



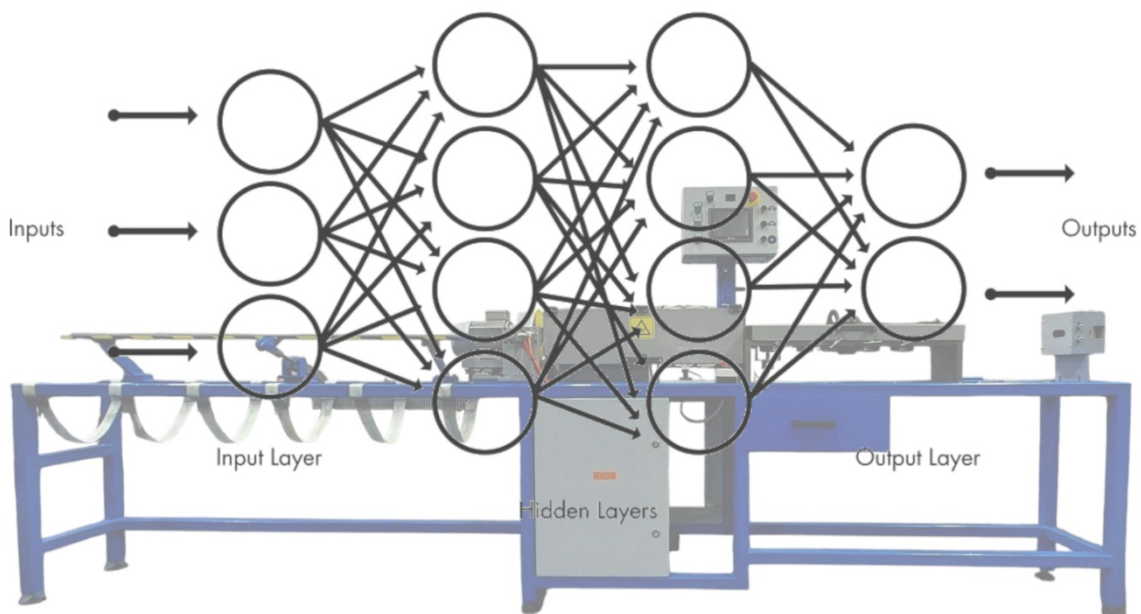
Πολυτεχνείο Κρήτης

Σχολή Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης

Πρόβλεψη προϊόντος μηχανής ευθυγράμμισης σωλήνας χαλκού με χρήση τεχνητού νευρωνικού δικτύου

Διπλωματική Εργασία

Ιωάννης Καλατζής



Επιβλέπων

Σταυρουλάκης Γεώργιος , Καθηγητής

Χανιά, Σεπτέμβρης 2025
Ευχαριστίες

Με την παρούσα διπλωματική εργασία ολοκληρώνονται οι σπουδές μου στο Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης, ως εκ τούτου θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά την εταιρεία “DIMAS S.A. Solar collectors” για την οποία κατασκευάστηκε η μηχανή της παρούσας διπλωματικής, τον επιβλέποντα καθηγητή κο Γεώργιο Σταυρουλάκη , για την επιστημονική και συμβουλευτική καθοδήγηση που μου προσέφερε σε όλα τα στάδια εκπόνησης της εργασίας και τέλος οφείλω να ευχαριστήσω την οικογένειά μου για την στήριξη τους.

Περίληψη

Στην διπλωματική αυτή παρουσιάζεται μία μηχανή όπου σκοπός της είναι η ευθυγράμμιση χαλκοσωλήνας Φ12mm προερχόμενη από coil παράγοντας ως τελικό ευθύγραμμο τμήματα ορισμένου μήκους από τον χρήστη.

Βασικός στόχος της μελέτης είναι η ανάπτυξη / χρήση τεχνητού νευρωνικού δικτιού με απώτερο σκοπό την πρόβλεψη συμπεριφοράς των ρυθμίσεων της μηχανής ως προς το τελικό αποτέλεσμα / προϊόν. Για τον σκοπό αυτό πραγματοποιήθηκε φυσικό πείραμα μετρήσεων ρυθμίσεων μηχανής και προϊόντων αυτής για την συλλογή δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν στην δημιουργία του τεχνητού νευρωνικού με την χρήση της Matlab.

Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο το οποίο θα έχει υψηλό ποσοστό επιτυχίας στην πρόβλεψη θα μπορούσε να οδηγήσει στην διευκόλυνση της παραγωγής καθώς βασιζόμενοι σε αυτό θα ήταν δυνατόν η αρχική ρύθμιση των ράουλων απ' όπου διέρχεται η χαλκοσωλήνα να γίνεται είναι ήδη γνωστή στον χειριστή χωρίς να είναι απαραίτητο κάποιο δοκιμαστικό αρχικοποίησης, έτσι δεν θα απαιτείται και καθόλου εμπειρία από τον χειριστή, μηδενισμός δοκιμαστικών τεμαχίων οπότε και περιορισμός κόστους και επίσης θα περιοριζόταν αρκετά η πιθανότητα ανθρώπινου λάθους κατά την παραγωγή.

Πίνακας Περιεχομένων

Ευχαριστίες.....	2
Περίληψη.....	3
Πίνακας Περιεχομένων	4
Κεφάλαιο 1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ	6
1.1. ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΜΗΧΑΝΗΣ.....	6
1.2. ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ ΜΗΧΑΝΗΣ.....	6
1.3. ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΜΗΧΑΝΗΣ.....	7
Κεφάλαιο 2 ΥΦΙΣΤΑΜΕΝΗ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ.....	9
Κεφάλαιο 3 ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ	10
3.1. ΕΞΗΓΩΝΤΑΣ ΤΟ ΤΕΧΝΙΤΟ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΥΚΤΙΟ.....	10
3.2. ΘΕΩΡΙΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ ΓΙΑ ΣΥΛΛΟΓΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ.....	11
3.3. ΘΕΩΡΙΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ ΓΙΑ ΧΡΗΣΗ ΕΡΓΑΛΕΙΟΥ ΤΗΣ MATLAB.....	12
3.4. ΘΕΩΡΙΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ ΓΙΑ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ.....	12
Κεφάλαιο 4 ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ	12
4.1. ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΗ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΔΕΙΓΜΑΤΩΝ	12
4.2. ΜΕΘΟΔΟΣ ΜΕΤΡΗΣΗΣ ΔΕΙΓΜΑΤΩΝ.....	14
4.3. ΣΥΓΚΕΝΤΡΩΣΗ / ΚΑΝΟΝΙΚΟΠΟΙΗΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	18
4.4. ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑ ΤΕΧΝΙΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ.....	20
4.4.1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΜΕΤΑΒΛΗΤΩΝ ΣΕ MATLAB.....	20
4.4.2. ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗ ΤΟΥ “nftool”	21
Κεφάλαιο 5 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ	22
5.1. Παρουσίαση αποτελεσμάτων ως προς τον άξονα Χ	22
5.2. Παρουσίαση αποτελεσμάτων ως προς τον άξονα Υ	25
Κεφάλαιο 6 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ – ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ.....	28
6.1. Αξιολόγηση αποτελεσμάτων ως προς άξονα Χ	28
6.2. Αξιολόγηση αποτελεσμάτων ως προς άξονα Υ	29
6.3. Προτάσεις βελτιστοποίησης	30
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑΤΑ.....	32

Βιβλιογραφία.....	39
--------------------------	-----------

Κεφάλαιο 1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1. ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΜΗΧΑΝΗΣ

Σκοπός της μηχανής είναι να δέχεται σαν είσοδο «πρώτη ύλη» χαλκοσωλήνα Φ12mm η οποία είναι τυλιγμένη σε στροφέιο πολλών μέτρων και να εξάγει ως τελικό προϊόν ευθύγραμμο τμήμα χαλκοσωλήνα συγκεκριμένου μήκους όπου είναι ορισμένο από τον χρήστη, αυτόματα σε συγκεκριμένο αριθμό τεμαχίων που έχει οριστεί.

1.2. ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ ΜΗΧΑΝΗΣ

Τα βασικά σημεία της μηχανής όσον αφορά το σχεδιασμό της είναι:

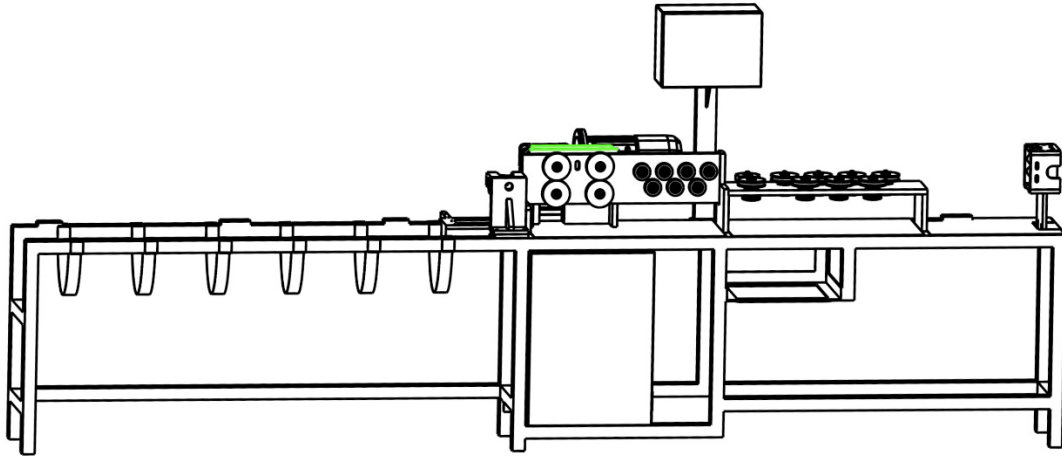
- a) Το κυκλικό τραπέζι εκτύλιξης της μηχανής
- b) Οι αρχικοί κύλινδροι που έχουν τον ρόλο του οδηγού της χαλκοσωλήνας προς την είσοδο των διαμορφωτικών ράουλων της μηχανής
- c) Τα διαμορφωτικά ράουλα του οριζώντιου επιπέδου
- d) Τα διαμορφωτικά ράουλα του κάθετου επιπέδου
- e) Τα ράουλα πρόωσης της χαλκοσωλήνας
- f) Το δισκοπρίονο κοπής ευθύγραμμων πλέων τμημάτων
- g) Την περιοχή συλλογής προϊόντων



Εικόνα 1.2-1 : Παρουσίαση βασικών τμημάτων μηχανής

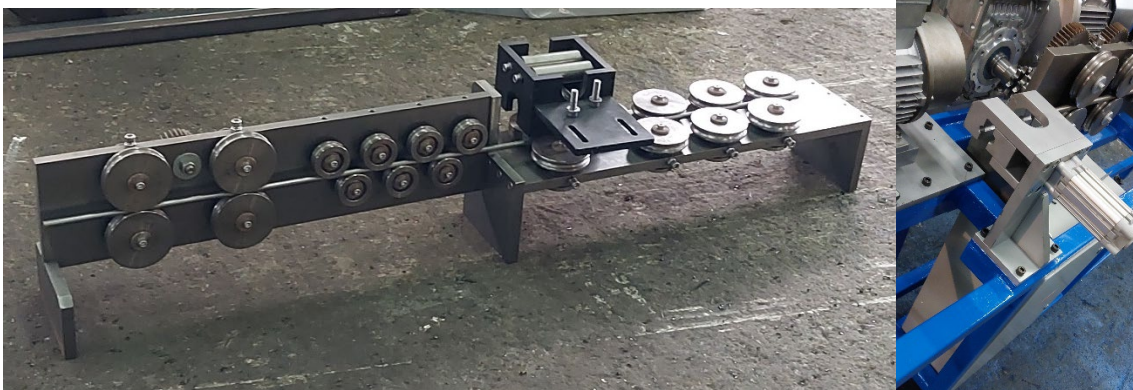
1.3. ΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΜΗΧΑΝΗΣ

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζονται κάποιες φωτογραφίες αρχικά από τον σχεδιασμό της μηχανής και έπειτα από την διαδικασία κατασκευής της μηχανής.



Εικόνα 1.3-1 : Παρουσίαση σχεδιασμού μηχανής





Κεφάλαιο 2 ΥΦΙΣΤΑΜΕΝΗ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ

Κάνοντας έρευνα για παρόμοιες μελέτες για το συγκεκριμένο είδος μηχανής δεν βρέθηκε κάτι αντίστοιχο, πιθανότατα γιατί η συγκεκριμένη μηχανή είναι αρκετά εξατομικευμένη για να εξυπηρετεί ανάγκες κατασκευαστών ηλιακών πάνελ. Παρ' όλ' αυτά η χρήση τεχνητού νευρωνικού δικτύου για την πρόβλεψη αποτελεσμάτων είναι συχνή σε αρκετές μελέτες που έχουν να πραγματευτούν την πρόβλεψη της φυσικής συμπεριφοράς του τελικού προϊόντος που θα μπορούσαμε να χαρακτηρίσουμε αντίστοιχες ως ένα βαθμό. (G.E. Stavroulakis, 1998)

Κεφάλαιο 3 ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ

Από την εκ νέου δημοτικοποίηση τους στα μέσα της δεκαετίας του 1980, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα γνώρισαν μια έκρηξη έρευνας σε ένα ευρύ φάσμα πεδίων, ενώ έχει πραγματοποιηθεί τεράστιος όγκος έρευνας στην ίδια την δομή / μοντελοποίηση τους (όσον αφορά την εκπαίδευση, τις τοπολογίες, τους τύπους κ.λπ.) αντίστοιχος όγκος εργασίας έχει εξετάσει την εφαρμογή τους σε μια σειρά από προβλήματα του πραγματικού κόσμου. Αυτού του είδους τα προβλήματα είναι συνήθως δύσκολο να οριστούν και δύσκολο να λυθούν με τη χρήση συμβατικών τεχνικών. Παραδείγματα περιλαμβάνουν την όραση υπολογιστή, την αναγνώριση ομιλίας, τα οικονομικά εφαρμογές, ιατρική, μετεωρολογία, ρομποτική, υδρολογία, μηχανική κ.λπ. (Christian, 2016, p. XIII) & (Τσογκάκης Παναγιώτης - Επιβλέπων καθηγητής: Γεώργιος, 2016)

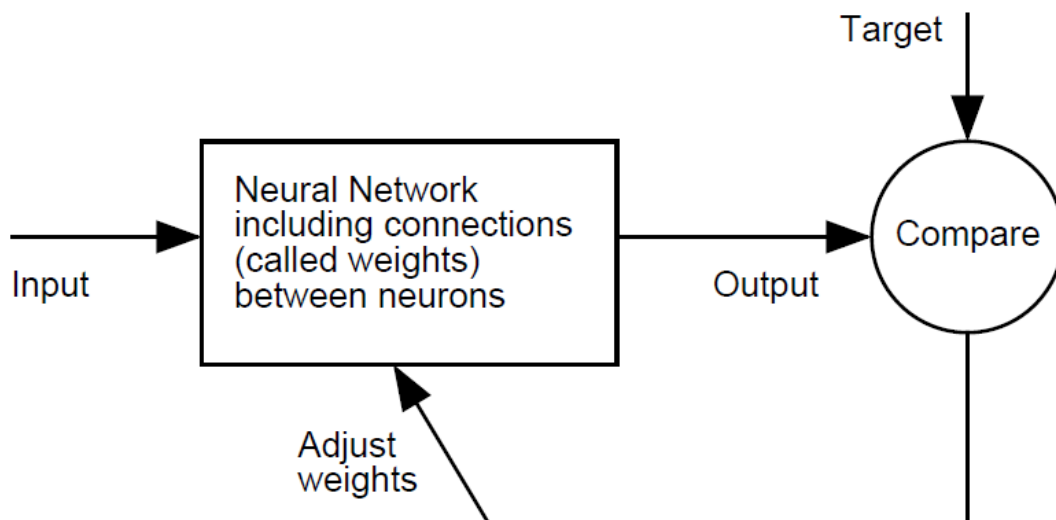
Για την μελέτη αυτή απαιτείται :

- Θεωρητικό υπόβαθρο τεχνητών νευρωνικών δικτύων
- Συλλογή δεδομένων εισόδου για το δίκτυο
- Συλλογή δεδομένων "στόχων" για την εκπαίδευση του δικτύου
- Χρήση των δεδομένων που συλλέχθηκαν, μέσω της Matlab.
- Αξιολόγηση αποτελεσμάτων.

3.1. ΕΞΗΓΩΝΤΑΣ ΤΟ ΤΕΧΝΙΤΟ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΥΚΤΙΟ

Τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούνται από απλά στοιχεία που λειτουργούν παράλληλα. Αυτά τα στοιχεία είναι εμπνευσμένα από τα βιολογικά νευρικά συστήματα. Όπως στη φύση, η λειτουργία του δικτύου καθορίζεται σε μεγάλο βαθμό από τις συνδέσεις μεταξύ των στοιχείων. Μπορεί να εκπαιδευτεί ένα νευρωνικό δίκτυο για να εκτελέσει μια συγκεκριμένη λειτουργία προσαρμόζοντας τις τιμές των συνδέσεων (βαρών) μεταξύ στοιχείων. Συνήθως τα νευρωνικά δίκτυα προσαρμόζονται, ή εκπαιδεύονται, έτσι ώστε μια συγκεκριμένη είσοδος να οδηγεί σε μια συγκεκριμένη έξοδο - στόχο. Μια τέτοια κατάσταση φαίνεται παρακάτω όπου το δίκτυο προσαρμόζεται, με βάση τη σύγκριση της εξόδου και του στόχου, μέχρι η έξοδος του δικτύου να ταιριάζει με τον στόχο. Τυπικά πολλά τέτοια ζεύγη εισόδου/στόχου χρησιμοποιούνται, σε αυτήν την εποπτευόμενη μάθηση, για την εκπαίδευση ενός δικτύου.

(Mark Hudson Beale, Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, 2016, p. VI)



Γράφημα 3.1-1 : Παρουσίαση τρόπου λειτουργίας νευρωνικού δικτύου

Η μαζική εκπαίδευση ενός δικτύου προχωρά κάνοντας αλλαγές βάρους και μεροληψίας με βάση σε ένα ολόκληρο σύνολο (παρτίδα) διανυσμάτων εισόδου. Η σταδιακή προπόνηση αλλάζει τα βάρη και προκαταλήψεις ενός δικτύου όπως απαιτείται μετά την παρουσίαση του κάθε διανύσματος εισόδου. Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν εκπαιδευτεί να εκτελούν πολύπλοκες λειτουργίες σε διάφορα πεδία εφαρμογής συμπεριλαμβανομένης της αναγνώρισης προτύπων, αναγνώρισης, ταξινόμησης, συστήματα ομιλίας, όρασης και ελέγχου.

Υπάρχουν διάφορα είδη σχεδιασμού και τεχνικές μάθησης που εμπλουτίζουν τις επιλογές που μπορεί να κάνει ένας χρήστης. Ο τομέας των νευρωνικών δικτύων έχει ιστορία περίπου πέντε δεκαετιών, αλλά έχει βρει σταθερή εφαρμογή μόνο τα τελευταία τριάντα χρόνια, και ο τομέας εξακολουθεί να αναπτύσσεται ταχέως. Έτσι, είναι σαφώς διαφορετικό από τα πεδία των συστημάτων ελέγχου ή βελτιστοποίηση όπου η ορολογία, τα βασικά μαθηματικά, ο σχεδιασμός και οι διαδικασίες έχουν καθιερωθεί και εφαρμόζονται σταθερά εδώ και πολλά χρόνια. Αποτελεί πλέον χρήσιμο εργαλείο για τη βιομηχανία, την εκπαίδευση και την έρευνα, ένα εργαλείο που θα βοηθήσει τον άνθρωπο να βρει τι λειτουργεί και τι όχι. Σήμερα τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να εκπαιδευτούν για την επίλυση προβλημάτων που είναι δύσκολα για συμβατικούς υπολογιστές ή τον ανθρώπινο νου.

(Mark Hudson Beale, Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, 2016, p. VI)

3.2. ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ ΓΙΑ ΣΥΛΛΟΓΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Η συλλογή των δεδομένων θα πρέπει να γίνει με την μέγιστη δυνατή ακρίβεια στις μετρήσεις και με τέτοιο τρόπο ώστε να έχει προληφθεί και αποφευχθεί οποιοδήποτε παράγοντας θα μας οδηγούσε σε λανθασμένες μετρήσεις ή ανομοιομορφία στην διαδικασία λήψης των δεδομένων. Φυσικά αυτό αφορά και τα δεδομένα της ρύθμισης

της μηχανής (είσοδοι νευρωνικού δικτύου) και τα δεδομένα μετρήσεων του τελικού προϊόντος χαλκοσωλήνας (στόχοι νευρωνικού δικτύου για την εκπαίδευση) που εξάγεται από την μηχανή για τις εκάστοτε ρυθμίσεις, σε επόμενο κεφάλαιο αναλύεται η πειραματική διαδικασία / μεθοδολογία.

3.3. ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ ΓΙΑ ΧΡΗΣΗ ΕΡΓΑΛΕΙΟΥ ΤΗΣ MATLAB

Για την πραγματοποίηση της μελέτης θα χρησιμοποιηθεί το NEURAL NETWORK FITTING TOOL της MATLAB όπου θα είναι το μέσο με το οποίο θα δημιουργήσουμε το νευρωνικό δίκτυο δίνοντας ως inputs τα δεδομένα των μετρήσεων – ρυθμίσεων της μηχανής και ως targets τις μετρήσεις των τελικών δειγμάτων, έτσι ώστε να τρέξει ο αλγόριθμος και να δώσει το τελικό μοντέλο του νευρωνικού δικτύου το οποίο θα υποδεικνύει την πρόβλεψη του αποτελέσματος του τελικού προϊόντος για δεδομένες ρυθμίσεις της μηχανής.

3.4. ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ ΓΙΑ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ

Στόχος μέσω του NEURAL NETWORK FITTING TOOL είναι το μοντέλο να οδηγεί – προβλέπει το αποτέλεσμα του τελικού προϊόντος με το μικρότερο δυνατό σφάλμα ως προς το πραγματικό αποτέλεσμα. Αυτό θα μπορεί να εκτιμηθεί βάση των τελικών γραφημάτων που θα έχει ως αποτέλεσμα ο αλγόριθμος της MATLAB.

Κεφάλαιο 4 ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ

Καθορισμός μεθοδολογίας μελέτης:

4.1. ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΗ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΔΕΙΓΜΑΤΩΝ

Αρχικά απαιτείται η παραγωγή κάποιου αριθμού τελικού προϊόντος από την μηχανή.

Αυτή η διαδικασία γίνεται με τον εξής συγκεκριμένο τρόπο που αποτελείται από τα παρακάτω βήματα:

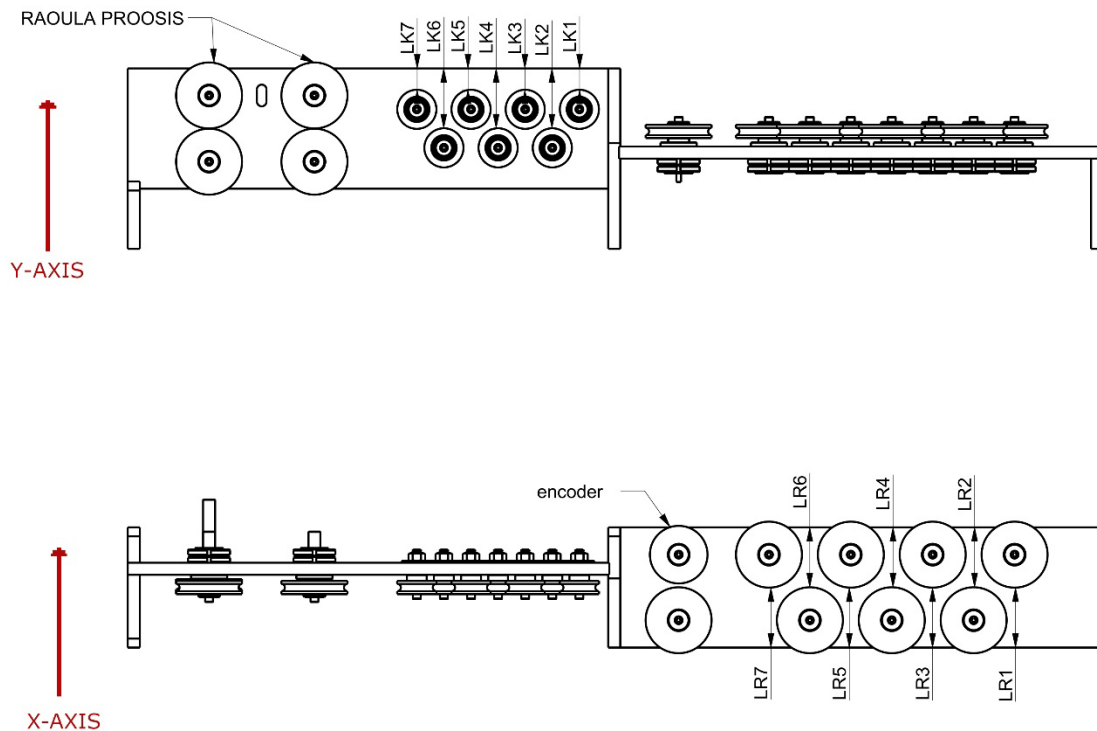
- A. Ρύθμιση των οριζόντιων ράουλων σε τυχαίες θέσεις (τα κάθετα ράουλα τα έχουμε σταθερά στις θέσεις τους) .

- B. Μέτρηση των θέσεων των οριζόντιων ράουλων με το βαθύμετρο και καταγραφή αυτών.
- C. Εξαγωγή κομματιού χαλκοσωλήνα ίσου μήκους με το μήκος όλης της διάταξης των ρυθμιστικών ράουλων και απόρριψη αυτού έτσι ώστε το επόμενο κομμάτι του ενός μέτρου που θα κοπεί (στο βήμα D) να έχει περάσει από τα οριζόντια ράουλα και να επηρεαστεί από την ρύθμιση που έχει γίνει στο βήμα B.
- D. Κοπή δείγματος τελικού προϊόντος μήκους ενός μέτρου όπου ταυτόχρονα σημειώνεται ο άξονας Y επομένως προκύπτει και ο X.
- E. Σημειώνεται και ο αριθμός του δείγματος για να συσχετιστεί με την καταγραφή ρυθμίσεων μηχανής .
- F. Επαναλαμβάνονται τα βήματα από την αρχή μέχρις ότου παραχθούν 10 δείγματα που αφορούν τις ρυθμίσεις για τα οριζόντια ράουλα.

Πραγματοποιούνται τα ίδια βήματα και για τα κάθετα ράουλα, αναλυτικά :

- A. Ρύθμιση των κάθετων ράουλων σε τυχαίες θέσεις (τα οριζόντια ράουλα τα έχουμε σταθερά στις θέσεις τους) .
- B. Μέτρηση των θέσεων των κάθετων ράουλων με το βαθύμετρο και καταγραφή αυτών.
- C. Εξαγωγή κομματιού χαλκοσωλήνα ίσου μήκους με το μήκος όλης της διάταξης των ρυθμιστικών ράουλων και απόρριψη αυτού έτσι ώστε το επόμενο κομμάτι του ενός μέτρου που θα κοπεί (στο βήμα D) να έχει περάσει από τα κάθετα ράουλα και να επηρεαστεί από την ρύθμιση που έχει γίνει στο βήμα B.
- D. Κοπή δείγματος τελικού προϊόντος μήκους ενός μέτρου όπου ταυτόχρονα σημειώνεται ο άξονας Y επομένως προκύπτει και ο X.
- E. Σημειώνεται και ο αριθμός του δείγματος για να συσχετιστεί με την καταγραφή ρυθμίσεων μηχανής .
- F. Επαναλαμβάνονται τα βήματα από την αρχή μέχρις ότου παράγουμε 10 δείγματα που αφορούν τις ρυθμίσεις για τα κάθετα ράουλα.

Στην ακόλουθη εικόνα φαίνονται οι μεταβλητές για τις οποίες κάναμε τις μετρήσεις:



Εικόνα 4.1-1 : Παρουσίαση συσχετισμού μεταβλητών με φυσικά εξαρτήματα

Πλέων είναι καταγεγραμμένες όλες τις ρυθμίσεις της μηχανής για κάθε ένα από τα 20 δείγματα που έχουν εξαχθεί.

4.2. ΜΕΘΟΔΟΣ ΜΕΤΡΗΣΗΣ ΔΕΙΓΜΑΤΩΝ

Σε δεύτερο επίπεδο απαιτείται όλα τα δείγματα που έχουν παραχθεί να μετρηθούν έτσι ώστε να είναι γνωστή η καμπυλότητα που έχουν προκαλέσει κάθε σετ ρυθμίσεων που έχει γίνει στην μηχανή κατά την πειραματική διαδικασία στο αντίστοιχο δείγμα.

Για να μετρηθεί η κάθε χαλκοσωλήνα – δείγμα με στόχο να διατηρηθεί η μέγιστη ακρίβεια η διαδικασία που ακολουθείται είναι η εξής:

- A. Πρέπει να χρησιμοποιηθεί μία επίπεδη κατά το μέγιστο επιφάνεια όπου θα γίνονται οι μετρήσεις των δειγμάτων οπότε επιλέχθηκε το τραπέζι μίας μηχανουργικής φρέζας.
- B. Στήθηκαν πάνω στο τραπέζι της φρέζας 2 V-blocks πάνω στα οποία στηριζόταν κάθε φορά το δείγμα σε συγκεκριμένη πάντα θέση.

- C. Χρησιμοποιώντας υψομετρικό γράφτη λήφθηκαν και καταγράφηκαν μετρήσεις από το δείγμα σε 5 σημεία για τον άξονα Y (στις θέσεις 2cm 22cm 50cm 78cm 98cm του δείγματος από αριστερά προς τα δεξιά)
- D. Περιστρέφοντας το δείγμα κατά 90 μοίρες λήφθηκαν και καταγράφηκαν μετρήσεις από το δείγμα σε 5 σημεία για τον άξονα X (στις θέσεις 2cm 22cm 50cm 78cm 98cm του δείγματος από αριστερά προς τα δεξιά)
- E. Επαναλήφθηκε η διαδικασία και για τα 20 δείγματα.
- F. Στα V-blocks τοποθετήθηκε ένας ευθύ άξονα ακριβείας Φ12mm και μετρήθηκε με τον υψομετρικό γράφτη έτσι ώστε να είναι γνωστό ακριβώς το ύψος (θέση) του κεντρικού άξονα του Φ12mm ο οποίος είναι απολύτως παράλληλος με το τραπέζι και καταγράφηκε (θα είναι χρήσιμο αργότερα κατά την "κανονικοποίηση" των δεδομένων).







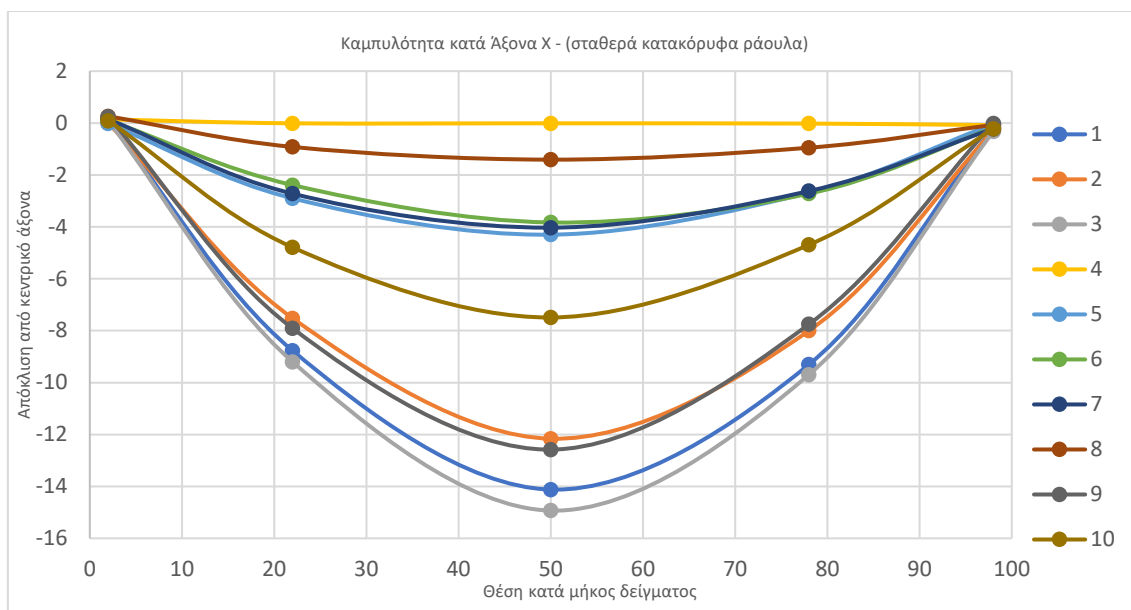
4.3. ΣΥΓΚΕΝΤΡΩΣΗ / ΚΑΝΟΝΙΚΟΠΟΙΗΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Τέλος τα δεδομένα των μετρήσεων είναι πλέον καταγεγραμμένα και πρέπει να τροποποιηθούν σε μία μορφή έτσι ώστε να είναι έτοιμα προς χρήση, οπότε αρχικά τα δεδομένα είναι όπως φαίνονται στο **ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 1**:

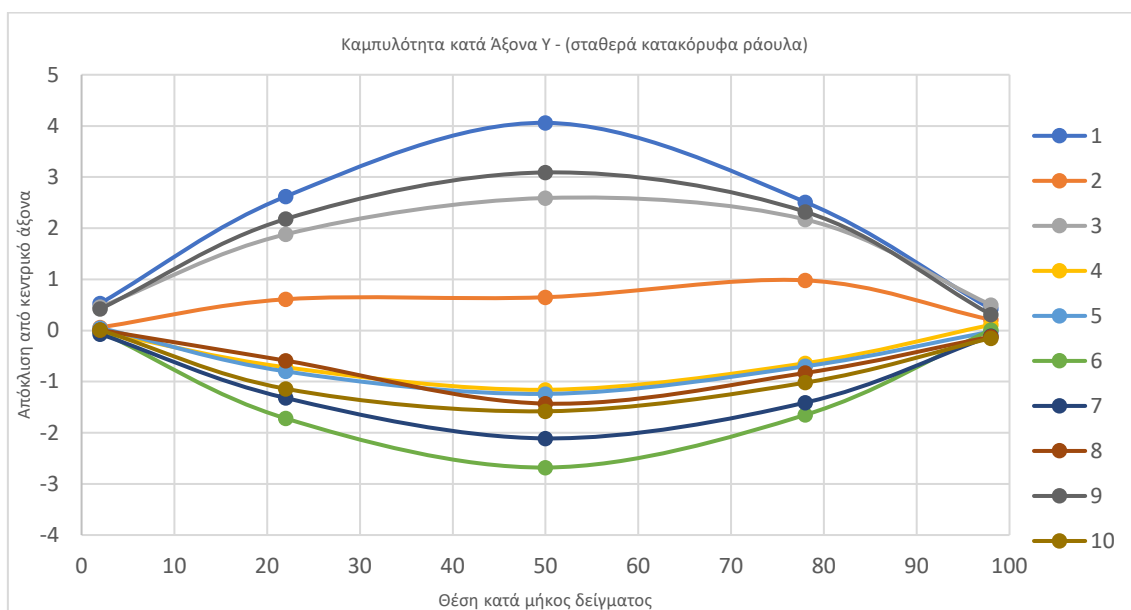
Από το κεφάλαιο “ μεθόδου μέτρησης δειγμάτων ” βήμα F μετρήθηκε με τον υψομετρικό γράφτη και διαπιστώθηκε ότι είναι 94,81mm οπότε αφαιρώντας αυτό τον αριθμό από τις μετρήσεις των δειγμάτων θα προκύψουν οι αποκλίσεις και η κατεύθυνση αυτών από τον κεντρικό άξονα οπότε και η καμπυλότητα. Οπότε πλέον τα δεδομένα γίνονται όπως φαίνεται **ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 2**:

Έτσι οι μετρήσεις έπειτα από την κανονικοποίηση τους αντιπροσωπεύουν την απόκλιση και αντίστοιχη κατεύθυνση ανάλογα το πρόσημο, από τον κεντρικό άξονα οπότε προκύπτει ότι το ιδανικό δείγμα θα ήταν να είχε σε όλες τις μετρήσεις του μηδέν έτσι ώστε να ήταν απολύτως ευθύ.

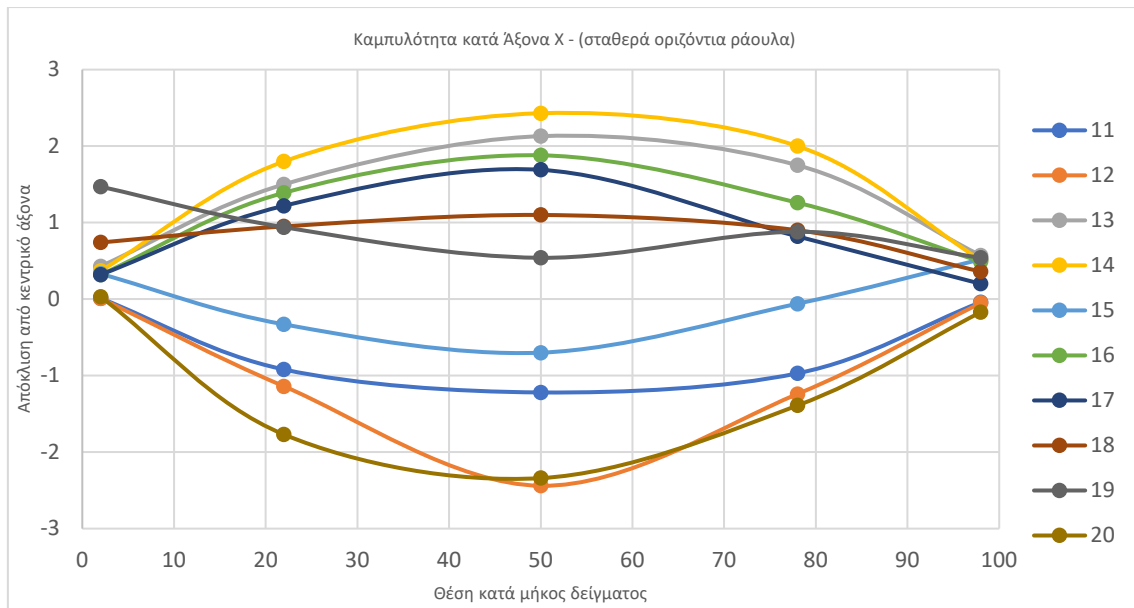
Για να οπτικοποιηθεί η καμπυλότητα δημιουργούνται τα γραφήματα με γραμμική παρεμβολή από τα σημεία μετρήσεων και γίνονται όπως φαίνονται παρακάτω :



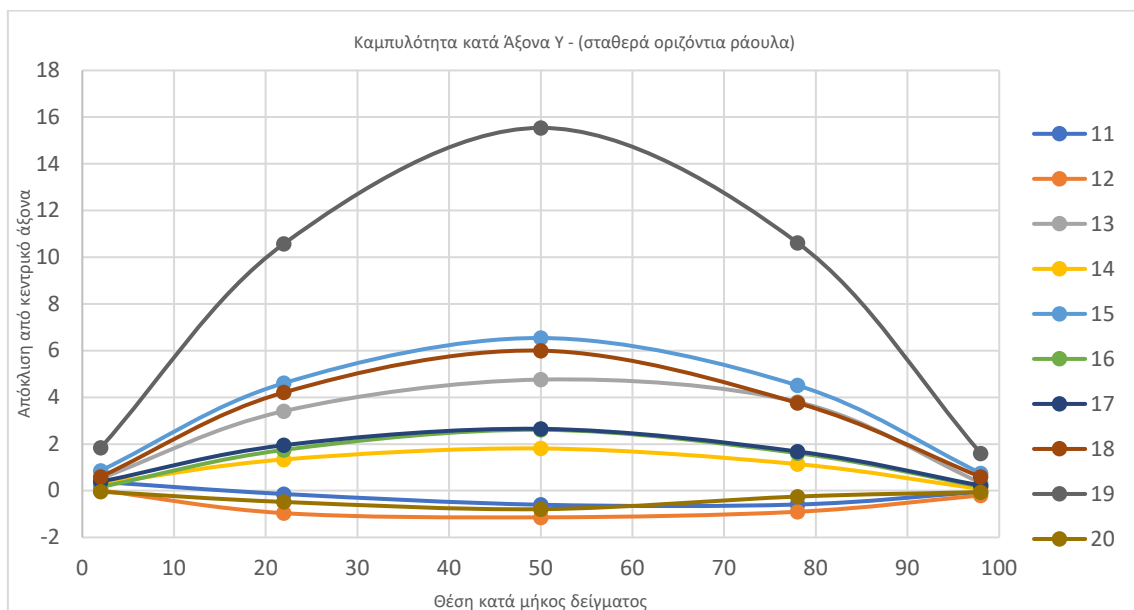
Γράφημα 4.3-1 : Καμπυλότητα κατά Άξονα Χ - (σταθερά κατακόρυφα ράουλα)



Γράφημα 4.3-2 : Καμπυλότητα κατά Άξονα Υ - (σταθερά κατακόρυφα ράουλα)



Γράφημα 4.3-3 : Καμπυλότητα κατά Άξονα Χ - (σταθερά οριζόντια ράουλα)



Γράφημα 4.3-4 : Καμπυλότητα κατά Άξονα Υ - (σταθερά οριζόντια ράουλα)

4.4. ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑ ΤΕΧΝΙΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ

4.4.1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΜΕΤΑΒΛΗΤΩΝ ΣΕ MATLAB

Για την δημιουργία του τεχνητού νευρωνικού δικτύου θα χρησιμοποιηθεί το εργαλείο της Matlab Neural Fitting (nftool). Αρχικά εισάγονται τα δεδομένα που είναι απαραίτητα:

Μετρήσεις ρύθμισης των οριζόντιων ράουλων όπου καταχωρείται ως matrix με όνομα “H_R_METR” , όπως φαίνεται στο **ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 3**.

Μετρήσεις ρύθμισης των κατακόρυφων ράουλων όπου καταχωρείται ως matrix με όνομα “V_R_METR” , όπως φαίνεται στο **ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 4**.

Μετρήσεις δειγμάτων ως προς τον Χ άξονα όπου καταχωρείται ως matrix με όνομα “X_METR” όπως φαίνεται στο **ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 5**.

Μετρήσεις δειγμάτων ως προς τον Υ άξονα όπου καταχωρείται ως matrix με όνομα “Y_METR” , όπως φαίνεται στο **ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 6**.

4.4.2. ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗ ΤΟΥ “nftool”

Η μελέτη θα τρέξει σε δύο φάσεις , μία φάση θα είναι με δεδομένα εισαγωγής τις ρυθμίσεις των οριζόντιων ράουλων με στόχους τις μετρήσεις των πρώτων δέκα δειγμάτων ως προς τον άξονα Χ, καθώς θεωρητικά ο άξονας Χ επηρεάζεται από τα οριζόντια ράουλα και σε δεύτερη φάση με δεδομένα εισαγωγής τις ρυθμίσεις των κάθετων ράουλων με στόχους τις μετρήσεις των επόμενων δέκα δειγμάτων ως προς τον άξονα Υ, καθώς θεωρητικά ο άξονας Υ επηρεάζεται από τα κάθετα ράουλα.

Έτσι λοιπόν θα είναι αναγκαίο να τροποποιηθεί λίγο ο αλγόριθμος του “nftool” έτσι ώστε να κρατηθούν σταθερά τα δείγματα εκπαίδευσης , επιβεβαίωσης και τεστ κάνοντας δέκα επαναλήψεις και εξάγοντας τα αποτελέσματα για την κάθε περίπτωση ξεχωριστά ώστε να επιλεγθεί το καλύτερο ποιοτικά νευρωνικό δίκτυο.

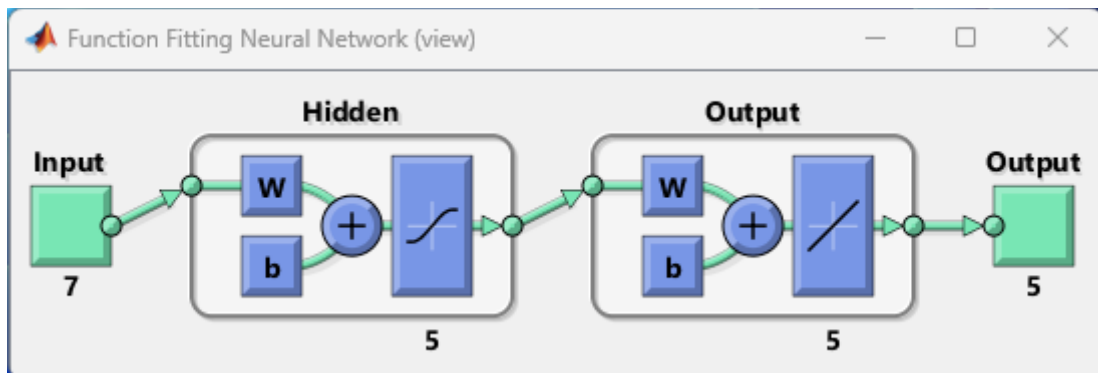
Στο **ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 7** παρουσιάζεται η μορφή που έχει πάρει ο αλγόριθμος για την πραγματοποίηση της 1^{ης} φάσης ως προς τον άξονα Χ και στο **ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 8** παρουσιάζεται η μορφή που έχει πάρει ο αλγόριθμος για την πραγματοποίηση της 2^{ης} φάσης ως προς τον άξονα Υ.

Τώρα πλέον μένει να γίνει η εκτέλεση του script και για τις δύο φάσεις ώστε να προκύψουν τα αποτελέσματα.

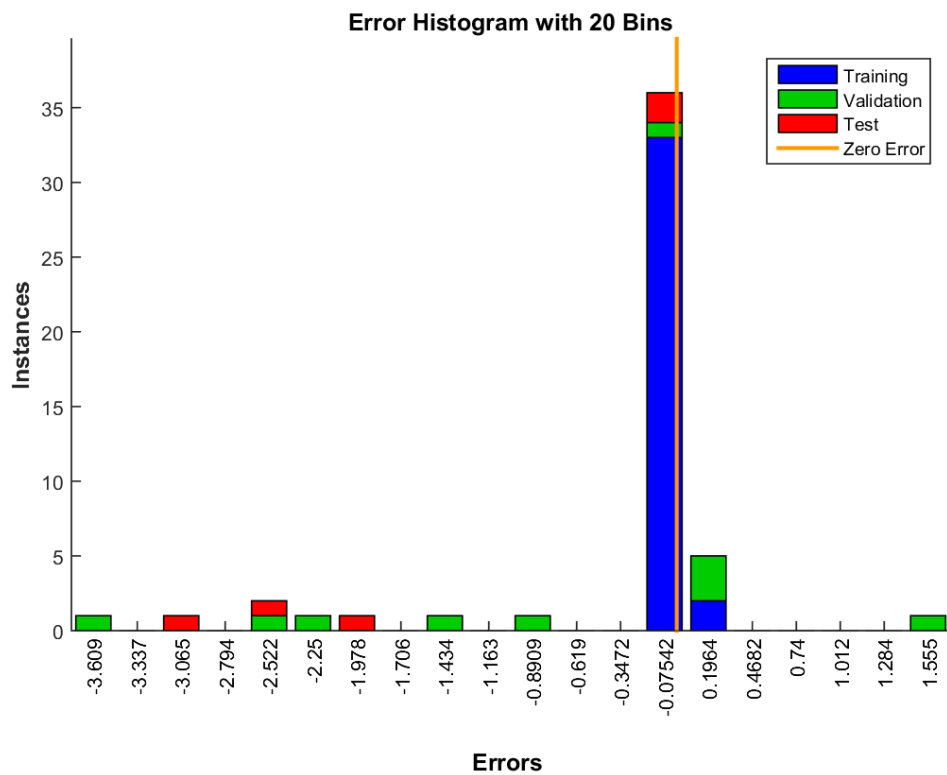
Κεφάλαιο 5 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

Κατόπιν σύγκρισης των δέκα αποτελεσμάτων μεταξύ τους (που προέρχονται από τις δέκα επαναλήψεις εκτέλεσης του αλγορίθμου) για κάθε άξονα επιλέχθηκαν και παρουσιάζονται τα βέλτιστα.

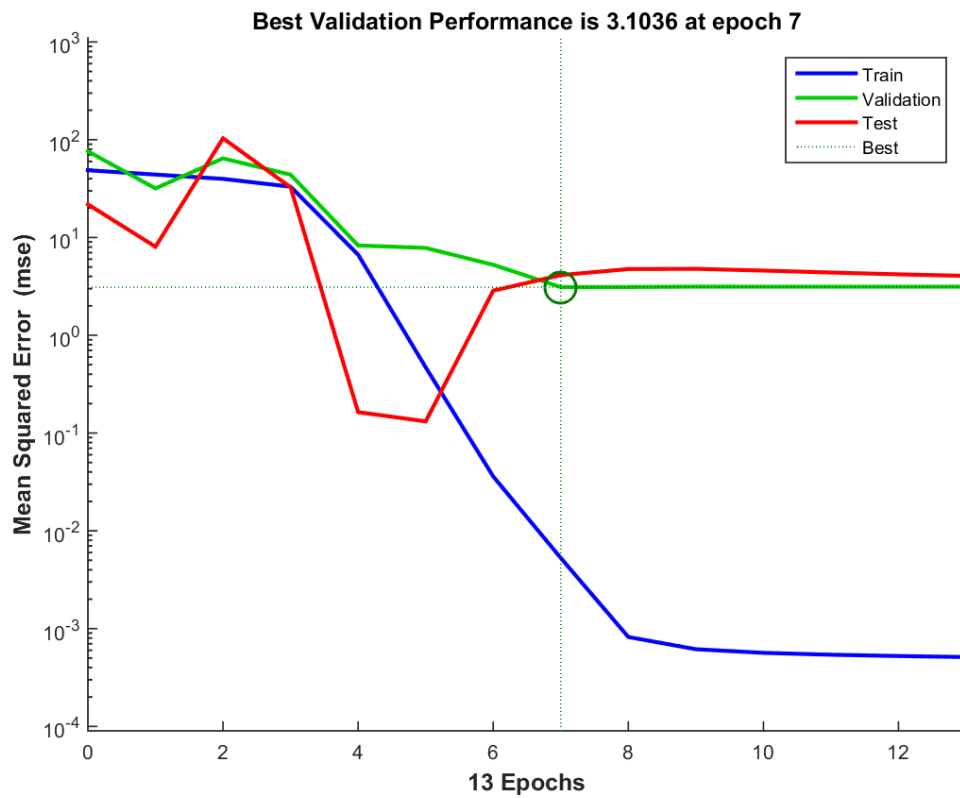
5.1. Παρουσίαση αποτελεσμάτων ως προς τον άξονα X



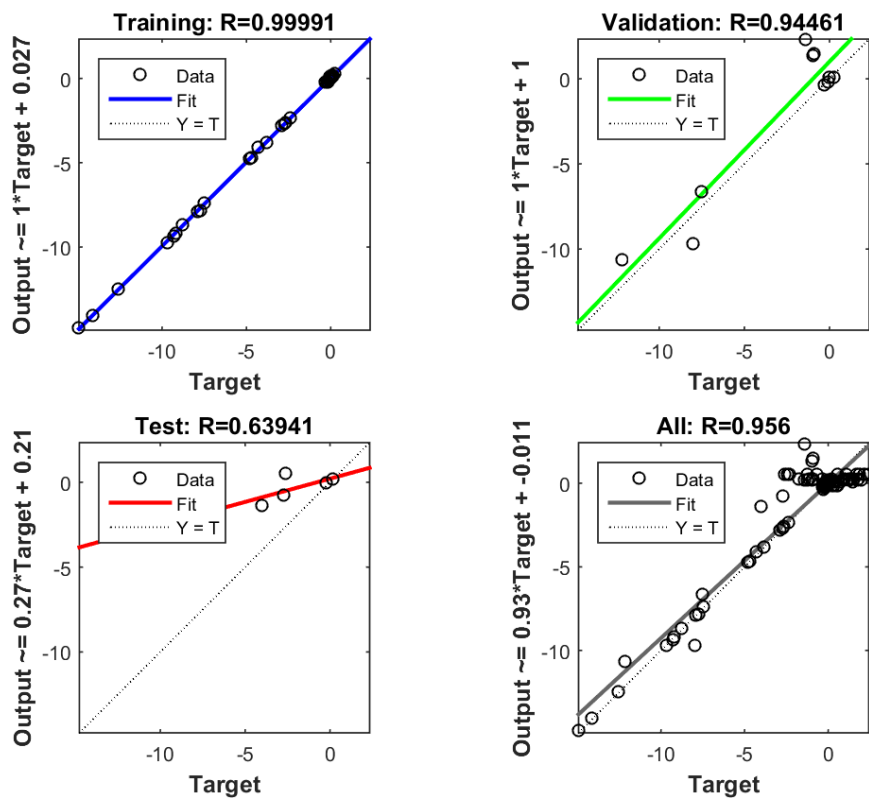
Γράφημα 5.1-1 : Παρουσίαση νευρωνικού δικτύου



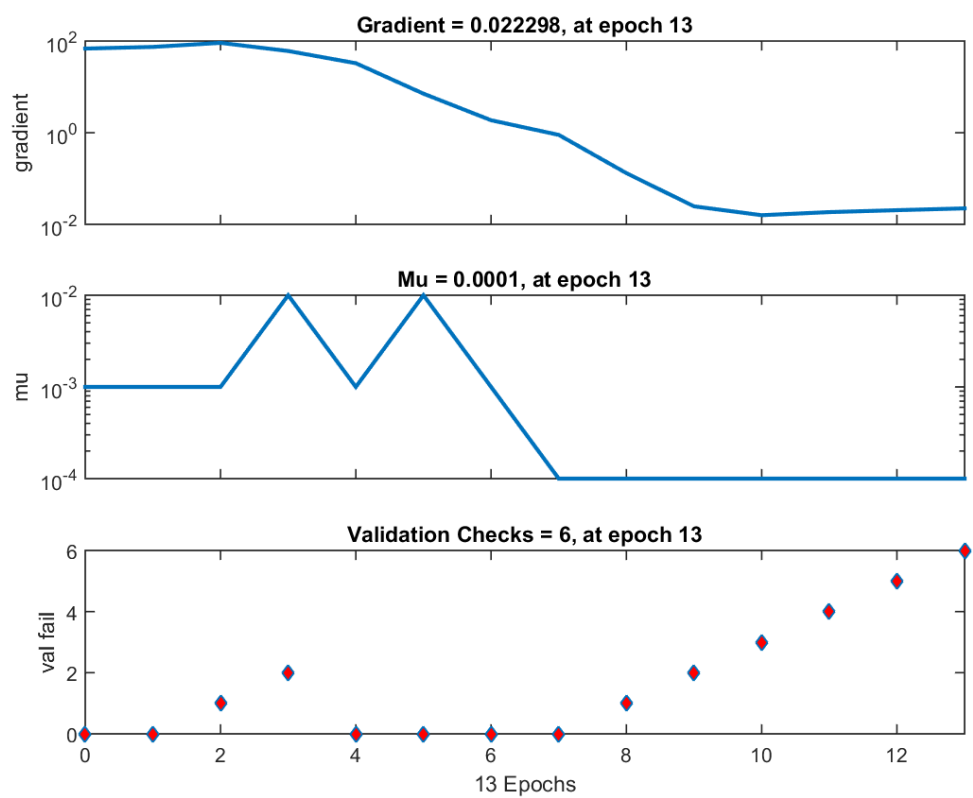
Γράφημα 5.1-2 : Ιστόγραμμα σφαλμάτων



Γράφημα 5.1-3 : Απόδοσης

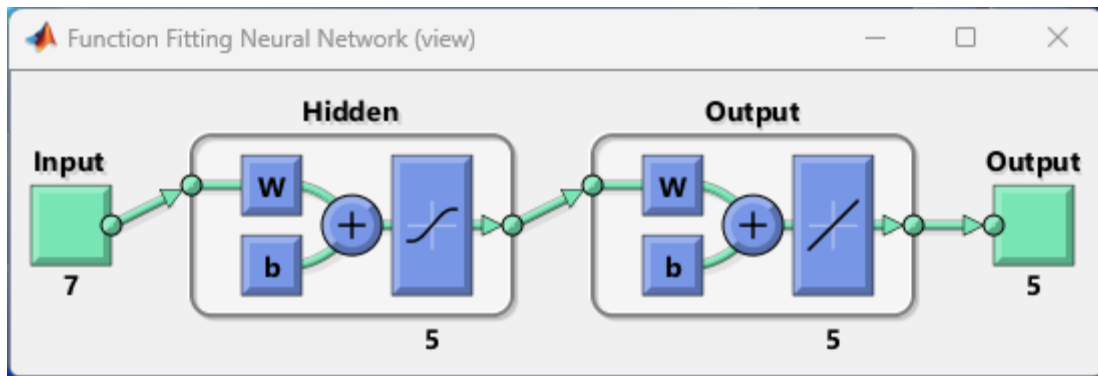


Γράφημα 5.1-4 : Συσχετισμού

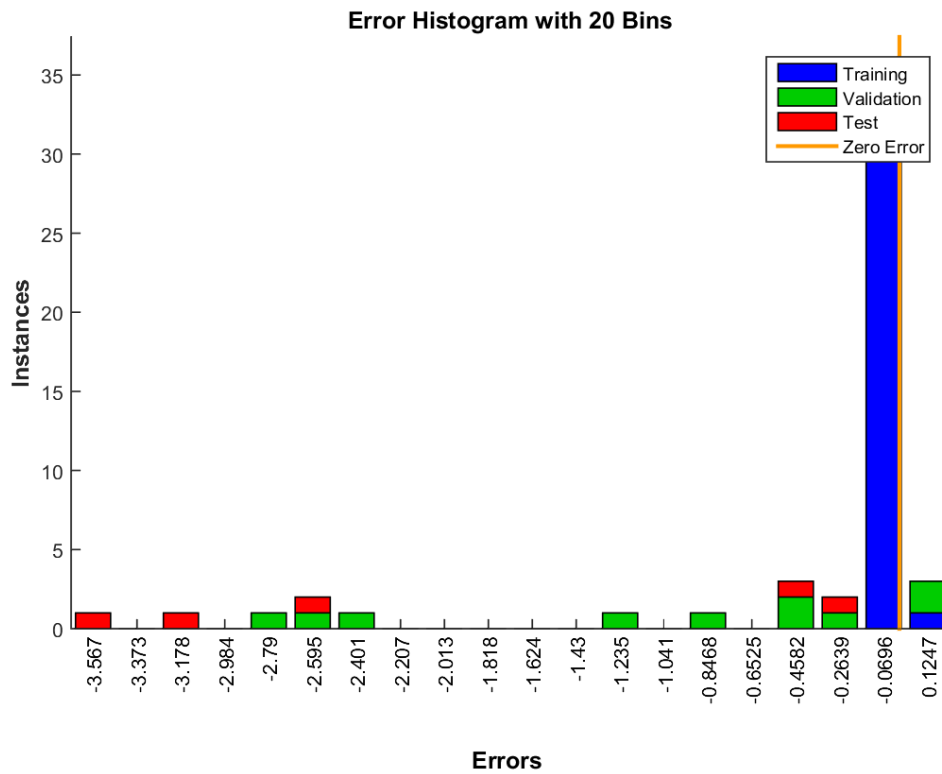


Γράφημα 5.1-5 : Κατάστασης εκπαίδευσης

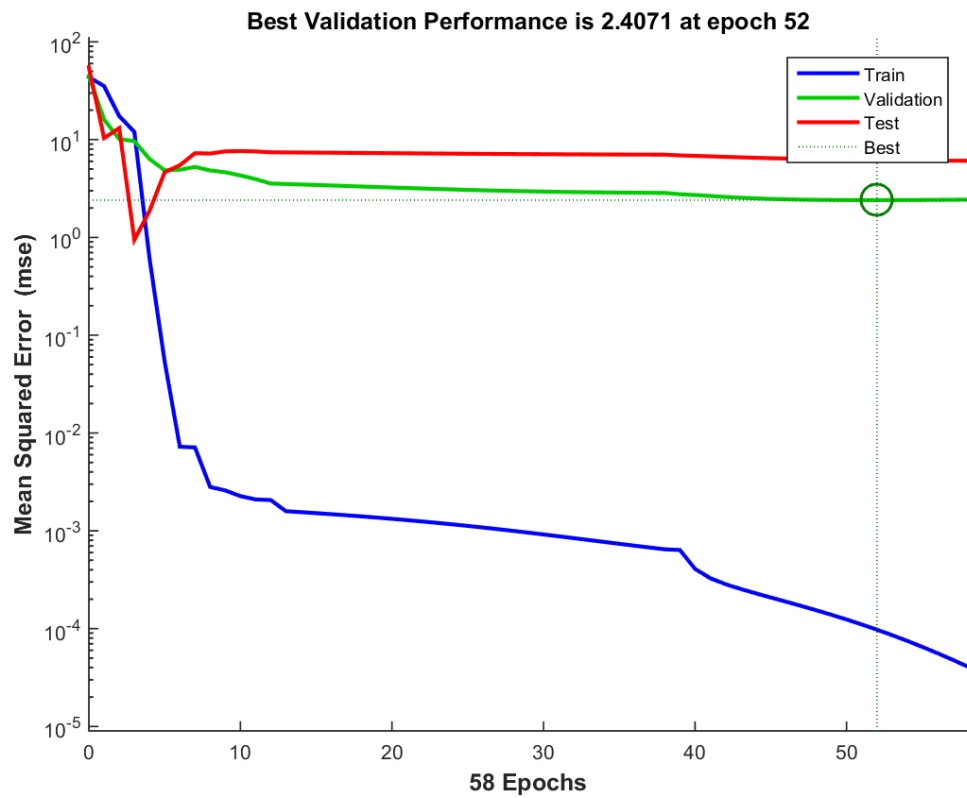
5.2. Παρουσίαση αποτελεσμάτων ως προς τον άξονα Y



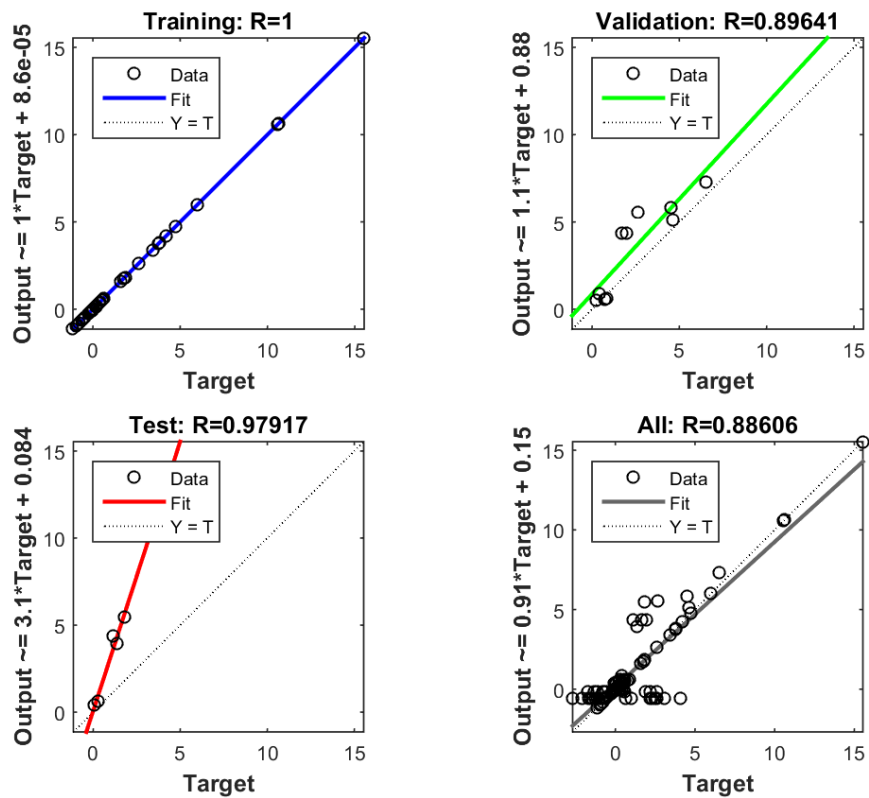
Γράφημα 5.2-1 : Παρουσίαση νευρωνικού δικτύου



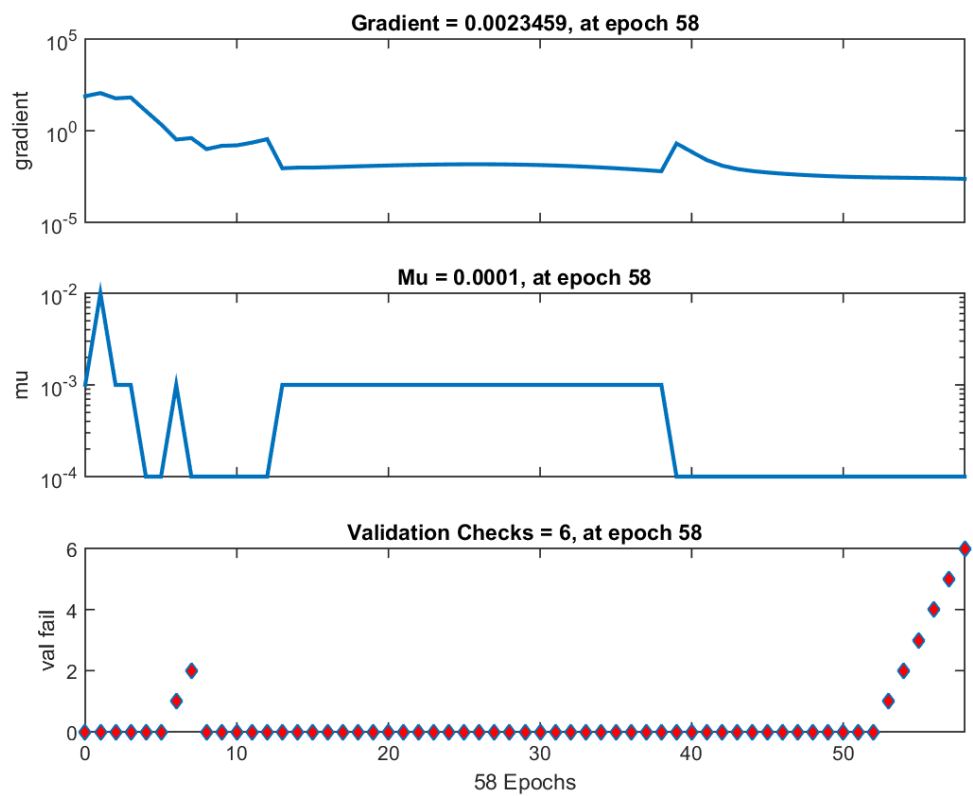
Γράφημα 5.2-2 : Ιστόγραμμα σφαλμάτων



Γράφημα 5.2-3 : Απόδοσης



Γράφημα 5.2-4 : Συσχετισμού



Γράφημα 5.2-5 : Κατάστασης εκπαίδευσης

Κεφάλαιο 6 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ – ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ

6.1. Αξιολόγηση αποτελεσμάτων ως προς άξονα Χ

- Για το ιστόγραμμα σφαλμάτων (*Γράφημα 5.1-2*) διαπιστώνεται :

Κατά κύριο λόγο τα σφάλματα είναι συγκεντρωμένα γύρω από το μηδέν και ιδιαίτερα για το σύνολο της εκπαίδευσης. Σαν πλεονέκτημα διακρίνεται ότι υπάρχει καλή προσέγγιση για τα δεδομένα εκπαίδευσης ενώ σαν μειονέκτημα θα μπορούσε να χαρακτηριστεί η παρουσία κάποιων μεγαλύτερων σφαλμάτων όσον αφορά τα δεδομένα επιβεβαίωσης και test γεγονός που θα μπορούσε να υποδεικνύει κάποια ενδεχόμενη δυσκολία γενίκευσης του μοντέλου.

- Για το γράφημα απόδοσης (*Γράφημα 5.1-3*) διαπιστώνεται :

Η καλύτερη απόδοση επιβεβαίωσης προκύπτει στο epoch 7 με mean squared error = 3.1036 μετά το epoch 7 το σφάλμα επιβεβαίωσης μένει σχετικά σταθερό υποδεικνύοντας πως δεν υπάρχει περεταίρω βελτίωση. Το σφάλμα εκπαίδευσης συνεχίζει να μειώνεται υποδεικνύοντας πιθανή υπερπροσαρμογή. Υπάρχει διακοπή σχετικά νωρίς για να αποτραπεί η υπερπροσαρμογή του μοντέλου. Σαν πλεονέκτημα θα μπορούσε να χαρακτηριστεί το γεγονός ότι από το γράφημα φαίνεται να υπάρχει αποτελεσματική εκπαίδευση του μοντέλου, ενώ σαν μειονέκτημα, ότι το κενό – διαφορά σφαλμάτων μεταξύ εκπαίδευσης και επιβεβαίωσης – τεστ υποδεικνύει υπερπροσαρμογή μετά το epoch 7, επίσης η απόδοση του test είναι λιγότερο σταθερή που ενδεχομένως υποδεικνύει μία όχι πολύ καλή γενίκευση.

- Για το γράφημα Regression (*Γράφημα 5.1-4*) διαπιστώνεται :

Το R αποτελεί ένα συντελεστή συσχέτισης μεταξύ των προβλεπόμενων τιμών και των πραγματικών τιμών στόχων. Το R εκπαίδευσης είναι 0,99991 που είναι εξαιρετικά υψηλό υποδεικνύοντας τέλειο ταίριαγμα τιμών, το R επιβεβαίωσης είναι 0,94461 που είναι επίσης πολύ καλό, το R του Test είναι 0,63941 που είναι σημαντικά χαμηλότερο υποδεικνύοντας πιο αδύναμη γενίκευση σε άγνωστα δεδομένα και Overall R είναι 0.956 που είναι αρκετά αξιόλογο αν και επηρεάζεται αρκετά και από το ισχυρό R της εκπαίδευσης. Σαν πλεονεκτήματα θα μπορούσαμε να πούμε ότι είναι η εξαιρετικά καλή απόδοσης στα δεδομένα εκπαίδευσης και είναι επαρκώς αποδεκτή και η απόδοσης στα δεδομένα επιβεβαίωσης. Αντίθετα η απόδοση στα Test δεδομένα είναι χαμηλή που σημαίνει ότι το μοντέλο δεν γενικεύει αρκετά καλά σε άγνωστα δεδομένα πράγμα που είναι προφανώς ένα μειονέκτημα του μοντέλου, που θα μπορούσε να οφείλεται και είτε σε μη αντιπροσωπευτικό σύνολο δεδομένων Test ή κάποια ανισορροπία των δεδομένων .

- Για το γράφημα κατάστασης εκπαίδευσης (*Γράφημα 5.1-5*) διαπιστώνεται :

Το Gradient μειώνεται σταθερά υποδεικνύοντας έτσι σωστή σύγκληση, το μ (adaptive learning rate) μειώνεται και σταθεροποιείται σε χαμηλή τιμή, επίσης υπάρχουν και 6 αποτυχίες επιβεβαίωσης που προκαλούν την πρόωρη διακοπή. Ως πλεονεκτήματα μπορεί να χαρακτηριστεί το γεγονός ότι η σύγκληση είναι ομαλή και υπάρχει καλή συμπεριφορά στο μ , ενώ ως μειονέκτημα μπορεί να χαρακτηριστεί το γεγονός ότι από τους ελέγχους επιβεβαίωσης προκύπτει ότι μετά το epoch 7 παύει να είναι αποδοτική η εκπαίδευση.

Συμπερασματικά προκύπτει ότι :

- Το Training Fit είναι εξαιρετικό ($R = \text{σχεδόν } 1$)
- Το Validation Fit είναι αρκετά καλό ($R = 0.94$)
- Το Test Fit δεν είναι αρκετά καλό ($R = 0.64$)
- Όσον αφορά την γενίκευση του μοντέλου δεν είναι πάρα πολύ καλή καθώς υπάρχουν ενδείξεις υπερπροσαρμογής.

6.2. Αξιολόγηση αποτελεσμάτων ως προς άξονα Y

- Για το ιστόγραμμα σφαλμάτων (*Γράφημα 5.2-2*) διαπιστώνεται :

Κατά κύριο λόγο τα σφάλματα είναι συγκεντρωμένα γύρω από το μηδέν και ιδιαίτερα για το σύνολο της εκπαίδευσης ενώ τα σφάλματα της επιβεβαίωσης και τεστ είναι πιο 'ανοιχτά' κατανεμημένα υποδεικνύοντας όχι τόσο καλή γενίκευση όπως η εκπαίδευση. Σαν πλεονέκτημα διακρίνεται ότι υπάρχει καλή προσέγγιση για τα δεδομένα εκπαίδευσης ενώ σαν μειονέκτημα θα μπορούσε να χαρακτηριστεί η παρουσία μεγαλύτερης διασποράς σφαλμάτων όσον αφορά τα δεδομένα επιβεβαίωσης και test γεγονός που θα μπορούσε να υποδεικνύει κάποια ενδεχόμενη δυσκολία γενίκευσης του μοντέλου και υπερπροσαρμογή .

- Για το γράφημα απόδοσης (*Γράφημα 5.2-3*) διαπιστώνεται :

Η καλύτερη απόδοση επιβεβαίωσης προκύπτει στο epoch 52 με mean squared error = 2.4071 μετά το epoch 52 το σφάλμα επιβεβαίωσης μένει σχετικά σταθερό υποδεικνύοντας πως δεν υπάρχει περεταίρω βελτίωση. Το σφάλμα εκπαίδευσης συνεχίζει να μειώνεται υποδεικνύοντας πιθανή υπερπροσαρμογή. Σαν πλεονέκτημα θα μπορούσε να χαρακτηριστεί το γεγονός ότι από το γράφημα φαίνεται να υπάρχει αποτελεσματική εκπαίδευση του μοντέλου, ενώ σαν μειονέκτημα, ότι η υπερπροσαρμογή γίνεται εμφανής μετά το epoch 52 καθώς το μοντέλο συνεχίζει να βελτιώνεται ως προς την εκπαίδευση ενώ υποβαθμίζεται ελαφρώς ως προς την επιβεβαίωση και τεστ.

- Για το γράφημα Regression (Γράφημα 5.2-4) διαπιστώνεται :

Το R αποτελεί ένα συντελεστή συσχέτισης μεταξύ των προβλεπόμενων τιμών και των πραγματικών τιμών στόχων. Το R εκπαίδευσης είναι 1 που είναι το απόλυτο υποδεικνύοντας τέλειο ταίριαγμα τιμών, το R επιβεβαίωσης είναι 0,896 που είναι επίσης πολύ καλό, το R του Test είναι 0,979 που είναι και αυτό πάρα πολύ καλό. Το Overall R είναι 0.886 που είναι αρκετά αξιόλογο. Σαν πλεονεκτήματα θα μπορούσαμε να πούμε ότι υπάρχει αρκετά υψηλή συσχέτιση στα δεδομένα Τεστ που υποδεικνύει πως το μοντέλο γενικεύει αρκετά καλά και συνολικά λόγω των τιμών των R υπάρχει καλή σχέση μεταξύ προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών. Ως μειονέκτημα θα μπορούσε να χαρακτηριστεί το γεγονός ότι το R της επιβεβαίωσης είναι το χαμηλότερο που υποδεικνύει κάποια διακύμανση στη γενίκευση του μοντέλου επίσης η γραμμή προσαρμογής Τεστ είναι αρκετά διαφορετική από 1 υποδεικνύοντας κάποια μεροληψία στις προβλέψεις για τα δεδομένα Τεστ.

- Για το γράφημα κατάστασης εκπαίδευσης (Γράφημα 5.2-5) διαπιστώνεται :

Το τελικό Gradient είναι μικρό (0,0023) υποδεικνύοντας έτσι σύγκληση, το Mu (adaptive learning rate) είναι σε χαμηλή τιμή και σταθερό προς το τέλος, επίσης υπάρχουν και 6 αποτυχίες επιβεβαίωσης που προκαλούν την πρόωρη διακοπή. Ως πλεονεκτήματα μπορεί να χαρακτηριστεί η σταθερότητα της εκμάθησης και το σταμάτημα της νωρίς προκειμένου να προληφθεί η υπερπροσαρμογή, ενώ ως μειονέκτημα μπορεί να χαρακτηριστεί το γεγονός ότι το Val Fail παρέμεινε στάσιμο ή επιδεινώθηκε σε επόμενα epochs.

Συμπερασματικά προκύπτει ότι :

- Το Training Fit είναι εξαιρετικό ($R = 1$)
- Το Validation Fit είναι καλό ($R = 0.896$)
- Το Test Fit δεν είναι αρκετά καλό ($R = 0.979$) αλλά έχει μεροληπτική κλίση
- Όσον αφορά την γενίκευση του μοντέλου θα μπορούσε να χαρακτηριστεί μέτρια καθώς τα σφάλματα Τεστ και επιβεβαίωσης είναι υψηλότερα από την εκπαίδευση.

6.3. Προτάσεις βελτιστοποίησης

Αξιολογώντας τα αποτελέσματα μπορούμε να συμπεράνουμε πως δεν είναι στο βέλτιστο επίπεδο ως μοντέλο καθώς από τις δέκα επαναλήψεις που έγιναν για κάθε άξονα επιλέχθηκαν τα φαινομενικά καλύτερα και παρόλα αυτά υπάρχουν κάποια ζητήματα όχι πολύ καλής γενίκευσης του μοντέλου.

Πιθανοί λόγοι που μπορεί να συμβάλουν σε αυτό το αποτέλεσμα μπορεί να είναι:

Το μέγεθος των δεδομένων εισόδου καθώς ένα μεγαλύτερο δείγμα θα μπορούσε να λειτουργήσει καλύτερα.

Την πιθανή παράλειψη κάποιων δεδομένων εισόδου τα οποία ενδεχομένως παίζουν κάποιο ρόλο στην τελική διαμόρφωση των προϊόντων όπως π.χ. την πρόκαμψη που έχει ήδη η χαλκοσωλήνα καθώς προέρχεται σε μορφή coil, σε κάθε λήψη δείγματος (δεν υπήρχε η δυνατότητα μέτρησης αυτής της παραμέτρου με ακρίβεια και για τον λόγο αυτό δεν καταγράφηκε).

Άλλη παράμετρος θα μπορούσε να είναι το ακριβές πάχος του τοιχώματος της χαλκοσωλήνας σε κάθε σημείο που μπορεί να μην είναι σταθερό από την διαδικασία παραγωγής της.

Θα ήταν δυνατή η χρήση πιο εξελιγμένων μεθόδων τεχνητών νευρωνικών δικτύων που θα λαμβάνουν υπόψη τους την χωρική και χρονική αλληλεξάρτηση των μετρήσεων, όπως είναι τα graph neural networks (GNN). Πιο αναλυτικά θα μπορούσε να ενσωματωθεί ο χρονικός συσχετισμός λαμβάνοντας υπόψιν τι συνέβαινε τις προηγούμενες χρονικές στιγμές και ο χωρικός συσχετισμός ώστε το μοντέλο να λαμβάνει υπόψιν τι συμβαίνει σε κοντινούς κόμβους καθώς μέσω του εργαλείου fitnet της Matlab πού έχει χρησιμοποιηθεί λαμβάνει δεδομένα από ένα κόμβο για κάθε χρονική στιγμή ξεχωριστά και προβλέπει μία έξοδο όμως δεν συσχετίζει τι συνέβη σε προηγούμενο χρόνο ούτε τι συμβαίνει γύρω του σε γειτονικούς κόμβους.

Για να υπάρχει χρονικός συσχετισμός στο μοντέλο πρέπει να φτιαχτούν είσοδοι που περιλαμβάνουν ιστορικά δεδομένα και αντίστοιχα για να υπάρχει χωρικός συσχετισμός πρέπει να δημιουργηθούν είσοδοι που περιλαμβάνουν τιμές από γειτονικούς κόμβους. Έτσι θα μπορούσε να γίνει επανεκπαίδευση και να χρησιμοποιηθούν εργαλεία όπως PyTorch Geometric και DGL (Deep Graph Library) που είναι βιβλιοθήκες σε python.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑΤΑ

POSITIONS OF ROLLERS FOR EACH PART														PART MEASUREMENTS										
HORIZONTAL ROLLERS							VERTICAL ROLLERS							AXIS - X					AXIS - Y					
L _{R1}	L _{R2}	L _{R3}	L _{R4}	L _{R5}	L _{R6}	L _{R7}	L _{K1}	L _{K2}	L _{K3}	L _{K4}	L _{K5}	L _{K6}	L _{K7}	P _{X1}	P _{X2}	P _{X3}	P _{X4}	P _{X5}	P _{Y1}	P _{Y2}	P _{Y3}	P _{Y4}	P _{Y5}	
1	98	101,6	99	101,5	99,1	101,5	99,9	34,9	99,5	32,2	98,9	34,7	99,1	34,6	94,64	85,51	80,69	86,04	94,91	95,23	97,32	98,87	97,43	95,34
2	98	101,6	99	102	98,8	101,6	99,1	34,9	99,5	32,2	98,9	34,7	99,1	34,6	94,53	86,81	82,65	87,29	94,81	95,02	95,79	95,46	95,42	94,87
3	97,9	102,9	98,3	102,1	98,8	102	99,5	34,9	99,5	32,2	98,9	34,7	99,1	34,6	94,49	85,12	79,88	85,61	94,9	95,31	96,98	97,4	96,69	95,27
4	98,1	101,85	98	101,2	100,6	100	100,7	34,9	99,5	32,2	98,9	34,7	99,1	34,6	94,73	94,79	94,8	94,8	94,95	94,92	94,17	93,65	94,09	94,79
5	98,1	101,85	97,7	101,2	100,2	100	100,8	34,9	99,5	32,2	98,9	34,7	99,1	34,6	94,77	92,13	90,51	91,91	94,79	94,79	94,11	93,57	94,01	94,86
6	98,1	101,5	97,8	100,5	100,5	100	100,5	34,9	99,5	32,2	98,9	34,7	99,1	34,6	94,62	92,09	90,98	92,42	94,92	94,82	93,16	92,13	93,09	94,79
7	97,1	101,8	98,6	100	101,7	98,2	101,2	34,9	99,5	32,2	98,9	34,7	99,1	34,6	94,59	92,19	90,78	92,09	94,96	94,7	93,4	92,7	93,49	94,74
8	98,1	101,3	97,7	100,7	101,7	98,7	100,9	34,9	99,5	32,2	98,9	34,7	99,1	34,6	94,74	93,86	93,4	93,89	95,07	94,69	93,98	93,38	94,22	94,82
9	100,3	99,4	101	99,4	101	99,8	101,2	34,9	99,5	32,2	98,9	34,7	99,1	34,6	94,8	87,06	82,23	86,9	95,06	95,12	97,13	97,9	96,99	95,23
10	100,3	98,5	100,5	99,5	100	99,7	101,2	34,9	99,5	32,2	98,9	34,7	99,1	34,6	94,59	90,12	87,32	90,02	94,8	94,66	93,79	93,23	93,67	94,82
11	98,2	102	98	101,4	100,6	100	100,7	34,9	99,5	32,2	98,9	34,7	99,1	34,6	94,77	93,84	93,59	93,89	94,82	94,76	94,22	94,21	94,67	95,19
12	98,2	102	98	101,4	100,6	100	100,7	34,9	99,5	34,6	99	34,7	99	34,6	94,76	93,57	92,37	93,67	94,82	94,61	93,91	93,67	93,85	94,82
13	98,2	102	98	101,4	100,6	100	100,7	35	99,4	34,4	99	34,5	99,2	34,9	95,38	96,56	96,94	96,31	95,24	95,15	98,61	99,57	98,22	95,34
14	98,2	102	98	101,4	100,6	100	100,7	35	99,4	34	98,4	34,1	99,2	34,9	95,32	96,81	97,24	96,61	95,18	94,88	95,95	96,62	96,15	95,11
15	98,2	102	98	101,4	100,6	100	100,7	35,5	99,5	34,2	98,5	34,1	99	35	95,33	94,75	94,11	94,48	95,14	95,56	99,32	101,35	99,42	95,67
16	98,2	102	98	101,4	100,6	100	100,7	36,2	100,2	34,9	99,1	34,8	99,6	35,3	95,3	96,07	96,69	96,2	95,13	94,99	96,42	97,42	96,56	94,97
17	98,2	102	98	101,4	100,6	100	100,7	34,6	98,8	34	99,1	34,8	99,6	35,3	95,01	95,63	96,5	96,03	95,13	95,03	96,49	97,46	96,76	95,2
18	98,2	102	98	101,4	100,6	100	100,7	34,7	98,8	33,6	97,8	33,5	98	33,8	95,17	95,71	95,91	95,76	95,55	95,4	98,57	100,81	99,02	95,41
19	98,2	102	98	101,4	100,6	100	100,7	34,7	98,8	34,4	98,8	34	98	33,8	95,35	95,69	95,35	95,75	96,28	96,41	105,43	110,35	105,39	96,65
20	98,2	102	98	101,4	100,6	100	100,7	37,2	102	37,7	102,3	37,4	100,9	35,5	94,64	93,42	92,47	93,04	94,84	94,75	94,56	94,02	94,33	94,77

ΠΑΡΑΣΤΗΜΑ 1

	POSITIONS OF ROLLERS FOR EACH PART													PART MEASUREMENTS										
	HORIZONTAL ROLLERS							VERTICAL ROLLERS						AXIS - X					AXIS - Y					
	L _{R1}	L _{R2}	L _{R3}	L _{R4}	L _{R5}	L _{R6}	L _{R7}	L _{K1}	L _{K2}	L _{K3}	L _{K4}	L _{K5}	L _{K6}	L _{K7}	P _{X1}	P _{X2}	P _{X3}	P _{X4}	P _{X5}	P _{Y1}	P _{Y2}	P _{Y3}	P _{Y4}	P _{Y5}
1	98	101,6	99	101,5	99,1	101,5	99,9	34,9	99,5	32,2	98,9	34,7	99,1	34,6	-0,17	-9,3	-14,12	-8,77	0,1	0,42	2,51	4,06	2,62	0,53
2	98	101,6	99	102	98,8	101,6	99,1	34,9	99,5	32,2	98,9	34,7	99,1	34,6	-0,28	-8	-12,16	-7,52	0	0,21	0,98	0,65	0,61	0,06
3	97,9	102,9	98,3	102,1	98,8	102	99,5	34,9	99,5	32,2	98,9	34,7	99,1	34,6	-0,32	-9,69	-14,93	-9,2	0,09	0,5	2,17	2,59	1,88	0,46
4	98,1	101,85	98	101,2	100,6	100	100,7	34,9	99,5	32,2	98,9	34,7	99,1	34,6	-0,08	-0,02	-0,01	-0,01	0,14	0,11	-0,64	-1,16	-0,72	-0,02
5	98,1	101,85	97,7	101,2	100,2	100	100,8	34,9	99,5	32,2	98,9	34,7	99,1	34,6	-0,04	-2,68	-4,3	-2,9	-0,02	-0,02	-0,7	-1,24	-0,8	0,05
6	98,1	101,5	97,8	100,5	100,5	100	100,5	34,9	99,5	32,2	98,9	34,7	99,1	34,6	-0,19	-2,72	-3,83	-2,39	0,11	0,01	-1,65	-2,68	-1,72	-0,02
7	97,1	101,8	98,6	100	101,7	98,2	101,2	34,9	99,5	32,2	98,9	34,7	99,1	34,6	-0,22	-2,62	-4,03	-2,72	0,15	-0,11	-1,41	-2,11	-1,32	-0,07
8	98,1	101,3	97,7	100,7	101,7	98,7	100,9	34,9	99,5	32,2	98,9	34,7	99,1	34,6	-0,07	-0,95	-1,41	-0,92	0,26	-0,12	-0,83	-1,43	-0,59	0,01
9	100,3	99,4	101	99,4	101	99,8	101,2	34,9	99,5	32,2	98,9	34,7	99,1	34,6	-0,01	-7,75	-12,58	-7,91	0,25	0,31	2,32	3,09	2,18	0,42
10	100,3	98,5	100,5	99,5	100	99,7	101,2	34,9	99,5	32,2	98,9	34,7	99,1	34,6	-0,22	-4,69	-7,49	-4,79	0,09	-0,15	-1,02	-1,58	-1,14	0,02
11	98,2	102	98	101,4	100,6	100	100,7	34,9	99,5	32,2	98,9	34,7	99,1	34,6	-0,04	-0,97	-1,22	-0,92	0,01	-0,05	-0,59	-0,6	-0,14	0,38
12	98,2	102	98	101,4	100,6	100	100,7	34,9	99,5	34,6	99	34,7	99	34,6	-0,05	-1,24	-2,44	-1,14	0,01	-0,2	-0,9	-1,14	-0,96	0,01
13	98,2	102	98	101,4	100,6	100	100,7	35	99,4	34,4	99	34,5	99,2	34,9	0,57	1,75	2,13	1,5	0,43	0,34	3,8	4,76	3,41	0,53
14	98,2	102	98	101,4	100,6	100	100,7	35	99,4	34	98,4	34,1	99,2	34,9	0,51	2	2,43	1,8	0,37	0,07	1,14	1,81	1,34	0,3
15	98,2	102	98	101,4	100,6	100	100,7	35,5	99,5	34,2	98,5	34,1	99	35	0,52	-0,06	-0,7	-0,33	0,33	0,75	4,51	6,54	4,61	0,86
16	98,2	102	98	101,4	100,6	100	100,7	36,2	100,2	34,9	99,1	34,8	99,6	35,3	0,49	1,26	1,88	1,39	0,32	0,18	1,61	2,61	1,75	0,16
17	98,2	102	98	101,4	100,6	100	100,7	34,6	98,8	34	99,1	34,8	99,6	35,3	0,2	0,82	1,69	1,22	0,32	0,22	1,68	2,65	1,95	0,39
18	98,2	102	98	101,4	100,6	100	100,7	34,7	98,8	33,6	97,8	33,5	98	33,8	0,36	0,9	1,1	0,95	0,74	0,59	3,76	6	4,21	0,6
19	98,2	102	98	101,4	100,6	100	100,7	34,7	98,8	34,4	98,8	34	98	33,8	0,54	0,88	0,54	0,94	1,47	1,6	10,62	15,54	10,58	1,84
20	98,2	102	98	101,4	100,6	100	100,7	37,2	102	37,7	102,3	37,4	100,9	35,5	-0,17	-1,39	-2,34	-1,77	0,03	-0,06	-0,25	-0,79	-0,48	-0,04

ΠΑΡΑΣΤΗΜΑ 2

H_R_METR								
20x7 double								
	1	2	3	4	5	6	7	8
1	98	101.6000	99	101.5000	99.1000	101.5000	99.9000	
2	98	101.6000	99	102	98.8000	101.6000	99.1000	
3	97.9000	102.9000	98.3000	102.1000	98.8000	102	99.5000	
4	98.1000	101.8500	98	101.2000	100.6000	100	100.7000	
5	98.1000	101.8500	97.7000	101.2000	100.2000	100	100.8000	
6	98.1000	101.5000	97.8000	100.5000	100.5000	100	100.5000	
7	97.1000	101.8000	98.6000	100	101.7000	98.2000	101.2000	
8	98.1000	101.3000	97.7000	100.7000	101.7000	98.7000	100.9000	
9	100.3000	99.4000	101	99.4000	101	99.8000	101.2000	
10	100.3000	98.5000	100.5000	99.5000	100	99.7000	101.2000	
11	98.2000	102	98	101.4000	100.6000	100	100.7000	
12	98.2000	102	98	101.4000	100.6000	100	100.7000	
13	98.2000	102	98	101.4000	100.6000	100	100.7000	
14	98.2000	102	98	101.4000	100.6000	100	100.7000	
15	98.2000	102	98	101.4000	100.6000	100	100.7000	
16	98.2000	102	98	101.4000	100.6000	100	100.7000	
17	98.2000	102	98	101.4000	100.6000	100	100.7000	
18	98.2000	102	98	101.4000	100.6000	100	100.7000	
19	98.2000	102	98	101.4000	100.6000	100	100.7000	
20	98.2000	102	98	101.4000	100.6000	100	100.7000	
21								

ΠΑΡΑΣΤΗΜΑ 3

V_R_METR								
20x7 double								
	1	2	3	4	5	6	7	8
1	34.9000	99.5000	32.2000	98.9000	34.7000	99.1000	34.6000	
2	34.9000	99.5000	32.2000	98.9000	34.7000	99.1000	34.6000	
3	34.9000	99.5000	32.2000	98.9000	34.7000	99.1000	34.6000	
4	34.9000	99.5000	32.2000	98.9000	34.7000	99.1000	34.6000	
5	34.9000	99.5000	32.2000	98.9000	34.7000	99.1000	34.6000	
6	34.9000	99.5000	32.2000	98.9000	34.7000	99.1000	34.6000	
7	34.9000	99.5000	32.2000	98.9000	34.7000	99.1000	34.6000	
8	34.9000	99.5000	32.2000	98.9000	34.7000	99.1000	34.6000	
9	34.9000	99.5000	32.2000	98.9000	34.7000	99.1000	34.6000	
10	34.9000	99.5000	32.2000	98.9000	34.7000	99.1000	34.6000	
11	34.9000	99.5000	32.2000	98.9000	34.7000	99.1000	34.6000	
12	34.9000	99.5000	34.6000	99	34.7000	99	34.6000	
13	35	99.4000	34.4000	99	34.5000	99.2000	34.9000	
14	35	99.4000	34	98.4000	34.1000	99.2000	34.9000	
15	35.5000	99.5000	34.2000	98.5000	34.1000	99	35	
16	36.2000	100.2000	34.9000	99.1000	34.8000	99.6000	35.3000	
17	34.6000	98.8000	34	99.1000	34.8000	99.6000	35.3000	
18	34.7000	98.8000	33.6000	97.8000	33.5000	98	33.8000	
19	34.7000	98.8000	34.4000	98.8000	34	98	33.8000	
20	37.2000	102	37.7000	102.3000	37.4000	100.9000	35.5000	
21								

ΠΑΡΑΣΤΗΜΑ 4

X_METR ✕						
20x5 double						
	1	2	3	4	5	6
1	-0.1700	-9.3000	-14.1200	-8.7700	0.1000	
2	-0.2800	-8	-12.1600	-7.5200	0	
3	-0.3200	-9.6900	-14.9300	-9.2000	0.0900	
4	-0.0800	-0.0200	-0.0100	-0.0100	0.1400	
5	-0.0400	-2.6800	-4.3000	-2.9000	-0.0200	
6	-0.1900	-2.7200	-3.8300	-2.3900	0.1100	
7	-0.2200	-2.6200	-4.0300	-2.7200	0.1500	
8	-0.0700	-0.9500	-1.4100	-0.9200	0.2600	
9	-0.0100	-7.7500	-12.5800	-7.9100	0.2500	
10	-0.2200	-4.6900	-7.4900	-4.7900	0.0900	
11	-0.0400	-0.9700	-1.2200	-0.9200	0.0100	
12	-0.0500	-1.2400	-2.4400	-1.1400	0.0100	
13	0.5700	1.7500	2.1300	1.5000	0.4300	
14	0.5100	2	2.4300	1.8000	0.3700	
15	0.5200	-0.0600	-0.7000	-0.3300	0.3300	
16	0.4900	1.2600	1.8800	1.3900	0.3200	
17	0.2000	0.8200	1.6900	1.2200	0.3200	
18	0.3600	0.9000	1.1000	0.9500	0.7400	
19	0.5400	0.8800	0.5400	0.9400	1.4700	
20	-0.1700	-1.3900	-2.3400	-1.7700	0.0300	
21						

ΠΑΡΑΣΤΗΜΑ 5

Y_METR ✕						
20x5 double						
	1	2	3	4	5	6
1	0.4200	2.5100	4.0600	2.6200	0.5300	
2	0.2100	0.9800	0.6500	0.6100	0.0600	
3	0.5000	2.1700	2.5900	1.8800	0.4600	
4	0.1100	-0.6400	-1.1600	-0.7200	-0.0200	
5	-0.0200	-0.7000	-1.2400	-0.8000	0.0500	
6	0.0100	-1.6500	-2.6800	-1.7200	-0.0200	
7	-0.1100	-1.4100	-2.1100	-1.3200	-0.0700	
8	-0.1200	-0.8300	-1.4300	-0.5900	0.0100	
9	0.3100	2.3200	3.0900	2.1800	0.4200	
10	-0.1500	-1.0200	-1.5800	-1.1400	0.0100	
11	-0.0500	-0.5900	-0.6000	-0.1400	0.3800	
12	-0.2000	-0.9000	-1.1400	-0.9600	0.0100	
13	0.3400	3.8000	4.7600	3.4100	0.5300	
14	0.0700	1.1400	1.8100	1.3400	0.3000	
15	0.7500	4.5100	6.5400	4.6100	0.8600	
16	0.1800	1.6100	2.6100	1.7500	0.1600	
17	0.2200	1.6800	2.6500	1.9500	0.3900	
18	0.5900	3.7600	6	4.2100	0.6000	
19	1.6000	10.6200	15.5400	10.5800	1.8400	
20	-0.0600	-0.2500	-0.7900	-0.4800	-0.0400	
21						

ΠΑΡΑΣΤΗΜΑ 6

```

1 % Solve an Input-Output Fitting problem with a Neural Network
2 % Script generated by Neural Fitting app
3 % Created 14-Jan-2025 22:46:07
4
5
6 for i=1:10
7     x = H_R_METR'; %ΕΙΝΑΙ ΤΑ INPUT DATA
8     t = X_METR'; %ΕΙΝΑΙ ΤΑ TARGETS
9
10    itrain=[1,3,4,5,6,9,10]; %ΕΙΝΑΙ ΤΑ ΔΕΙΓΜΑΤΑ ΠΟΥ ΕΠΙΛΕΓΩ ΓΙΑ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ
11    ivalidation=[2,8]; %ΕΙΝΑΙ ΤΑ ΔΕΙΓΜΑΤΑ ΠΟΥ ΕΠΙΛΕΓΩ ΓΙΑ ΕΠΙΒΕΒΑΙΩΣΗ
12    itest=[7]; %ΕΙΝΑΙ ΤΑ ΔΕΙΓΜΑΤΑ ΠΟΥ ΕΠΙΛΕΓΩ ΓΙΑ TESTING
13
14    % Choose a Training Function
15    % For a list of all training functions type: help nntrain
16    % 'trainlm' is usually fastest.
17    % 'trainbr' takes longer but may be better for challenging problems.
18    % 'trainscg' uses less memory. Suitable in low memory situations.
19    trainFcn = 'trainlm'; % Levenberg-Marquardt backpropagation.
20
21    % Create a Fitting Network
22    hiddenLayerSize = 5; %ΕΧΩ ΕΠΙΛΕΞΕΙ 5 HIDDEN LAYERS
23    net = fitnet(hiddenLayerSize,trainFcn);
24
25    % Choose Input and Output Pre/Post-Processing Functions
26    % For a list of all processing functions type: help nnprocess
27    net.input.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};
28    net.output.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};
29
30    % Setup Division of Data for Training, Validation, Testing
31    % For a list of all data division functions type: help nndivide
32    net.divideFcn = 'divideind'; % Divide the data using an interleaved selection
33    net.divideMode = 'sample'; % Divide up every sample
34    net.divideParam.trainInd = [itrain];
35    net.divideParam.valInd = [ivalidation];
36    net.divideParam.testInd = [itest];
37
38    % Choose a Performance Function
39    % For a list of all performance functions type: help nnperformance
40    net.performFcn = 'mse'; % Mean Squared Error
41
42    % Choose Plot Functions
43    % For a list of all plot functions type: help nnplot
44    net.plotFcns = {'plotperform','plottrainstate','ploterrhist', ...
45        'plotregression', 'plotfit'};
46
47    % Train the Network
48    [net,tr] = train(net,x,t);
49
50    % Test the Network
51    y = net(x);
52    e = gsubtract(t,y);
53    performance = perform(net,t,y)
54
55    % Recalculate Training, Validation and Test Performance
56    trainTargets = t .* tr.trainMask{1};
57    valTargets = t .* tr.valMask{1};
58    testTargets = t .* tr.testMask{1};
59    trainPerformance = perform(net,trainTargets,y)
60    valPerformance = perform(net,valTargets,y)
61    testPerformance = perform(net,testTargets,y)
62
63    % View the Network
64
65    view(net)
66
67    % Plots
68    % Uncomment these lines to enable various plots.
69
70    figure, plotperform(tr)
71    savefig('plotperform(tr).fig')

```

ΠΑΡΑΣΤΗΜΑ 7.1


```

72 saveas(plotperform(tr),'plotperform(tr).png')
73
74 figure, plottrainstate(tr)
75 savefig('plottrainstate(tr).fig')
76 saveas(plottrainstate(tr),'plottrainstate(tr).png')
77
78 figure, ploterrhist(e(:,itrain),'Training',e(:,ivalidation),'Validation',e(:,itest),
    'Test')
79 savefig('ploterrhist(e).fig')
80 saveas(ploterrhist(e(:,itrain),'Training',e(:,ivalidation),'Validation',e(:,itest),
    'Test'),'ploterrhist(e).png')
81
82 figure, plotregression(trainTargets,y,'Training',valTargets,y,'Validation',testTargets
    ,y,'Test',t,y,'All')
83 savefig('plotregression.fig')
84 saveas(plotregression(trainTargets,y,'Training',valTargets,y,'Validation',testTargets,
    y,'Test',t,y,'All'),'plotregression.png')
85
86 %figure, plotfit(net,x,t)
87 %savefig('plotfit(net,x,t).fig')
88 % Deployment
89 % Change the (false) values to (true) to enable the following code blocks.
90 % See the help for each generation function for more information.
91 if (true)
92     % Generate MATLAB function for neural network for application
93     % deployment in MATLAB scripts or with MATLAB Compiler and Builder
94     % tools, or simply to examine the calculations your trained neural
95     % network performs.
96     genFunction(net,'myNeuralNetworkFunction');
97     y = myNeuralNetworkFunction(x);
98 end
99 if (false)
100     % Generate a matrix-only MATLAB function for neural network code
101     % generation with MATLAB Coder tools.
102     genFunction(net,'myNeuralNetworkFunction','MatrixOnly','yes');
103     y = myNeuralNetworkFunction(x);
104 end
105 if (false)
106     % Generate a Simulink diagram for simulation or deployment with.
107     % Simulink Coder tools.
108     gensim(net);
109 end
110 folder=['run_results_',num2str(i)]
111 copyfile('pl*',folder)
112
113 copyfile('myNeuralNetworkFunction.m*',folder)
114 save('results');
115 copyfile('resul*',folder)
116 end
117

```

ΠΑΡΑΣΤΗΜΑ 7.2

```

1 % Solve an Input-Output Fitting problem with a Neural Network
2 % Script generated by Neural Fitting app
3 % Created 14-Jan-2025 23:12:15
4
5
6 for i=1:10
7     x = V_R_METR'; %ΕΙΝΑΙ ΤΑ INPUT DATA
8     t = Y_METR'; %ΕΙΝΑΙ ΤΑ TARGETS
9
10    itrain=[11,12,13,16,18,19,20]; %ΕΙΝΑΙ ΤΑ ΔΕΙΓΜΑΤΑ ΠΟΥ ΕΠΙΛΕΓΩ ΓΙΑ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ
11    ivalidation=[15,17]; %ΕΙΝΑΙ ΤΑ ΔΕΙΓΜΑΤΑ ΠΟΥ ΕΠΙΛΕΓΩ ΓΙΑ ΕΠΙΒΕΒΑΙΩΣΗ
12    itest=[14]; %ΕΙΝΑΙ ΤΑ ΔΕΙΓΜΑΤΑ ΠΟΥ ΕΠΙΛΕΓΩ ΓΙΑ TESTING
13
14    % Choose a Training Function
15    % For a list of all training functions type: help nntrain
16    % 'trainlm' is usually fastest.
17    % 'trainbr' takes longer but may be better for challenging problems.
18    % 'trainscg' uses less memory. Suitable in low memory situations.
19    trainFcn = 'trainlm'; % Levenberg-Marquardt backpropagation.
20
21    % Create a Fitting Network
22    hiddenLayerSize = 5; %ΕΧΩ ΕΠΙΛΕΞΕΙ 5 HIDDEN LAYERS
23    net = fitnet(hiddenLayerSize,trainFcn);
24
25    % Choose Input and Output Pre/Post-Processing Functions
26    % For a list of all processing functions type: help nnprocess
27    net.input.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};
28    net.output.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};
29
30    % Setup Division of Data for Training, Validation, Testing
31    % For a list of all data division functions type: help nndivide
32    net.divideFcn = 'divideind'; % Divide the data using an interleaved selection
33    net.divideMode = 'sample'; % Divide up every sample
34    net.divideParam.trainInd = [itrain];
35    net.divideParam.valInd = [ivalidation];
36    net.divideParam.testInd = [itest];
37
38    % Choose a Performance Function
39    % For a list of all performance functions type: help nnperformance
40    net.performFcn = 'mse'; % Mean Squared Error
41
42    % Choose Plot Functions
43    % For a list of all plot functions type: help nnplot
44    net.plotFcns = {'plotperform','plottrainstate','ploterrhist', ...
45        'plotregression', 'plotfit'};
46
47    % Train the Network
48    [net,tr] = train(net,x,t);
49
50    % Test the Network
51    y = net(x);
52    e = gsubtract(t,y);
53    performance = perform(net,t,y)
54
55    % Recalculate Training, Validation and Test Performance
56    trainTargets = t .* tr.trainMask{1};
57    valTargets = t .* tr.valMask{1};
58    testTargets = t .* tr.testMask{1};
59    trainPerformance = perform(net,trainTargets,y)
60    valPerformance = perform(net,valTargets,y)
61    testPerformance = perform(net,testTargets,y)
62
63    % View the Network
64
65    view(net)
66
67    % Plots
68    % Uncomment these lines to enable various plots.
69
70    figure, plotperform(tr)
71    savefig('plotperform(tr).fig')

```

ΠΑΡΑΣΤΗΜΑ 8.1

```

72 saveas(plotperform(tr),'plotperform(tr).png')
73
74 figure, plottrainstate(tr)
75 savefig('plottrainstate(tr).fig')
76 saveas(plottrainstate(tr),'plottrainstate(tr).png')
77
78 figure, ploterrhist(e(:,itrain),'Training',e(:,ivalidation),'Validation',e(:,itest),
79 'Test')
80 savefig('ploterrhist(e).fig')
81 saveas(ploterrhist(e(:,itrain),'Training',e(:,ivalidation),'Validation',e(:,itest),
82 'Test'),'ploterrhist(e).png')
83
84 figure, plotregression(trainTargets,y,'Training',valTargets,y,'Validation',testTargets
85 ,y,'Test',t,y,'All')
86 savefig('plotregression.fig')
87 saveas(plotregression(trainTargets,y,'Training',valTargets,y,'Validation',testTargets,
88 y,'Test',t,y,'All'),'plotregression.png')
89
90 %figure, plotfit(net,x,t)
91 %savefig('plotfit(net,x,t).fig')
92 % Deployment
93 % Change the (false) values to (true) to enable the following code blocks.
94 % See the help for each generation function for more information.
95 if (true)
96     % Generate MATLAB function for neural network for application
97     % deployment in MATLAB scripts or with MATLAB Compiler and Builder
98     % tools, or simply to examine the calculations your trained neural
99     % network performs.
100     genFunction(net,'myNeuralNetworkFunction');
101     y = myNeuralNetworkFunction(x);
102 end
103 if (false)
104     % Generate a matrix-only MATLAB function for neural network code
105     % generation with MATLAB Coder tools.
106     genFunction(net,'myNeuralNetworkFunction','MatrixOnly','yes');
107     y = myNeuralNetworkFunction(x);
108 end
109 if (false)
110     % Generate a Simulink diagram for simulation or deployment with.
111     % Simulink Coder tools.
112     gensim(net);
113 end
114 folder=['run_results ',num2str(i)]
115 copyfile('pl*',folder)
116
117 copyfile('myNeuralNetworkFunction.m*',folder)
118 save('results');
119 copyfile('resul*',folder)
120 end

```

ΠΑΡΑΣΤΗΜΑ 8.2

BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Christian, D. (2016). Applied Artificial Neural Networks. *Applied Sciences*, σ. XIII.
- Ema Stefanovska, T. P. (2025, January 9). Optimising predictive accuracy in sheet metal stamping with advanced machine learning: A LightGBM and neural network ensemble approach. *Advanced Engineering Informatics* 65 (2025) 103103.
- G.E. Stavroulakis, H. A. (1998, January 15). Neural crack identification in steady state elastodynamics. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*.
- Mark Hudson Beale, Martin T. Hagan, Howard B. Demuth. (2016). *Neural Network Toolbox™ Getting Started Guide*. 3 Apple Hill Drive, Natick, MA 01760-2098: The MathWorks, Inc.
- Shuyang Zhang, Y. C. (2024, September 30). Optimization of Mechanical Properties during Cold Rolling and Wrap-Forming for Metal Helical Tubes. *Materials (Volume 17, Issue 19)*.
- Stefanos C. Spathopoulos, G. E. (2020, April 6). Springback Prediction in Sheet Metal Forming, Based on Finite Element Analysis and Artificial Neural Network Approach. *Applied Mechanics (Volume 1, Issue 2)*.
- Τσογκάκης Παναγιώτης - Επιβλέπων καθηγητής: Γεώργιος, Σ. (2016). ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ Αξιοποίηση ερευνητικών στοιχείων δοκών τύπου sandwich με χρήση. ΧΑΝΙΑ: ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ - ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ.