανειακή τραχύτητα με ικανοποιητική ακρίβεια. [24]

Οι ερευνητές **T. Irgolic, F. Cus, M. Paulic, J. Balic** χρησιμοποίησαν νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη των δυνάμεων κοπής στο φρεζάρισμα ειδικής κατηγορίας υλικών. Τα νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν πρόσθιας τροφοδοσίας/ οπίσθιας διάδοσης σφάλματος με έξι επίπεδα (ένα εισόδου, τέσσερα κρυμμένα και ένα εξόδου). Οι είσοδοι και στα δύο δίκτυα ήταν το βάθος κοπής και η πρόωση και οι έξοδοι ήταν οι τρεις συνιστώσες της δύναμης κοπής και η συνισταμένη δύναμη κοπής στο πρώτο και στο δεύτερο δίκτυο, αντίστοιχα ενώ η αρχιτεκτονική του δικτύου ήταν 2-4-3-4-5-3. Τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων θεωρήθηκαν αξιόπιστα καθώς το σφάλμα ήταν μικρότερο από 10%. [25]

Οι ερευνητές **C. Gelmereanu, L. Morar, S. Bogdan** χρησιμοποίησαν ένα νευρωνικό δίκτυο για την πρόβλεψη του χρόνου κατεργασίας (cycle time) στην περίπτωση φρεζαρίσματος με υψηλές ταχύτητες κοπής (High speed milling). Χρησιμοποιήθηκε ένα νευρωνικό δίκτυο με εισόδους την ταχύτητα spindle, την πρόωση και το βάθος κοπής και έξοδο τον χρόνο κατεργασίας. Ο αλγόριθμος Levenberg-Marquardt χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση του δικτύου. Στη μελέτη αυτή διαπιστώθηκε η ταχύτερη σύγκλιση του δικτύου στην επιθυμητή τιμή σφάλματος. [26]

## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΟ ΦΡΕΖΑΡΙΣΜΑ**

### **3.1 ΣΤΟΧΟΣ ΤΗΣ ΠΑΡΟΥΣΑΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ**

Στην παρούσα εργασία στόχος μας ήταν η δημιουργία κατάλληλου μοντέλου νευρωνικού δικτύου, το οποίο να προσομοιώνει κατεργασία φρεζαρίσματος δοκιμίων Τιτανίου (Ti), και με δεδομένες εισόδους το βάθος κοπής, την ταχύτητα κοπής και την πρόωση, να δίνει ως αποτέλεσμα την επιφανειακή τραχύτητα. Τις τιμές εισόδου και εξόδου λάβαμε από πειραματικές μετρήσεις, κατά τη διάρκεια του φρεζαρίσματος των δοκιμίων Τιτανίου σε φρέζα CNC. Για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου, χρησιμοποιήθηκαν πειραματικά δεδομένα για τις τρεις αυτές εισόδους και την έξοδο. Συνεπώς έπρεπε να επιλεγθούν ως παράμετροι, η μέθοδος (αλγόριθμος) εκπαίδευσης, ο αριθμός των κρυμμένων επιπέδων και ο αριθμός των νευρώνων σε κάθε κρυμμένο επίπεδο.

Τα πειραματικά δεδομένα τα οποία χρησιμοποιήθηκαν φαίνονται στον παρακάτω πίνακα:

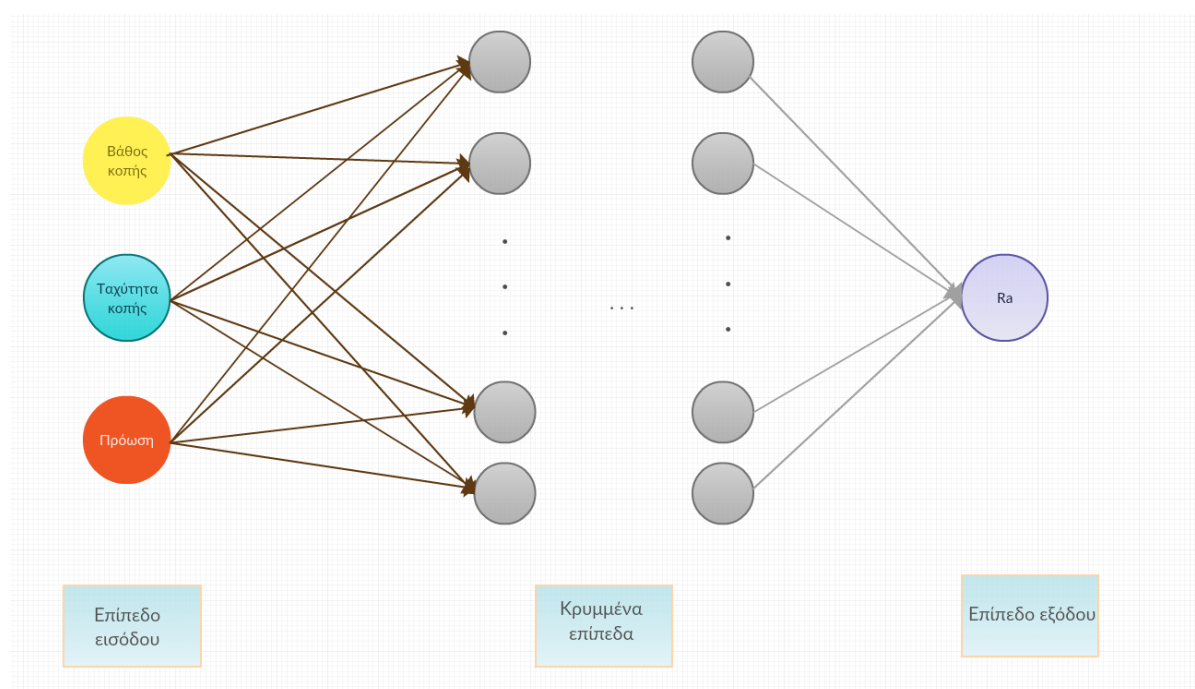
Αριθμός δοκιμής	Βάθος κοπής (mm)	Ταχύτητα κοπής (m/min)	Πρόωση (mm/min)	Επιφανειακή τραχύτητα ( $\mu\text{m}$ )
1	0,3	26,39	100	0,44
2	0,9	26,39	100	1,03
3	0,3	37,7	100	0,84
4	0,9	37,7	100	0,62
5	0,3	32,05	75	0,63
6	0,9	32,05	75	0,52
7	0,3	32,05	125	0,59
8	0,9	32,05	125	1,06
9	0,6	26,39	75	0,84
10	0,6	37,7	75	0,48
11	0,6	26,39	125	0,78
12	0,6	37,7	125	1,07
13	0,6	32,05	100	0,96

Πίνακας 3.1: Τιμές εισόδων και επιθυμητής εξόδου.



### 3.2 ΕΠΙΛΟΓΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ, ΚΡΥΜΜΕΝΩΝ ΕΠΙΠΕΔΩΝ ΚΑΙ ΑΡΙΘΜΟΥ ΚΟΜΒΩΝ

Ο αριθμός των κρυμμένων επιπέδων και των νευρώνων στο κάθε επίπεδο, είναι δύο παράμετροι της αρχιτεκτονικής του δικτύου οι οποίες καθορίζουν την πολυπλοκότητα του δικτύου και επηρεάζουν την ταχύτητα εκπαίδευσης, παρόλο που τα δίκτυα με περισσότερους νευρώνες στα κρυμμένα επίπεδα μπορούν να λύσουν πιο σύνθετα προβλήματα. Συνεπώς κατά την επιλογή, θα πρέπει να λάβουμε υπ' όψιν και αυτό το γεγονός, ώστε να μην κάνουμε το δίκτυο πιο περίπλοκο από ότι χρειάζεται. Επίσης αν χρησιμοποιήσουμε παραπάνω από τα απαραίτητα επίπεδα και νευρώνες, κινδυνεύουμε να υποπέσουμε στον κίνδυνο της υπερ-προσαρμογής με αποτέλεσμα το νευρωνικό δίκτυο στο οποίο θα καταλήξουμε να μειονεκτεί σε ικανότητα γενίκευσης.



Σχήμα 3.1: Διάταξη νευρωνικού δικτύου.

Στο επίπεδο εισόδου έχουμε τρεις νευρώνες, καθώς τρεις είναι και οι μεταβλητές εισόδου. Αντίστοιχα, στο επίπεδο εξόδου θα υπάρχει ένας νευρώνας. Πρέπει λοιπόν να καθορίσουμε πόσα ενδιάμεσα επίπεδα χρειάζονται και πόσους νευρώνες θα έχει το καθένα. Για να συμβεί αυτό, κάναμε ένα πλήθος δοκιμών με ένα, δύο και τρία

κρυμμένα επίπεδα, όπου για το κάθε επίπεδο δοκιμάσαμε πλήθος διαφορετικών συνδυασμών αριθμών κόμβων.

Για παράδειγμα:

1 κρυμμένο επίπεδο, με 5, 6, 7,.....10 κόμβους,

2 κρυμμένα επίπεδα, με [5,6], [5,7],.....[6,5],[6,6],.....[9,10] κόμβους,

3 κρυμμένα επίπεδα, με [5,5,5], [5,10,5],..... κόμβους.

Επειδή οι αρχικές τιμές που δίνονται στους συντελεστές βαρύτητας και στα bias είναι τυχαίες κάθε φορά που εκπαιδεύεται το νευρωνικό δίκτυο, η εκπαίδευση κάθε φορά καταλήγει σε διαφορετικό σφάλμα, ακόμα κι αν παραμένουν ίδια ο αλγόριθμος εκπαίδευσης, ο αριθμός κρυμμένων επιπέδων και ο αριθμός κόμβων στο καθένα. Γι αυτό το λόγο η εκπαίδευση για κάθε συνδυασμό των παραπάνω που επιλέξαμε, έγινε περισσότερες από μία φορές, έτσι ώστε να αποκτήσουμε καλύτερη άποψη για την καταλληλότητα της κάθε περίπτωσης.

Όσον αφορά τον αλγόριθμο εκπαίδευσης, δοκιμάσαμε τους παραπάνω συνδυασμούς κρυμμένων επιπέδων και αριθμών κόμβων, χρησιμοποιώντας τους εξής τρεις διαφορετικούς αλγορίθμους: trainlm (Levenberg-Marquardt), trainbfg (Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno) και traingd (Gradient Descent backpropagation).

Για την διαδικασία της εκπαίδευσης χρησιμοποιήσαμε τη MATLAB. Οι διαδικασίες οι οποίες ακολουθούνται στη MATLAB, είναι οι παρακάτω, οι οποίες πραγματοποιούνται με τη σειρά που αναφέρονται:

A) Εκπαίδευση (Training): Τα πειραματικά δεδομένα εισόδων και εξόδου τροφοδοτούνται στο δίκτυο, και αυτό προσαρμόζεται σύμφωνα με το σφάλμα του.

B) Εκτίμηση (Validation): Επιπλέον δεδομένα παρέχονται στο δίκτυο ώστε να εκτιμηθεί η ικανότητα γενίκευσης του δικτύου, και ώστε να σταματήσει η εκπαίδευση όταν η ικανότητα γενίκευσης παύσει να βελτιώνεται.

Γ)Δοκιμές (Testing): Νέα δεδομένα τροφοδοτούνται στο δίκτυο, τα οποία δεν έχουν επίδραση στην εκπαίδευση, αλλά παρέχουν μία εικόνα των επιδόσεων του δικτύου.

### 3.3 ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ

#### 3.3.1 Ο αλγόριθμος Levenberg-Marquardt

Ο αλγόριθμος Levenberg-Marquardt είναι μια μέθοδος που βρίσκει εφαρμογή στην επίλυση μη γραμμικών προβλημάτων ελαχίστων τετραγώνων (προβλήματα ελαχιστοποίησης), τα οποία προκύπτουν στην προσέγγιση καμπυλών με τη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων. Με τη μέθοδο αυτή υπολογίζεται το ελάχιστο μιας συνάρτησης και θεωρείται ότι «βρίσκεται» μεταξύ της μεθόδου Gauss-Newton και της μεθόδου Απότομης Καθόδου (Gradient Descent) όσον αφορά τα χαρακτηριστικά της. Σε σχέση με τη μέθοδο Gauss-Newton είναι πιο στιβαρή μέθοδος και μπορεί να προσεγγίσει το ελάχιστο ακόμα και αν η αρχική τιμή απέχει πολύ από την τελική. Ωστόσο σε πιο εύκολα προβλήματα είναι ελαφρώς πιο αργή από τη μέθοδο Gauss-Newton.

Στην περίπτωση των νευρωνικών δικτύων, ο αλγόριθμος Levenberg-Marquardt χρησιμοποιείται συχνά με επιτυχία ως αλγόριθμος εκπαίδευσης νευρωνικών δικτύων. Ο αλγόριθμος Levenberg-Marquardt χρησιμοποιείται διότι προσεγγίζει την ταχύτητα των προσεγγίσεων δεύτερης τάξης στην εκπαίδευση του δικτύου αποφεύγοντας τον ιδιαίτερα χρονοβόρο υπολογισμό του Εσσιανού Μητρώου. Όταν η συνάρτηση απόδοσης (performance function) έχει τη μορφή αθροίσματος τετραγώνων, πράγμα συνηθισμένο στην εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων πρόσθιας τροφοδοσίας, το Εσσιανό μητρώο μπορεί να προσεγγιστεί ως:

$$H = J^T J$$

και η παράγωγος να υπολογισθεί τότε ως:

$$g = J^T e$$

όπου  $J$  είναι το Ιακωβιανό μητρώο που περιλαμβάνει τις πρώτες παραγώγους των σφαλμάτων του δικτύου ως προς τα βάρη και τα biases και  $e$  είναι το διάνυσμα των σφαλμάτων του δικτύου. Αυτή η προσέγγιση του Εσσιανού μητρώου χρησιμοποιείται από το αλγόριθμο Levenberg-Marquardt για την ανανέωση των τιμών των βαρών μέσω μιας σχέσης της μορφής:

$$x_{k+1} = x_k - [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e$$

Όταν η βαθμωτή ποσότητα  $\mu$  ισούται με μηδέν, η μέθοδος LM εκφυλίζεται στη μέθοδο Newton. Όταν η ποσότητα  $\mu$  λάβει μεγάλες τιμές, ισοδυναμεί με την μέθοδο απότομης καθόδου με μικρό μέγεθος βήματος. Καθώς η μέθοδος Newton είναι ταχύτερη και ακριβέστερη στην περιοχή ενός ελαχίστου του σφάλματος, ο στόχος είναι να προσεγγιστεί η μέθοδος του Newton όσο γρηγορότερα γίνεται. Έτσι, έπειτα από κάθε πετυχημένο βήμα μείωσης της συνάρτησης απόδοσης το  $\mu$  μειώνεται και αυξάνεται μόνο όταν κάποιο δοκιμαστικό βήμα αυξάνει την τιμή της συνάρτησης απόδοσης. Έτσι, η συνάρτηση απόδοσης μειώνεται συνεχώς σε κάθε επανάληψη του αλγορίθμου. Ο αλγόριθμος αυτός φαίνεται ότι είναι η ταχύτερη μέθοδος για την εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων μετρίου μεγέθους (έως κάποια εκατοντάδες βάρη).

### 3.3.2 Η μέθοδος της απότομης καθόδου

Η μέθοδος της απότομης καθόδου (gradient descent) είναι η πιο παλιά και κλασική μέθοδος εκπαίδευσης στα νευρωνικά δίκτυα. Η μέθοδος της απότομης καθόδου δεν είναι ένας αλγόριθμος εξειδικευμένος για εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων. Γενικά έχει ένα μεγάλο εύρος εφαρμογών σε διάφορα πεδία της επιστήμης, της μηχανικής και των μαθηματικών. Ο αλγόριθμος αυτός στην περίπτωση των νευρωνικών δικτύων (όπως και οι άλλοι που αναφέρονται) χρησιμοποιείται για να ελαχιστοποιήσει μια συνάρτηση σφάλματος  $g(y)$  μέσω της αλλαγής των τιμών του διανύσματος των βαρών. Η μέθοδος της απότομης καθόδου είναι πολύ πιο απλό να υλοποιηθεί σε σχέση με άλλες, διότι απαιτεί την εύρεση μόνο της πρώτης παραγώγου (σε αντίθεση με μεθόδους όπως η Newton που απαιτούν τον υπολογισμό του Εσσιανού μητρώου). Η

συνάρτηση κόστους πρέπει να είναι γραμμικός συνδυασμός του διανύσματος των βαρών και ενός διανύσματος εισόδου  $x$ . Επίσης, για να μπορεί να γίνει ο υπολογισμός της πρώτης παραγώγου της συνάρτησης σφάλματος πρέπει η συνάρτηση ενεργοποίησης να είναι παραγωγίσιμη. Ο αλγόριθμος είναι ο εξής:

$$W_{ij} [n+1] = W_{ij} [n] + \eta g(w_{ij} [n])$$

Όπου το  $\eta$  ονομάζεται παράμετρος του μεγέθους του βήματος και επηρεάζει το ρυθμό σύγκλισης του αλγορίθμου. Εάν το μέγεθος του βήματος είναι πολύ μικρό, ο αλγόριθμος θα χρειαστεί αρκετά μεγάλο χρόνο για να συγκλίνει ενώ στην αντίθετη περίπτωση αν το βήμα είναι αρκετά μεγάλο ο αλγόριθμος μπορεί να εμφανίσει ταλαντώσεις στη σύγκλιση ή τελικά να αποκλίνει. Ο αλγόριθμος της απότομης καθόδου λαμβάνει την παράγωγο του χώρου των βαρών για να βρει το μονοπάτι της απότομης καθόδου. Ακολουθώντας αυτό το μονοπάτι σε κάθε επανάληψη θα υπολογίσουμε τελικά το ελάχιστο ή ο αλγόριθμος θα αποκλίνει. Επίσης, ο αλγόριθμος αυτός δεν εγγυάται ότι θα επιτευχθεί η εύρεση ενός ολικού ακρότατου στο τέλος της διαδικασίας.

### 3.3.3 Η μέθοδος BFGS Quasi-Newton

Η μέθοδος BFGS Quasi-Newton ανήκει στην κατηγορία των μεθόδων Newton, οι οποίες απαιτούν τον υπολογισμό παραγώγων δεύτερης τάξης (στην γενική περίπτωση Εσσιανών μητρώων). Η μέθοδος Newton θεωρείται εφάμιλλη των μεθόδων συζυγούς κλίσης (Conjugate Gradient) όσον αφορά την ταχύτητα. Το βασικό βήμα στη μέθοδο Newton είναι:

$$X_{k+1} = X_k - A_k^{-1} g_k$$

Όπου  $A_k^{-1}$  είναι το Εσσιανό μητρώο της συνάρτησης σφάλματος σε σχέση με τις τρέχουσες τιμές των βαρών και biases. Παρ' ότι η μέθοδος αυτή αποδεικνύεται ταχύτερη σε διάφορες περιπτώσεις, ο υπολογισμός της δεύτερης παραγώγου θεωρείται ιδιαίτερα πολύπλοκος και επίπονος υπολογιστικά. Γι' αυτό χρησιμοποιείται εναλλακτικά μια κατηγορία μεθόδων που ονομάζονται Quasi-Newton (ψευδο-Newton) μέθοδοι και σε αυτές ο υπολογισμός της δεύτερης παραγώγου γίνεται μόνο

προσεγγιστικά σε κάθε βήμα του αλγορίθμου, κάτι που μειώνει σημαντικά το υπολογιστικό κόστος. Η πιο δημοφιλής μέθοδος αυτής της κατηγορίας είναι αυτή που προτάθηκε από τους Broyden, Fletcher, Goldfarb και Shanno (BFGS). Σε σύγκριση με τις μεθόδους συζυγούς κλίσης απαιτεί περισσότερους υπολογισμούς και μνήμη σε κάθε επανάληψη αλλά συγκλίνει σε λιγότερες επαναλήψεις. Έτσι, δεν είναι κατάλληλη για δίκτυα με μεγάλο αριθμό νευρώνων. Λόγω αυτών των μειονεκτημάτων έχουν προταθεί εναλλακτικές μέθοδοι BFGS όπως η L-BFGS, η οποία αντί να αποθηκεύει ολόκληρο το Εσσιανό μητρώο, το αναπαριστά έμμεσα, έχοντας αποθηκεύσει συγκεκριμένα διανύσματα από το μητρώο, η O-LBFGS η οποία υπολογίζει την παράγωγο και το σφάλμα σε συγκεκριμένο υποσύνολο των διαθέσιμων δεδομένων σε κάθε επανάληψη.

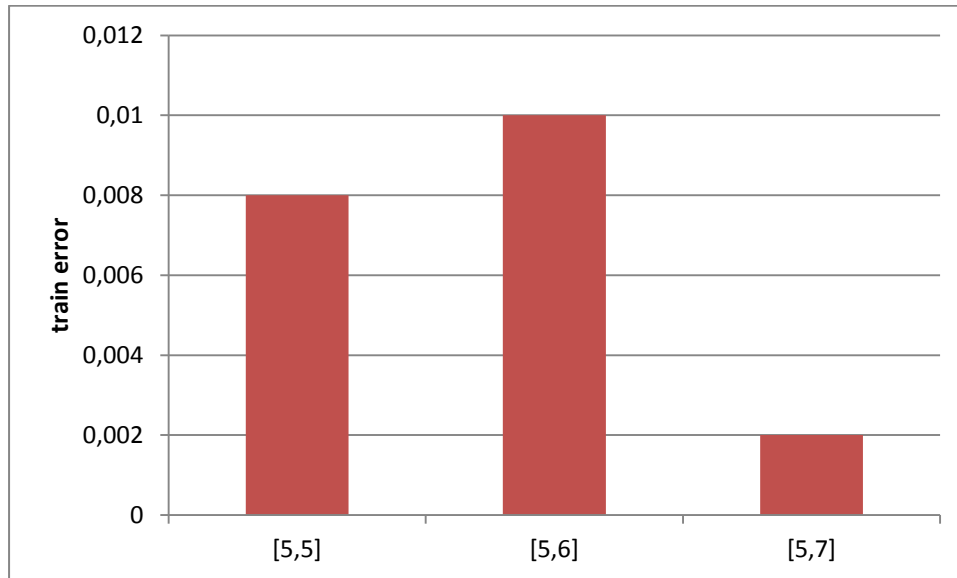
### 3.4 ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ

Καθώς δεν είναι δυνατόν να παραθέσουμε εδώ τα αποτελέσματα που προέκυψαν από το πλήθος όλων των δοκιμών που πραγματοποιήθηκαν, θα παρουσιάσουμε ενδεικτικά κάποια από τα αποτελέσματα δοκιμών για την ίδια μορφή δικτύου και με τους τρεις αλγορίθμους εκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκαν, ώστε να εξηγήσουμε πως έγινε η επιλογή της μεθόδου. Στη συνέχεια θα παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα της μεθόδου στην οποία καταλήξαμε ως βέλτιστη. Θα δώσουμε, τέλος, διαγράμματα από τις πιο ικανοποιητικές μορφές δικτύου, από όσες δοκιμάσαμε, ώστε να εξηγήσουμε πώς επιλέξαμε την τελική μορφή.

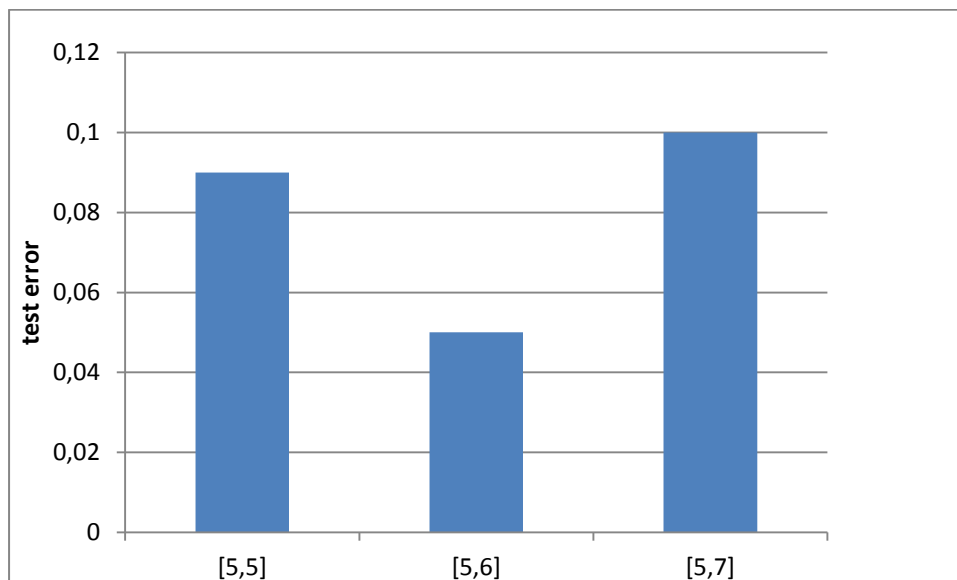
Για δοκιμές με 2 κρυμμένα επίπεδα και αριθμούς νευρώνων, [5,5],[5,6],[5,7]:

Αρχικά χρησιμοποιήσαμε αλγόριθμο εκπαίδευσης trainbfg (Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno), και πραγματοποιήσαμε πλήθος επαναλήψεων με διάφορους αριθμούς νευρώνων στα κρυμμένα επίπεδα, για ένα, δύο ή τρία κρυμμένα επίπεδα.

Ενδεικτικά το σφάλμα που λάβαμε, φαίνεται στα παρακάτω διαγράμματα:

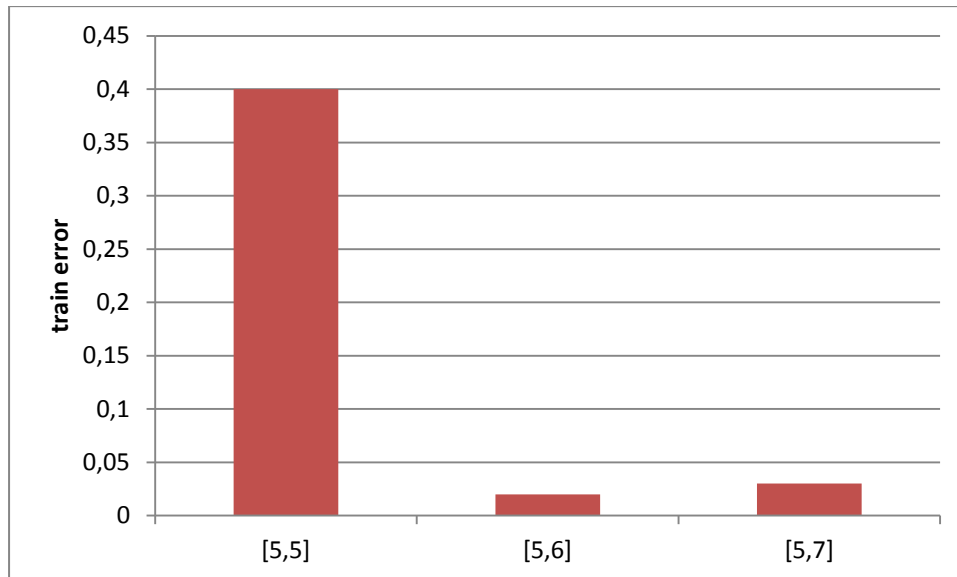


Σχήμα 3.2: Σφάλμα εκπαίδευσης (train) με τη μέθοδο trainbfg.

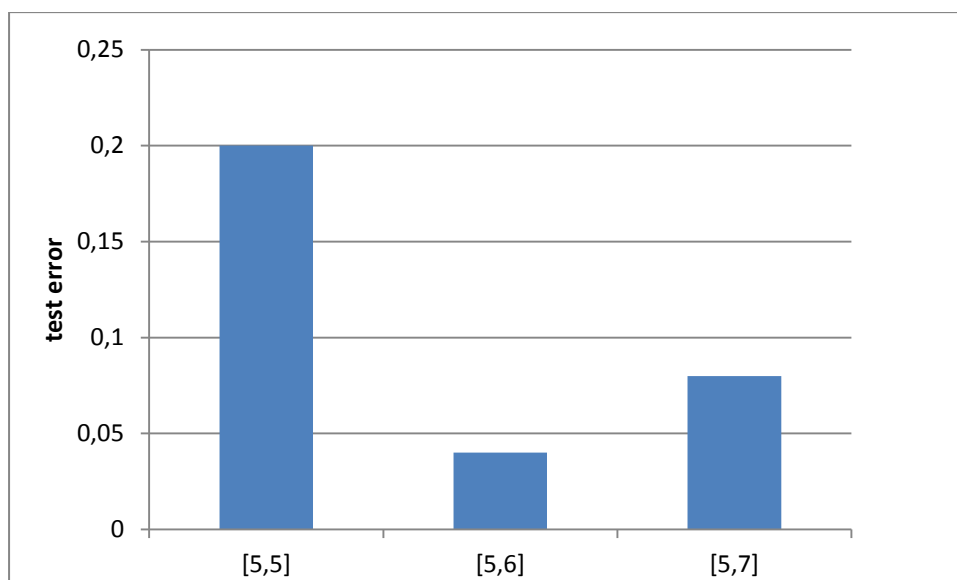


Σχήμα 3.3: Σφάλμα δοκιμής (test) με τη μέθοδο trainbfg.

Στη συνέχεια, δοκιμάσαμε αντίστοιχα τον αλγόριθμο εκπαίδευσης traingd (Gradient Descent backpropagation), και το σφάλμα που λάβαμε ήταν το εξής:



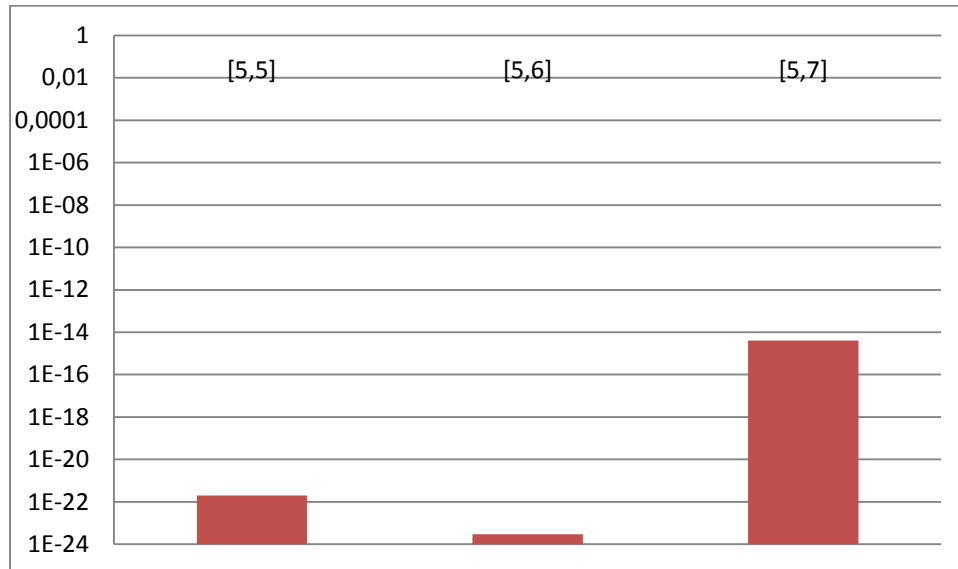
Σχήμα 3.4: Σφάλμα εκπαίδευσης (train) με τη μέθοδο traingd.



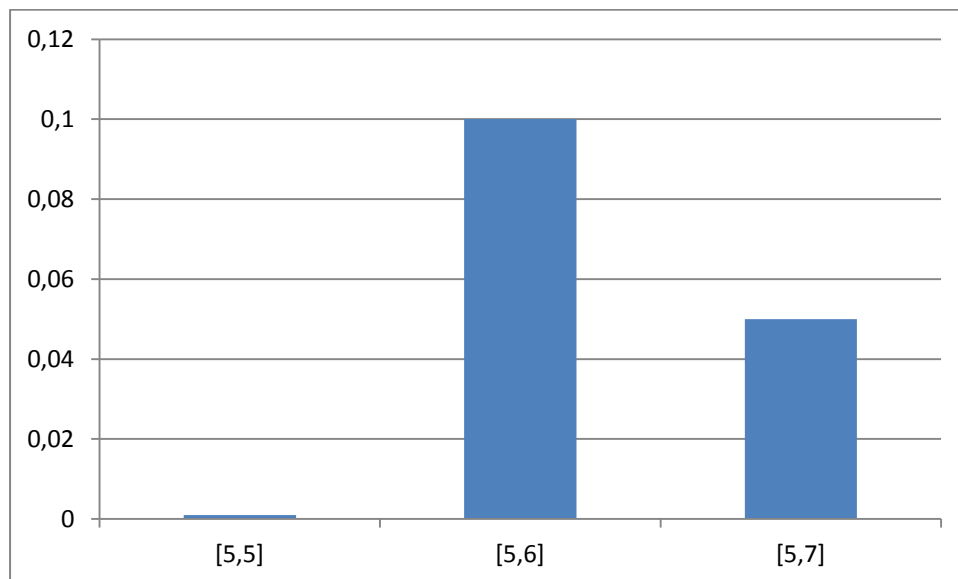
Σχήμα 3.5: Σφάλμα δοκιμής (test) με τη μέθοδο traingd.



Τέλος δοκιμάσαμε με τον ίδιο τρόπο τον αλγόριθμο εκπαίδευσης trainlm (Levenberg-Marquardt), με αποδιδόμενο σφάλμα:

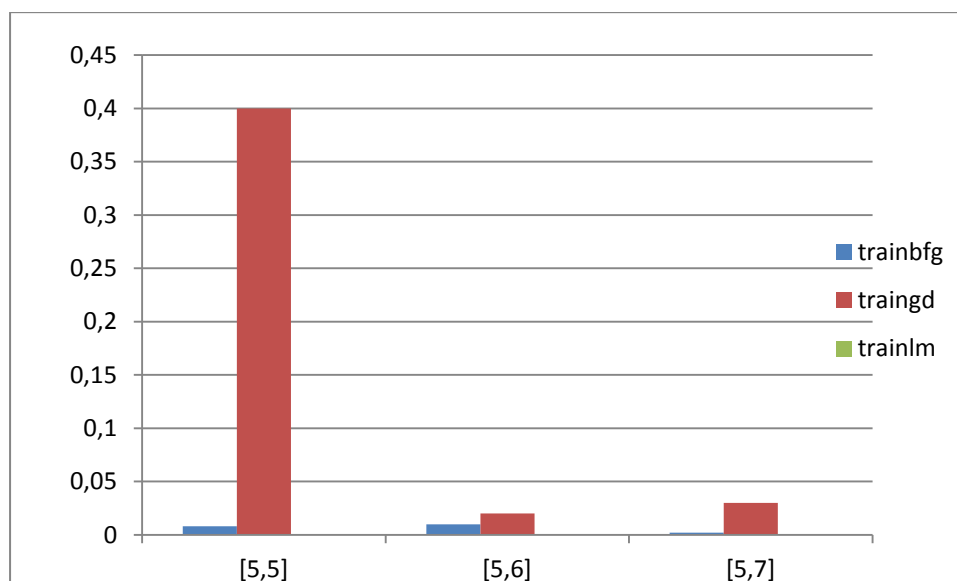


Σχήμα 3.6: Σφάλμα εκπαίδευσης (train) με τη μέθοδο trainlm (σε λογαριθμική κλίμακα).

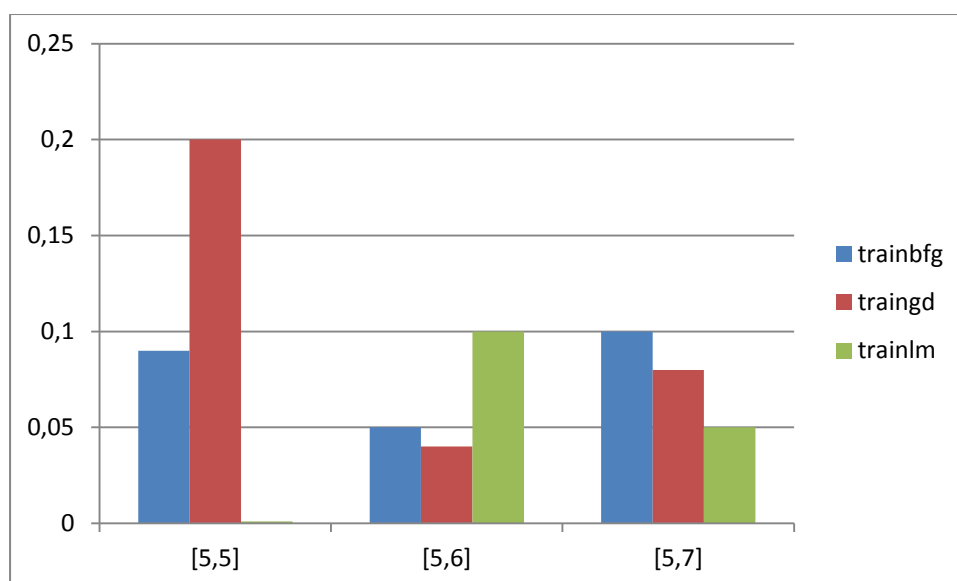


Σχήμα 3.7: Σφάλμα δοκιμής (test) με τη μέθοδο trainlm.

Συγκριτικά για τις τρεις μεθόδους:



Σχήμα 3.8: Σφάλμα εκπαίδευσης (train).



Σχήμα 3.9: Σφάλμα δοκιμής (test).

Παρατηρούμε λοιπόν, ότι με τον αλγόριθμο εκπαίδευσης trainlm, το σφάλμα εκπαίδευσης είναι εμφανώς πολύ μικρότερο από των δύο άλλων μεθόδων, αφού κυμαίνεται από  $10^{-15}$  έως  $10^{-24}$ , και το σφάλμα δοκιμής, είναι σχετικά μικρότερο στις δοκιμές με τον αλγόριθμο trainlm συγκριτικά με τις άλλες δύο μεθόδους. Επιπλέον παρατηρήσαμε ότι ο αλγόριθμος trainlm χρειαζόταν πολύ λιγότερες επαναλήψεις (iterations) από ότι οι άλλοι δύο. Ενδεικτικά, για δίκτυο με 2 κρυμμένα επίπεδα και 5 νευρώνες στο καθένα, ο trainlm χρειάστηκε 5 επαναλήψεις, ο trainbfg

18 επαναλήψεις και ο traingd 63 επαναλήψεις. Γι αυτούς τους λόγους, επιλέξαμε ως αλγόριθμο εκπαίδευσης τον trainlm.

Στη συνέχεια, για να αποφασίσουμε τη βέλτιστη αρχιτεκτονική του δικτύου, κάναμε διάφορες δοκιμές, οι οποίες οδήγησαν στα εξής αποτελέσματα: (παραθέτουμε τη βέλτιστη από τις επαναλήψεις που έγιναν για κάθε μία μορφή δικτύου). Στην πρώτη στήλη φαίνεται η ονομασία την οποία δώσαμε στο κάθε δίκτυο κατά την εκπαίδευση του.

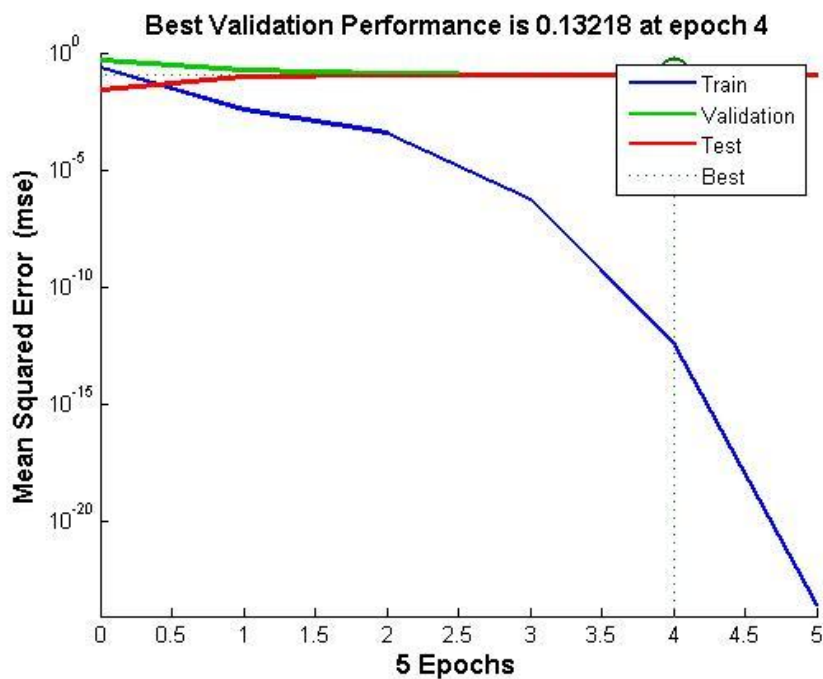
Δίκτυο	L1	L2	L3	Train error	Test error	Validation error	epochs	Παρατηρήσεις
Net1b	5			$2*10^{-25}$	$10^{-2}$	$4*10^{-2}$	6	
Net2b	6			$7*10^{-21}$	$10^{-2}$	$3*10^{-2}$	7	Targ=out
Net3b	7			$3*10^{-16}$	$6*10^{-2}$	$6*10^{-2}$	5	Targ=out
Net4b	8			$2*10^{-22}$	$4*10^{-3}$	$10^{-1}$	6	
Net5	9			$3*10^{-18}$	$8*10^{-2}$	$2*10^{-1}$	4	
Net6c	10			$6*10^{-22}$	$2*10^{-1}$	$2*10^{-2}$	4	Targ=out
Net7b	5	5		$2*10^{-22}$	$10^{-3}$	$2*10^{-2}$	5	Targ=out
Net8	5	6		$3*10^{-24}$	$10^{-1}$	$10^{-1}$	5	Targ=out
Net9b	5	7		$4*10^{-15}$	$5*10^{-2}$	$3*10^{-2}$	9	Targ=out
Net10	5	8		$8*10^{-20}$	$9*10^{-2}$	$2*10^{-1}$	5	
Net11	5	9		$4*10^{-18}$	$10^{-2}$	$5*10^{-2}$	6	Targ=out
Net12b	5	10		$10^{-17}$	$8*10^{-2}$	$6*10^{-2}$	5	Targ=out
Net13c	6	5		$10^{-19}$	$6*10^{-2}$	$10^{-2}$	7	Targ=out
Net14b	6	10		$10^{-19}$	$5*10^{-2}$	$2*10^{-2}$	4	Targ=out
Net15	7	5		$9*10^{-24}$	$7*10^{-2}$	$3*10^{-2}$	5	
Net16b	7	10		$10^{-21}$	$7*10^{-4}$	$5*10^{-2}$	5	Targ=out
Net17b	8	6		$5*10^{-17}$	$2*10^{-1}$	$10^{-1}$	5	Targ=out
Net18c	8	10		$4*10^{-23}$	$2*10^{-1}$	$10^{-2}$	5	Targ=out
Net19c	9	6		$9*10^{-23}$	$2*10^{-3}$	$9*10^{-4}$	6	Targ=out
Net20b	9	10		$10^{-17}$	$2*10^{-2}$	$4*10^{-3}$	4	Targ=out
Net21c	5	5	5	$7*10^{-22}$	$10^{-3}$	$4*10^{-3}$	10	Targ=out
Net22b	5	10	5	$10^{-21}$	$3*10^{-2}$	$10^{-2}$	7	
Net23c	5	10	10	$10^{-14}$	$2*10^{-1}$	$3*10^{-2}$	7	
Net24	10	10	10	$6*10^{-29}$	$10^{-2}$	$8*10^{-2}$	6	
Net25b	6	7	8	$6*10^{-17}$	$7*10^{-2}$	$5*10^{-2}$	5	Targ=out
Net26b	6	9	7	$7*10^{-22}$	$3*10^{-3}$	$2*10^{-2}$	5	Targ=out

Πίνακας 3.2: Αποτελέσματα με τον αλγόριθμο εκπαίδευσης trainlm.

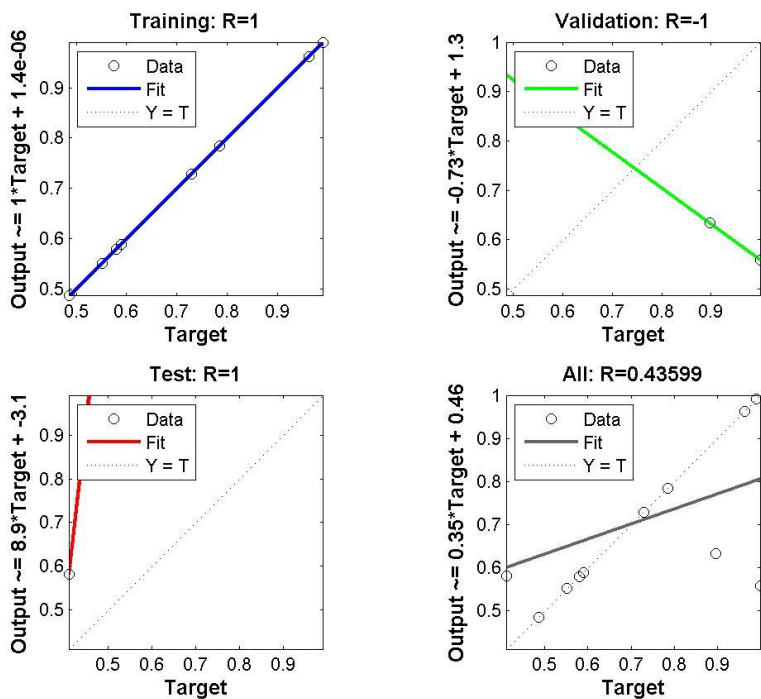
Στον πίνακα είναι υπογραμμισμένες, ενδεικτικά, κάποιες από τις καλύτερες επιλογές. Για τις συγκεκριμένες επιλογές παραθέτουμε τα αντίστοιχα διαγράμματα που λάβαμε από τη MATLAB. Για κάθε μία από αυτές τις μορφές δικτύου, παρουσιάζουμε το διάγραμμα με το μέσο

σφάλμα, και το διάγραμμα που δείχνει τη σχέση μεταξύ της εξόδου που λάβαμε (output) και της επιθυμητής εξόδου (target).

**Net8: 2 κρυμμένα επίπεδα, [5,6] νευρώνες:**

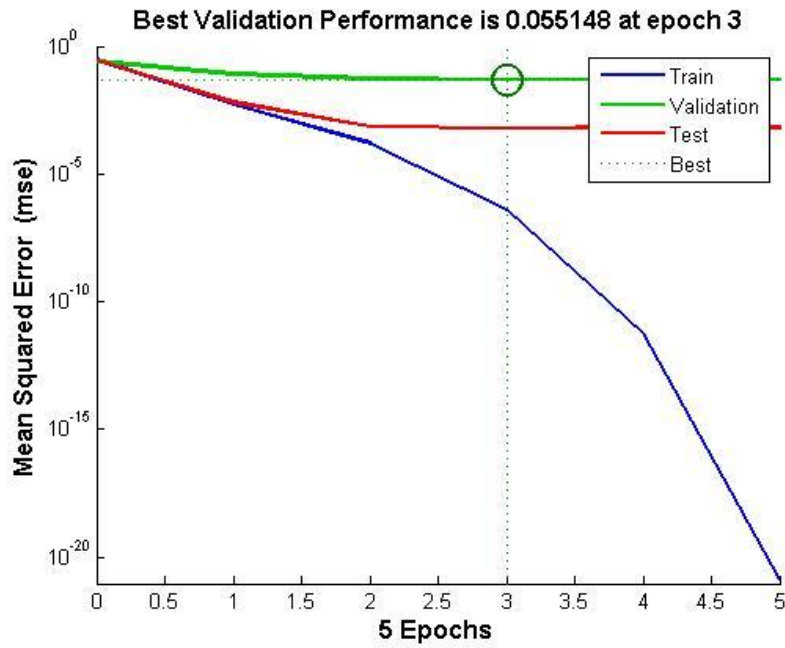


**Σχήμα 3.10: Μέσο τετραγωνικό σφάλμα για το Net8.**

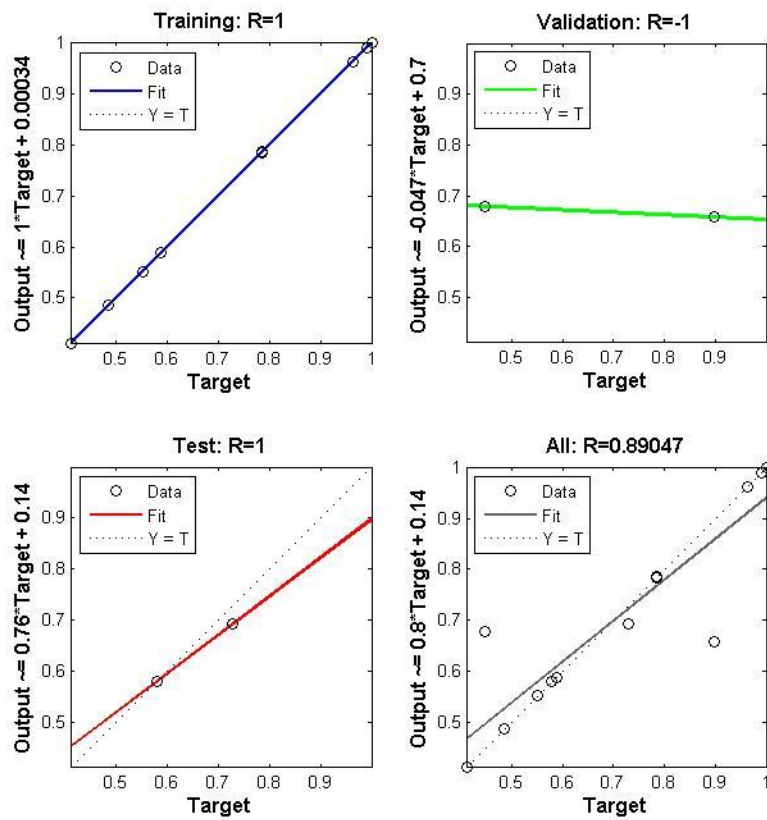


**Σχήμα 3.11: Σχέση πραγματικής και επιθυμητής εξόδου για το Net8.**

Net16b: 2 κρυμμένα επίπεδα, [7,10] νευρώνες:

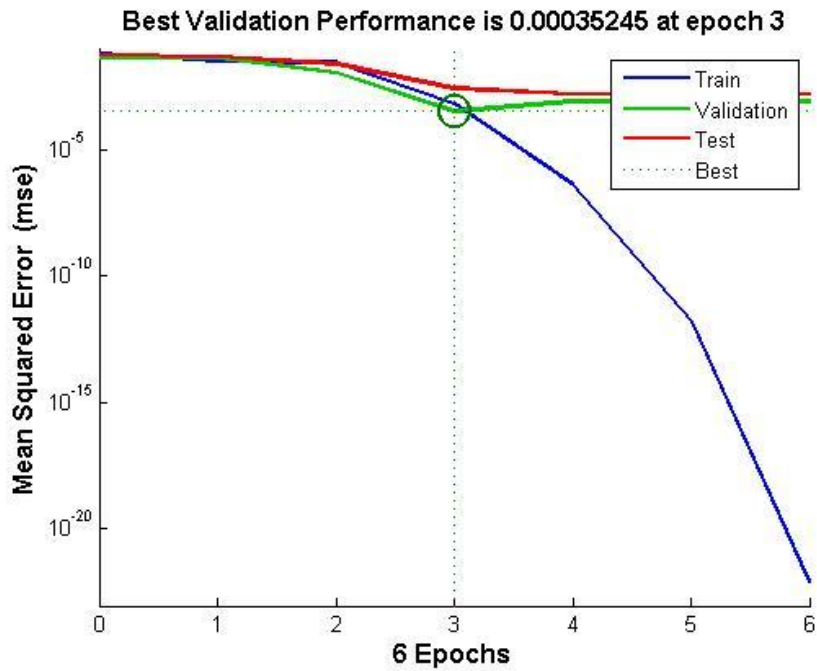


Σχήμα 3.12: Μέσο τετραγωνικό σφάλμα για το Net16b.

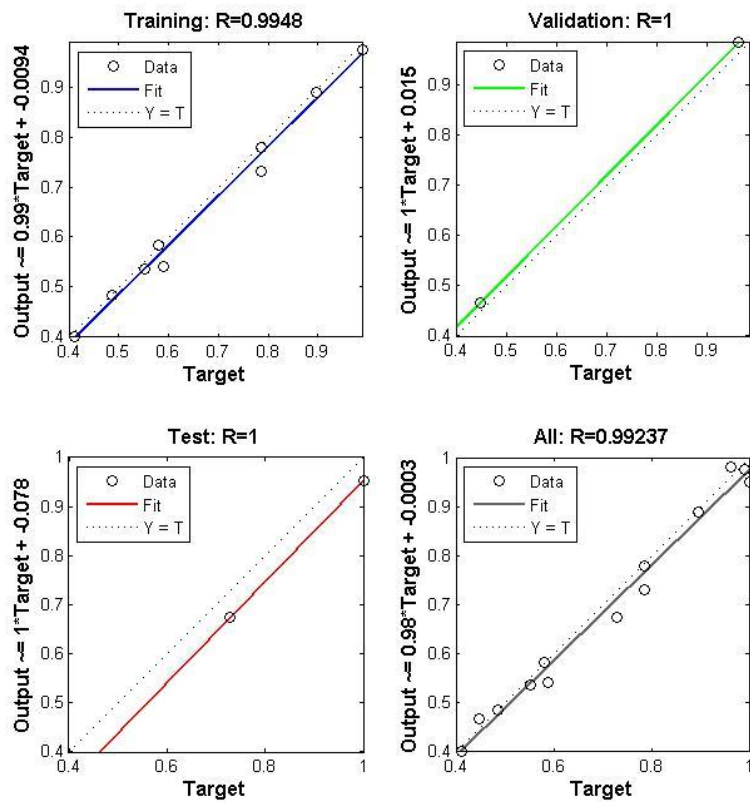


Σχήμα 3.13: Σχέση πραγματικής και επιθυμητής εξόδου για το Net16b.

Net19c: 2 κρυμμένα επίπεδα, [9,6] νευρώνες:

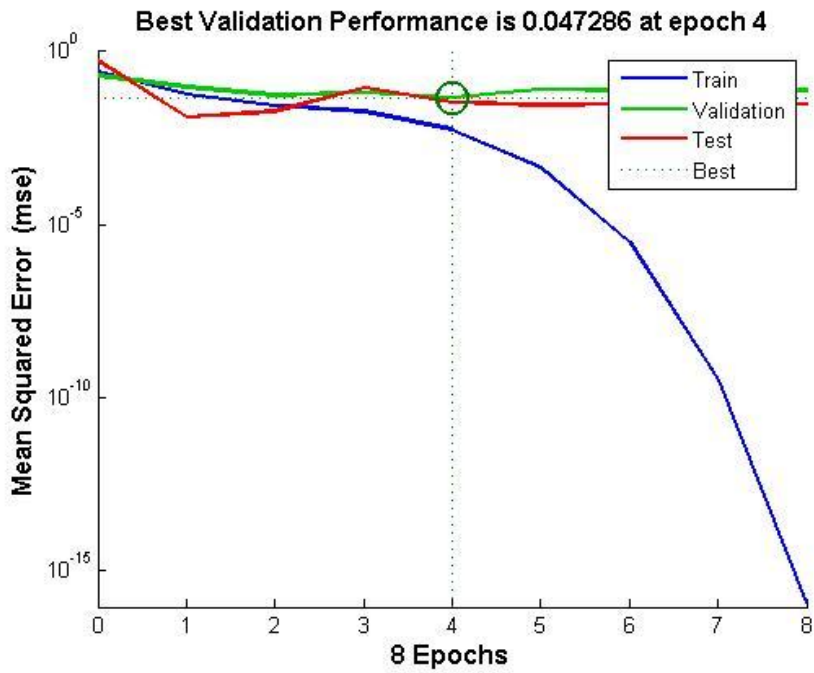


Σχήμα 3.14: Μέσο τετραγωνικό σφάλμα για το Net19c.

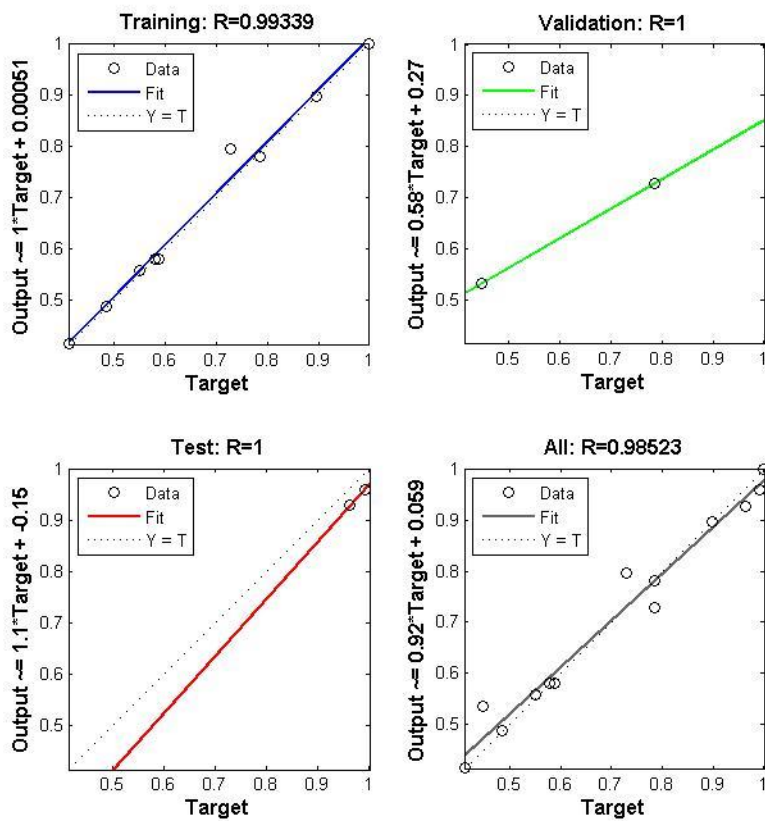


Σχήμα 3.15: Σχέση πραγματικής και επιθυμητής εξόδου για το Net19c.

Net21c: 3 κρυμμένα επίπεδα, [5,5,5] νευρώνες:



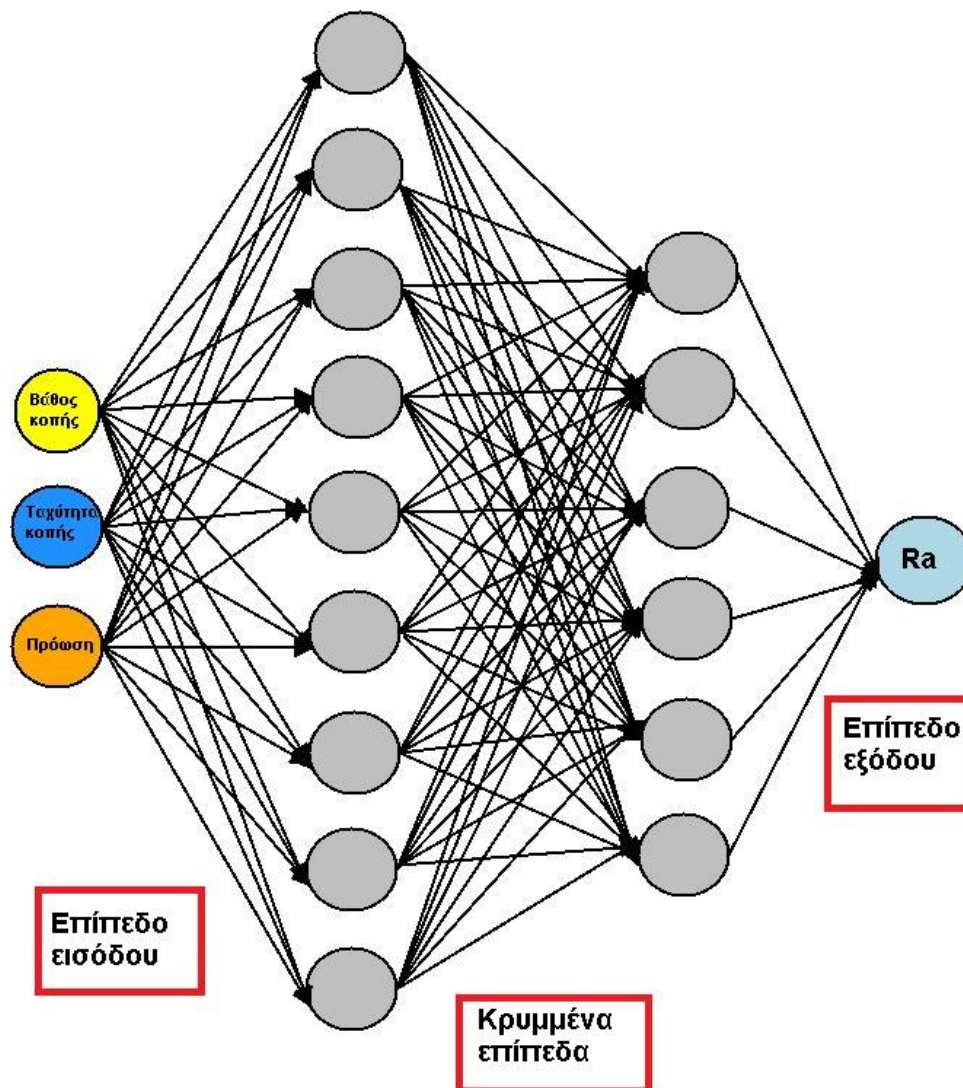
Σχήμα 3.16: Μέσο τετραγωνικό σφάλμα για το Net21c.



Σχήμα 3.17: Σχέση πραγματικής και επιθυμητής εξόδου για το Net21c.

Δεν επιλέγουμε μορφή δικτύου με 3 κρυμμένα επίπεδα, καθώς δεν κρίνεται απαραίτητη τόσο πολυπλοκότητα.

Το νευρωνικό δίκτυο το οποίο τελικά επιλέγουμε, είναι το Net19c, το οποίο αποτελείται από δύο κρυμμένα επίπεδα, με [9,6] νευρώνες αντίστοιχα, και εκπαιδεύτηκε με τον αλγόριθμο εκπαίδευσης trainlm (Levenberg-Marquardt). Κριτήριο για την επιλογή αποτέλεσε το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE) , το οποίο ήταν  $9 \cdot 10^{-23}$  κατά την εκπαίδευση και  $2 \cdot 10^{-3}$  κατά τη δοκιμή, και προέκυψε μετά από 6 εποχές (epochs). Επίσης, παρατηρήσαμε από το διάγραμμα target-output, ότι υπάρχει πάρα πολύ καλή προσέγγιση της πραγματικής με την επιθυμητή έξοδο τόσο κατά την εκπαίδευση, όσο και κατά τη διαδικασία της δοκιμής.



Σχήμα 3.18: Σχηματική αναπαράσταση του επιλεγόμενου δικτύου.



### 3.5 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ:

Στην εργασία αυτή έγινε προσομοίωση της επίδρασης της ταχύτητας κοπής, της πρόωσης και του βάθους κοπής στην επιφανειακή τραχύτητα, κατά το φρεζάρισμα δοκιμίων από Τιτάνιο (Ti), με χρήση νευρωνικού δικτύου. Η δημιουργία νευρωνικού δικτύου που να μπορεί να δώσει αποτελέσματα όσον αφορά την επιφανειακή τραχύτητα μετά από κατεργασία αποβολής υλικού, για δεδομένες τιμές των παραπάνω παραγόντων, οι οποίες κάθε φορά μπορεί να είναι διαφορετικές, είναι απαραίτητη ώστε να μη χρειάζεται να πραγματοποιούνται πειραματικές δοκιμές κάθε φορά που θέλουμε να επιτύχουμε συγκεκριμένη επιφανειακή τραχύτητα. Με αυτό τον τρόπο επιτυγχάνεται εξοικονόμηση χρόνου και πρώτης ύλης των δοκιμίων, και γενικότερα αποφεύγονται όλα τα έξοδα της χρήσης και της συντήρησης της φρεζομηχανής.

Για την επιλογή του κατάλληλου δικτύου, δοκιμάστηκαν διάφορα μοντέλα νευρωνικών δικτύων, και μεταξύ αυτών επιλέχθηκε το καταλληλότερο, λαμβάνοντας υπ' όψιν τη σχέση της επιθυμητής με την πειραματική έξοδο, το μέσο τετραγωνικό σφάλμα κατά την εκπαίδευση αλλά και κατά τη δοκιμή του δικτύου, τον αριθμό των επαναλήψεων που αυτό χρειάστηκε ώσπου να συγκλίνει σε αποτέλεσμα, και την πολυπλοκότητα του δικτύου. Επίσης, λήφθηκε υπόψη και το γεγονός ότι κατά την εκπαίδευση οι συντελεστές βαρύτητας και τα bias παίρνουν τυχαίες τιμές, και γι αυτό το λόγο κάθε μορφή δικτύου δοκιμάστηκε περισσότερες από μία φορές.

Η δημιουργία νευρωνικού δικτύου με τη χρήση της MATLAB είναι αρκετά απλή, καθώς χρησιμοποιείται μικρός αριθμός εντολών, και η διαδικασία συγκλίνει σε πολύ μικρό χρόνο (μερικά δευτερόλεπτα). Οι αλγόριθμοι εκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκαν χρειάστηκαν μικρό αριθμό επαναλήψεων (epochs) και ειδικά για τον αλγόριθμο trainlm (Levenberg-Marquardt) ο αριθμός αυτός ήταν πολύ μικρός, δηλαδή 5 έως 10 επαναλήψεις.

Τα πειραματικά δεδομένα που εισήχθησαν στο δίκτυο κατά την εκπαίδευση του ήταν σχετικά λίγα, αυτό όμως σημαίνει ότι το δίκτυο θα

έχει καλή ικανότητα γενίκευσης, διότι αν ο αριθμός των δεδομένων ήταν πολύ μεγάλος θα υπήρχε ο φόβος της υπερ-προσαρμογής και το δίκτυο θα μειονεκτούσε σε ικανότητα γενίκευσης.

Συνεπώς η χρήση του νευρωνικού δικτύου που επιλέχθηκε, κρίνεται αξιόπιστη και εύχρηστη για τη συγκεκριμένη εφαρμογή. Γενικότερα η χρήση νευρωνικών δικτύων αποτελεί σημαντικό βοήθημα σε διάφορες εφαρμογές, ιδιαίτερα όταν είναι δύσκολο να βρεθούν και να διατυπωθούν οι σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών του προβλήματος, και όπου η μοναδική εναλλακτική είναι η διεξαγωγή πειράματος, το οποίο είναι χρονοβόρο και αντιοικονομικό ως λύση.

## **ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ**

- [1] Δημήτριος Μανωλάκος Καθηγητής Ε.Μ.Π., «Κατεργασίες II, Πρόχειρες Σημειώσεις», 2011.
- [2] [www.eclass.duth.gr](http://www.eclass.duth.gr) , Σύστημα Διαχείρισης Ηλεκτρονικών Μαθημάτων.
- [3] [www.studyblue.com](http://www.studyblue.com), online library.
- [4] Μαρία Ε. Βογιατζή, , «Αξιολογήση παραμέτρων εκτίμησης φθοράς κοπτικών με χρήση μεθόδου σχεδιασμού- πειράματος.», Διπλωματική εργασία, Δημ. Παν. Θράκης, 2010.
- [5] [www.mixanologia.net](http://www.mixanologia.net), Εργαλειομηχανές CNC.
- [6] Δρ. Μηχ. Γκ. Μανσούρ, Αναπληρωτής Καθηγητής Μηχανολόγων Μηχανικών Α.Π.Θ. «Μηχανουργική Τεχνολογία-Εργαλειομηχανές αριθμητικού ελέγχου NC-CNC», 2010.
- [7] [www.el.wikipedia.org](http://www.el.wikipedia.org), Τιτάνιο.
- [8] A. Hosseini and H.A. Kishawy, Cutting Tool materials and tool wear, in J.P. Davim (ed.), Machining of Titanium Alloys, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, pp. 31-56, 2014
- [9] [www.qcontrol.gr](http://www.qcontrol.gr), Εξοπλισμός ποιοτικού ελέγχου.
- [10] <http://www.engineershandbook.com/Tables/surfaceroughness.htm> , Επιφανειακή τραχύτητα.
- [11] Θεοδόση Κοκκίνου Λάουρα, , «Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και εφαρμογές στο σύστημα ελέγχου», Διπλωματική, Ηλεκτρολόγος Μηχ. Πατρών, 2013.
- [12] Μ. Ήρωα, «Ανάπτυξη μοντέλων νευρωνικών δικτύων για την προσομοίωση της διαμόρφωσης κυλινδρικών δοκιμίων υπό την επίδραση θλιπτικών αξονικών δυνάμεων», Διπλωματική εργασία, ΕΜΠ, 2003.

- [13] [www.digilib.lib.unipi.gr](http://www.digilib.lib.unipi.gr) , “Διώνη” , Ψηφιακή Βιβλιοθήκη και Ιδρυματικό Καταθετήριο του Πανεπιστημίου Πειραιώς.
- [14] Χ. Τσιντζάς, «Μοντελοποίηση των δυνάμεων κοπής στην κατεργασία του τορναρίσματος με την χρήση μοντέλων νευρωνικών δικτύων», Διπλωματική εργασία, 2003.
- [15] S.C. Lin, R.J. Lin , “Tool wear monitoring in face milling using force signals”, *Wear*, 198, pp. 136-142, 1996.
- [16] P.G. Vernardos, G.C.Vosniakos, “Prediction of surface roughness in CNC face milling using neural networks and Taguchi’s design of experiments”, *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 18 (5–6), pp. 343–354, 2002.
- [17] H. El- Mounayri, H. Kishawy, J. Briceno, “Optimization of CNC ball end milling: a neural network-based model”, *Journal of Materials Processing Technology*, 166, pp. 50-62, 2005.
- [18] H. Oktem, T. Erzurumly, F. Erzincanli, “Prediction of minimum surface roughness in end milling mold parts using neural network and genetic algorithm”, *Materials & Design*, 27(9), pp. 735-744, 2006.
- [19] U. Zuperl, F. Cus, B. Mursec, T. Ploj, “A generalized neural network model of ball-end milling force system”, *Journal of Materials Processing Technology*, 175(1–3), pp. 98–108, 2006.
- [20] S. Aykut, M. Golcu, S. Semiz, H.S. Ergur, “Modeling of cutting forces as function of cutting parameters for face milling of satellite 6 using an artificial neural network”, *Journal of Materials Processing Technology*, 190(1–3), pp. 199–203, 2007.
- [21] I.A. El-Sonbaty, U.A. Khashaba, A.I. Selmy, A.I. Ali, “ Prediction of surface roughness profiles for milled surfaces using an artificial neural network and fractal geometry approach”, *Journal of Materials Processing Technology* 200(1-3), pp. 271-278, 2008.
- [22] A.M. Zain, H. Haron, S. Sharif, “Prediction of surface roughness in the end milling machining using Artificial Neural Network”, *Expert systems with Applications*, 37(2), pp. 1755–1768, 2010.

- [23] R. Sreenivasuly, "Optimization of surface roughness and delamination damage of GFRP composite material in end milling using Taguchi design method and artificial neural network", *Procedia Engineering*, 64, pp. 785–794, 2013.
- [24] M.S. Sukumar, P. Venkata Ramaiah, A. Nagarjuna, "Optimization and prediction of parameters in face milling of Al-6061 using Taguchi and ANN approach", *Procedia Engineering*, 97, pp. 365–371 2014.
- [25] T. Irgolic, F. Cus, M. Paulic, J. Balic , "Prediction of cutting forces with Neural Network by Milling functionally graded material", *Procedia Engineering*, 69, pp. 804-813, 2014.
- [26] C. Gelmereanu, L. Morar, S. Bogdan, "Productivity and Cycle Time Prediction using artificial neural network", *Procedia Economics and Finance*, 15, pp. 1563–1569, 2014.