



Πολυτεχνείο Κρήτης  
Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών

# Πρόβλεψη μηχανικής απόκρισης δικτυώματος υπό μεταβλητή φόρτιση με χρήση νευρωνικών δικτύων

Διπλωματική Εργασία  
του  
Γκουτζιούδη Γεώργιου

**Επιβλέπων:** Σταυρακάκης Γεώργιος, Καθηγητής Πολυτεχνείου Κρήτης,  
Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών  
**Μέλος:** Ζερβάκης Μιχαήλ, Καθηγητής Πολυτεχνείου Κρήτης,  
Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών  
**Μέλος:** Σταυρουλάκης Γεώργιος, Καθηγητής Πολυτεχνείου Κρήτης,  
Σχολή Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης

9 Απριλίου 2021

## Περίληψη

Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν αρχίσει και εφαρμόζονται ολοένα και περισσότερο στη δομική μηχανική τα τελευταία χρόνια. Λόγω του τεράστιου όγκου πληροφοριών που μπορούν να αναλύσουν και την δύναμη επεξεργασίας που έχουν και επίσης τα καλά αποτελέσματα τα οποία παράγουν, έχουν αρχίσει να χρησιμοποιούνται όλο και περισσότερο στη δομική μηχανική. Ακόμα η δομική ανάλυση έχει προχωρήσει πολύ και έχει εκσυγχρονιστεί στο να γίνονται όλοι υπολογισμοί με μεγάλη ακρίβεια σε σύγχρονα υπολογιστικά συστήματα από εκεί που γινόταν με πολύ χρονοβόρους υπολογισμούς στο χέρι. Το πρόβλημα με τα προγράμματα δομικής ανάλυσης που χρησιμοποιούνται για την επίλυση προβλημάτων σχεδιασμού είναι ότι είναι συχνά υπολογιστικά ακριβά. Η απόκτηση βέλτιστων λύσεων απαιτεί συνήθως πολλές επαναλήψεις που περιλαμβάνουν προγράμματα ανάλυσης και βελτιστοποίησης. Αυτή η διαδικασία καθίσταται απαγορευτική λόγω του χρόνου που απαιτείται από τον υπολογιστή για επίτευξη βέλτιστου σχεδιασμού. Τυχόν νέες τεχνικές που μειώνουν σημαντικά τον χρόνο του υπολογιστή που απαιτείται για την επίλυση προβλημάτων σχεδιασμού θα ήταν επωφελείς. Μια πολλά υποσχόμενη τεχνική είναι η προσομοίωση ενός αργού, ακριβού προγράμματος δομικής ανάλυσης με ένα γρήγορο, φθινό νευρωνικό δίκτυο.

Ο σκοπός αυτής της εργασίας είναι να προβλέψει τη μηχανική απόκριση ενός δικτυώματος ασκώντας μεταβλητές δυνάμεις με τη χρήση νευρωνικού δικτύου. Πρώτα απ' όλα έπρεπε να δημιουργήσουμε μια μεγάλη βάση δεδομένων αναλύοντας ένα δικτύωμα με τη μέθοδο ανάλυσης πεπερασμένων στοιχείων (FEA) εφαρμόζοντας μεταβλητές δυνάμεις σε όλους τους κόμβους και προβλέποντας τα αποτελέσματα μετατόπισης. Χρησιμοποιούμε το FEA επειδή είναι μια αριθμητική μέθοδος που χρησιμοποιείται για την επίλυση προβλημάτων της μηχανικής και της μαθηματικής φυσικής και είναι χρήσιμο για προβλήματα με περίπλοκες γεωμετρίες, φορτία και ιδιότητες υλικών όπου δεν μπορούν να ληφθούν αναλυτικές λύσεις όπως δικτυώματα.

Αφού συγκρίναμε τα αποτελέσματα που αποκτήσαμε με άλλες βάσεις δεδομένων και διάφορα προγράμματα, σχεδιάσαμε και εκπαιδεύσαμε ένα νευρωνικό δίκτυο ANN για να προσομοιώσουμε ένα πρόγραμμα δομικής ανάλυσης χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο οπίσθιας διάδοσης Levenberg-Marquardt για να προβλέψουμε τη μηχανική απόκριση ενός μοντέλου δικτυωμάτων. Αυτή η διαδικασία περιλαμβάνει την επιλογή ζευγών εκπαίδευσης και τον καθορισμό του αριθμού των κόμβων στο κρυφό στρώμα. Η επιλογή των ζευγών εκπαίδευσης και ο καθορισμός του αριθμού των κόμβων στο κρυφό επίπεδο μπορούν να βρεθούν από τις βάσεις δεδομένων που δημιουργήσαμε από το μέρος αριθμητικής προσομοίωσης αυτής της διπλωματικής.

## **Abstract**

Neural networks have been applied to structural engineering in recent years. Due to the immense load of information they can analyse and process power they have and also the good results they produce they are used more and more in structural engineering. Structural analysis has also progressed a long way reaching new modernized ways making all calculations with great accuracy in modern computer systems opposing the way it was done with time consuming hand calculations. The problem with structural analysis programs used in solving design problems though is that they are often computationally expensive. Obtaining optimal solutions typically requires numerous repetitions that involve analysis and optimization programs. This process is not recommended due to the amount of computer time required for convergence to an optimum design. Techniques that reduce the computer time required to solve design problems would be very useful. A technique that is very promising is to simulate a slow, expensive structural analysis program with a fast, inexpensive neural network.

The purpose of this paper is to predict the mechanical response of a truss model by applying variable forces with the use of a Neural network. First of all we had to produce a large data base by analysing a truss model with the finite element analysis (FEA) method by applying variable forces on all nodes and finding out the deformation results. We use FEA because it's a numerical method for solving problems of engineering and mathematical physics and it is useful for problems with complicated geometries, loadings, and material properties where analytical solutions can not be obtained like trusses.

After comparing the results we obtained with other data bases and various programs, we designed and trained a ANN neural network to simulate a structural analysis program using the back-propagation algorithm Levenberg-Marquardt to predict the mechanical response of a truss model. This process involves selecting training pairs and determining the number of nodes in the hidden layer. The selection of training pairs and the determination of the number of nodes in the hidden level can be found from the data bases we produced from the arithmetic simulation part of this paper.

## Ευχαριστίες

Πρώτα από όλα θα ήθελα να ευχαριστήσω τους γονείς μου για την αγάπη τους, την εμπιστοσύνη τους και την στήριξη που μου έδειξαν καθ'όλη την διάρκεια των σπουδών μου και την επίτευξη του στόχου μου .

Επιπλέον θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον καθηγητή Γεώργιο Σταυρουλάκη και τους συνεργάτες του την κυρία Ελευθερία Μπλετσογιάννη και τον κύριο Παναγιώτη Κουτσιανίτη οι οποίοι με την καθοδήγηση και τις συμβουλές τους με βοήθησαν να φέρω εις πέρας την διπλωματική εργασία μου. Ένα μεγάλο ευχαριστώ θα ήθελα να δώσω επίσης και στον κύριο Σταυρακάκη ο οποίος δέχθηκε να αναλάβει την διπλωματική μου εργασία και μου έδωσε την ευκαιρία να τελειώσω την σχολή μου, καθώς και στον κύριο Ζερβάκη που συμμετείχε στην επιτροπή.

Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω πολύ τους φίλους μου αλλά και συναδέλφους μου Κώστα, Νίκο, Βασίλη για όλες τις στιγμές που περάσαμε μαζί καθώς και για την βοήθεια τους να τελειώσω την σχολή μου .Τους εύχομαι καλή επιτυχία σ'ότι θελήσουν να ακολουθήσουν.

# Περιεχόμενα

<b>1</b>	<b>Δικτυώματα</b>	<b>11</b>
1.1	Θεωρητικό υπόβαθρο . . . . .	11
1.2	Κατηγοριοποίηση ανάλογα με την πολυπλοκότητα . . . . .	11
1.2.1	Απλό δικτύωμα . . . . .	12
1.2.2	Επίπεδο δικτύωμα - σύνθετο δικτύωμα . . . . .	12
1.2.3	Δικτύωμα με διαστημικό σκελετό - πολύπλοκα δικτυώματα	12
<b>2</b>	<b>Γέφυρες Δικτυώματος</b>	<b>13</b>
2.1	Γενικά . . . . .	13
2.2	Ιστορικά Δεδομένα . . . . .	13
2.3	Σχεδιασμός μιας γέφυρας Δικτυώματος . . . . .	14
2.4	Τύποι Γεφυρών Δικτυωμάτων . . . . .	16
2.4.1	Warren Truss . . . . .	16
2.4.2	Pratt Truss . . . . .	16
2.4.3	Howe Truss . . . . .	17
2.4.4	Vierendeel Truss . . . . .	18
2.4.5	Bowstring Truss . . . . .	18
2.4.6	King Post Truss . . . . .	19
2.4.7	Σχήμα της συγκεκριμένης Εργασίας . . . . .	19
<b>3</b>	<b>Δομική Ανάλυση</b>	<b>21</b>
3.1	Γενικά . . . . .	21
3.2	Ταξινόμηση κατασκευών . . . . .	21
3.3	Φορτία . . . . .	22
3.4	Αναλυτικές μέθοδοι . . . . .	22
<b>4</b>	<b>Μέθοδος Πεπερασμένων Στοιχείων</b>	<b>24</b>
4.1	Γενικές Πληροφορίες . . . . .	24
4.2	FEM-FEA(Ανάλυση Πεπερασμένων Στοιχείων) . . . . .	25
4.3	Ανάλυση του Δικτυώματος . . . . .	27
4.3.1	Εύρεση μετατόπισης . . . . .	27
4.3.2	Εύρεση τάσεων που ασκούνται στις ράβδους . . . . .	29
<b>5</b>	<b>Νευρωνικά Δίκτυα</b>	<b>30</b>
5.1	Γενικά . . . . .	30
5.2	Τεχνητή Νοημοσύνη . . . . .	30
5.3	Εισαγωγή στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα . . . . .	31
5.3.1	Βιολογικά Νευρωνικά Δίκτυα . . . . .	31

5.3.2	Δομή και λειτουργία Τεχνητού Νευρώνα . . . . .	32
5.3.3	Δομή Νευρωνικού Δικτύου . . . . .	34
5.3.4	Χαρακτηριστικά τεχνητών νευρωνικών δικτύων . . . . .	38
5.3.5	Γενίκευση, Underfitting και Overfitting . . . . .	38
5.3.6	Λειτουργία του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου . . . . .	39
5.3.7	Αλγόριθμος οπίσθιας διάδοσης σφάλματος . . . . .	40
5.4	Περιβάλλον υλοποίησης . . . . .	41
5.5	Feed-forward backpropagation Νευρωνικό Δίκτυο . . . . .	41
<b>6</b>	<b>Αποτελέσματα</b>	<b>45</b>
6.1	Διαγράμματα που προκύπτουν από την ανάλυση πεπερασμένων στοιχείων του δικτυώματος . . . . .	45
6.2	Σύγκριση αποτελεσμάτων Νευρωνικού δικτύου με πειραματικές μετρήσεις μετά την εκπαίδευση του δικτύου . . . . .	51
6.3	Γραφική απεικόνιση αποτελεσματικότητας Νευρωνικού δικτύου . . .	53
6.4	Χρήση εκπαιδευμένου νευρωνικού δικτύου για έλεγχο συγκεκρι- μένων περιπτώσεων . . . . .	59
6.5	Πιθανή μελλοντική έρευνα . . . . .	62
<b>A</b>	<b>Ακρωνύμια και συντομογραφίες</b>	<b>63</b>

# Κατάλογος σχημάτων

2.1	Γέφυρα δικτυώματος που δημιουργήθηκε από ένα σύνολο απλών δικτυωμάτων [1] . . . . .	15
2.2	Τα μέλη μια γέφυρας δικτυώματος [1] . . . . .	15
2.3	Γέφυρα Warren Truss [2] . . . . .	16
2.4	Γέφυρα Pratt Truss [2] . . . . .	17
2.5	Γέφυρα Howe Truss [2] . . . . .	17
2.6	Γέφυρα Vierendeel Truss [2] . . . . .	18
2.7	Γέφυρα Bowstring Truss [2] . . . . .	19
2.8	Γέφυρα King Post Truss [2] . . . . .	19
2.9	Γέφυρα Εργασίας [2] . . . . .	20
4.1	Διάγραμμα με χρωματιστά περιγράμματα που αντιπροσωπεύουν επίπεδα στρες στο μοντέλο . . . . .	27
4.2	Αρχικό Σχήμα πάνω στο οποίο γίνεται η ανάλυση $y(m)$ , $x(m)$ . . . .	28
5.1	Βιολογικό νευρωνικό δίκτυο [3] . . . . .	32
5.2	Artificial Neuron (Τεχνητός Νευρώνας) [3] . . . . .	33
5.3	Απλό νευρωνικό δίκτυο [3] . . . . .	35
5.4	Δίκτυο πολλαπλών επιπέδων [3] . . . . .	35
5.5	Δίκτυο με απλή τροφοδότηση [3] . . . . .	37
5.6	Δίκτυο με ανατροφοδότηση [3] . . . . .	38
5.7	Νευρωνικό δίκτυο με 15 εισόδους και 30 εξόδους . . . . .	43
6.1	Πίνακας Στοιχείων Δικτυώματος . . . . .	45
6.2	Αρχικό διάγραμμα και διάγραμμα μετατόπισης ύστερα από την άσκηση δυνάμεων με εύρος από -20N έως 20N με $x(m)$ , $y(m)$ . . . .	46
6.3	Πιέσεις Ράβδων του μετατοπισμένου δικτυώματος . . . . .	46
6.4	Αρχικό διάγραμμα και διάγραμμα μετατόπισης ύστερα από την άσκηση δυνάμεων με εύρος από -40N έως 40N με $x(m)$ , $y(m)$ . . . .	47
6.5	Πιέσεις Ράβδων του μετατοπισμένου δικτυώματος . . . . .	47
6.6	Αρχικό διάγραμμα και διάγραμμα μετατόπισης ύστερα από την άσκηση δυνάμεων με εύρος από -60N έως 60N με $x(m)$ , $y(m)$ . . . .	48
6.7	Πιέσεις Ράβδων του μετατοπισμένου δικτυώματος . . . . .	48
6.8	Αρχικό διάγραμμα και διάγραμμα μετατόπισης ύστερα από την άσκηση δυνάμεων με εύρος από -80N έως 80N με $x(m)$ , $y(m)$ . . . .	49
6.9	Πιέσεις Ράβδων του μετατοπισμένου δικτυώματος . . . . .	49
6.10	Αρχικό διάγραμμα και διάγραμμα μετατόπισης ύστερα από την άσκηση δυνάμεων με εύρος από -100N έως 100N με $x(m)$ , $y(m)$ . . .	50
6.11	Πιέσεις Ράβδων του μετατοπισμένου δικτυώματος . . . . .	50

6.12	Πίνακας Αποτελεσμάτων και Ποσοστών . . . . .	51
6.13	Τρεις δυνάμεις από το κάθε εύρος εκπαίδευσης που ασκούνται στον κόμβους του πίνακα 6.12 . . . . .	52
6.14	Τελικό σχήμα που περιλαμβάνει το αρχικό δικτύωμα, το μετατο- πισμένο πειραματικό δικτύωμα και το μετατοπισμένο δικτύωμα με τις προβλέψεις του Νευρωνικού Δικτύου(Ασκούνται δυνάμεις από -20N έως 20N και $x(m), y(m)$ ) . . . . .	53
6.15	Κοντινή εστίαση του διαγράμματος στον κόμβο 8 όπου ασκείται δύναμη -20N. Η απόκλιση της πρόβλεψης του νευρωνικού είναι ελάχιστη $<0.1$ . . . . .	54
6.16	Τελικό σχήμα που περιλαμβάνει το αρχικό δικτύωμα, το μετατο- πισμένο πειραματικό δικτύωμα και το μετατοπισμένο δικτύωμα με τις προβλέψεις του Νευρωνικού Δικτύου(Ασκούνται δυνάμεις από -40N έως 40N και $x(m), y(m)$ ) . . . . .	54
6.17	Κοντινή εστίαση του διαγράμματος στον κόμβο 10 όπου του ασκεί- ται δύναμη -28N. Η απόκλιση της πρόβλεψης του νευρωνικού είναι ελάχιστη $<0.1$ . . . . .	55
6.18	Τελικό σχήμα που περιλαμβάνει το αρχικό δικτύωμα, το μετατο- πισμένο πειραματικό δικτύωμα και το μετατοπισμένο δικτύωμα με τις προβλέψεις του Νευρωνικού Δικτύου(Ασκούνται δυνάμεις από -60N έως 60N και $x(m), y(m)$ ) . . . . .	55
6.19	Κοντινή εστίαση του διαγράμματος στον κόμβο 5 όπου του ασκεί- ται δύναμη 48N. Η απόκλιση της πρόβλεψης του νευρωνικού είναι ελάχιστη $<0.1$ . . . . .	56
6.20	Τελικό σχήμα που περιλαμβάνει το αρχικό δικτύωμα, το μετατο- πισμένο πειραματικό δικτύωμα και το μετατοπισμένο δικτύωμα με τις προβλέψεις του Νευρωνικού Δικτύου(Ασκούνται δυνάμεις από -80N έως 80N και $x(m), y(m)$ ) . . . . .	56
6.21	Κοντινή εστίαση του διαγράμματος στον κόμβο 8 όπου ασκείται δύναμη 69N. Η απόκλιση της πρόβλεψης του νευρωνικού είναι ελάχιστη $<0.1$ . . . . .	57
6.22	Τελικό σχήμα που περιλαμβάνει το αρχικό δικτύωμα, το μετατο- πισμένο πειραματικό δικτύωμα και το μετατοπισμένο δικτύωμα με τις προβλέψεις του Νευρωνικού Δικτύου(Ασκούνται δυνάμεις από -100N έως 100N και $x(m), y(m)$ ) . . . . .	57
6.23	Κοντινή εστίαση του διαγράμματος στον κόμβο 8 όπου ασκείται δύναμη -62N. Η απόκλιση της πρόβλεψης του νευρωνικού είναι ελάχιστη $<0.1$ . . . . .	58
6.24	Χρήση του εκπαιδευμένου νευρωνικού δικτύου για να δούμε πόσο καλά δουλεύει με ένα σετ τυχαίων δυνάμεων. Το σχήμα περιλαμβά- νει το αρχικό δικτύωμα, το μετατοπισμένο πειραματικό δικτύωμα και το μετατοπισμένο δικτύωμα με τις προβλέψεις του Νευρωνι- κού Δικτύου. . . . .	59



6.25	Χρήση του εκπαιδευμένου νευρωνικού δικτύου για να δούμε πόσο καλά δουλεύει με ένα σετ τύχαιων δυνάμεων το οποίο περιλαμβάνει δυνάμεις εκτός των εκπαιδευμένων σετ. Το σχήμα περιλαμβάνει το αρχικό δικτύωμα, το μετατοπισμένο πειραματικό δικτύωμα και το μετατοπισμένο δικτύωμα με τις προβλέψεις του Νευρωνικού Δικτύου. . . . .	60
6.26	Κοντινή εστίαση του διαγράμματος στον κόμβο 6 όπου ασκείται δύναμη -90N. Η απόκλιση της πρόβλεψης του νευρωνικού είναι ελάχιστη <0.1. . . . .	61
6.27	Κοντινή εστίαση του διαγράμματος στον κόμβο 3 όπου ασκείται δύναμη 150N. Η απόκλιση της πρόβλεψης του νευρωνικού είναι ελάχιστη <0.1. . . . .	61
6.28	Δυνάμεις των Σχημάτων 6.24 και 6.25 . . . . .	62

# Εισαγωγή

Οι ανησυχίες σχετικά με την συντήρηση και την παρακολούθηση των κτηρίων έχουν γίνει μεγάλη πρόκληση στην σημερινή εποχή για μηχανικούς καθώς παλαιότερα υπήρξε μια αλόγιστη οικοδομική ανάπτυξη σε διάφορους τομείς με πολλές αυθαιρεσίες χωρίς να υπόκεινται σε κάποιο αυστηρό νομοθετικό πλαίσιο και χωρίς τους απαιτούμενους ελέγχους από τις αρμόδιες αρχές. Στην σημερινή εποχή με την ανάπτυξη της τεχνολογίας μπορούμε να επιλύσουμε αυτό το πρόβλημα ασφάλειας που υπάρχει αναπτύσσοντας ανθεκτικά και αξιόπιστα συστήματα ανίχνευσης ζημιών και μετατοπίσεων. Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελούν, οι γέφυρες που συνεχίζουν να χρησιμοποιούνται μετά το υπολογισμένο προσδόκιμο ζωής τους και κατά πολύ μεγαλύτερη από την αρχική χωρητικότητα του φορτίου που μπορεί να συγκρατήσουν. Η κατάρρευση της γέφυρας Morandi στη Γένοβα της Ιταλίας, τον Αύγουστο του 2018 δείχνει ξεκάθαρα ότι απαιτείται να δώσουμε άμεση προσοχή στις παλιότερες κατασκευές αλλά και να σχεδιάζουμε τις καινούριες με πολύ μεγάλη ακρίβεια αναλύοντας όλα τα πιθανά σενάρια.

Η πιεστική οικονομική κρίση και η έλλειψη ρευστότητας που υπάρχει σήμερα οδηγούν τις αρμόδιες δημόσιες αρχές που είναι υπεύθυνες για την κατασκευή και συντήρηση μεγάλων δημόσιων έργων, όπως μια μεγάλη γέφυρα να επιλέγουν την επέκταση της διάρκειας ζωής των υφιστάμενων δομών στο μέτρο του δυνατού. Η κατασκευή μια καινούριας γέφυρας, πέρα από το κόστος που δικαιολογεί την αντικατάσταση εμπεριέχει μια σειρά άλλων προβλημάτων όπως περιβαλλοντικές επιπτώσεις, πολιτιστικές / ιστορικές αξίες και κυκλοφοριακές διαταραχές, οι οποίες επηρεάζουν επιβάτες και τις εμπορικές μεταφορές με ποικίλους τρόπους. Εφόσον τα παραπάνω προβλήματα σχετίζονται μεταξύ τους και δεν είναι εύκολη η επίλυση τους εν μέρει ή ολικώς τότε επιλέγουμε να διατηρήσουμε τις τρέχουσες δομές σε λειτουργία για όσο το δυνατόν περισσότερο, διασφαλίζοντας παράλληλα την δημόσια και δομική ασφάλεια με ελάχιστο κόστος. Το πρόβλημα με τα προγράμματα δομικής ανάλυσης που χρησιμοποιούνταν για την επίλυση προβλημάτων σχεδιασμού μέχρι σήμερα είναι ότι είχαν υψηλό κόστος. Τα νευρωνικά δίκτυα έρχονται να δώσουν την λύση καθώς είναι συστήματα τα οποία έχουν πολύ μικρό κόστος ανάπτυξης και μπορούν με πολύ μεγάλη ακρίβεια να προβλέψουν το πόσο θα μετατοπιστεί με έναν σεισμό ή έναν δυνατό αέρα ή γέφυρα, το που θα υπάρξει μια ρωγμή στην γέφυρα και γενικότερα να κάνουν μια διαδικασία δομικής ανάλυσης μιας γέφυρας σε πολύ μικρότερο χρόνο από ότι παλιότερα [4].

Η δική μου εργασία θα ασχοληθεί με την ανάπτυξη ενός τέτοιου προγράμματος νευρωνικού δικτύου. Συγκεκριμένα για την ανάπτυξη αυτού, σαν πρώτο κομμάτι θα ασχοληθούμε με την επίλυση πολλαπλών μηχανικών μοντέλων (για παράδειγμα μια παραμορφώσιμη κατασκευή σε διάφορες περιπτώσεις φόρτισης) και την δημιουργία μιας μεγάλης βάσης δεδομένων η οποία θα αναπτυχθεί μέσα από πρόγραμμα Matlab και χρήση προγραμμάτων πεπερασμένων στοιχείων για τη μηχανική ανάλυση. Στην συνέχεια αφού ελέγξουμε την ποιότητα των αποτελεσμάτων μας (σύγκριση με γνωστές λύσεις ή λύσεις που δίνουν άλλα προγράμματα) θα προχωρήσουμε στην δημιουργία και εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου το οποίο επίσης θα δημιουργηθεί με το πρόγραμμα της Matlab. Θα πρέπει να γίνεται αντιστοίχιση των input values με τα target values (είσοδοι-έξοδοι που θα υπάρχουν στη βάση δεδομένων) που υπολογίσαμε ώστε να εκπαιδεύεται το δίκτυο αλλά και να προσδιορίσουμε τα βάρη που θα δώσουμε προκειμένου το νευρωνικό δίκτυο να φτάσει να γίνει όσο πιο αποτελεσματικό γίνεται (διαδικασία εκπαίδευσης με καθοδήγηση). Το νευρωνικό δίκτυο θα είναι τύπου Back Propagation neural network το οποίο είναι ένα στρωματομορφο νευρωνικό δίκτυο το οποίο εκπαιδεύεται από την χρήση οπισθόδρομης διάδοσης του σφάλματος, με τη χρήση των παραδειγμάτων εισόδου-εξόδου από την βάση δεδομένων.

Στόχος λοιπόν της συγκεκριμένη εργασίας θα είναι να ασχοληθούμε με την προσέγγιση αποτελεσμάτων μηχανικής ανάλυσης με χρήση δεδομένων από βάσεις δεδομένων οι οποίες έχουν δημιουργηθεί με αριθμητική προσομοίωση (χρήση της μεθόδου πεπερασμένων στοιχείων). Η προσέγγιση θα γίνει μέσω τεχνητών μεταμοντέλων τα οποία στηρίζονται σε τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Τα συστήματα αυτά χρησιμοποιούνται όταν θέλουμε να εκτιμήσουμε αποτελέσματα πιθανώς ακριβών και χρονοβόρων επιλύσεων σε πραγματικό χρόνο.

## Σχετικές εργασίες που έχουν γίνει μέχρι τώρα

Ολοένα και περισσότερο βλέπουμε τα νευρωνικά δίκτυα να χρησιμοποιούνται στον τομέα της δομικής μηχανικής. Είναι συστήματα τα οποία έχουν μεγάλη ακρίβεια και χαμηλό κόστος ανάπτυξης πράγμα το οποίο διευκολύνει κατά πολύ την ανάλυση και συντήρηση παλιών κτηρίων ,γεφυρών αλλά και την δημιουργία καινούριων με μεγαλύτερο προσδόκιμο ζωής. Πολλές από τις έρευνες που έχουν γίνει μέχρι τώρα στοχεύουν στην διατήρηση και εύρεση προβλημάτων και ρωγμών στις ήδη υπάρχοντες γέφυρες. Με τις πρόσφατες εξελίξεις στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ANN) έχουν ανοίξει νέες δυνατότητες στον τομέα των αντίστροφων προβλημάτων. Για αντίστροφα προβλήματα όπως η δομική ταυτοποίηση μεγάλων κατασκευών (όπως γέφυρες), όπου τα αρχικά δεδομένα που μετρώνται αναμένεται να είναι ανακριβή και συχνά ελλιπείς, τα ANN ενδέχεται να έχουν μεγαλύτερη απόδοση και ακριβέστερα στοιχεία. Χρησιμοποιείται μια μέθοδος για την εκτίμηση των εντάσεων βλάβης των αρθρώσεων (joints) για δομές γεφυρών(truss bridges) που χρησιμοποιούν νευρωνικό δίκτυο back-propagation [5]. Η τεχνική που χρησιμοποιήθηκε για να ξεπεραστούν τα προβλήματα που σχετίζονται με πολλές άγνωστες παραμέτρους σε ένα μεγάλο δομικό σύστημα είναι η υποδομική ταυτοποίηση. Οι φυσικές συχνότητες και τα σχήματα λειτουργίας που είναι δυναμικές ιδιότητες ενός κτηρίου που χρησιμοποιήθηκαν ως παράμετροι εισόδου στο νευρωνικό δίκτυο για αναγνώριση ζημιών [6].

Με τα νευρωνικά δίκτυα μπορούμε επίσης να ασχοληθούμε με την διαμόρφωση της λαμαρίνας που είναι μια από τις πιο σημαντικές διαδικασίες κατασκευής που εφαρμόζονται σε πολλούς βιομηχανικούς τομείς, με τις πιο επικρατούσες να είναι οι αυτοκινητοβιομηχανίες και οι αεροδιαστημικές βιομηχανίες. Ο κύριος σκοπός αυτής της λειτουργίας είναι να παράγει ένα επιθυμητό σχηματισμένο κενό σχήμα, χωρίς υλικές αστοχίες, οι οποίες θα πρέπει να βρίσκονται εντός των αποδεκτών ορίων ανοχής. Το Springback επηρεάζεται από παράγοντες όπως ιδιότητες υλικού, πάχος φύλλου, γεωμετρία εργαλείων διαμόρφωσης, επαφή και τριβή, κλπ. Προτείνεται ένα νέο σύστημα νευρικού δικτύου για την πρόβλεψη ελατηρίων σε διαδικασίες σχηματισμού λαμαρίνας. Βασίζεται σε κανονικοποιημένα δίκτυα backpropagation Bayesian, τα οποία δεν έχουν δοκιμαστεί ακόμα. Για τη δημιουργία παραδειγμάτων εκπαίδευσης έχει δημιουργηθεί και επικυρωθεί προσεκτικά ένα μοντέλο Finite Element για μια δοκιμαστική θήκη που χρησιμοποιείται σε παρόμοιες βιομηχανικές μελέτες [7].

Χρήση των νευρωνικών δικτύων μπορούμε επίσης να βρούμε και στον ιατρικό τομέα όπου π.χ στον αυξανόμενο επιπολασμό της οστεοαρθρίτιδας του γόνατος (OA). Στόχος είναι η εύρεση αποτελεσματικών λύσεων για την αυτόματη εκτίμηση της σοβαρότητας της OA του γόνατος στο ίδιο επίπεδο με την ανθρώπινη ακρίβεια προλαβαίνοντας την πάθηση στα αρχικά της στάδια. Χρησιμοποιούνται συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (CNN), για τον ποσοτικό προσδιορισμό της σοβαρότητας και τα κλινικά ακτινογραφικά χαρακτηριστικά του γόνατος. Γίνεται αυτόματη εκμάθηση χαρακτηριστικών με εποπτευόμενο τρόπο πιο αποτελεσματικό για την ταξινόμηση εικόνων OA. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα ότι πρώτον, με την ταξινόμηση των εικόνων OA γίνεται βελτιστοποίηση των CNN και υπάρχει καλύτερος βαθμός μάθησης. Δεύτερον, τα CNN εκπαιδεύονται από

το μηδέν για τον ποσοτικό προσδιορισμό της σοβαρότητας OA στο γόνατο περιορίζοντας έτσι τις απώλειες. Τρίτον, τα CNN εκπαιδεύονται από κοινού για τον ποσοτικό προσδιορισμό των κλινικών χαρακτηριστικών του γόνατος: στένωση του χώρου των αρθρώσεων (JSN) και οστεοφύτα μαζί με τους βαθμούς KL. Αυτό βελτιώνει τη συνολική ποσοτικοποίηση της σοβαρότητας OA του γόνατος και παράγει ταυτόχρονες προβλέψεις των βαθμών KL, JSN και τα οστεοφύτα. Συνοπτικά, βλέπουμε ότι συμβάλλει κυρίως στο πεδίο της αυτοματοποιημένης μεθόδου εντοπισμού και ποσοτικού προσδιορισμού της βλάβης της OA στα γόνατα με εξαιρετικά ελπιδοφόρα αποτελέσματα που ξεπερνούν τις υπάρχοντες προσεγγίσεις [8].

# Κεφάλαιο 1

## Δικτυώματα

### 1.1 Θεωρητικό υπόβαθρο

Οι ραβδωτοί φορείς που αποτελούνται από ευθύγραμμες ράβδους, των οποίων τα άκρα συνδέονται αρθρωτά σε κόμβους και μεταφέρουν μόνο αξονικές δυνάμεις (εφελκυστικές ή συμπιεστικές) ονομάζονται δικτυώματα. Στην περίπτωση κατά την οποία όλες οι ράβδοι δικτυώματος βρίσκονται σε ένα επίπεδο και η φόρτιση τους ανήκει στο επίπεδο αυτό, το δικτύωμα θα αναφέρεται ως επίπεδο [9].

Σε αυτό το τυπικό πλαίσιο, οι εξωτερικές δυνάμεις και οι αντιδράσεις σε αυτές τις δυνάμεις θεωρούνται ότι δρουν μόνο στους κόμβους και οδηγούν σε δυνάμεις στις ράβδους που είναι εφελκυστικές ή συμπιεστικές. Εφελκυστικές δυνάμεις είναι αυτές οι οποίες τείνουν να επιμηκύνουν το δικτύωμα ενώ οι συμπιεστικές τείνουν να το συρρικνώσουν. [10]

Το επίπεδο δικτύωμα είναι εκείνο όπου όλες οι ράβδοι και οι κόμβοι βρίσκονται σε ένα δισδιάστατο επίπεδο, ενώ ένας πολυσύνθετο δικτύωμα έχει ράβδους και κόμβους που εκτείνονται σε τρεις διαστάσεις. Οι κορυφαίες δοκοί σε ένα δικτύωμα ονομάζονται κορυφαίες χορδές και τυπικά βρίσκονται σε συμπίεση, οι κάτω δοκοί καλούνται χορδές πυθμένα και τυπικά είναι σε ένταση. Οι εσωτερικές δοκοί ονομάζονται πλέγματα και οι περιοχές εντός των πλεγμάτων ονομάζονται πάνελ, ή πολύγωνα [11].

### 1.2 Κατηγοριοποίηση ανάλογα με την πολυπλοκότητα

Τα δικτυώματα συνήθως αποτελούνται από τρίγωνα λόγω της δομικής σταθερότητας αυτού του σχήματος και σχεδίου. Ένα τρίγωνο είναι το απλούστερο γεωμετρικό σχήμα που δεν θα αλλάξει σχήμα όταν είναι σταθερά τα μήκη των πλευρών. Σε αντίθεση οι γωνίες όσο και τα μήκη ενός τετράπλευρου σχήματος πρέπει να είναι πάντα σταθερά για να διατηρήσει το σχήμα του [12].

### **1.2.1 Απλό δικτύωμα**

Η απλούστερη μορφή ενός δικτυώματος είναι ένα μόνο τρίγωνο. Αυτός ο τύπος δικτυώματος εμφανίζεται σε μια οροφή με σκελετό που αποτελείται από δοκούς και δοκό οροφής, αλλά και σε άλλες μηχανικές κατασκευές όπως ποδήλατα, αεροσκάφη και γέφυρες [13]. Λόγω της σταθερότητας αυτού του σχήματος και των μεθόδων ανάλυσης που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό των δυνάμεων μέσα σε αυτό, ένα δικτύωμα αποτελούμενο εξ ολοκλήρου από τρίγωνα είναι γνωστό ως απλό δικτύωμα [14]. Το απλό δικτύωμα δεν χρειάζεται να περιλαμβάνει μόνο τρίγωνα, μπορεί να κατασκευαστεί μέσω διαδοχικής προσθήκης διαφορετικών ραβδών ή καθεμία από τις οποίες να είναι συνδεδεμένη σε δύο υπάρχοντες κόμβους και στην συνέχεια μεταξύ τους για να σχηματιστεί ένας καινούριος κόμβος. Το παραδοσιακό πλαίσιο ποδηλάτου σε σχήμα διαμαντιού, το οποίο χρησιμοποιεί δύο συνδεδεμένα τρίγωνα, είναι ένα παράδειγμα απλού δικτυώματος [15], [16].

### **1.2.2 Επίπεδο δικτύωμα - σύνθετο δικτύωμα**

Ένα επίπεδο δικτύωμα αναλύεται σε ένα μονό επίπεδο. Τα επίπεδα δικτυώματα χρησιμοποιούνται συνήθως παράλληλα για να σχηματίσουν στέγες και γέφυρες. Το βάθος ενός δικτυώματος, ή το ύψος μεταξύ των άνω και κάτω χορδών, είναι αυτό που το καθιστά μια αποτελεσματική δομική μορφή. Μια συμπαγής δοκός ή δοκός ίσης αντοχής θα έχει σημαντικό βάρος και κόστος υλικού σε σύγκριση με ένα δικτύωμα. Για ένα δεδομένο εύρος, ένα βαθύτερο στήριγμα θα απαιτεί λιγότερο υλικό στις χορδές και μεγαλύτερο υλικό στις κατακόρυφες και διαγώνιες. Το βέλτιστο βάθος του στηρίγματος θα μεγιστοποιήσει την απόδοση [15], [17].

### **1.2.3 Δικτύωμα με διαστημικό σκελετό - πολύπλοκα δικτυώματα**

Ένα πολύπλοκο δικτύωμα είναι ένα τρισδιάστατο πλαίσιο των οποίων τα μέλη τους είναι πακτωμένα στα άκρα τους. Ένα τετράεδρο σχήμα είναι το απλούστερο πολύπλοκο δικτύωμα, που αποτελείται από έξι μέλη που συναντιούνται σε τέσσερις αρθρώσεις. Μεγάλες επίπεδες δομές μπορεί να αποτελούνται από τετράεδρα με κοινά άκρα, και χρησιμοποιούνται επίσης στις δομές βάσης μεγάλων ανεξάρτητων πυλώνων γραμμής ισχύος [15], [18].

## Κεφάλαιο 2

# Γέφυρες Δικτυώματος

### 2.1 Γενικά

Μια γέφυρα δικτυώματος είναι μια γέφυρα της οποίας η φέρουσα υπερδομή\* αποτελείται από ένα δικτύωμα δηλαδή μια δομή συνδεδεμένων στοιχείων, που συνήθως σχηματίζουν τριγωνικές μονάδες. Στα συνδεδεμένα στοιχεία (συνήθως είναι σε ευθεία) ασκούνται δυνάμεις από τάση, συμπίεση ή μερικές φορές και τα δύο ως απόκριση σε δυναμικά φορτία. Μια γέφυρα δικτυώματος είναι οικονομική να κατασκευαστεί, επειδή χρησιμοποιεί τα δομικά υλικά με τον βέλτιστο τρόπο.

\*Μια υπερδομή (π.χ γέφυρας) είναι μια ανοδική επέκταση μιας υπάρχουσας δομής πάνω από μια γραμμή βάσης που ονομάζεται επίπεδο εδάφους και εξυπηρετεί συνήθως τον σκοπό της προβλεπόμενης χρήσης της δομής. Δηλαδή είναι τα δομικά μέρη που βρίσκονται πάνω από το έδαφος και χτίζονται και στηρίζονται πάνω σε μια υπάρχουσα βάση, όπως στίλη, δοκός, δάπεδο, οροφή κ.λπ [19].

### 2.2 Ιστορικά Δεδομένα

Επειδή το ξύλο ήταν σε αφθονία, οι πρώτες γέφυρες δικτυωμάτων συνήθως χρησιμοποιούσαν προσεκτικά τοποθετημένα ξύλα για μέλη που λαμβάνουν συμπίεση και ράβδους σιδήρου για μέλη έντασης, συνήθως κατασκευασμένα σαν μια καλυμμένη γέφυρα για την προστασία της δομής. Το 1820 μια απλή μορφή δικτυώματος, το δικτυωτό πλέγμα, κατοχυρώθηκε με δίπλωμα ευρεσιτεχνίας και είχε το πλεονέκτημα ότι δεν απαιτεί ούτε υψηλές εργασιακές δεξιότητες ούτε πολύ μέταλλο. Λίγες σιδερένιες γέφυρες κατασκευάστηκαν πριν από το 1850.

Οι γέφυρες δικτυωμάτων έγιναν ένας κοινός τύπος γέφυρας που χτίστηκε από τη δεκαετία του 1870 έως το 1930. Παραδείγματα αυτών των γεφυρών εξακολουθούν να παραμένουν στις ΗΠΑ, αλλά ο αριθμός τους πέφτει γρήγορα καθώς καταδαφίζονται και αντικαθίστανται με νέες δομές. Το μέταλλο άρχισε αργά να αντικαθιστά την ξυλεία, οι γέφυρες από σφυρήλατο σίδερο άρχισαν να κατασκευάζονται σε μεγάλη κλίμακα τη δεκαετία του 1870. Οι γέφυρες με χορδές ήταν



ένα συνηθισμένο σχέδιο δικτυωμάτων κατά τη διάρκεια αυτής της περιόδου, με τις τοξωτές κορυφές τους. Εταιρείες όπως η Massillon Bridge Company of Massillon, Ohio και η King Bridge Company του Cleveland, Ohio έγιναν γνωστές, καθώς εμπορεύονταν τα σχέδιά τους σε πόλεις και δήμους. Ο σχεδιασμός του στηρίγματος υποστρώματος δεν ευνοήθηκε λόγω έλλειψης αντοχής και έδωσε τη θέση του στον σχεδιασμό δοκών Pratt, ο οποίος ήταν ισχυρότερος. Καθώς προχωρούσαν οι δεκαετίες του 1880 και του 1890, ο χάλυβας άρχισε να αντικαθιστά τον επεξεργασμένο σίδηρο ως το προτιμώμενο υλικό. Άλλα σχέδια δικτυωμάτων χρησιμοποιήθηκαν κατά τη διάρκεια αυτής της περιόδου, συμπεριλαμβανομένης της καμπίλας. Μέχρι το 1910, πολλές πολιτείες ανέπτυξαν τυποποιημένες γέφυρες δικτυωμάτων, συμπεριλαμβανομένων των χαλύβδινων γεφυρών πόνου Warren. Καθώς προχωρούσαν οι δεκαετίες του 1920 και του 1930, ορισμένες πολιτείες, όπως η Πενσυλβάνια, συνέχισαν να κατασκευάζουν χαλύβδινες γέφυρες, συμπεριλαμβανομένων τεράστιων χαλύβδινων γεφυρών για μεγάλα διαστήματα. Άλλες πολιτείες, όπως το Μίσιγκαν, χρησιμοποίησαν γέφυρες δοκών σκυροδέματος και δοκών, και κατασκευάστηκε μόνο ένας περιορισμένος αριθμός γεφυρών δικτυωμάτων [20], [21].

## 2.3 Σχεδιασμός μιας γέφυρας Δικτυώματος

Η ανάλυση της δομής ενός δικτυώματος στηρίζεται στους νόμους κίνησης του Νεύτωνα και κατ'επέκταση της στατικής φυσικής. Για σκοπούς ανάλυσης, τα δικτυώματα θεωρείται ότι συνδέονται με κόμβους όταν συναντώνται οι ράβδοι μεταξύ τους, που σημαίνει ότι κάθε κόμβος στη δομή θεωρείται λειτουργικά ως εύκαμπτος κόμβος σε αντίθεση με έναν άκαμπτο κόμβο που για να διατηρήσει το δικό του σχήμα απαιτεί κάποια δύναμη. Το σχήμα που προκύπτει και η αντοχή της κατασκευής διατηρείται μόνο με την αλληλοσύνδεση των στοιχείων του δικτυώματος. Αυτή η υπόθεση σημαίνει ότι τα μέλη του κορμού (χορδές, κατακόρυφα και διαγώνια) θα ενεργούν μόνο σε ένταση ή συμπίεση. Απαιτείται μια πιο πολύπλοκη ανάλυση όπου οι άκαμπτοι κόμβοι επιβάλλουν σημαντικά φορτία κάμψης στα στοιχεία, όπως σε ένα δικτύωμα Vierendeel [22].

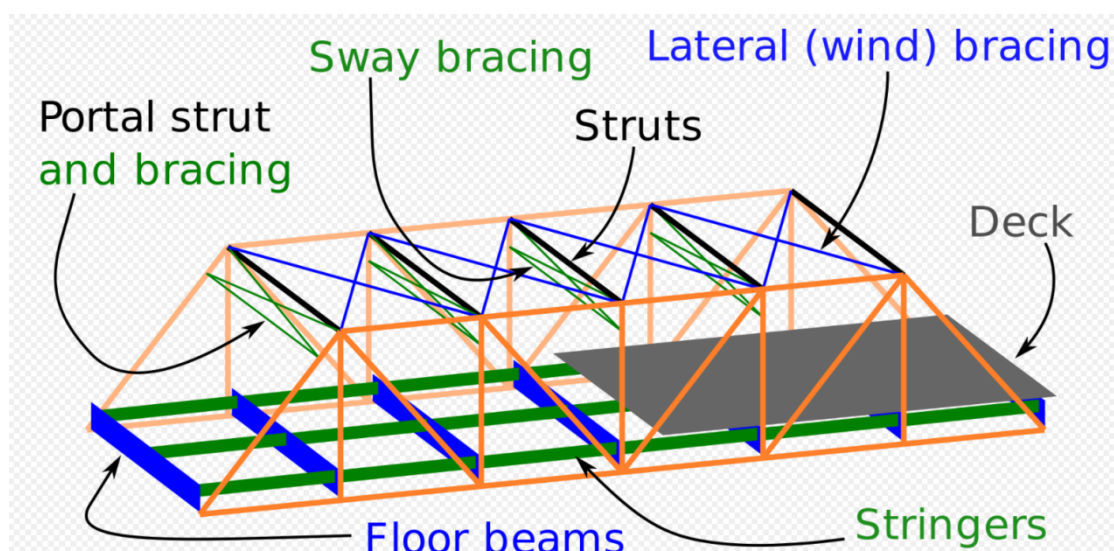
Στη γέφυρα που απεικονίζεται στην εικόνα 2.1, τα κατακόρυφα μέλη είναι σε τάση, τα κάτω οριζόντια μέλη βρίσκονται σε τάση, διάτμηση και κάμψη, τα εξωτερικά διαγώνια και τα άνω μέλη είναι σε συμπίεση, ενώ οι εσωτερικές διαγώνιες είναι σε τάση. Το κεντρικό κάθετο μέλος σταθεροποιεί το άνω μέλος συμπίεσης, εμποδίζοντας το να λυγίσει. Εάν το άνω μέλος είναι αρκετά άκαμπτο, τότε αυτό το κάθετο στοιχείο μπορεί να εξαλειφθεί. Εάν η κάτω χορδή (ένα οριζόντιο στέλεχος) είναι αρκετά ανθεκτική στην κάμψη και τη διάτμηση, τα εξωτερικά κατακόρυφα στοιχεία μπορούν να εξαλειφθούν, αλλά με πρόσθετη αντοχή προστίθεται σε άλλα μέλη ως αντιστάθμιση. Η ικανότητα κατανομής των δυνάμεων με διάφορους τρόπους οδήγησε σε μια μεγάλη ποικιλία τύπων γεφυρών δικτυωμάτων. Ορισμένοι τύποι μπορεί να είναι πιο επωφελείς όταν χρησιμοποιείται ξύλο για στοιχεία συμπίεσης, ενώ άλλοι τύποι μπορεί να είναι πιο εύκολο να ανεγερθούν σε συγκεκριμένες συνθήκες όπως όταν η ισορροπία μεταξύ κόστους εργασίας, μηχανημάτων είναι ευνοϊκή [23].

Η προσθήκη των στοιχείων που εμφανίζονται παρακάτω στην γέφυρα στο σχήμα



Σχήμα 2.1: Γέφυρα δικτυώματος που δημιουργήθηκε από ένα σύνολο απλών δικτυωμάτων [1]

2.2 είναι μια απόφαση του μηχανικού που αναλαμβάνει το έργο και εξαρτάται κυρίως από τον οικονομικό παράγοντα, καθώς πρέπει να υπάρχει ισορροπία μεταξύ του κόστους των πρώτων υλών, της μεταφοράς εξαρτημάτων, της επί τόπου ανέγερσης, της διαθεσιμότητας μηχανημάτων και του κόστους εργασίας. Υπάρχουν και άλλες περιπτώσεις όπου η κατασκευή που θα γίνει πέρα από τα απλά θέματα οικονομίας που επηρεάζουν τις αποφάσεις σχεδιασμού όπως είπαμε θα πρέπει να εξυπηρετεί και συγκεκριμένες ανάγκες διατηρώντας ένα αυστηρό πλαίσιο ανέγερσης και σχεδιασμού. Τα σύγχρονα υλικά όπως το προεντεταμένο σκυρόδεμα, η μεταβαλλόμενη τιμή του χάλυβα, οι σύγχρονοι μέθοδοι κατασκευής, όπως η αυτοματοποιημένη συγκόλληση αλλά και η μειωμένη αμοιβή των εργαζόμενων έχουν επηρεάσει σημαντικά το σχεδιασμό των σύγχρονων γεφυρών [24].



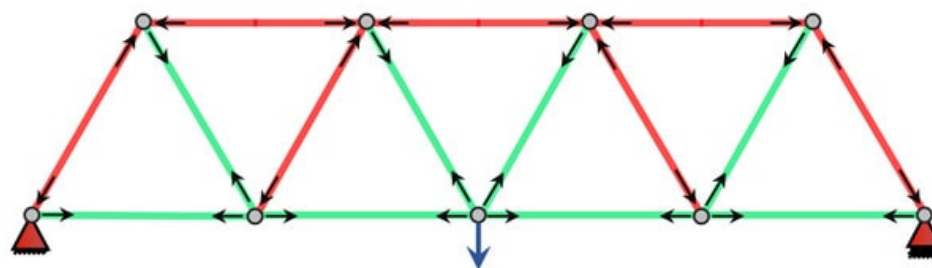
Σχήμα 2.2: Τα μέλη μια γέφυρας δικτυώματος [1]

## 2.4 Τύποι Γεφυρών Δικτυωμάτων

Υπάρχουν πολλοί διαφορετικοί τύποι δικτυωμάτων που έχουν εμφανιστεί στην πάροδο του χρόνου έχοντας διαφορετικές περιπτώσεις χρήσης. Μερικά από τα πιο συνηθισμένα είναι τα Pratt, Howe, Warren και Vierendal. Το σχέδιο δικτυωμάτων διαφέρει ανάλογα με την διάταξη εσωτερικών κάθετων και διαγώνιων ραβδών. Τα άνω και κάτω οριζόντια στοιχεία αναφέρονται συχνά ως χορδές δικτυωμάτων ή βραχίονες. Παρακάτω μπορούμε να δούμε μια σειρά διαφορετικών τύπων δικτυωμάτων.

### 2.4.1 Warren Truss

Το δικτύωμα Warren απαλλάσσεται πλήρως από τα εσωτερικά κάθετα μέλη και σχηματίζεται από μια σειρά ισόπλευρων τριγώνων. Με την εξάλειψη των κάθετων μελών, το στήριγμα του Warren είναι σχετικά οικονομικό όσον αφορά την υλική χρήση. Τα εσωτερικά διαγώνια μέλη αντιστέκονται εναλλακτικά στις δυνάμεις έντασης και συμπίεσης. Ο Τζέιμς Γουόρεν πρότεινε το δικτύωμα του Γουόρεν το 1848 [23].

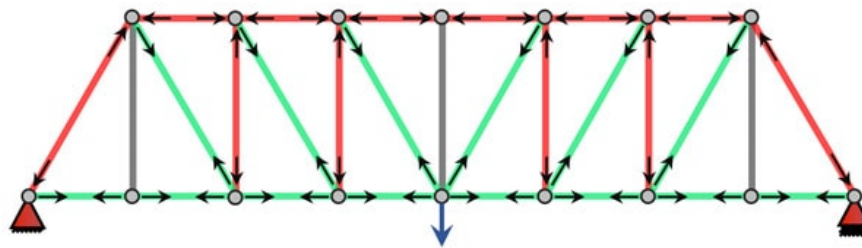


Warren Truss: green members in tension, red members in compression, grey are zero force members

Σχήμα 2.3: Γέφυρα Warren Truss [2]

### 2.4.2 Pratt Truss

Το δικτύωμα Pratt (που προτάθηκε για πρώτη φορά από τον Thomas Pratt το 1844) είναι μια από τις πιο κοινές μορφές δικτυωμάτων και αποτελείται από κάθετα και διαγώνια μέλη που σχηματίζουν σχήμα ή σχέδιο «N». Τα διαγώνια μέλη είναι διατεταγμένα έτσι ώστε να αναπτύσσουν μόνο εφελκυστικές δυνάμεις. Ως τέτοιες, μπορούν να σχεδιαστούν ώστε να αντιστέκονται μόνο στην αξονική τάση, αποφεύγοντας την ανάγκη για ανάλυση λυγισμού συμπίεσης. Τα κάθετα μέλη σε ένα δικτύωμα Pratt αναπτύσσουν δυνάμεις συμπίεσης. Αυτό σημαίνει ότι θα είναι συνήθως πιο ανθεκτικά και ικανά να αντιστέκονται σε λυγίσεις. Η απλότητα του δικτυώματος Pratt προσφέρεται για την ευκολία στις τεχνικές ανάλυσης [23].

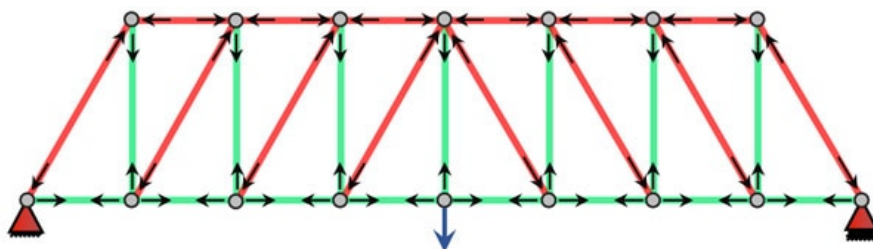


Pratt Truss: green members in tension, red members in compression, grey are zero force members

Σχήμα 2.4: Γέφυρα Pratt Truss [2]

### 2.4.3 Howe Truss

Το δικτύωμα Howe προηγείται του ζευκτόν Pratt κατά 4 χρόνια και προτάθηκε από τον William Howe το 1840. Είναι ουσιαστικά το αντίστροφο του ζευκτόν Pratt (ανάποδα ζευκτόν Pratt). Ως αποτέλεσμα, σε απόκριση της κατακόρυφης ή βαρύτητας φόρτωσης, τα κάθετα μέλη τυπικά πηγαίνουν σε ένταση με τα διαγώνια μέλη να συμπιέζονται. Αυτό είναι λιγότερο επωφελές από τη διαμόρφωση Pratt, καθώς τα μακρύτερα διαγώνια μέλη πρέπει τώρα να αντιστέκονται σε συμπίεση. [23].

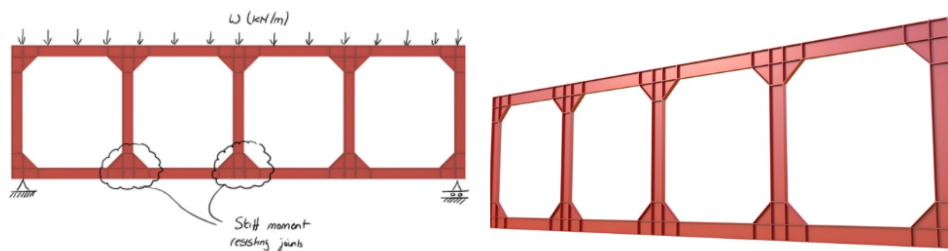


Howe Truss: green members in tension, red members in compression, grey are zero force members

Σχήμα 2.5: Γέφυρα Howe Truss [2]

#### 2.4.4 Vierendeel Truss

Υπάρχουν πολλές παραλλαγές στους κοινούς τύπους δικτυώματος που συζητήθηκαν παραπάνω. Ωστόσο, ένα ιδιαίτερο δικτύωμα που αξίζει να αναφερθεί ότι διαφέρει σημαντικά είναι το δικτύωμα Vierendeel. Αυτός ο τύπος δικτυώματος είναι ριζικά διαφορετικός στον τρόπο με τον οποίο μεταδίδει δυνάμεις. Ένα κοινό χαρακτηριστικό όλων των αρθρωτών δικτυωμάτων είναι ότι αποτελούνται από τριγωνικά σχήματα. Αυτό υπαγορεύεται από τους συνδέσμους των βάσεων τους που δεν παρέχουν αντίσταση στην περιστροφή. Ωστόσο, ένα δικτύωμα Vierendeel έχει ορθογώνια ή τετράγωνα «ανοίγματα». Αυτό γίνεται εφικτό από το γεγονός ότι όλα τα μέλη ενώνονται άκαμπτα. Ως αποτέλεσμα, τα μέλη που απαρτίζουν ένα κορμό Vierendeel αναπτύσσουν τόσο αξονικές δυνάμεις όσο και ροπές κάμψης. Οι δοκοί Vierendeel θα είναι συνήθως πολύ πιο σημαντικές δομές λόγω της ανάγκης τους να αντέχουν αξονικές και κανονικές τάσεις λόγω κάμψης. Το πλεονέκτημα που προσφέρει το στήριγμα Vierendeel είναι η αυξημένη ακαμψία του (συνοδευόμενη από υψηλότερο κόστος υλικού) και το γεγονός ότι τα κενά είναι ορθογώνια. Αυτό το δεύτερο χαρακτηριστικό καθιστά συχνά αυτόν τον τύπο δικτυώματος έναν κατάλληλο υποψήφιο σε δομές κτιρίων, όπου ένα τριγωνικό δοκό θα μπορούσε να οδηγήσει σε εμπόδια παραθύρων και πορτών [23].

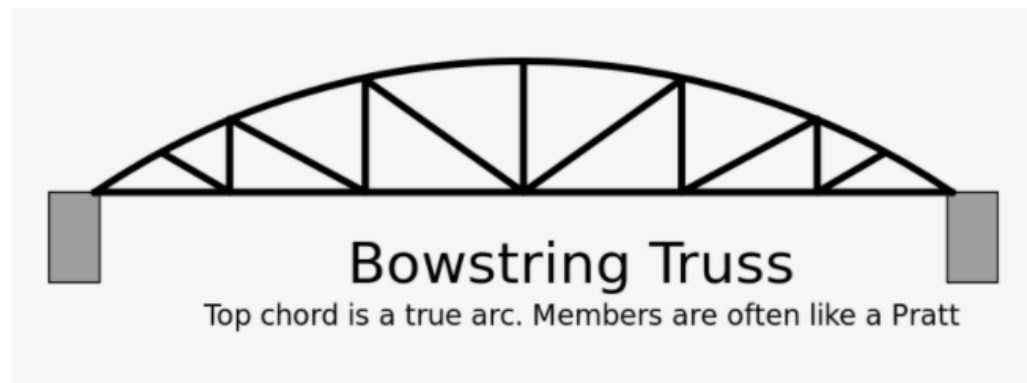


Σχήμα 2.6: Γέφυρα Vierendeel Truss [2]

#### 2.4.5 Bowstring Truss

Ένα bowstring truss είναι μια δομική συσκευή που χρησιμοποιείται συνήθως στη δημιουργία γεφυρών και, λιγότερο συχνά, στη βιομηχανική αρχιτεκτονική. Χρησιμοποιείται για να εκτείνεται σε μεγάλους χώρους χωρίς στήλες, αποτελείται από μια τοξωτή δέσμη (το τόξο) που ενώνονται σε κάθε άκρο με μια ευθεία δέσμη (το κορδόني), με διαγώνιες δοκούς στήριξης που ενώνουν τα δύο [23].

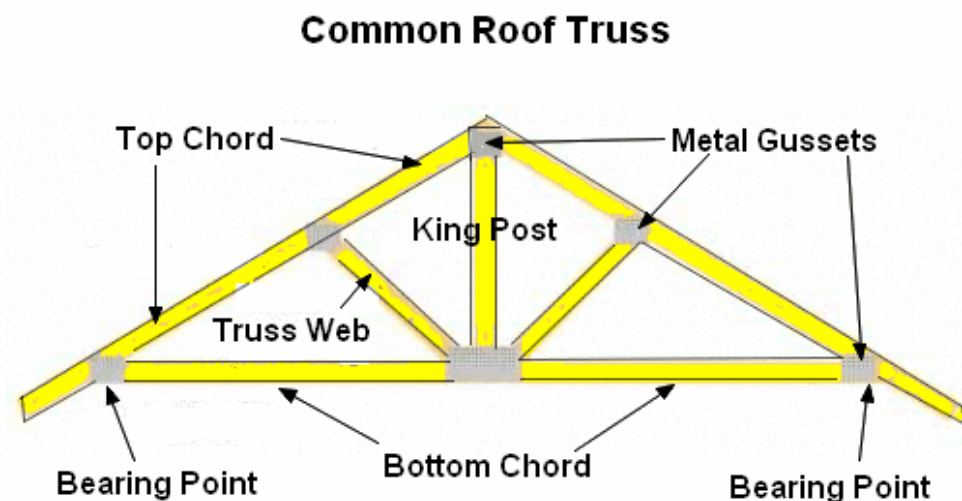




Σχήμα 2.7: Γέφυρα Bowstring Truss [2]

#### 2.4.6 King Post Truss

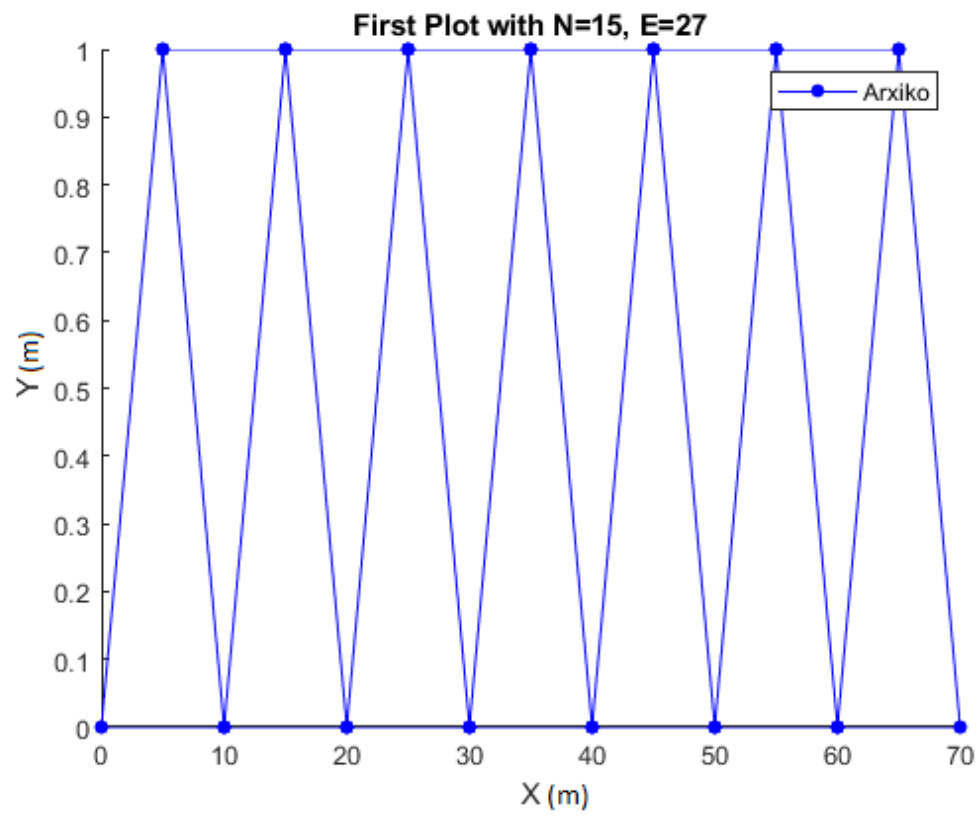
Το king post δικτύωμα χρησιμοποιείται για απλές δοκούς στεγών και γέφυρες μικρής διάρκειας. Είναι η απλούστερη μορφή δικτυώματος για το ότι είναι κατασκευασμένη από τα λιγότερα μέλη δικτυώματος (μεμονωμένα μήκη ξύλου ή μετάλλου). Το δικτύωμα αποτελείται από δύο διαγώνια μέλη που συναντιούνται στην κορυφή του δικτυώματος, μία οριζόντια δέσμη που χρησιμεύει για να συνδέσει το κάτω άκρο των διαγώνιων μαζί, και τη βασιλική θέση που συνδέει την κορυφή με την οριζόντια δέσμη παρακάτω [23].



Σχήμα 2.8: Γέφυρα King Post Truss [2]

#### 2.4.7 Σχήμα της συγκεκριμένης Εργασίας

Το σχήμα πάνω στο οποίο δουλέψαμε για την συγκεκριμένη εργασία είναι ένα απλό δικτύωμα με δεκαπέντε κόμβους και είκοσι επτά Ράβδους. Περαιτέρω ανάλυση θα γίνει στις παρακάτω ενότητες πάνω στην οποία θα αναλύσουμε τις μεταβλητές που χρησιμοποιήσαμε.



Σχήμα 2.9: Γέφυρα Εργασίας [2]

# Κεφάλαιο 3

## Δομική Ανάλυση

### 3.1 Γενικά

Η δομική ανάλυση είναι ο προσδιορισμός των επιπτώσεων των φορτίων στις φυσικές δομές και τα συστατικά τους. Οι δομές που υπόκεινται σε αυτόν τον τύπο ανάλυσης είναι συνήθως κτίρια, γέφυρες, αεροσκάφη, πλοία στα οποία ασκούνται μεταβαλλόμενα φορτία. Η δομική ανάλυση χρησιμοποιεί τους τομείς της εφαρμοσμένης μηχανικής, της επιστήμης των υλικών και των εφαρμοσμένων μαθηματικών για την έρευνα των παραμορφώσεων μιας δομής, των εσωτερικών δυνάμεων της, των τάσεων που ασκούνται πάνω της, των αντιδράσεων υποστήριξης, και της σταθερότητας. Τα αποτελέσματα της ανάλυσης χρησιμοποιούνται συνήθως για την επαλήθευση της καταλληλότητας μιας δομής για χρήση. Η δομική ανάλυση είναι επομένως ένα απαραίτητο μέρος του μηχανικού σχεδιασμού σχεδόν κάθε κατασκευής [25].

### 3.2 Ταξινόμηση κατασκευών

Η πιο σημαντική απόφαση που λαμβάνει ένας μηχανικός για την ανέγερση ενός έργου μηχανικής είναι η επιλογή του τύπου της δομής που θα χρησιμοποιηθεί για την υποστήριξη ή τη μετάδοση φορτίων. Οι δομές που χρησιμοποιούνται συνήθως μπορούν να ταξινομηθούν σε πέντε βασικές κατηγορίες, ανάλογα με τον τύπο των τάσεων που μπορεί να αναπτυχθούν στα μέλη τους. Ωστόσο, πρέπει να συνειδητοποιήσουμε ότι οποιοδήποτε δύο ή περισσότεροι από τους βασικούς δομικούς τύπους που περιγράφουμε παρακάτω μπορούν να συνδυαστούν σε μία μόνο κατασκευή, όπως ένα κτίριο ή μια γέφυρα, για να ικανοποιήσουν τις λειτουργικές απαιτήσεις της δομής.

- **Tension Structures:** Τα μέλη των δομών τάσης υπόκεινται σε τάση υπό τη δράση εξωτερικών φορτίων. Συνήθως χρησιμοποιούνται για τη στήριξη γεφυρών και οροφών μεγάλου μήκους.
- **Compression Structures:** Οι δομές συμπίεσης αναπτύσσουν κυρίως συμπίεστικές τάσεις υπό τη δράση εξωτερικών φορτίων. Δύο κοινά παραδείγματα τέτοιων κατασκευών είναι οι στίλες και οι καμάρες.



- Δικτυώματα: Οι δοκοί αποτελούνται από ράβδους που συνδέονται στα άκρα σε κόμβους για να σχηματίσουν μια σταθερή κατασκευή. Τα δικτυώματα, λόγω του μικρού βάρους και της υψηλής αντοχής τους, είναι από τους πιο συχνά χρησιμοποιούμενους τύπους κατασκευών.
- Shear Structures: Οι δομές διάτμησης, όπως τα τοιχώματα διάτμησης οπλισμένου σκυροδέματος, χρησιμοποιούνται σε πολυώροφα κτίρια για τη μείωση των πλευρικών κινήσεων λόγω φορτίων ανέμου και σεισμικών δυνάμεων.
- Bending Structures: Οι δομές κάμψης αναπτύσσουν κυρίως τάσεις κάμψης υπό τη δράση εξωτερικών φορτίων. Είναι μερικές από τις πιο συχνά χρησιμοποιούμενες κατασκευές, όπως δοκοί, άκαμπτα πλαίσια και πλάκες [25].

### 3.3 Φορτία

Τα δομικά φορτία ή αλλιώς ενέργειες είναι δυνάμεις, παραμορφώσεις ή επιταχύνσεις που εφαρμόζονται σε ένα κτήριο ή τα δομικά στοιχεία του. Τα φορτία μπορούν να προκαλέσουν τάσεις, παραμορφώσεις και μετατοπίσεις στις κατασκευές. Μόλις εγκριθεί μια κατασκευή ένα από τα πρώτα πράγματα που πρέπει να γίνει είναι να προσδιοριστούν τα φορτία που μπορεί να υποστηρίξει η κατασκευή. Για αυτό τον λόγο το κτήριο πρέπει να ελέγχεται πολύ προσεκτικά με την μέθοδο της δομικής ανάλυσης προκειμένου να μην μπορέσει να προκληθεί καμία δομική βλάβη από υπερβολικό φορτίο ή υπερφόρτωση. Οι μηχανικοί ενημερώνονται συνεχώς για τα δομικά φορτία από δημοσιευμένους κανονισμούς, διάφορες συμβάσεις ή προδιαγραφές κτηρίων προκειμένου να μπορούν να διατηρούν τα υψηλότερα πρότυπα για την διατήρηση της ασφάλειας ενός κτηρίου. Οι μηχανικές κατασκευές, όπως αεροσκάφη, δορυφόροι, πύραυλοι, διαστημικοί σταθμοί, πλοία και υποβρύχια, έχουν τα δικά τους ξεχωριστά δομικά φορτία και υπόκεινται σε ξεχωριστούς κανόνες [26], [27].

Υπάρχουν δύο τύποι φορτίων που μπορεί να συναντήσουμε κατά την διάρκεια σχεδιασμού ενός κτιρίου ή μια άλλης κατασκευής. Ο πρώτος τύπος φορτίου είναι τα νεκρά φορτία που αποτελούνται από τα βάρη των διαφόρων δομικών μελών και τα βάρη οποιονδήποτε αντικειμένων που είναι μόνιμα προσαρτημένα στη δομή. Για παράδειγμα, στήλες, δοκοί, πλάκες δαπέδου, στέγες, τοίχοι, παράθυρα, υδραυλικά, ηλεκτρικά φωτιστικά και άλλα διάφορα εξαρτήματα. Ο δεύτερος τύπος φορτίων είναι τα ζωντανά φορτία που ποικίλλουν στο μέγεθος και την τοποθεσία τους. Υπάρχουν πολλοί διαφορετικοί τύποι ζωντανών φορτίων όπως φορτία κτιρίων, φορτία αυτοκινητόδρομων, φορτία σιδηροδρόμων, φορτία κρούσης, φορτία ανέμου, φορτία χιονιού, σεισμικά φορτία και άλλα φυσικά φορτία [28].

### 3.4 Αναλυτικές μέθοδοι

Για να πραγματοποιηθεί μια ακριβή ανάλυση, ένας μηχανικός πρέπει να καθορίσει πρώτα πληροφορίες όπως δομικά φορτία, γεωμετρία και συνθήκες στήριξης ενός έργου. Η προηγμένη δομική ανάλυση μπορεί να εξετάσει τη δυναμική

απόκριση, τη σταθερότητα και τη μη γραμμική συμπεριφορά. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν συνήθως από μια δομική ανάλυση περιλαμβάνουν αντιδράσεις υποστήριξης, στρες και μετατοπίσεις του έργου που επεξεργάστηκε. Υπάρχουν τρεις προσεγγίσεις για την ανάλυση:

- Η προσέγγιση της μηχανικής των υλικών (επίσης γνωστή ως αντοχή των υλικών): Η προσέγγιση της μηχανικής των υλικών αποτελεί τον κλάδο της εφαρμοσμένης μηχανικής που ερευνά την αντοχή των στερεών υπό ένταση, την κατανομή των τάσεων στα στερεά, τις παραμορφώσεις καθώς και τις σχέσεις τάσεων - παραμορφώσεων.
- Η προσέγγιση της θεωρίας ελαστικότητας (η οποία είναι στην πραγματικότητα μια ειδική περίπτωση του γενικότερου πεδίου της συνεχούς μηχανικής): Η προσέγγιση της θεωρίας ελαστικότητας αποτελεί τον κλάδο της μηχανικής και των μαθηματικών που στοχεύει στη μοντελοποίηση της συμπεριφοράς στερεού σώματος, στο οποίο ασκούνται εξωτερικές δράσεις (ροπών και δυνάμεων, μετατοπίσεων, θερμοκρασιακών διαφορών) όταν αυτό θεωρηθεί ως συνεχές, ομογενές, ισότροπο και ελαστικό.
- Η προσέγγιση των πεπερασμένων στοιχείων: Η προσέγγιση πεπερασμένων στοιχείων είναι στην πραγματικότητα μια αριθμητική μέθοδος για την επίλυση διαφορικών εξισώσεων που δημιουργούνται από θεωρίες της μηχανικής όπως η θεωρία ελαστικότητας και η αντοχή των υλικών. Ωστόσο, η μέθοδος πεπερασμένων στοιχείων εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την ισχύ επεξεργασίας των υπολογιστών και εφαρμόζεται συνήθως σε δομές αυθαίρετου μεγέθους και πολυπλοκότητας.

Οι δύο πρώτες μέθοδοι εφαρμόζονται ως επί το πλείστον σε απλά γραμμικά ελαστικά μοντέλα, οδηγούν σε λύσεις κλειστής μορφής και μπορούν συχνά να λυθούν με το χέρι. Οι λύσεις αυτών αν και αρκετά ακριβείς εφιστούν την ύψιστη προσοχή του μηχανικού για την αποφυγή οποιουδήποτε λάθους [25].

## Κεφάλαιο 4

# Μέθοδος Πεπερασμένων Στοιχείων

### 4.1 Γενικές Πληροφορίες

Είναι κοινή πρακτική να χρησιμοποιούνται κατά προσέγγιση λύσεις διαφορικών εξισώσεων ως βάση για τη δομική ανάλυση. Αυτό γίνεται συνήθως χρησιμοποιώντας τεχνικές αριθμητικής προσέγγισης. Η πιο συχνά χρησιμοποιούμενη αριθμητική προσέγγιση στη δομική ανάλυση είναι η μέθοδος Πεπερασμένου Στοιχείου.

Η μέθοδος πεπερασμένων στοιχείων προσεγγίζει μια δομή ως σύνολο στοιχείων ή συστατικών με διάφορες μορφές σύνδεσης μεταξύ τους και κάθε στοιχείο του οποίου έχει σχετική ακαμψία. Έτσι, ένα συνεχές σύστημα όπως μια πλάκα ή κέλυφος διαμορφώνεται ως διακριτό σύστημα με έναν πεπερασμένο αριθμό στοιχείων που διασυνδέονται σε πεπερασμένο αριθμό κόμβων και η συνολική ακαμψία είναι το αποτέλεσμα της προσθήκης της ακαμψίας των διαφόρων στοιχείων. Η συμπεριφορά των μεμονωμένων στοιχείων χαρακτηρίζεται από τη σχέση δυσκαμψίας (ή ευελιξίας) του στοιχείου. Η συναρμολόγηση των διαφόρων ακαμψιών σε έναν κύριο πίνακα ακαμψίας που αντιπροσωπεύει ολόκληρη τη δομή οδηγεί στη δυσκαμψία ή τη σχέση ευκαμψίας του συστήματος. Για να προσδιορίσουμε την ακαμψία (ή ευελιξία) ενός συγκεκριμένου στοιχείου, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε την προσέγγιση μηχανικών υλικών για απλά μονοδιάστατα στοιχεία ράβδων και την προσέγγιση ελαστικότητας για πιο περίπλοκα δισδιάστατα και τρισδιάστατα στοιχεία. Η αναλυτική και υπολογιστική ανάπτυξη πραγματοποιείται καλύτερα μέσω της άλγεβρας μήτρας, επιλύοντας μερικές διαφορικές εξισώσεις.

Πρώιμες εφαρμογές μεθόδων μήτρας εφαρμόστηκαν σε αρθρωτά πλαίσια με στοιχεία δοκών και σπινών. Μεταγενέστερες και πιο προηγμένες μέθοδοι μήτρας, που αναφέρονται ως "ανάλυση πεπερασμένων στοιχείων", μοντελοποιούν μια ολόκληρη δομή με ένα-, δύο- και τρισδιάστατα στοιχεία και μπορούν να χρησιμοποιηθούν για αρθρωτά συστήματα μαζί με συνεχή συστήματα όπως ένα δοχείο πίεσης, πλάκες, κελύφη και τρισδιάστατα στερεά. Το εμπορικό λογισμικό υπολογιστών για δομική ανάλυση συνήθως χρησιμοποιεί ανάλυση πεπερασμέ-

νων στοιχείων μήτρας, η οποία μπορεί να ταξινομηθεί περαιτέρω σε δύο κύριες προσεγγίσεις: τη μέθοδο μετατόπισης ή ακαμψίας και τη μέθοδο δύναμης ή ευελιξίας. Η μέθοδος ακαμψίας είναι η πιο δημοφιλής μακράν χάρη στην ευκολία εφαρμογής της καθώς και στη διαμόρφωση για προηγμένες εφαρμογές. Η τεχνολογία πεπερασμένων στοιχείων είναι πλέον αρκετά εξελιγμένη για να χειρίζεται σχεδόν οποιοδήποτε σύστημα αρκεί να υπάρχει επαρκής υπολογιστική ισχύς. Η εφαρμογή του περιλαμβάνει, αλλά δεν περιορίζεται σε, γραμμική και μη γραμμική ανάλυση, αλληλεπιδράσεις στερεών και ρευστών, υλικά που είναι ισοτροπικά, ορθοτροπικά ή ανισοτροπικά και εξωτερικά αποτελέσματα που είναι στατικοί, δυναμικοί και περιβαλλοντικοί παράγοντες. Αυτό, ωστόσο, δεν συνεπάγεται ότι η υπολογισμένη λύση θα είναι αυτόματα αξιόπιστη, διότι πολλά εξαρτώνται από το μοντέλο και την αξιοπιστία των δεδομένων [29], [30].

## 4.2 FEM-FEA(Ανάλυση Πεπερασμένων Στοιχείων)

Η ανάλυση πεπερασμένων στοιχείων (FEA) έχει γίνει συνηθισμένη τα τελευταία χρόνια και είναι πλέον η βάση βιομηχανίας πολλών δισεκατομμυρίων δολαρίων ετησίως. Αριθμητικές λύσεις που γίνονται ακόμη και για τις πιο περίπλοκες πιέσεις. Θα πρέπει να έχουμε υπόψη μας τα μειονεκτήματα των επιλύσεων προβλημάτων δομικής ανάλυσης με τον υπολογιστή καθώς δεν προσδιορίζουν απαραίτητα τις πιέσεις που ασκούνται στα υλικά τα οποία επηρεάζονται από σημαντικούς παράγοντες όπως οι ιδιότητες υλικών και τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά αλλά και να προσέξουμε τα σφάλματα στα δεδομένα εισόδου που μπορούν να παράγουν εξαιρετικά λανθασμένα αποτελέσματα που μπορεί να παραβλεφθούν από τον αναλυτή. Οι χρήστες της μεθόδου των πεπερασμένων στοιχείων θα πρέπει να προσέχουν και να έχουν την δικιά τους άποψη σχετικά με την προσομοίωση με τον υπολογιστή κάνοντας όσο των δυνατών περισσότερη πειραματική ανάλυση για αποφυγή λαθών.

Παρατηρείται ότι πολλοί χρήστες επιλέγουν να μην αναπτύξουν κάποιο δικό τους προγράμμα καθώς το θεωρούν πολύ περίπλοκο και μη αποτελεσματικό. Υπάρχει ένας μεγάλος αριθμός προ γραμμένων κωδικών που είναι διαθέσιμοι, αντιπροσωπεύοντας ένα ευρύ φάσμα τιμών όντας συμβατοί με μηχανήματα από μικροϋπολογιστές έως και υπερυπολογιστές. Τα περισσότερα λογισμικά πεπερασμένων στοιχείων είναι γραμμένα στη Fortran, αλλά μερικοί νεότεροι κωδικοί όπως felt είναι σε C ή άλλες πιο σύγχρονες γλώσσες προγραμματισμού. Στην πράξη, η ανάλυση πεπερασμένων στοιχείων αποτελείται συνήθως από τρία βασικά βήματα:

1. Προεπεξεργασία: Ο χρήστης κατασκευάζει ένα μοντέλο για να αναλύσει ένα τμήμα του, στο οποίο η γεωμετρία χωρίζεται σε έναν αριθμό διακριτών υποπεριοχών, ή «στοιχεία», συνδεδεμένα σε διακριτά σημεία που ονομάζονται "κόμβοι". Ορισμένοι από αυτούς τους κόμβους θα έχουν σταθερές μετατοπίσεις και άλλοι θα έχουν καθορισμένα φορτία. Αυτά τα μοντέλα μπορεί να είναι εξαιρετικά χρονοβόρα για να ετοιμαστούν, και οι εμπορικοί κώδικες που είναι διαθέσιμοι ανταγωνίζονται ο ένας τον άλλο για να έχουν τον πιο φιλικό προς τον χρήστη γραφικό «προεπεξεργαστή» για να βοηθήσουν σε αυτήν την κουραστική δουλειά. Μερικοί από αυτούς

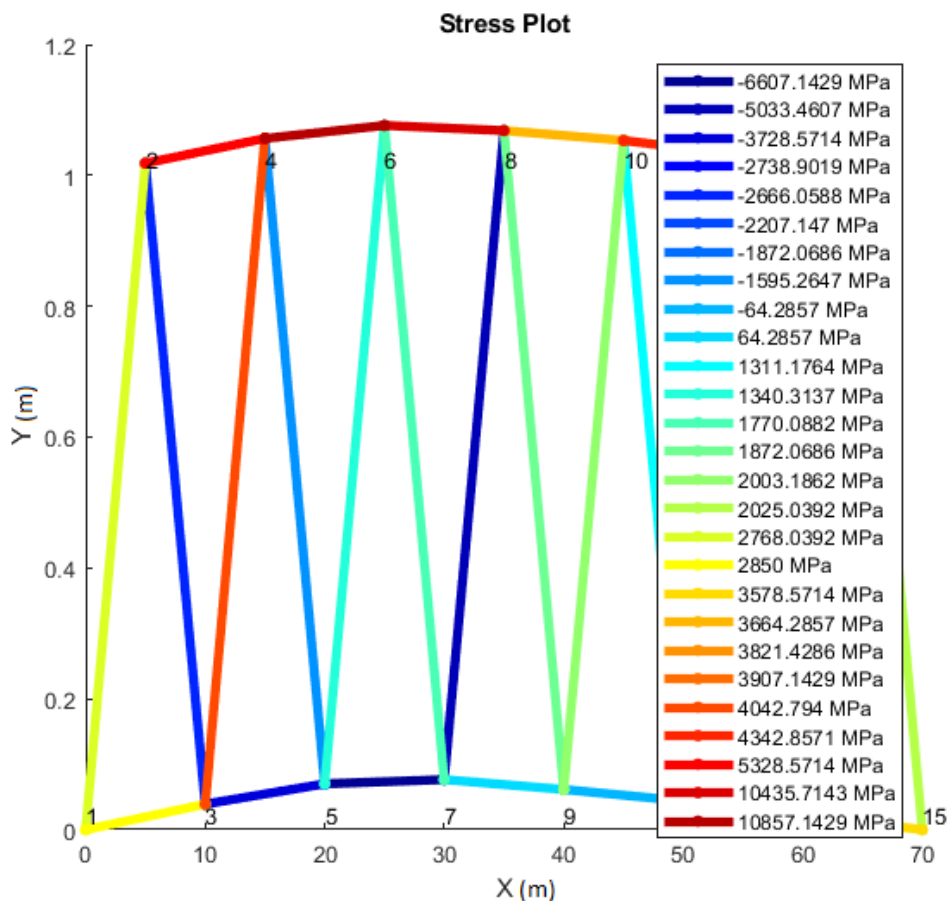
τους προεπεξεργαστές μπορούν να επικαλύψουν ένα πλέγμα σε ένα προ-υπάρχον αρχείο CAD, έτσι ώστε η ανάλυση πεπερασμένων στοιχείων να μπορεί να γίνει εύκολα ως μέρος της ηλεκτρονικής διαδικασίας σύνταξης και σχεδιασμού.

2. Ανάλυση: Το σύνολο δεδομένων που προετοιμάστηκε από τον προεπεξεργαστή χρησιμοποιείται ως είσοδος στον κώδικα που αναπτύχθηκε για την ανάλυση με χρήση πεπερασμένων στοιχείων, ο οποίος δημιουργεί και επιλύει ένα σύστημα γραμμικών ή μη γραμμικών αλγεβρικών εξισώσεων

$$K_{ij}u_j = f_i \quad (4.1)$$

όπου  $u$  και  $f$  είναι οι μετατοπίσεις και οι δυνάμεις που ασκούνται εξωτερικά στους κόμβους. Ο σχηματισμός του  $K$  εξαρτάται από τον τύπο του προβλήματος, σε αυτή την εργασία προσεγγίζουμε την ανάλυση δικτυωμάτων και γραμμικών ελαστικών τάσεων. Ένα από τα κύρια πλεονεκτήματα της FEA είναι ότι πολλοί τύποι προβλημάτων μπορούν να αντιμετωπιστούν χρησιμοποιώντας τον ίδιο κώδικα, απλώς καθορίζοντας τους κατάλληλους τύπους στοιχείων από την βιβλιοθήκη. Όπως προαναφέραμε οι εμπορικοί κώδικες που χρησιμοποιούνται μπορεί να έχουν πολύ μεγάλες βιβλιοθήκες στοιχείων, με στοιχεία κατάλληλα για ένα ευρύ φάσμα τύπων προβλημάτων.

3. Μεταεπεξεργασία: Όταν άρχισε να χρησιμοποιείται η μέθοδος της ανάλυσης πεπερασμένων στοιχείων, ο χρήστης διεκπεραίωνε δέσμες αριθμών που δημιουργούνταν από τον κώδικα, απαριθμώντας μετατοπίσεις και πιέσεις σε διακριτές θέσεις στο μοντέλο. Είναι εύκολο να χάσετε σημαντικές τάσεις και σημεία κλειδιά με αυτόν τον τρόπο. Οι σύγχρονοι κώδικες που χρησιμοποιούνται διαθέτουν γραφικές αναπαραστάσεις για να βοηθήσουν στην οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων και να διευκολύνουν τον χρήστη να αποφύγει λάθη ή να χάσει κάποια σημαντικά στοιχεία. Ένα τυπικό παράδειγμα είναι ότι στην οθόνη επικαλύπτονται χρωματιστά περιγράμματα που αντιπροσωπεύουν επίπεδα στρες στο μοντέλο [31].



Σχήμα 4.1: Διάγραμμα με χρωματιστά περιγράμματα που αντιπροσωπεύουν επίπεδα στρες στο μοντέλο

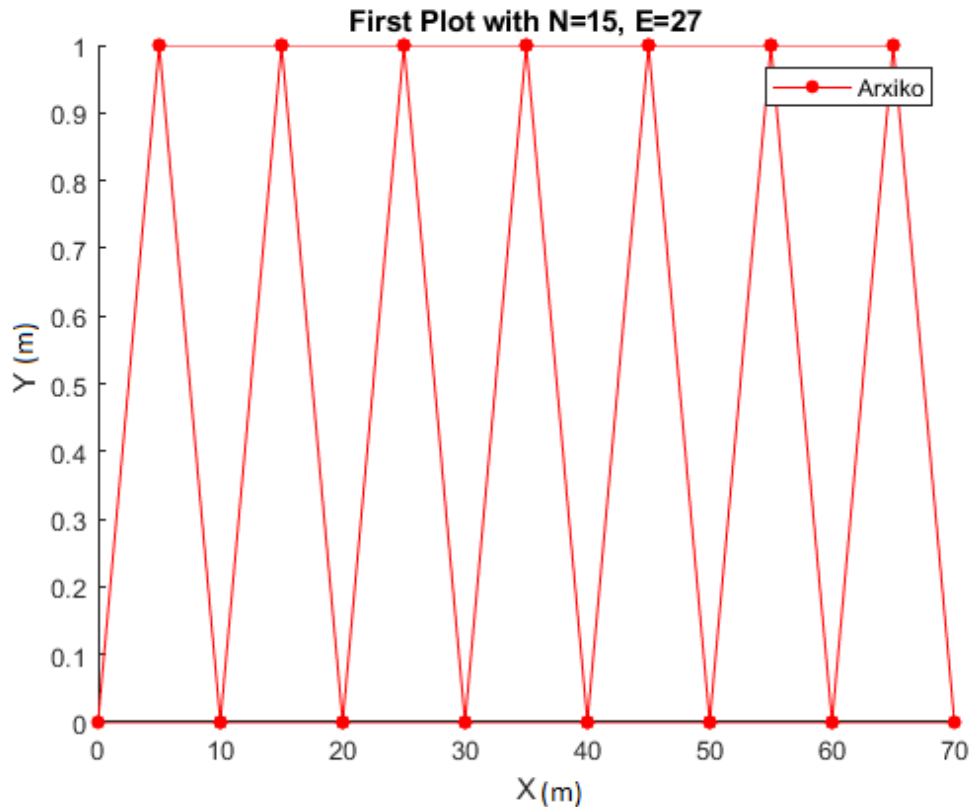
## 4.3 Ανάλυση του Δικτυώματος

### 4.3.1 Εύρεση μετατόπισης

Αρχικά ξεκινώντας το πρόγραμμα μας ορίζαμε το  $E = 1e^9 Pa$  που είναι το young modulus δηλαδή ο συντελεστής Young ή ο συντελεστής ελαστικότητας στην ένταση που είναι μια μηχανική ιδιότητα που μετρά την αντοχή εφελκυσμού ενός στερεού υλικού. Συνδέει τη σχέση μεταξύ της εφελκυστικής τάσης sigma (force per unit area) και της αξονικής καταπόνησης varepsilon (αναλογική παραμόρφωση) στη γραμμική ελαστική περιοχή ενός υλικού. Στην συνέχεια ορίζαμε την πυκνότητα του υλικού μας και προκειμένου να ασχοληθούμε με συγκεκριμένο υλικό όπως το μέταλλο δίναμε την τιμή  $1400 Kg/m^3$  καθώς και διατηρήσουμε και πάντα σταθερή την περιοχή του κάθε στοιχείου στο  $A = 0.1 m^2$ .

$$E = \frac{\sigma}{\epsilon} \quad (4.2)$$

Κρατώντας αυτές τις τιμές σταθερές στην συνέχεια πηγαίναμε στο να διαμορφώσουμε το δικτύωμα μας . Αρχικά έπρεπε να βάλουμε τους κόμβους στην σωστή θέση και να σχεδιάσουμε τον τρόπο σύνδεσης του κάθε κόμβου με τον άλλο ώστε να δημιουργηθεί το δικτύωμα . Καταλήγοντας να έχουμε το δικτύωμα πάνω στο οποίο θα δουλεύαμε και θα γινόταν όλη η ανάλυση .



Σχήμα 4.2: Αρχικό Σχήμα πάνω στο οποίο γίνεται η ανάλυση  $y(m)$ ,  $x(m)$

Αφού είχαμε κατασκευάσει και συνδέσει σωστά όλους τους κόμβους, ασκούσαμε σε κάθε κόμβο ξεχωριστά μια δύναμη προκειμένου να δούμε πως θα ανταποκριθεί το δικτύωμα και να βρούμε την μετατόπιση του. Οι δυνάμεις που ασκήσαμε είχαν εύρος από το  $-100N$  έως το  $100N$  διαχωρίζοντας αυτές σε 5 κατηγορίες προκειμένου να φτιάξουμε την βάση δεδομένων μας με τα στοιχεία εισόδου. Επιπλέον για την στήριξη του δικτυώματος βάσαμε μια βάση στον πρώτο και τελευταίο κόμβο οι οποίοι δεν κουνιόνταν και ήταν σταθεροί χωρίς να υφίστανται κάποια μετακίνηση στον άξονα  $x$  και  $y$ . Για τον υπολογισμό της μετατόπισης καθώς και των δυνάμεων που ασκούνται σε κάθε ράβδο αρχικά έπρεπε να υπολογίσουμε το μέγεθος της κατασκευής καθώς και το global stiffness. Το μέγεθος της κατασκευής το βρήκαμε με τον τύπο

$$\mathbf{L} = \begin{bmatrix} l & m & 0 & 0 \\ 0 & 0 & l & m \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

Όπου  $l$  και  $m$

$$l = \frac{x_2 - x_1}{L_e} \quad (4.4)$$

$$m = \frac{y_2 - y_1}{L_e} \quad (4.5)$$

με το  $L_e$  να είναι :

$$L_e = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad (4.6)$$

Για global stiffness έπρεπε να ασχοληθούμε με τον τύπο

$$\mathbf{K}' = \frac{EA}{L_e} \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

Όπου  $E$  είναι το young modulus,  $A$  είναι η περιοχή των στοιχείων,  $L$  το μέγεθος της κατασκευής. Υπολογίζοντας το global stiffness μπορούμε να βρούμε την μετατόπιση των κόμβων με τον τύπο :

$$\{F\} = [K]\{X\} \quad (4.8)$$

Όπου  $X$  η μετατόπιση οπότε  $X = K/F$  και αφαιρώντας τις βάσεις μπορούμε να υπολογίσουμε την μετατόπιση του δικτυώματος. Οι τιμές που προκύπτουν από αυτόν τον υπολογισμό θα είναι μέρος της βάσης δεδομένων μας ως τα στοιχεία εξόδου-target.

### 4.3.2 Εύρεση τάσεων που ασκούνται στις ράβδους

Αφού βρούμε την μετατόπιση των κόμβων και έχουμε βρει και το global stiffness μπορούμε να υπολογίσουμε και την δύναμη που ασκείται σε κάθε ράβδο για να δούμε αν είναι εφελκυστικές ή συμπιεστικές. Αυτό γίνεται με την χρήση του παρακάτω τύπου:

$$\sigma = \frac{E}{L_e} \begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{L}\mathbf{u} = \frac{E}{L_e} \begin{bmatrix} -l & -m & l & m \end{bmatrix} \mathbf{u} \quad (4.9)$$



# Κεφάλαιο 5

## Νευρωνικά Δίκτυα

### 5.1 Γενικά

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι ένα σύνολο αλγορίθμων, μοντελοποιημένα σύμφωνα με τον ανθρώπινο εγκέφαλο, που έχουν σχεδιαστεί για να αναγνωρίζουν μοτίβα. Ερμηνεύουν τα αισθητήρια δεδομένα μέσω ενός είδους αντίληψης μηχανής, επισημάνσης ή ομαδοποίησης ακατέργαστων δεδομένων. Τα μοτίβα που αναγνωρίζουν είναι αριθμητικά, περιέχονται σε διανύσματα, στα οποία πρέπει να μεταφραστούν όλα τα δεδομένα του πραγματικού κόσμου, είτε πρόκειται για εικόνες, ήχο, κείμενο ή χρονοσειρές.

Τα νευρωνικά δίκτυα μας βοηθούν να συγκεντρώσουμε και να ταξινομήσουμε. Θεωρούνται ως επίπεδο συμπλέγματος και ταξινόμησης πάνω από τα δεδομένα που αποθηκεύετε και διαχειρίζεστε. Συμβάλλουν στην ομαδοποίηση δεδομένων χωρίς ετικέτα σύμφωνα με ομοιότητες μεταξύ των εισόδων παραδείγματος και ταξινομούν τα δεδομένα όταν έχουν ένα σύνολο δεδομένων με ετικέτα για να εκπαιδευτούν. (Τα νευρικά δίκτυα μπορούν επίσης να εξαγάγουν λειτουργίες που τροφοδοτούνται σε άλλους αλγόριθμους για ομαδοποίηση και ταξινόμηση. Έτσι μπορείτε να σκεφτείτε τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα ως συστατικά των μεγαλύτερων εφαρμογών μηχανικής μάθησης που περιλαμβάνουν αλγόριθμους για την ενίσχυση της μάθησης, την ταξινόμηση και την παλινδρόμηση [32].

### 5.2 Τεχνητή Νοημοσύνη

Η τεχνητή νοημοσύνη έχει ως αντικείμενο τον σχεδιασμό και την υλοποίηση υπολογιστικών συστημάτων που αντιγράφουν στοιχεία της ανθρώπινης συμπεριφοράς τα οποία εμπεριέχουν έστω και στοιχειώδη ευφυΐα: μάθηση, προσαρμοστικότητα, εξαγωγή συμπερασμάτων, κατανόηση από συμφραζόμενα, επίλυση προβλημάτων κλπ. Στην σημερινή εποχή θεωρείται ένα από τα πλέον «μαθηματικοποιημένα» και εξελισσόμενα πεδία της πληροφορικής. Οι δύο κατηγορίες στις οποίες μπορούμε να διακρίνουμε την τεχνητή νοημοσύνη είναι: η συμβατική, η οποία περιέχει μεθόδους μηχανικής μάθησης (machine learning), που περιγράφονται από αυστηρούς μαθηματικούς αλγόριθμους και στατιστικές μεθόδους ανάλυσης, και την υπολογιστική, που βασίζεται στη μάθηση μέσω επαναληπτι-

κών διαδικασιών. Η μάθηση στην υπολογιστική τεχνητή νοημοσύνη στηρίζεται σε εμπειρικά δεδομένα και σε μη-συμβολικές μεθόδους. Επομένως τα ANN είναι μια σημαντική κατηγορία της υπολογιστικής τεχνητής νοημοσύνης [33].

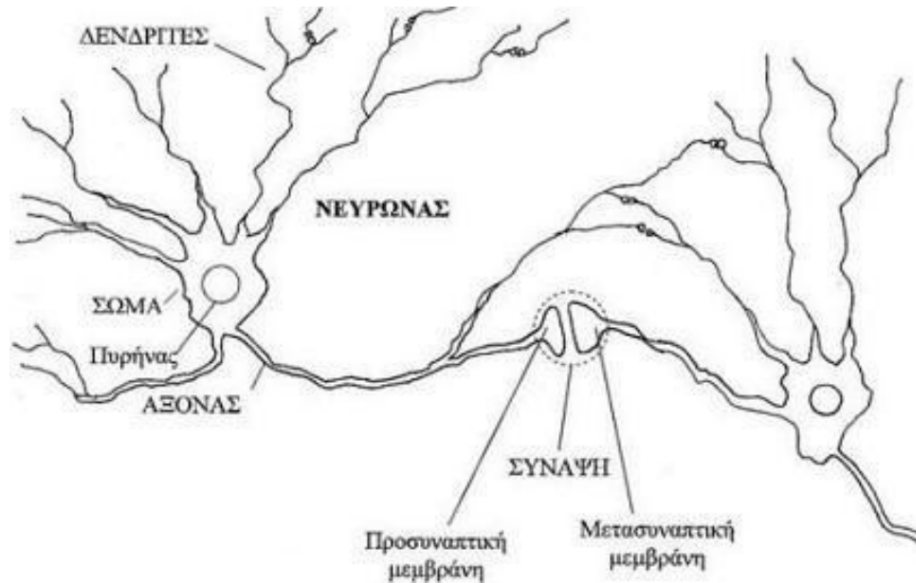
## 5.3 Εισαγωγή στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

### 5.3.1 Βιολογικά Νευρωνικά Δίκτυα

Ένα νευρωνικό δίκτυο είναι ένα δίκτυο από απλούς υπολογιστικούς κόμβους (νευρώνες) που συνδέονται μεταξύ τους. Το όνομά του προέρχεται από το βιολογικό δίκτυο νετρονίων. Οι νευρώνες που απαρτίζουν το νευρωνικό δίκτυο είναι ένας ειδικός τύπος κυττάρων και η βασική μονάδα του συστήματος επεξεργασίας πληροφοριών που αποτελεί το ανθρώπινο νευρικό σύστημα. Οι περισσότεροι οργανισμοί που έχουν την ικανότητα να προσαρμοστούν στο συνεχώς μεταβαλλόμενο περιβάλλον χρειάζονται μια μονάδα ελέγχου που έχει το ικανότητα μάθησης. Τα προηγμένα ζώα και οι άνθρωποι χρησιμοποιούν πολύπλοκα και εξαιρετικά εξειδικευμένα νευρικά δίκτυα για την εκτέλεση αυτής της εργασίας. Η μονάδα ελέγχου (ή ο εγκέφαλος) μπορεί να χωριστεί σε διαφορετικές ανατομικές και λειτουργικές υπομονάδες και κάθε υπομονάδα έχει συγκεκριμένες εργασίες, όπως η όραση, η ακοή, ο κινητήρας και ο αισθητήρας. Ο εγκέφαλος συνδέει τα νεύρα με αισθητήρες και συμμετέχοντες σε άλλα μέρη του σώματος. Ο εγκέφαλος αποτελείται από μεγάλο αριθμό νευρώνων, περίπου 10<sup>11</sup> κατά μέσο όρο. Αυτά μπορούν να θεωρηθούν ως βασικά συστατικά του κεντρικού νευρικού συστήματος (ΚΝΣ). Οι νευρώνες διασυνδέονται σε σημεία που ονομάζονται συνάψεις. Η πολυπλοκότητα του εγκεφάλου οφείλεται σε μεγάλο αριθμό απλών διασυνδεόμενων μονάδων που λειτουργούν παράλληλα, με έναν μόνο νευρώνα να μπορεί να λαμβάνει είσοδο από 10.000 άλλες μονάδες. Οι βιολογικοί νευρώνες έχουν την ικανότητα να ανταποκρίνονται σε διάφορα εξωτερικά ερεθίσματα, με αποτέλεσμα τη δημιουργία σύντομων παλμών. Αυτοί οι παλμοί είναι οι φορείς πληροφορίας που διαδίδονται στους νευρώνες [34].

Τα βασικά μέρη ενός νευρώνα είναι το κυρίως σώμα, ο άξονας και οι δενδρίτες.

- Σώμα (Soma): Είναι ο βασικός κορμός του νευρώνα μέσα στο οποίο βρίσκεται ο πυρήνας. Το γενετικό υλικό του οργανισμού που υπάρχει μέσα στον πυρήνα, είναι υπεύθυνο για όλες τις χημικές δράσεις του κυττάρου, δηλαδή για την σύνθεση των ενζύμων, των πρωτεϊνών, και άλλων μορίων που είναι απαραίτητα για τη ζωή.
- Δενδρίτης (Dendrite): Είναι υπεύθυνοι για την παραλαβή των εισερχομένων μηνυμάτων που παράγονται από άλλους νευρώνες.
- Σύναψη (Synapse): Αποτελεί το σημείο ένωσης ενός άκρου του άξονα με ένα άλλο κύτταρο και είναι αυτοί που στέλνουν τα σήματα από έναν νευρώνα στον άλλο.
- Ο άξονας (Axon): Δημιουργεί ενώσεις με άλλα νευρώνια του κεντρικού νευρικού συστήματος. Όλοι οι νευρώνες αποτελούνται από έναν άξονα ο οποίος μεταδίδει τα σήματα σε άλλους νευρώνες [35].



Σχήμα 5.1: Βιολογικό νευρωνικό δίκτυο [3]

### 5.3.2 Δομή και λειτουργία Τεχνητού Νευρώνα

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα-(ΤΝΔ) προέκυψαν από την προσπάθεια να προσομοιώσουμε την πολύπλοκη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Για το λόγο αυτό οι πρώτες αρχές και λειτουργίες τους βασίζονται και εμπνέονται από το νευρικό σύστημα των ζώντων οργανισμών. Ο τρόπος που δουλεύουν προσπαθεί να συνδυάσει τον τρόπο σκέψης του ανθρώπινου εγκεφάλου με τον αφηρημένο μαθηματικό τρόπο σκέψης. Κατ' επέκταση ένα ΤΝΔ μπορεί να μαθαίνει, να θυμάται ή να ξεχνά αλλά και να χρησιμοποιεί περίπλοκες μαθηματικές συναρτήσεις. Έτσι λοιπόν, κάθε κόμβος, δηλαδή κάθε τεχνητός νευρώνας είναι η βασικότερη μονάδα επεξεργασίας σε ένα ΤΝΔ. Ο νευρώνας λαμβάνει πληροφορία την επεξεργάζεται και στην συνέχεια παράγει μια έξοδο. Παρατηρούμε ότι οι έξοδοι άλλων νευρώνων μεταφέρονται σαν είσοδο στον νευρώνα και το ίδιο μπορεί να γίνει με το αρχικό σήμα εισόδου του δικτύου. Ανάλογα με το πρόβλημα διαλέγουμε από ένα πλήθος νευρώνων αυτό το οποίο είναι το κατάλληλο για να δημιουργήσουμε το ΤΝΔ που θα το αντιμετωπίσει. Είναι σύνηθες φαινόμενο να χρησιμοποιείται συνδυασμός διαφορετικών ειδών νευρώνα, αφού η θέση του κάθε νευρώνα στο δίκτυο προϋποθέτει και την δυνατότητα εκτέλεσης μιας συγκεκριμένης διεργασίας, η οποία είναι διαφορετική για κάθε επίπεδο. Αποτελεί ένα δίκτυο στο οποίο η είσοδος είναι κατά βάση αριθμοί οι οποίοι προέρχονται από διαφορετικές πηγές (είτε από άλλους νευρώνες, είτε από το περιβάλλον), κάνει υπολογισμούς χρησιμοποιώντας αυτές τις εισόδους, διαμορφώνει την εσωτερική του κατάσταση (ενεργοποίηση) και παράγει μία έξοδο, συναρτήσει της εισόδου και της ενεργοποίησης. Η συγκεκριμένη έξοδος είτε διοχετεύεται στο περιβάλλον, είτε τροφοδοτείται ως είσοδος σε άλλους νευρώνες του δικτύου. Άρα το νευρωνικό δίκτυο ορίζεται ως το γράφημα που σχηματίζεται με την ένωση των εξόδων κάποιων νευρώνων με τις εισόδους άλλων νευρώνων, μεταβαλλόμενες από συναπτικά βάρη. Κατα την διάρκεια της εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου τα βάρη και οι συναρτήσεις που υπολογίζουν

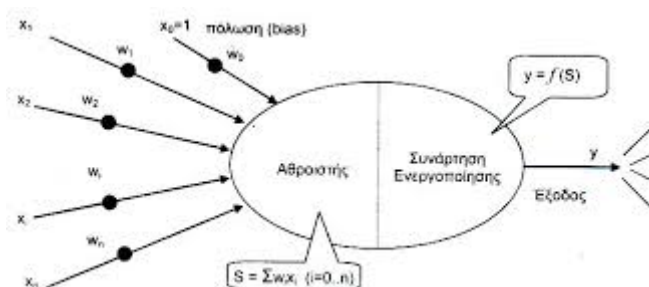
την ενεργοποίηση διαφοροποιούνται [36].

Άρα με λίγα λόγια τα ΤΝΔ είναι πολύ απλοποιημένα μοντέλα του κεντρικού νευρικού συστήματος του ανθρώπου. Διατηρούν μόνο τα πολύ απλά χαρακτηριστικά των λεπτομερών μοντέλων της νευρολογίας [3].

Perceptron ονομάζεται ο αλγόριθμος για τη βασική λειτουργία ενός τεχνητού νευρώνα και αναλύεται παρακάτω:

Το μοντέλο του αισθητήρα (perceptron) του Rosenblatt είναι το πιο απλό νευρωνικό δίκτυο που μπορεί να σχεδιαστεί και να αναλυθεί, διότι αποτελείται μόνο από ένα νευρώνα. Το δίκτυο αυτό έχει έναν ορισμένο αριθμό εισόδων αλλά παράγει μία μόνο έξοδο. Οι μόνες συνδέσεις που υπάρχουν είναι αυτές μεταξύ των εισόδων και του νευρώνα. Κάθε σύνδεση του νευρώνα με το εισερχόμενο σήμα  $x_i$  έχει ένα αντίστοιχο συναπτικό βάρος  $w_i$ , που δείχνει την επίδραση του εισερχομένου σήματος στο νευρώνα. Ο συγκεκριμένος αισθητήρας εκπαιδεύεται στον τρόπο επίλυσης προβλημάτων ταξινόμησης, στο να συνδέει δηλαδή όλες τις εισόδους που λαμβάνει στις σωστές κλάσεις. Ο νευρώνας αποτελείται από δύο κομμάτια: τον αθροιστή και τη συνάρτηση ενεργοποίησης. Δέχεται σήματα εισόδου  $x_1, x_2, \dots, x_n$ .

Όλα αυτά τα σήματα αλλάζουν με την τιμή  $w_i$  (βάρος) και ο ρόλος τους είναι παρόμοιος της επίδρασης της σύναψης στον βιολογικό νευρώνα. Το αν το βάρος της σύναψης είναι ένας θετικός πραγματικός αριθμός ή ένας αρνητικός πραγματικός αριθμός εξαρτάται από το εάν η λειτουργία της σύμβασης πρέπει να επιταχυνθεί ή να επιβραδυνθεί. Αφού πολλαπλασιαστούν τα σήματα εισόδου με τα ανάλογα βάρη τους, μεταφέρονται σε έναν αθροιστή, όπου αθροίζονται παράγοντας την ποσότητα  $S$ . Το αποτέλεσμα αυτής της πρόσθεσης θα δοθεί σαν όρισμα σε μία συνάρτηση ενεργοποίησης, σε ένα μετασχηματιστή που διαμορφώνει την τελική τιμή του σήματος εξόδου  $y$  περιορίζοντας το πλάτος της εξόδου του νευρώνα σε κάποια πεπερασμένη τιμή. Ο τύπος της συνάρτησης ενεργοποίησης διαφέρει ανάλογα με τη λειτουργία του δικτύου (βηματική συνάρτηση, συνάρτηση προσήμου, σιγμοειδής συνάρτηση κ.α.). Μπορούμε να δούμε ότι υπάρχουν πολλών ειδών νευρώνες όπου ο καθένας μπορεί να έχει διαφορετική συναρτησιμότητα ενεργοποίησης σε ένα νευρωνικό δίκτυο.



Σχήμα 5.2: Artificial Neuron (Τεχνητός Νευρώνας) [3]

Όλοι οι νευρώνες έχουν μια τιμή εξόδου, πράγμα που σημαίνει ότι ακόμη και αν υπάρχουν πολλές σειρές εξόδου στον νευρώνα, οι τιμές τους είναι όλες ίδιες. Το μοντέλο νευρώνων περιλαμβάνει μια πόλωση μαθηματικών  $b = x_0 w_0$ , όπου το  $x_0$  είναι μια σταθερή είσοδος, η τιμή του είναι 1 και το συνοπτικό βάρος του

είναι  $w_0$ . Ανάλογα με το αν η πόλωση είναι αρνητική ή θετική, δηλαδή αν το συνοπτικό βάρος ενισχύεται ή αναστέλλεται, θα προκαλέσει αύξηση ή μείωση της δικτυακής διέγερσης της συνάρτησης ενεργοποίησης [37], [38]. Καταλήγουμε στο ότι ένας νευρώνας  $k$  με εισόδους  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , παράγει έξοδο

$$y_k = \varphi(u_k) \quad (5.1)$$

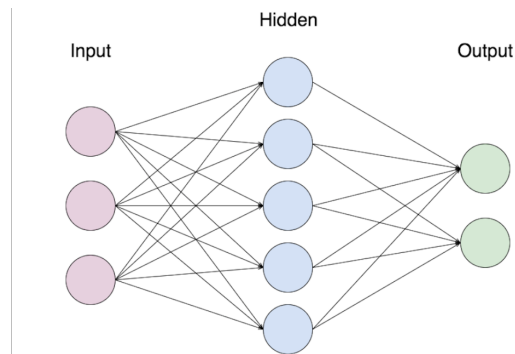
Όπου

$$u_k = \sum_{j=1}^m \omega_{kj} x_j + b \quad (5.2)$$

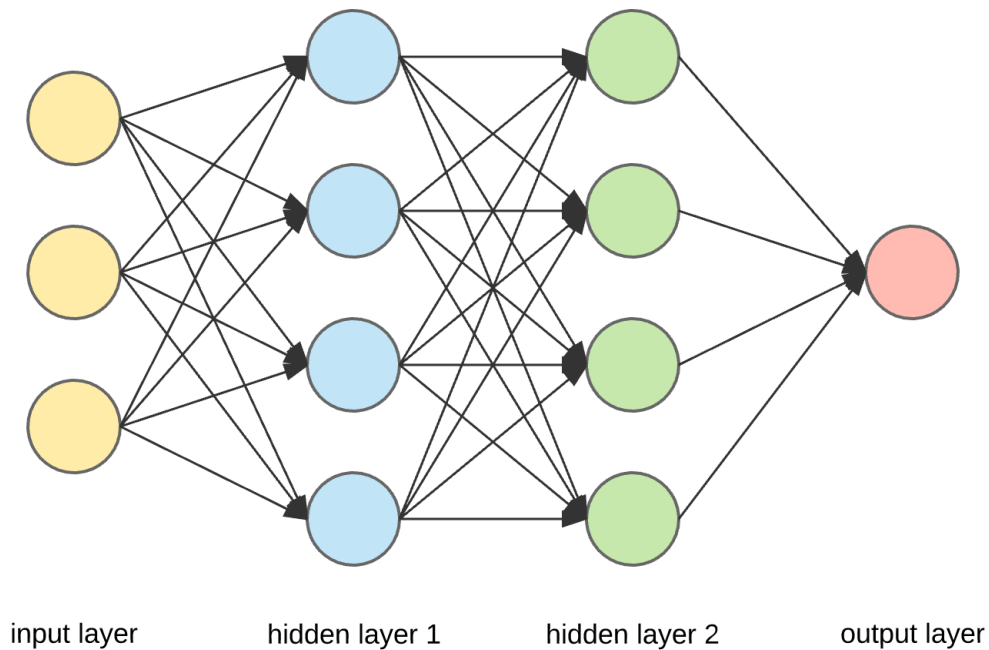
Άρα, το άθροισμα της εισόδου κάθε νευρώνα που σχηματίζεται από το βάρος συν το δυναμικό της πόλωσης θα μεταδοθεί στο υπόλοιπο δίκτυο και θα αναγνωριστεί από τους επόμενους νευρώνες μόνο αν ενεργοποιηθεί από την συνάρτηση ενεργοποίησης. Επομένως, η επιλογή της κατάλληλης λειτουργίας ενεργοποίησης παίζει πολύ σημαντικό ρόλο στην κανονική λειτουργία του δικτύου. [39].

### 5.3.3 Δομή Νευρωνικού Δικτύου

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι δομημένα σε στρώματα (επίπεδα), κάθε ένα αποτελούμενο από διασυνδεδεμένους νευρώνες. Συνήθως κάθε νευρώνας ενός στρώματος συνδέεται με όλους τους προηγούμενους νευρώνες και το επόμενο στρώμα, εκτός από το στρώμα εισόδου (input layer) και το στρώμα εξόδου (output layer). Υπάρχουν συνήθως διάφορα κρυμμένα στρώματα (hidden layers) μεταξύ αυτών των δύο στρωμάτων. Οι πληροφορίες που δίνονται σε ένα νευρωνικό δίκτυο μεταβιβάζονται από στρώμα σε στρώμα, από το στρώμα εισόδου στο στρώμα εξόδου μέσω είτε κανενός, είτε ενός, είτε περισσότερων κρυμμένων στρωμάτων. Ανάλογα με τη λειτουργία που καλείται να επιτελέσει ένα ΤΝΔ αλλάζει και η κατάταξη των νευρώνων του, όπως και ο αριθμός τους και ο τύπος τους. Το επίπεδο εισόδου αποτελείται από τους νευρώνες που λαμβάνουν κάποια είσοδο από το εξωτερικό περιβάλλον. Το στρώμα εξόδου αποτελείται από τους νευρώνες που διαβιβάζουν την έξοδο του συστήματος στο χρήστη ή στο εξωτερικό περιβάλλον και παράγει την απόκριση του δικτύου χρησιμοποιώντας υπολογιστικούς νευρώνες. [38].



Σχήμα 5.3: Απλό νευρωνικό δίκτυο [3]



Σχήμα 5.4: Δίκτυο πολλαπλών επιπέδων [3]

### Κανονικοποίηση

Ένα πολύ κοινό στοιχείο στα ΤΝΔ είναι η κανονικοποίηση της εισόδου. Σε ορισμένα δίκτυα είναι απαραίτητο, σε άλλα είναι προαιρετικό βελτιώνοντας σημαντικά την εκπαίδευση και τα αποτελέσματα, ενώ άλλα χρειάζονται προσοχή επειδή απορρίπτει ορισμένες πληροφορίες στη διαδικασία εκπαίδευσης. Ένας βασικός λόγος για τη χρήση του είναι η διατήρηση όλων των δεδομένων σε συγκρίσιμο εύρος. Εάν το πλάτος μιας εισόδου του δικτύου είναι  $[0,1]$  και το πλάτος της άλλης είναι  $[50,100]$  σε έναν νευρώνα η πρώτη είσοδος θα έχει μικρή επίδραση στην τιμή εξόδου σε σχέση με την επόμενη. Με την αναδιανομή των εισόδων, η μεταβλητότητά τους αντικατοπτρίζει το πόσο σημαντικές είναι. Αυτό ισχύει επίσης για δίκτυα με πολλαπλές εξόδους. Επιπλέον, η κανονικοποίηση της εισόδου λύνει το πρόβλημα της εξάρτησης της κλίμακας από το αρχικό βάρος. Όταν η συνάρτηση ενεργοποίησης έχει ένα συγκεκριμένο εύρος η κανονικοποίηση των στόχων-εξόδων είναι απαραίτητη π.χ ανήκει στην κλίμακα  $[0,1]$ , εξασφαλίζοντας ότι οι στόχοι δεν θα κινηθούν εκτός κλίμακας [39] [36].

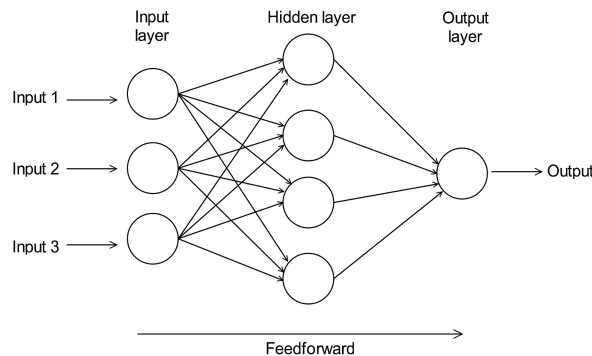
## Συναρτήσεις ενεργοποίησης και η χρήση τους

Η συνάρτηση μεταφοράς (transfer function) αποκαλείται και συνάρτηση ενεργοποίησης) είναι μια γραμμική ή μη γραμμική συνεχής συνάρτηση η οποία επιλέγεται, έτσι ώστε να περιορίσει την έξοδο του συστήματος σε ένα επιθυμητό διάστημα. Με τη συνάρτηση ενεργοποίησης η έξοδος του αθροιστή συγκρίνεται με ένα κατώφλι για να υπολογιστεί η έξοδος του νευρώνα. Είναι υπεύθυνη για την λήψη αποφάσεων στην έξοδο ενός νευρώνα. Ο νευρώνας μαθαίνει γραμμικά ή μη γραμμικά όρια απόφασης σύμφωνα με τη λειτουργία ενεργοποίησης. Επιδρά εξομαλυντικά στην έξοδο νευρώνων, η οποία εμποδίζει την έξοδο των νευρώνων μετά από αρκετές στρώσεις να γίνουν πολύ μεγάλες. Η βηματική συνάρτηση μπορεί αποτελέσει ένα καλό παράδειγμα για το πως λειτουργεί η συνάρτηση ενεργοποίησης. Αν έχουμε έναν νευρώνα που έχει βηματική συνάρτηση ενεργοποίησης και τιμή του  $y_k$  είναι μεγαλύτερη από μια καθορισμένη τιμή κατωφλίου, τότε θεωρείται ενεργοποιημένη, διαφορετικά δεν ενεργοποιείται. Άρα μπορούμε να δούμε ότι στα περισσότερα νευρωνικά δίκτυα δεν είναι αρκετή η δυαδική ταξινόμηση που γίνεται από την βηματική συνάρτηση αφού υπάρχει περίπτωση ενεργοποίησης περισσότερων από ενός νευρώνα [36]. Ο ένας νευρώνας που θα ενεργοποιηθεί καθορίζεται από μια γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης, που είναι αναλογική ως προς την είσοδο και μπορεί να δείξει το ποσοστό ενεργοποίησης. Οι νευρώνες εξόδου είναι συνήθως αυτοί στους οποίους χρησιμοποιείται η γραμμική συνάρτηση. Κάποιες φορές όμως η γραμμικότητα δε βοηθάει. Ένα παράδειγμα αποτελεί η περίπτωση ενός δικτύου με κρυμμένα στρώματα, αν κάθε στρώμα αποτελείται από νευρώνες με γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης. Όταν ένα επιπέδο ενεργοποιείται αυτό δίνεται ως είσοδος στο επόμενο στρώμα κι εκεί υπολογίζεται το άθροισμα  $u_k$  και το ενεργοποιεί βασισμένο σε μια άλλη συνάρτηση ενεργοποίησης, οπότε τελικά η συνάρτηση του στρώματος εξόδου θα είναι απλά μία γραμμική συνάρτηση του πρώτου στρώματος [40], [41]. Η σιγμοειδής συνάρτηση αποτελεί μια μη-γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιείται ευρέως στα νευρωνικά δίκτυα. Έχει τα θετικά της μη γραμμικότητας, ενώ παράλληλα διαθέτει και αναλογική ενεργοποίηση, όπως και η γραμμική. Γίνονται λεπτομερές διακρίσεις στην πρόβλεψη φέρνοντας τις ενεργοποιήσεις στις δύο άκρες της καμπύλης. Τα αποτελέσματα της κυμαίνονται στο εύρος (0,1), σε αντίθεση με τη γραμμική συνάρτηση που δεν έχει οριακές τιμές [40], [41]. Υπάρχουν και άλλες συναρτήσεις ενεργοποίησης απλά εμείς θα βασιστούμε σε αυτές τις 3 [39] [36].

## Αρχιτεκτονική τεχνητών νευρωνικών δικτύων

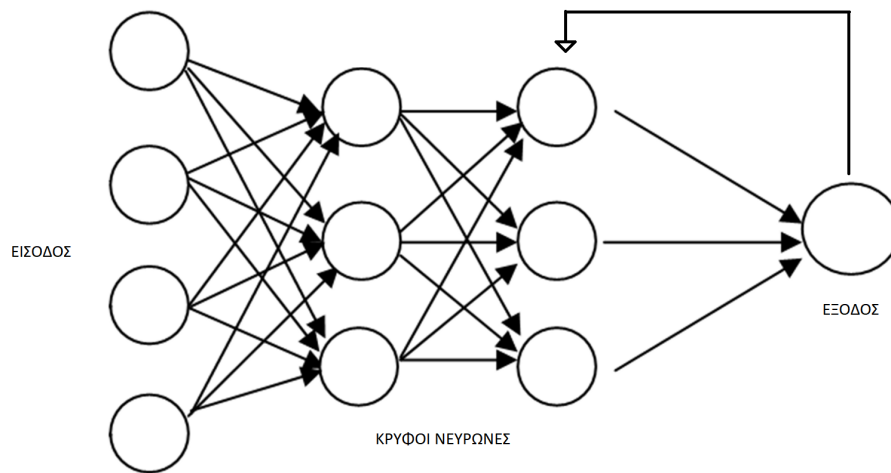
Από άποψη αρχιτεκτονικής τα νευρωνικά δίκτυα διακρίνονται σε δύο κατηγορίες:

- Δίκτυα με απλή τροφοδότηση (feedforward neural networks), όπου οι πληροφορίες κινούνται μόνο προς μία κατεύθυνση, έχοντας κατεύθυνση από το στρώμα εισόδου προς τα κρυμμένα στρώματα και το στρώμα εξόδου (output). Το χαρακτηριστικό των δικτύων αυτών είναι ότι δεν υπάρχει ανατροφοδότηση (feedback connection) της εξόδου ενός νευρώνα προς τους νευρώνες από τους οποίους επηρεάζεται άμεσα ή έμμεσα. Ανατροφοδότηση είναι η διαδικασία κατά την οποία ένας νευρώνας του  $i$ -οστού επιπέδου δίνει την έξοδό του ως είσοδο στον ίδιο ή άλλο νευρώνα του ίδιου επιπέδου.
- Δίκτυα με ανατροφοδότηση (feedback ή recurrent neural networks), στα οποία μπορούμε να συναντήσουμε μια κυκλική κίνηση της πληροφορίας σε ορισμένα σημεία του γραφήματος αφού μεταξύ των νευρώνων ενός στρώματος και προηγούμενων στρωμάτων ή του ίδιου στρώματος υπάρχουν συνδέσεις. Σε αυτή την κατηγορία των αναδρομικών δικτύων (Recurrent Neural Networks-RNN) υπάρχει τουλάχιστον ένας βρόχος ανατροφοδότησης. Η ύπαρξη αυτών των βρόχων επηρεάζει σημαντικά τις επιδόσεις και την ικανότητα εκπαίδευσης του δικτύου. Επίσης, οι αναδρομικοί βρόχοι περιλαμβάνουν και τη χρήση στοιχείων χρονοκαθυστέρησης έχοντας σαν αποτέλεσμα το δίκτυο να αποκτήσει μια δυναμική μη γραμμική συμπεριφορά [39] [36].



Σχήμα 5.5: Δίκτυο με απλή τροφοδότηση [3]





Σχήμα 5.6: Δίκτυο με ανατροφοδότηση [3]

### 5.3.4 Χαρακτηριστικά τεχνητών νευρωνικών δικτύων

Τα βασικά χαρακτηριστικά των ΤΝΔ είναι:

- Οι ακριβείς προβλέψεις ακόμα και αν υπάρχουν ελλιπής και μη λεπτομερής δεδομένα.
- Η καλύτερη προσαρμογή στη βάση δεδομένων που οφείλεται στην μη-γραμμικότητα.
- Στη γενίκευση (generalization) δηλαδή στο να προβλέπει με μεγάλη ακρίβεια τους στόχους για άγνωστες τιμές και όχι μόνο για τις τιμές που χρησιμοποιήθηκαν στην εκπαίδευση. Η γενίκευση αποτελεί ένα πολύ σημαντικό χαρακτηριστικό του ΤΝΔ, καθώς πολλά από προβλήματα στα οποία χρησιμοποιούνται ΤΝΔ, οι καταστάσεις στις οποίες ενδεχομένως να περιέλθει αυτό δεν είναι γνωστές απο την αρχή.
- Η πολύ γρήγορη επεξεργασία που διαθέτει που οφείλεται στον υψηλό παραλληλισμό.
- Η ικανότητα του συστήματος να μπορεί να ενημερώνει και να αλλάζει την δομή του σε ένα διαρκώς μεταβαλλόμενο περιβάλλον αλλά και να μπορεί να αποδέχεται τα σφάλματα και την αποτυχία, λόγω των μεθόδων μάθησης που διαθέτει και στην πολύ καλή δυνατότητα προσαρμογής του [3], [39].

### 5.3.5 Γενίκευση, Underfitting και Overfitting

Ο αριθμός των διανυσμάτων εκπαίδευσης και το αν αυτά αντιπροσωπεύουν ικανοποιητικά τον εξωτερικό χώρο από τον οποίο προέρχονται (συνήθως όσο περισσότερα παραδείγματα εκπαιδεύονται, τόσο το καλύτερο), η πολυπλοκότητα του προβλήματος και το μέγεθος του ΤΝΔ επηρεάζουν την ικανότητα γενίκευσης [42]. Μέσω τον αριθμό των κρυφών επιπέδων και τον αριθμό των νευρώνων σε κάθε επίπεδο μπορούμε να βρούμε το μέγεθος του νευρωνικού δικτύου. Η έρευνα του αριθμού των κατάλληλων κρυφών νευρώνων δεν στηρίζεται

αυστηρά σε κάποιο κανόνα, λόγω του ότι εξαρτάται από πολλούς παράγοντες, ο αριθμός των περιπτώσεων εκπαίδευσης, ο αριθμός των μονάδων εισόδου και εξόδου, τον τύπο της συνάρτησης ενεργοποίησης δικτύου, η ποσότητα του θορύβου στο στόχο, η πολυπλοκότητα της λειτουργίας ή της ταξινόμηση που πρέπει να μάθει, τον αλγόριθμο εκπαίδευσης κ.λπ.

Είναι σημαντικό να διατηρηθεί μια ισορροπία μεταξύ όλων των παραγόντων, επειδή είναι αλληλοεξαρτώμενοι. Εάν υπάρχουν πολύ λίγοι κρυμμένοι νευρώνες, θα υπάρξουν υψηλά σφάλματα εκπαίδευσης και υψηλά σφάλματα γενίκευσης, επειδή το δίκτυο θα είναι φτωχό και δεν θα μπορεί να περιγράψει τον στόχο και να εντοπίσει παρόμοιες περιπτώσεις. Αυτό το πρόβλημα στην εκπαίδευση ΤΝΔ ονομάζεται *underfitting* ("υποεκπαίδευση"). Εάν υπάρχουν πάρα πολλοί κρυφοί νευρώνες, το σφάλμα εκπαίδευσης μπορεί να είναι χαμηλό αλλά θα εξακολουθεί να υπάρχει υψηλό σφάλμα γενίκευσης λόγω του αντίθετου προβλήματος που ονομάζεται *"overfitting"*, οπότε σε αυτή την περίπτωση τα ΤΝΔ έχουν εκπαιδευτεί υπερβολικά και η πολυπλοκότητά τους είναι πολύ μεγάλη για να εκφράσουν τον στόχο σε άγνωστα δεδομένα [43], [39], [31].

### 5.3.6 Λειτουργία του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου

Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, αν το δίκτυο δέχεται νέα σήματα, θα πρέπει να παρατηρεί τα σφάλματα στην εκπαίδευση μέχρι στιγμής, να αλλάζει την εσωτερική του δομή στο συνεχώς μεταβαλλόμενο περιβάλλον και να ενημερώνει για τα νέα δεδομένα. Η τροποποίηση της αρχιτεκτονικής ενός ΤΝΔ χρησιμεύει στο να αλλάξουμε την δομή της επεξεργασίας ή της γνώσης του. Οι τροποποιήσεις γίνονται με την ανάπτυξη καινούργιων συνδέσμων ή την αφαίρεση παλιών συνδέσμων. Τα ΤΝΔ μπορούν να διακριθούν ακόμα με την μέθοδο μάθησης που εφαρμόζουν. Η μέθοδος μάθησης αποτελεί μία επαναληπτική διαδικασία όπου μειώνεται το σφάλμα μεταξύ επιθυμητής και πραγματικής εξόδου του δικτύου αλλάζοντας τα βάρη ενός ΤΝΔ [34]. Οι βασικές μέθοδοι μάθησης είναι:

- Μάθηση με επίβλεψη (*supervised learning*), ή αλλιώς μάθηση με εκπαιδευτή, στην οποία το δίκτυο μαθαίνει να αντιστοιχεί μία έξοδο σε μία είσοδο στηριζόμενο στην βάση δεδομένων που έχουμε δώσει όπου υπάρχουν οι σχέσεις των εισόδων - αποτελεσμάτων(εξόδων) που έχουμε από την ανάλυση πεπερασμένων στοιχείων που έχουν χρησιμοποιηθεί στην εκπαίδευση. Η διαφορά της εξόδου του τεχνητού νευρωνικού δικτύου με αυτή της πειραματικής ανάλυσης, ονομάζεται σφάλμα σήματος (*error signal*). Ο σκοπός είναι να ελαχιστοποιήσουμε τη διαφορά μεταξύ της επιθυμητής εξόδου και της τρέχουσας τιμής της εξόδου μετά από διαδοχικές αλλαγές των βαρών. Άρα ο εκπαιδευτής γνωρίζει την επιθυμητή απόκριση και επιβλέπει ώστε να μπορέσει να μειώσει όσο των δυνατών περισσότερο την πρόβλεψη του νευρωνικού δικτύου.
- Μάθηση χωρίς επίβλεψη (*unsupervised learning*), στην οποία δεν υπάρχει εξωτερικός εκπαιδευτής που γνωρίζει την επιθυμητή απόκριση και να επιβλέπει τη διαδικασία μάθησης. Η πληροφορία δίνεται στο δίκτυο αλλά δίχως τους αντίστοιχους στόχους και έτσι δε γίνεται καμία σύγκριση. Το δίκτυο ελέγχει τον εαυτό του και διορθώνει τα σφάλματα στα δεδομένα με ένα μηχανισμό ανάδρασης. Το δίκτυο ψάχνει να βρει κάποιες τάσεις ή

κανονικότητα στα σήματα εισόδου και προσπαθεί ώστε οι έξοδοι να έχουν τα ίδια χαρακτηριστικά όπως και οι εισοδοί για να βρεθεί η απόκριση.

Εμείς θα ασχοληθούμε με δίκτυα που χρησιμοποιούν την μέθοδο της επιβλεπόμενης μάθησης. Η διαδικασία αυτή στηρίζεται στην βάση δεδομένων που έχουμε δημιουργήσει με την ανάλυση με την χρήση πεπερασμένων στοιχείων. Οι εισοδοί δίνουν τα φορτία και οι έξοδοι δίνουν τις μετατοπίσεις. Στην εκπαίδευση του δικτύου, εισάγονται τα φορτία και οι μετατοπίσεις και μέσω αλγορίθμων εκπαίδευσης μαθαίνει να αντιστοιχεί τα πρώτα στους τελευταίους και να «αντιλαμβάνεται» τη δομή τους και η «γνώση» αυτή εκφράζεται ως κατάλληλες επιλογές συναπτικών βαρών. Στην συνέχεια το εκπαιδευμένο δίκτυο δοκιμάζεται χρησιμοποιώντας ένα σετ δοκιμών(training set) , όπου του δίνουμε μόνο τα φορτία σαν δεδομένο δοκιμάζοντας διάφορες περιπτώσεις για να δούμε τα αποτελέσματα που θα βγάλει. Στο τέλος γίνεται συγκριση των προβλέψεων του σετ δοκιμών με το σετ εκπαίδευσης για τον υπολογισμό της ακρίβειας [3], [39], [43], [36]

### 5.3.7 Αλγόριθμος οπίσθιας διάδοσης σφάλματος

Η εκπαίδευση δικτύων με πολλά επίπεδα ήταν ανύπαρκτη για πολύ καιρό και οι γνώσεις μας περιορίζονταν σε δίκτυα με ένα ή δύο επίπεδα. Το κενό αυτό ήρθε να καλύψει το γνωστό παράδειγμα αλγορίθμου εκπαίδευσης νευρωνικού δικτύου που είναι ο αλγόριθμος οπίσθιας διάδοσης σφάλματος(backpropagation), ειδικά για feedforward neural networks.

Στον αλγόριθμο "οπισθοδιάδοσης" υπολογίζεται ο διάνυσμα κλίσης της επιφάνειας σφάλματος. Ο φορέας δείχνει κατά μήκος της γραμμής της πιο απότομης καθόδου από το σημείο το οποίο διανύεται, άρα ξέρουμε ότι εάν μετακινηθούμε μαζί του σε μια κοντινή απόσταση, θα μειώσουμε το σφάλμα. Αυτή η σειρά των κινήσεων (επιβραδύνοντας όσο πλησιάζουμε στον πυθμένα) θα μας οδηγήσει τελικά ένα ελάχιστο. Αν θέλουμε να φτάσουμε γρήγορα στον τελικό στόχο χωρίς να δώσουμε την απαραίτητη προσοχή και κάνοντας μεγάλα βήματα μπορεί να υπερβούμε τη λύση ή να βγούμε προς λάθος κατεύθυνση. Από την άλλη, κάνοντας μικρά βήματα μπορεί να πάμε προς τη σωστή κατεύθυνση, αλλά απαιτείται μεγάλος αριθμός επαναλήψεων. Οπότε λέμε το μέγεθος του βήματος είναι ανάλογο με την κλίση (έτσι ώστε οι αλγόριθμοι να καταλήγουν στο ελάχιστο) και με μια ειδική σταθερά: το ρυθμό εκμάθησης(learn parameter). Η ρύθμιση για το ρυθμό εκμάθησης εξαρτάται από την εφαρμογή και συνήθως επιλέγεται μετά από πολλούς πειραματισμούς. Μπορεί επίσης να είναι χρονικά μεταβαλλόμενος, όλο και μικρότερος καθώς ο αλγόριθμος εξελίσσεται. Για την εύρεση του στόχου ο αλγόριθμος θα πρέπει να ολοκληρώσει κάποιες επαναλήψεις (ή "epochs", ή "κύκλος"). Η διαδικασία μάθησης προχωράει από κύκλο σε κύκλο μέχρι να σταθεροποιηθούν τα συναπτικά βάρη και τα κατώφλια και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα όλων των παραδειγμάτων να τείνει σε κάποιο ελάχιστο επαναλαμβάνοντας συνεχώς της διαδικασίας επαναπροσαρμογής των βαρών. Ο αρχικός ορισμός των βαρών συνήθως είναι τυχαίος και η εκπαίδευση σταματά όταν παρέλθει ένας συγκεκριμένος αριθμός επαναλήψεων ή όταν το σφάλμα σταματήσει να μειώνεται και γίνει βέλτιστο [44] [45].

Γενικά ο τρόπος που δομείται και λειτουργεί ένα τέτοιο δίκτυο είναι αρκετά απλός. Αρχικά στο δίκτυο ορίζονται τυχαία βάρη για σκοπούς εκπαίδευσης. Σε περίπτωση που το αποτέλεσμα είναι λάθος τα βάρη ανανεώνονται με στόχο να ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα. Γίνονται πολλές επαναλήψεις ώστε κάθε φορά το σφάλμα να μικραίνει μέχρι το αποτέλεσμα να φθάσει την επιθυμητή ακρίβεια. Άρα η εκπαίδευση ολοκληρώνεται μετά το πέρας ορισμένων επαναλήψεων ή όταν φτάσουμε την επιθυμητή ακρίβεια με το δίκτυο να έχει χρησιμοποιήσει για αυτό τον σκοπό όλα τα παραδείγματα που του έχουμε δώσει. Λόγω της μεγάλης υπολογιστικής ισχύς που διαθέτουν τα ΤΝΔ μπορούμε να τα συναντήσουμε σε πολλούς τομείς της επιστήμης και της τεχνολογίας. Ασχολούνται με την επίλυση εξαιρετικά πολύπλοκων λειτουργιών μοντελοποιώντας τα, λύνοντας μη γραμμικά προβλήματα. Άρα καταλήγουμε στο ότι τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα εισάγονται οπουδήποτε τίθεται θέμα πρόβλεψης, ταξινόμησης ή ελέγχου [3], [39] [36] [46].

## 5.4 Περιβάλλον υλοποίησης

Το περιβάλλον MATLAB έχει χρησιμοποιηθεί για την κατασκευή, εκπαίδευση και προσομοίωση δικτύων, το οποίο προσφέρει αμέτρητες δυνατότητες και μπορεί να δεχτεί μεγάλες ποσότητες δεδομένων. Έχει κάποιες έτοιμες συναρτήσεις για την εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων. Επιπλέον, διαθέτει επίσης ένα εργαλείο κατάρτισης νευρωνικών δικτύων το Neural network training tool, το οποίο μπορεί να παρέχει πληροφορίες σχετικά με την ακρίβεια της εκπαίδευσης και τα διαγράμματα με την επίδοση, την κατάσταση της εκπαίδευσης και τα ιστογράμματα σφάλματος. [39].

## 5.5 Feed-forward backpropagation Νευρωνικό Δίκτυο

Τα feedforward neural networks έχουν ως στόχο την προσέγγιση μιας συνάρτησης  $f$ . Τα feedforward neural networks πολλαπλών στρωμάτων μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε μοντέλα των οποίων σκοπός της εκπαίδευσης είναι να ταξινομήσουν νέες παρατηρήσεις παρατηρώντας δεδομένα που έχουν ήδη ταξινομηθεί (Classification). Μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για μοντέλα με σκοπό την περιγραφή της σχέσης μιας μεταβλητής αποκρίσης (εξόδου) και μιας ή περισσότερων μεταβλητών πρόβλεψης (εισόδου) (Regression). Στην εργασία μας θα ασχοληθούμε με τη δεύτερη κατηγορία, δηλαδή το "feedforward neural networks for regression" [47]. Η MATLAB καλεί αυτό το είδος δικτύου ως feedforward backpropagation neural network και κατασκευάζεται χρησιμοποιώντας την συνάρτηση newff. Ο χρήστης καλεί την newff όταν έχει ένα σετ δεδομένων εισόδου που δίνει στο δίκτυο μαζί με τις αντίστοιχες αποκρίσεις και σκοπός είναι να βρεθεί, μέσω υπολογισμών, η συναρτησιακή σχέση των εισόδων που θα παράξει την επιθυμητή απόκριση, έτσι ώστε με διαφορετικές τιμές εισόδων να μπορεί να βρεθεί μία απόκριση με τιμή όσο πιο κοντά γίνεται στο επιθυμητό αποτέλεσμα. Στην εργασία μας χρησιμοποιήσαμε τα φορτία που ασκήθηκαν πάνω στο δικτύωμα ως στοιχεία εισόδου και τις μετατοπίσεις που βρήκαμε με την πεπε-

ρασμένη ανάλυση ως στοιχεία εξόδου, χρησιμοποιήσαμε το newff δηλαδή για να προβλέψουμε τις μετατοπίσεις. Άρα το newff ουσιαστικά είναι ένα feedforward backpropagation neural network κατασκευασμένο με ένα συγκεκριμένο τρόπο σύμφωνα με τη MATLAB και μπορεί να προσαρμοστεί σωστά σε πολυδιάστατα προβλήματα προσέγγισης συνάρτησης. Είναι ένα feedforward δίκτυο δύο στρωμάτων που χρησιμοποιεί σιγμοειδείς συναρτήσεις στους κρυφούς νευρώνες και γραμμικές συναρτήσεις στους νευρώνες εξόδου [48].

Για να εκπαιδευτεί το feedforward δίκτυο, χρησιμοποιείται συνήθως ο αλγόριθμος "οπισθοδιάδοσης σφάλματος" (error backpropagation algorithm), ο οποίος είναι βασισμένος στον κανόνα εκμάθησης διόρθωσης σφαλμάτων [34], επειδή είναι πολύ αποτελεσματικός και πολύ γρήγορος [48], [49], [50]. Στην αρχή, το σήμα μεταδίδεται προς τα εμπρός και μετά μεταδίδεται προς τα πίσω (οπισθοδιάδοση). Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, το δίκτυο τροφοδοτείται με σήματα στις εισόδους που μεταδίδονται στα κρυφά στρώματα και στα στρώματα εξόδου έως ότου ληφθεί η προβλεπόμενη τιμή στην έξοδο. Στη συνέχεια, για τον υπολογισμό του σφάλματος, η προβλεπόμενη τιμή συγκρίνεται με την πραγματική τιμή εξόδου. Για τον υπολογισμό της τιμής σφάλματος, χρησιμοποιείται μια «συνάρτηση απώλειας» (loss function), η οποία λαμβάνει υπόψη τις τιμές βάρους ολόκληρου του δικτύου. Το παραγόμενο σήμα σφάλματος μεταδίδεται προς τα πίσω στο δίκτυο για να προσαρμόσει τα συνοπτικά βάρη έτσι ώστε η παραγόμενη απόκριση να είναι κοντά στην επιθυμητή απόκριση, ώστε να ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα κάτι που ονομάζεται και τοπικό ελάχιστο. Παρατηρώντας αυτά που αναφέρονται στο [36] όπου συγκρίνονται διάφοροι αλγόριθμοι εκπαίδευσης που διαθέτει η MATLAB σε διαφορετικά προβλήματα, ο αλγόριθμος Levenberg–Marquardt, διαθέτει την ταχύτερη σύγκλιση και βρίσκεται σε θέση να διασφαλίσει μικρότερα σφάλματα από οποιονδήποτε από τους άλλους αλγόριθμους που δοκιμάστηκαν, σε προβλήματα προσέγγισης συνάρτησης και σε δίκτυα που περιέχουν μέχρι μερικές εκατοντάδες βάρη. Συνήθως σε τέτοιου είδους προβλήματα λειτουργεί αποδοτικά ακόμα κι αν ξεκινάει πολύ μακριά από το τελικό ελάχιστο λάθος [50]. Ένα αρνητικό όμως αυτού του αλγόριθμου είναι οι απαιτήσεις αποθήκευσης του (trainlm στη MATLAB) που είναι μεγαλύτερες από τους άλλους δοκιμασμένους αλγόριθμους, οπότε εάν δε διατίθεται αρκετή μνήμη, για προβλήματα προσέγγισης συνάρτησης θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί ο αλγόριθμος scaled conjugate gradient back-propagation [48]. Στην εργασία μας, χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος Levenberg–Marquardt. Η MATLAB, όταν καλείται η συνάρτηση newff με την εντολή `net = newff(N)`, κατασκευάζει ένα Feed-forward back-propagation ANN 2 στρωμάτων και με N νευρώνες στο κρυμμένο στρώμα. Το προκαθορισμένο αυτό μοντέλο κανονικοποιεί τα δεδομένα ώστε να βρίσκονται στην κλίμακα [-1,1], όχι μόνο για τη βελτιστοποίηση των αποτελεσμάτων της εκπαίδευσης αλλά και λόγω της γραμμικής συνάρτησης ενεργοποίησης [39].

#### Εκπαίδευση του TNA

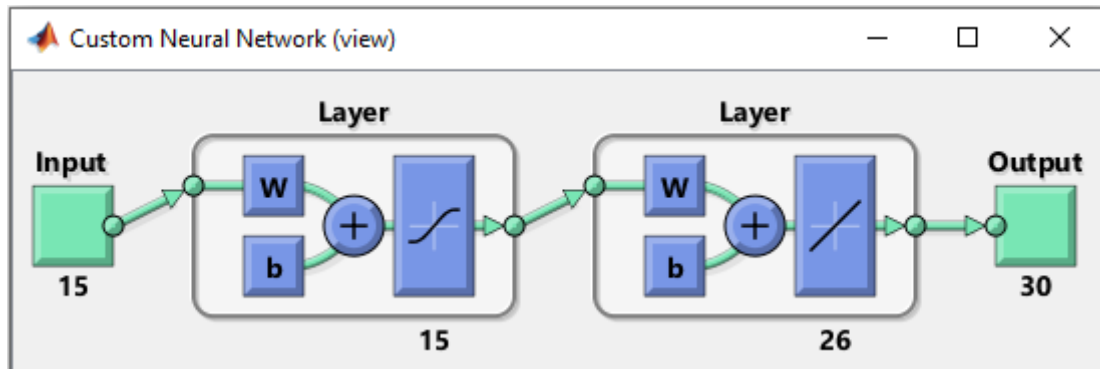
Τα δεδομένα που είχαμε από την βάση μας ήταν :

Για την είσοδο  $250 \times 15 = 3750$  δυνάμεις

Για την έξοδο  $250 \times 30 = 7500$  αποτελέσματα μετατοπίσεων

Μετά από δοκιμές επιλέχθηκαν 15 υπολογιστικοί νευρώνες στο κρυφό στρώμα

δικτύου. Παρακάτω φαίνεται το δίκτυο όπως το κατασκευάζει η εντολή : `net=newff(minmax(A)[15,30])`



Σχήμα 5.7: Νευρωνικό δίκτυο με 15 εισόδους και 30 εξόδους

Το δεύτερο στρώμα βλέπουμε ότι έχει 26 αριθμούς σαν στόχο και βγάζει έξοδο τριάντα. Αυτό γίνεται γιατί έχουμε δώσει εντολή να μην λαμβάνονται υπόψη οι σταθεροί αριθμοί οι οποίοι επαναλαμβάνονται. Λόγω του ότι στον πρώτο και στον τελευταίο κόμβο μας έχουμε βάλει βάσεις στο δικτύωμα μας για να κρατάνε το δικτύωμα αυτά τα δυο σημεία δεν επιδέχονται κάποια μετατόπισή και παραμένουν πάντα στις αρχικές τους θέσεις.

Τα δεδομένα που διαθέτουμε από την βάση δεδομένων που φτιάξαμε σπάνε σε δύο σετ για να εκπαιδευτεί το ΤΝΔ:

- Τα δεδομένα εκπαίδευσης (training set) χρησιμοποιούνται για τον επαναπροσδιορισμό των βαρών και των τιμών πόλωσης που θα μας βοηθήσουν στην ακριβή πρόβλεψη του νευρωνικού δικτύου.
- Τα δεδομένα δοκιμών (testing set) είναι το υποσύνολο με το οποίο συγκρίνουμε διαφορετικές περιπτώσεις από αυτές που δοκιμάσαμε στην εκπαίδευση. Επειδή κατευθύνει το σφάλμα επικύρωσης αν δούμε ότι εν τέλει στην δοκιμή του έχει την ελάχιστη τιμή του σε έναν πολύ διαφορετικό αριθμό επανάληψης από το σφάλμα επικύρωσης θα πρέπει να αλλάξουμε την βάση δεδομένων μας και να την ξανά διαχωρίσουμε.

Επιλέξαμε να ασχοληθούμε με την μέθοδο `divideind`, η οποία χωρίζει συγκεκριμένα τα δεδομένα σε δυο υποσύνολα, δίνοντας στο χρήστη τη δυνατότητα να υπολογίσει το ποσοστό των δεδομένων που θα δώσει στο κάθε υποσύνολο. Μετά από δοκιμές, φάνηκε πως τα καλύτερα ποσοστά ήταν 70 και 30 για την εκπαίδευση και τη δοκιμή αντίστοιχα είναι τα πιο κατάλληλα για την περίπτωση του `netTH`. Μετά το διαχωρισμό των δεδομένων, το δίκτυο μπορεί να χρησιμοποιήσει τη συνάρτηση `train` για να ξεκινήσει τη διαδικασία εκπαίδευσης. Η συνάρτηση `train` λαμβάνει ως παραμέτρους τα δεδομένα εισόδου, τα αποτελέσματα μετατόπισης από την ανάλυση πεπερασμένων στοιχείων και το κατασκευασμένο δίκτυο `net`, όπως έχει οριστεί. Επίσης, όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, ο αλγόριθμος που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση είναι Levenberg - Marquardt ("εκπαίδευση" στο MATLAB).

Για την βελτιστοποίηση των αποτελεσμάτων, ορίσαμε ως βαθμό που μαθαίνει το

νευρωνικό  $\text{lern.param}=0.8$  και δώσαμε και έναν στόχο που θέλαμε να φτάσουμε στην εκπαίδευση ώστε τα αποτελέσματα μας να είναι όσο των δυνατών πιο κοντά. Διαλέγοντας να χρησιμοποιήσουμε την συνάρτηση `newff` είχαμε το πλεονέκτημα ότι ορίζει και βάζει μόνη της τα σωστά βάρη σε κάθε νευρώνα ώστε να επιτευχθεί το καλύτερο αποτέλεσμα. Στο τέλος της εκπαίδευσης βγάλαμε ένα σερ με τα αποτελέσματα που προέβλεπε το νευρωνικό και υπολογίσαμε το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE, mean squared error). Ο μέσος όρος των τετραγώνων των σφαλμάτων που υπολογίζεται από το MSE είναι η μέση τετραγωνική διαφορά μεταξύ των προβλεπόμενων τιμών και αυτών που έχουμε πάρει από τις πειραματικές μετρήσεις. Καταλήξαμε να χρησιμοποιήσαμε τις τυχαίες αρχικές τιμές των συνάψεων στην εκπαίδευση με το μικρότερο MSE. Τα αποτελέσματα που προέκυψαν προσεγγίζουν σχεδόν απόλυτα τον επιθυμητό στόχο.

# Κεφάλαιο 6

## Αποτελέσματα

Τελειώνοντας λοιπόν την συγκεκριμένη εργασία μπορούμε να αποδείξουμε και με επιστημονικά δεδομένα ότι η ανάπτυξη μια εφαρμογής ανάλυσης ενός δικτυώματος υπό μεταβλητή φόρτιση με την χρήση νευρωνικού δικτύου και στόχο την πρόβλεψη της μηχανικής απόκρισης είναι απόλυτα εφικτή και με δεδομένα τα οποία εγγυώνται την πολύ μεγάλη αποτελεσματικότητα του . Με την χρήση της μεθόδου πεπερασμένων στοιχείων και την ανάπτυξη ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου καταφέραμε να προσεγγίσουμε το πρόβλημα σε απόλυτο βαθμό και να παράξουμε ιδανικά δεδομένα. Μιλάμε για αποκλίσεις που αγγίζουν  $<0.1\%$  και οι οποίες μπορούν να βελτιωθούν ακόμα περισσότερο μεγαλώνοντας την βάση δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε. Θέλει μεγάλη προσοχή στα νούμερα τα οποία παράγουμε από το πειραματικό κομμάτι να γνωρίζουμε ότι είναι σωστά και να τα επαληθεύουμε με μαθηματικούς τύπους και με άλλες παρόμοιες βάσεις δεδομένων.

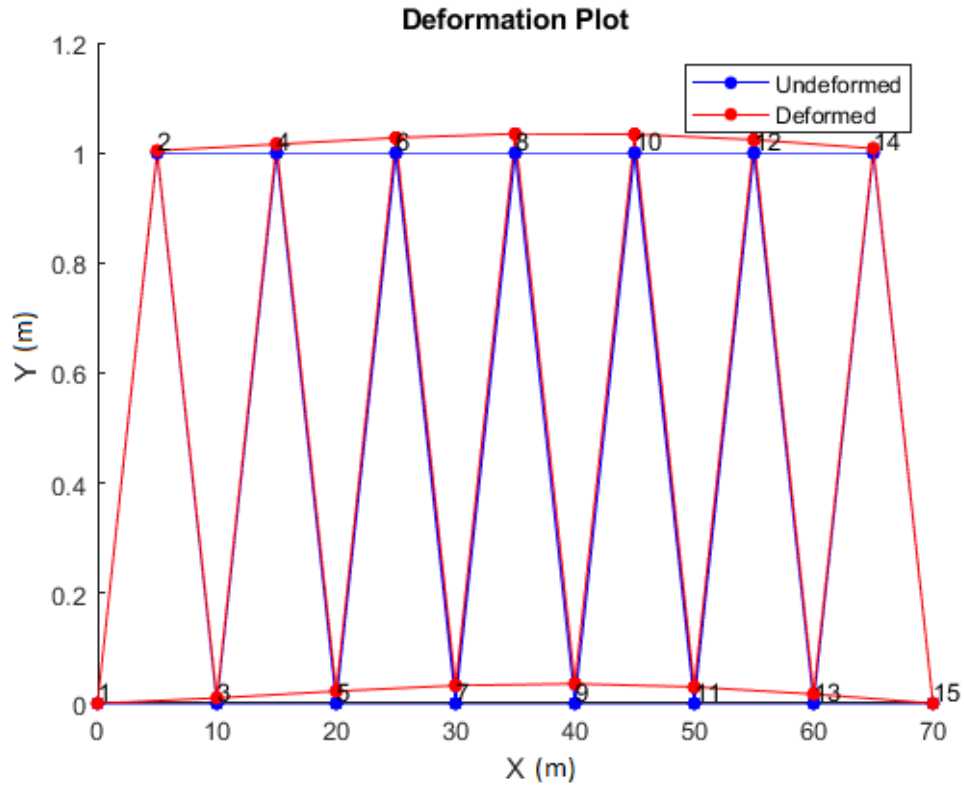
### 6.1 Διαγράμματα που προκύπτουν από την ανάλυση πεπερασμένων στοιχείων του δικτυώματος

TRUSS BRIDGE DATA			
Area of Each Element in m <sup>2</sup>	Young Modulus in Pa	Poisson Ratio	Density in Kg/m <sup>3</sup>
0.1	1e <sup>9</sup>	0.2	2400

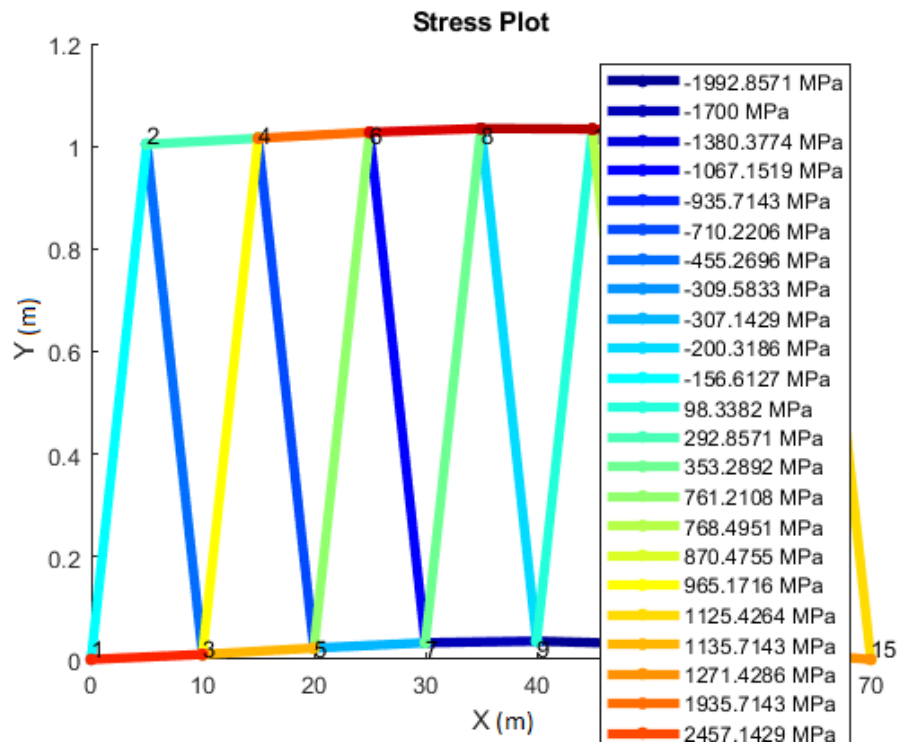
Σχήμα 6.1: Πίνακας Στοιχείων Δικτυώματος

Στον παραπάνω πίνακα βλέπουμε τα στοιχεία που χρησιμοποιήθηκαν για την δημιουργία του αρχικού δικτυώματος μας, πάνω στο οποίο έγινε η ανάλυση με χρήση πεπερασμένων στοιχείων. Αφού καταφέραμε να βρούμε με την μέθοδο της πεπερασμένης ανάλυσης την μετατόπιση καθώς και την δύναμη που ασκείται σε κάθε ράβδο μπορούμε να διαμορφώσουμε τα διαγράμματα μετατόπισης και δύναμης σε κάθε ράβδο αλλά και να ολοκληρώσουμε την βάση δεδομένων που θα χρειαστούμε για να περάσουμε στην εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου.

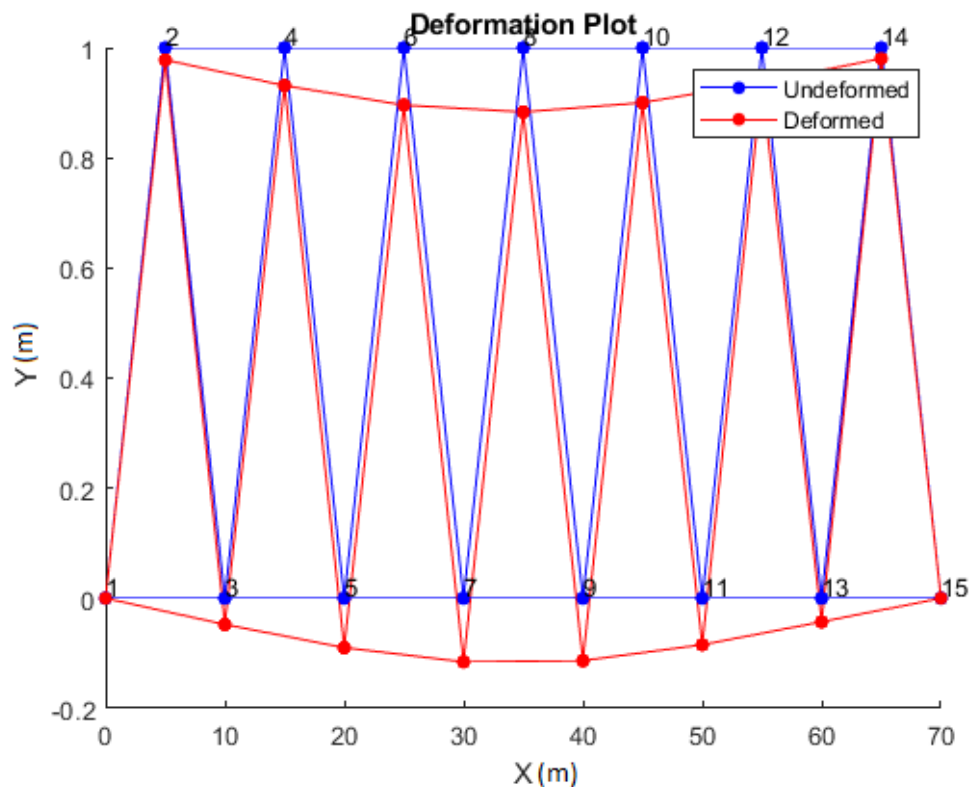




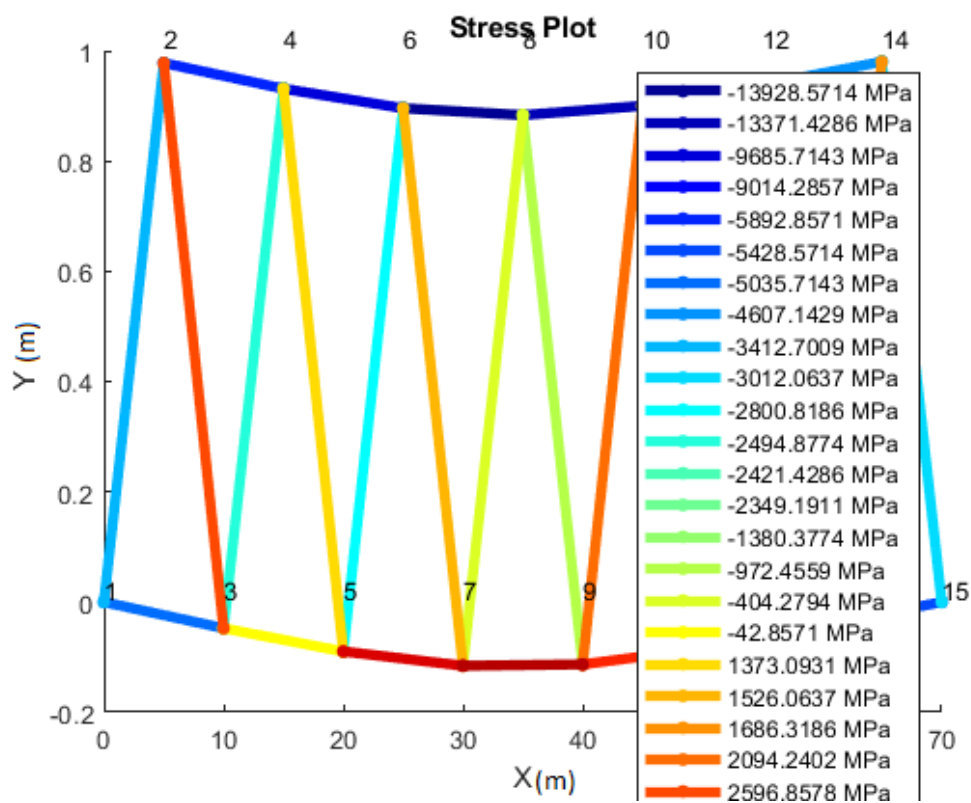
Σχήμα 6.2: Αρχικό διάγραμμα και διάγραμμα μετατόπισης ύστερα από την άσκηση δυνάμεων με εύρος από -20N έως 20N με  $x(m), y(m)$ .



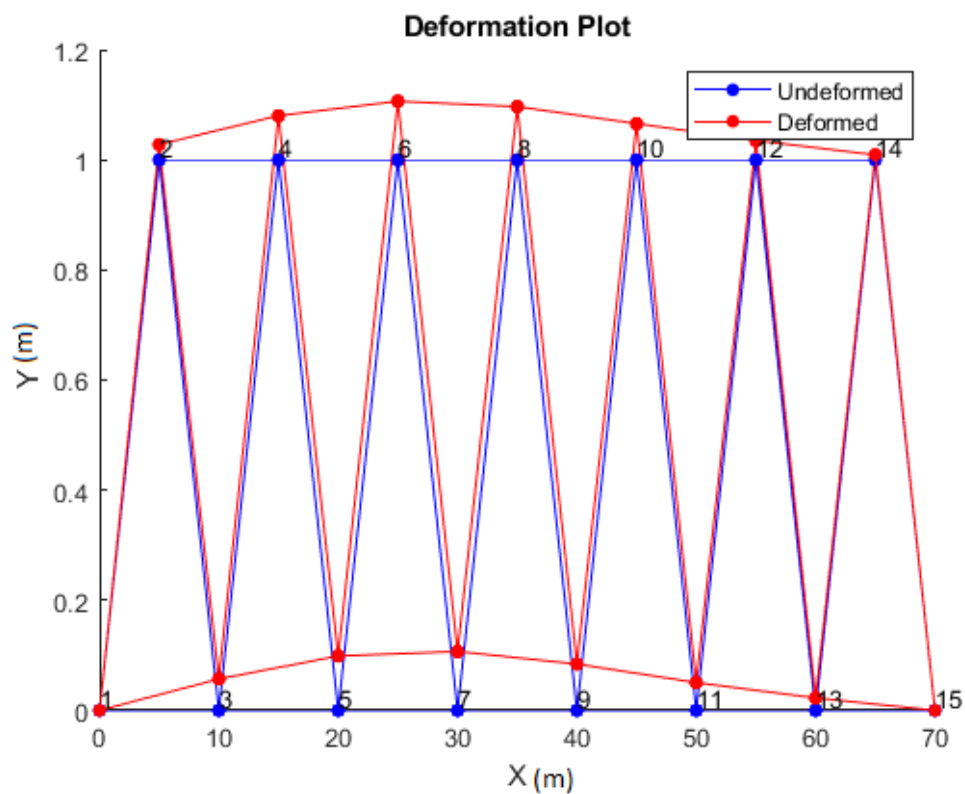
Σχήμα 6.3: Πιέσεις Ράβδων του μετατοπισμένου δικτυώματος



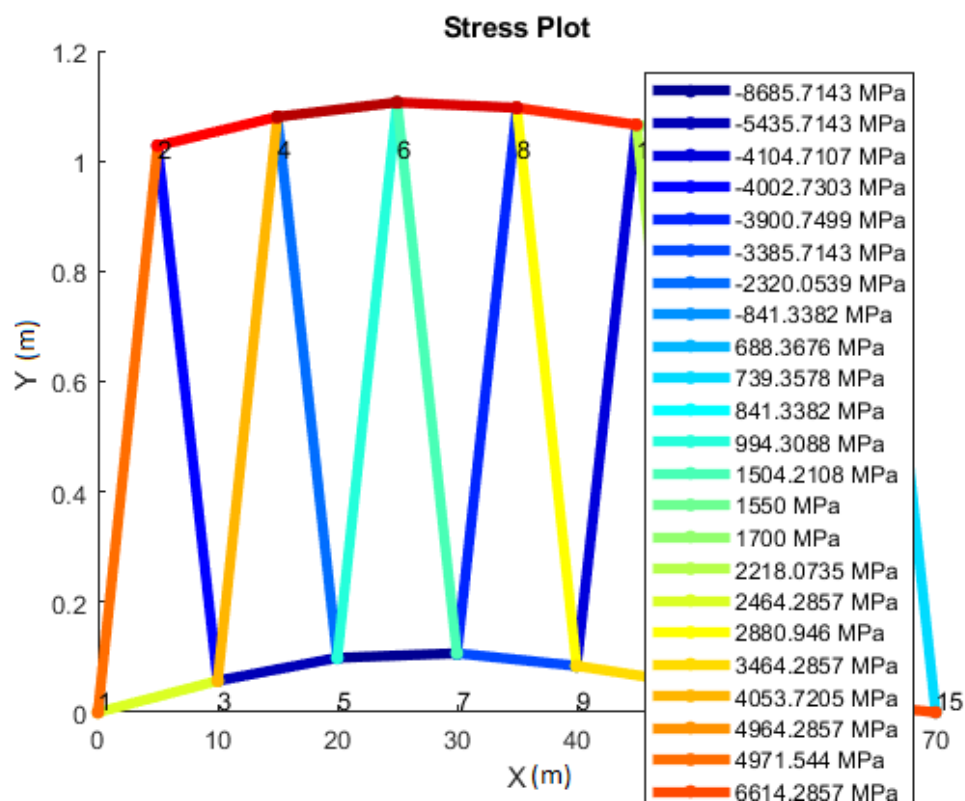
Σχήμα 6.4: Αρχικό διάγραμμα και διάγραμμα μετατόπισης ύστερα από την άσκηση δυνάμεων με εύρος από -40N έως 40N με  $x(m), y(m)$ .



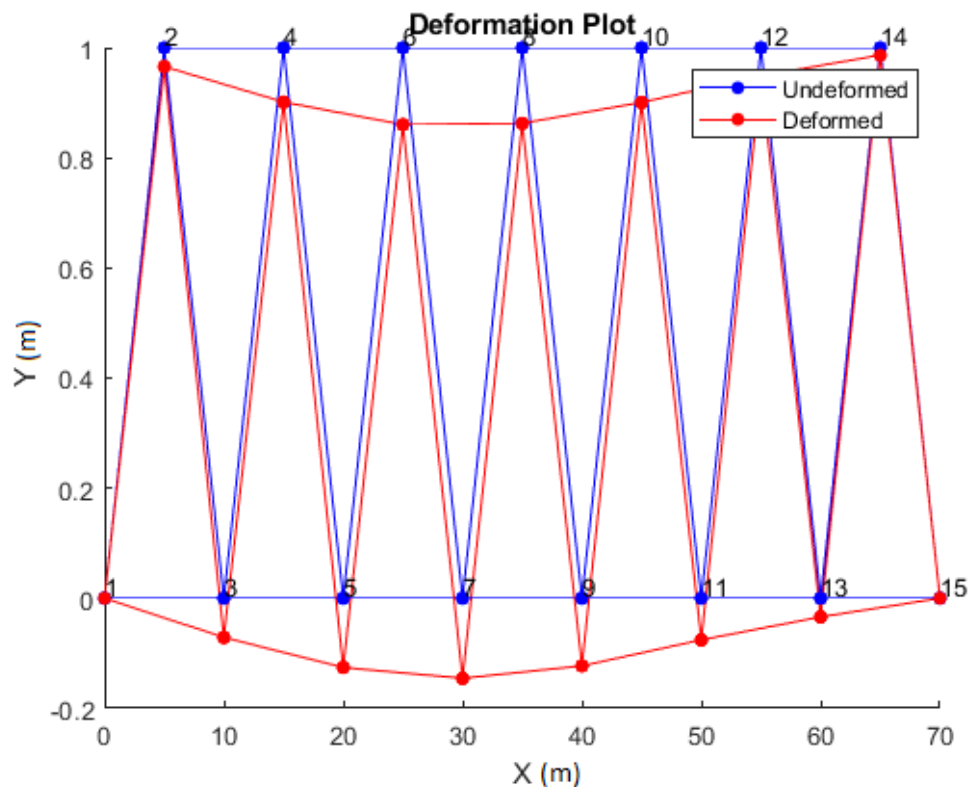
Σχήμα 6.5: Πιέσεις Ράβδων του μετατοπισμένου δικτυώματος



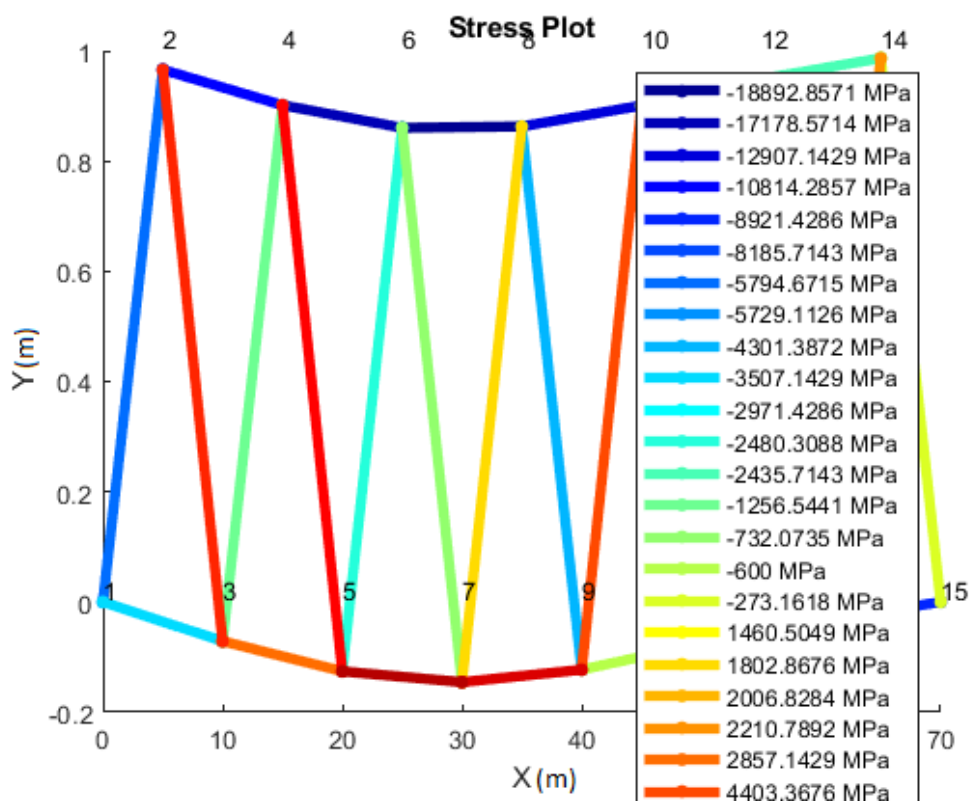
Σχήμα 6.6: Αρχικό διάγραμμα και διάγραμμα μετατόπισης ύστερα από την άσκηση δυνάμεων με εύρος από -60N έως 60N με  $x(m), y(m)$ .



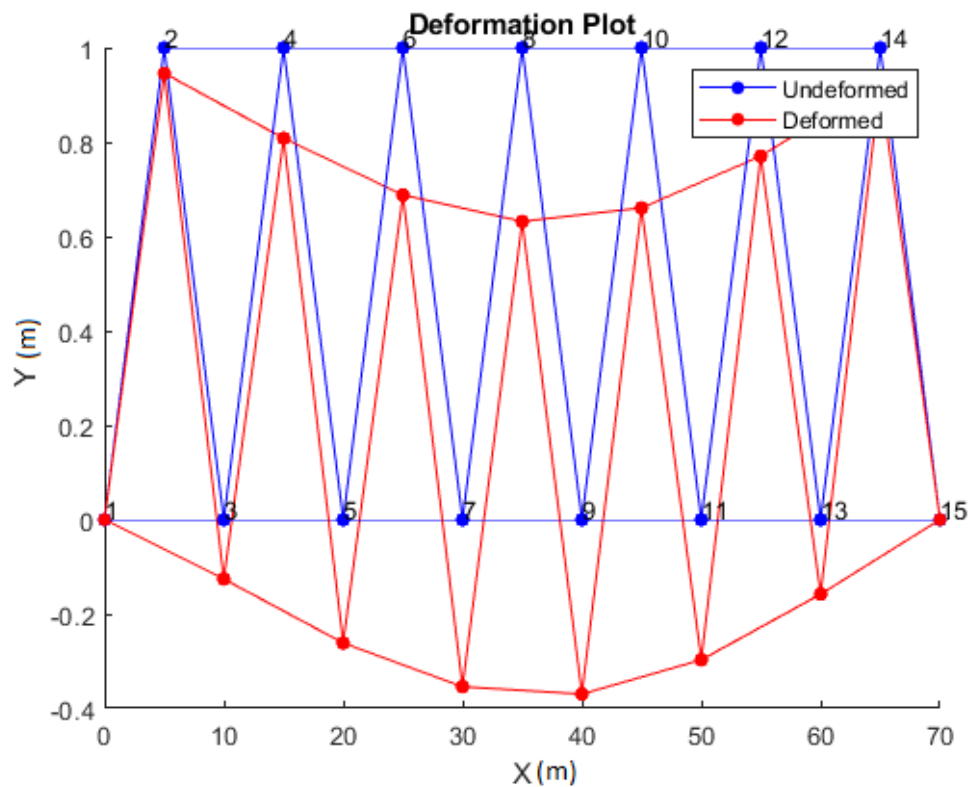
Σχήμα 6.7: Πιέσεις Ράβδων του μετατοπισμένου δικτυώματος



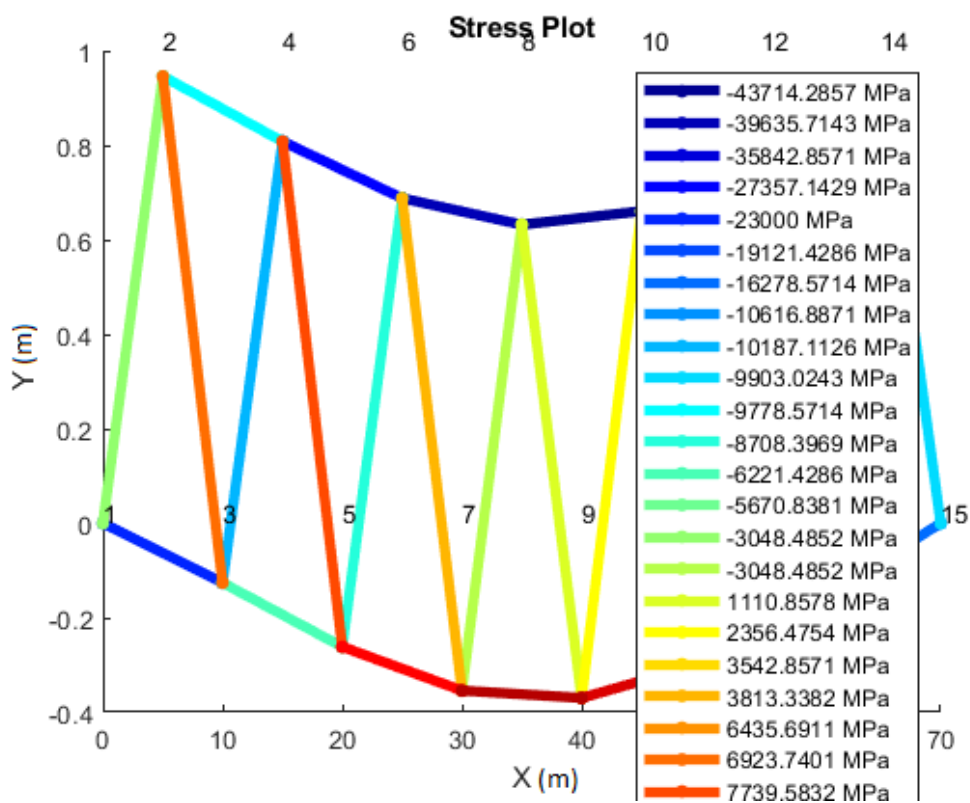
Σχήμα 6.8: Αρχικό διάγραμμα και διάγραμμα μετατόπισης ύστερα από την άσκηση δυνάμεων με εύρος από -80N έως 80N με  $x(m), y(m)$ .



Σχήμα 6.9: Πιέσεις Ράβδων του μετατοπισμένου δικτυώματος



Σχήμα 6.10: Αρχικό διάγραμμα και διάγραμμα μετατόπισης ύστερα από την άσκηση δυνάμεων με εύρος από -100N έως 100N με  $x(m)$ ,  $y(m)$ .



Σχήμα 6.11: Πιέσεις Ράβδων του μετατοπισμένου δικτυώματος

## 6.2 Σύγκριση αποτελεσμάτων Νευρωνικού δικτύου με πειραματικές μετρήσεις μετά την εκπαίδευση του δικτύου

Πειραματικά Αποτελέσματα						
Δυνάμεις	X(m)	Y(m)	X(m)	Y(m)	X(m)	Y(m)
'-100N έως 100N"	14.998516	1.0320738	19.999822	0.03884248	24.999275	1.0410923
'-80N έως 80N"	45.003301	1.1981964	49.997535	0.16901372	55.005933	1.1252419
'-60N έως 60N"	9.999621	-0.0543516	15.003353	0.92594236	20.000437	-0.0886999
'-40N έως 40N"	24.999767	1.0173521	29.999535	0.01540332	34.999921	1.0133156
'-20N έως 20N"	49.999489	0.04221725	55.001533	1.0315346	59.99957	0.0212754
Αποτελέσματα Πρόβλεψης Νευρωνικού δικτύου						
Δυνάμεις	X(m)	Y(m)	X(m)	Y(m)	X(m)	Y(m)
'-100N έως 100N"	14.998485	1.03257806	19.999814	0.03883427	24.999265	1.0418076
'-80N έως 80N"	45.003306	1.19833084	49.997538	0.16873561	55.005918	1.1246523
'-60N έως 60N"	9.9996142	-0.0546674	15.003391	0.92567732	20.000436	-0.0889223
'-40N έως 40N"	24.999729	1.0176303	29.999523	0.01643105	34.999919	1.0136543
'-20N έως 20N"	49.999482	0.04222755	55.001553	1.03240553	59.999566	0.0212956
Ποσοστά Απόκλισης ανάμεσα σε Πειραματικά - Νευρωνικά Αποτελέσματα						
Ποσοστά απόκλισης στις περιοχές από	%	%	%	%	%	%
'-100N έως 100N"	0.0002	0.048	0.0004	0.02	0.00004	0.06
'-80N έως 80N"	0.00001	0.0112	0.00006	0.15	0.00027	0.0005
'-60N έως 60N"	0.0006	0.058	0.00025	0.02	0.00049	0.25
'-40N έως 40N"	0.00015	0.027	0.00004	0.18	0.00057	0.033
'-20N έως 20N"	0.00014	0.024	0.00036	0.08	0.00006	0.09

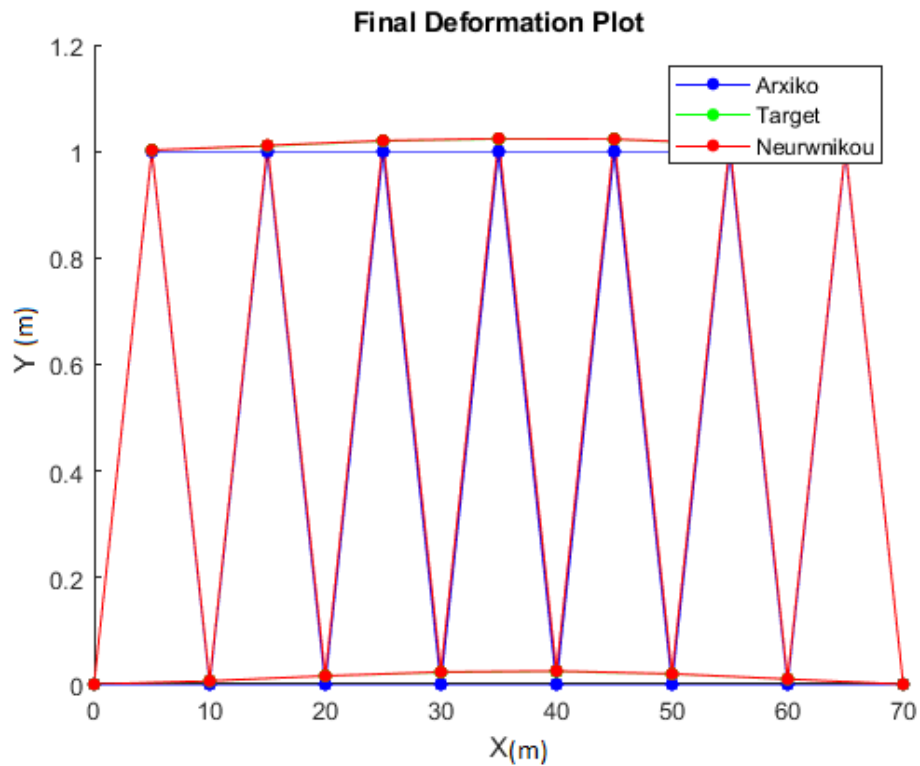
Σχήμα 6.12: Πίνακας Αποτελεσμάτων και Ποσοστών

Στον παραπάνω πίνακα έχουμε πάρει τρεις ξεχωριστές δυνάμεις από το κάθε εύρος εκπαίδευσης για να δείξουμε πόσα κοντά είναι τα αποτελεσμάτα πρόβλεψης του νευρωνικού σε σχέση με αυτά που έχουμε βρει κάνοντας την ανάλυση με χρήση πεπερασμένων στοιχείων πάνω στο δικτύωμα μας. Μπορούμε να δούμε π.χ στην πρώτη περίπτωση όπου ασκείται στον κόμβο 4 μια δύναμη 95N ότι με την ανάλυση που κάναμε με την μέθοδο των πεπερασμένων στοιχείων βρίσκουμε ότι η μετατόπιση που θα είχαμε στον κόμβο θα ήταν να μετατοπιστεί από την αρχική του θέση δηλαδή τα 15 μέτρα στα 15.005824 μέτρα. Εκπαιδεύοντας το νευρωνικό δίκτυο με τα κατάλληλα σετ εισόδων και εξόδων καταφέραμε να μπορέσουμε να προβλέψουμε αυτή την μετατόπιση με μια ελάχιστη απόκλιση παίρνοντας αποτελέσματα τα οποία προσεγγίζουν σχεδόν απόλυτα το επιθυμητό στόχο. Τα ποσοστά απόκλισης ανάμεσα στις πειραματικές μετρήσεις και στις προβλέψεις του νευρωνικού μας δικτύου μπορούμε να τα δούμε στο τελευταίο κομμάτι του πίνακα 6.12. Αναφέρονται και κάποια άλλα παραδείγματα με τα αποτελέσματα και τις δυνάμεις που ασκήθηκαν σε κάθε κόμβο που μπορούμε να δούμε στους πίνακες 6.12 και 6.13.

Δυνάμεις			
'-100N έως 100N''	95N	-61N	-78N
'-80N έως 80N''	-80N	77N	11N
'-60N έως 60N''	-58N	-53N	-45N
'-40N έως 40N''	30N	-34N	-8N
'-20N έως 20N''	-16N	-15N	-14N

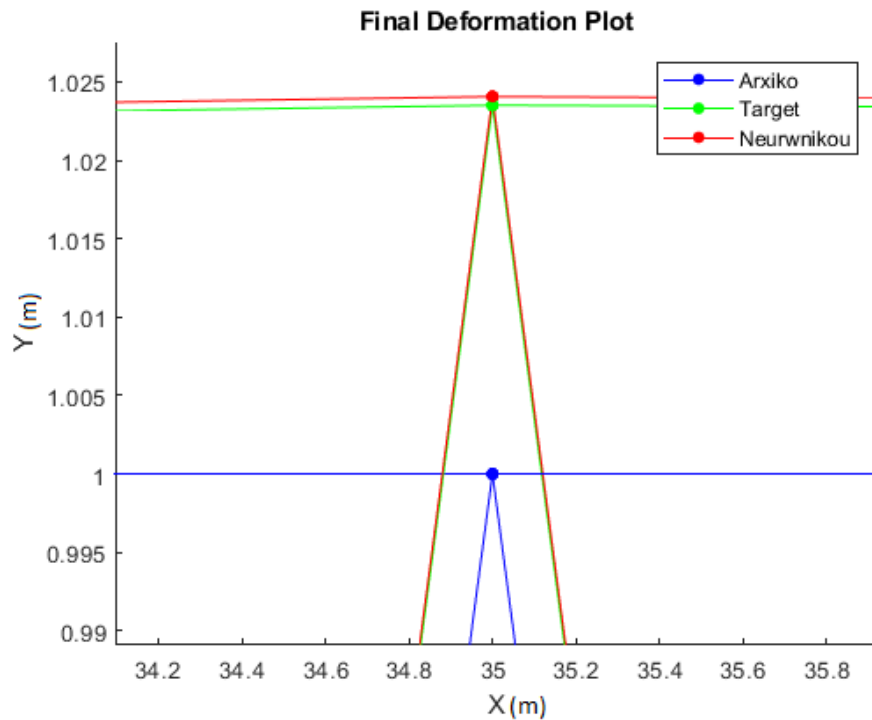
Σχήμα 6.13: Τρεις δυνάμεις από το κάθε εύρος εκπαίδευσης που ασκούνται στους κόμβους του πίνακα 6.12

### 6.3 Γραφική απεικόνιση αποτελεσματικότητας Νευρωνικού δικτύου

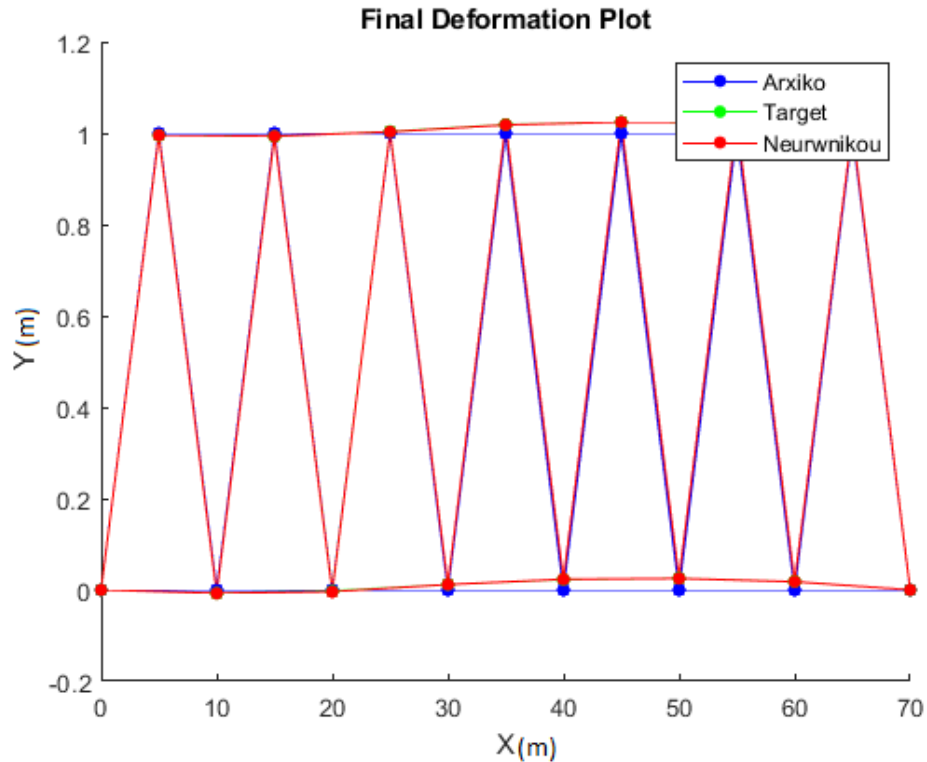


Σχήμα 6.14: Τελικό σχήμα που περιλαμβάνει το αρχικό δικτύωμα, το μετατοπισμένο πειραματικό δικτύωμα και το μετατοπισμένο δικτύωμα με τις προβλέψεις του Νευρωνικού Δικτύου(Ασκούνται δυνάμεις από -20N έως 20N και  $x(m), y(m)$ )

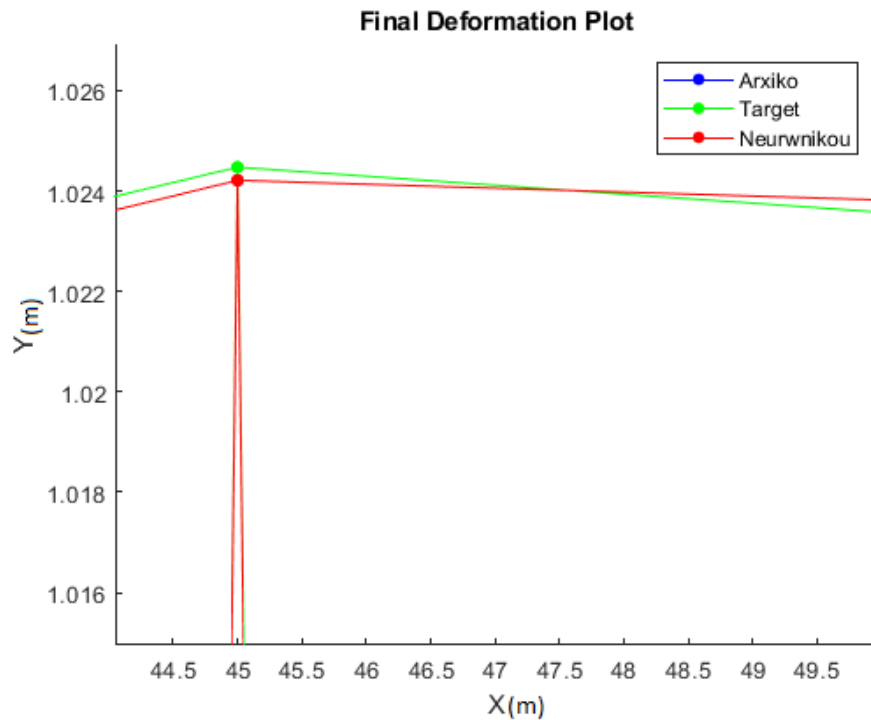




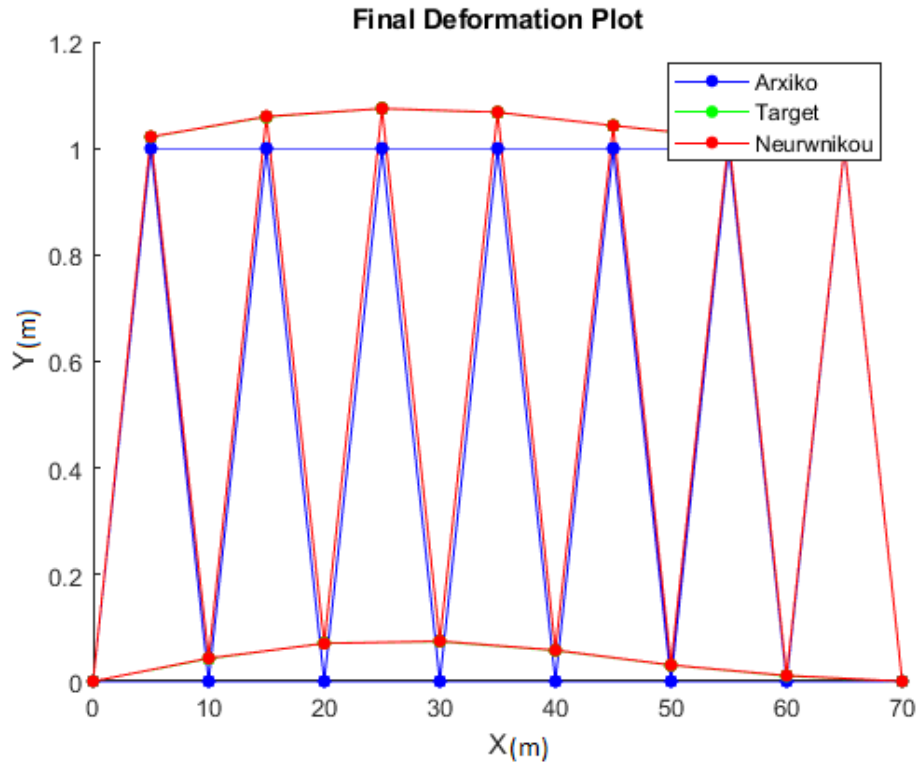
Σχήμα 6.15: Κοντινή εστίαση του διαγράμματος στον κόμβο 8 όπου ασκείται δύναμη -20N. Η απόκλιση της πρόβλεψης του νευρωνικού είναι ελάχιστη  $<0.1$ .



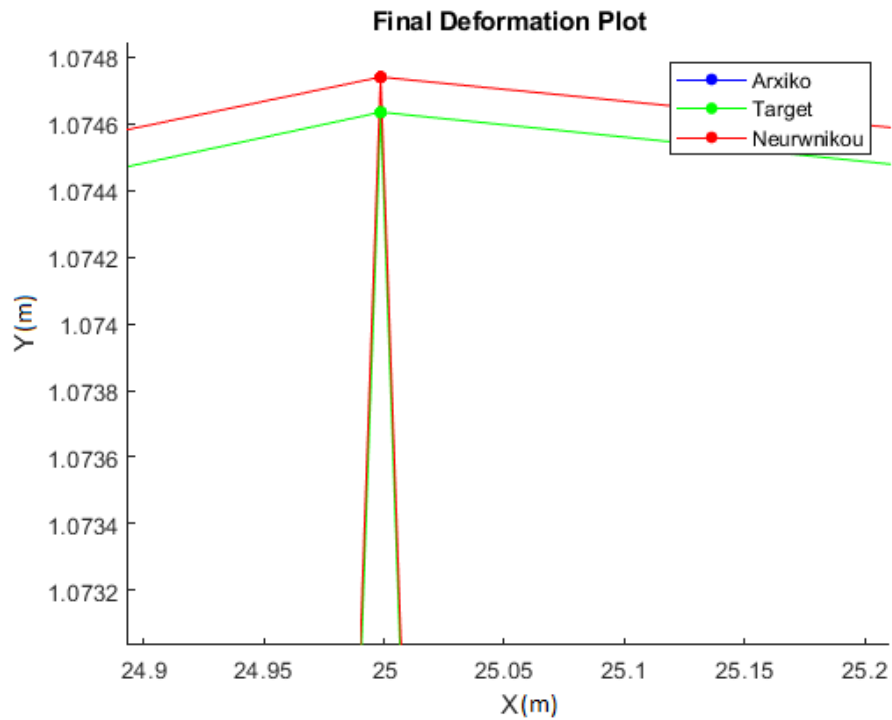
Σχήμα 6.16: Τελικό σχήμα που περιλαμβάνει το αρχικό δικτύωμα, το μετατοπισμένο πειραματικό δικτύωμα και το μετατοπισμένο δικτύωμα με τις προβλέψεις του Νευρωνικού Δικτύου (Ασκούνται δυνάμεις από -40N έως 40N και  $x(m), y(m)$ )



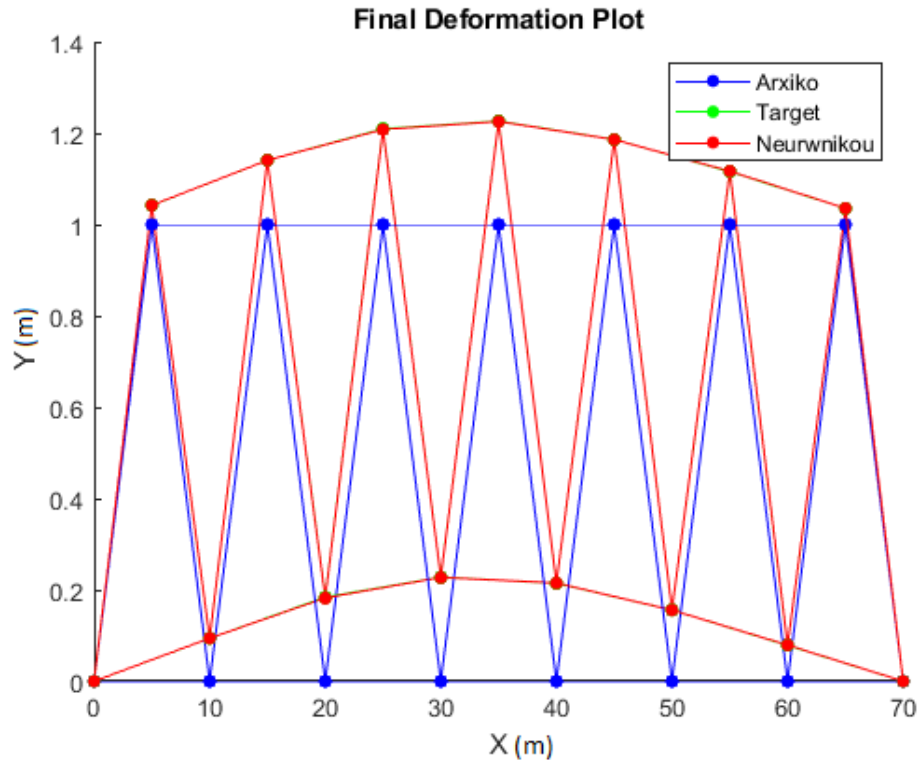
Σχήμα 6.17: Κοντινή εστίαση του διαγράμματος στον κόμβο 10 όπου του ασκείται δύναμη -28N. Η απόκλιση της πρόβλεψης του νευρωνικού είναι ελάχιστη  $<0.1$ .



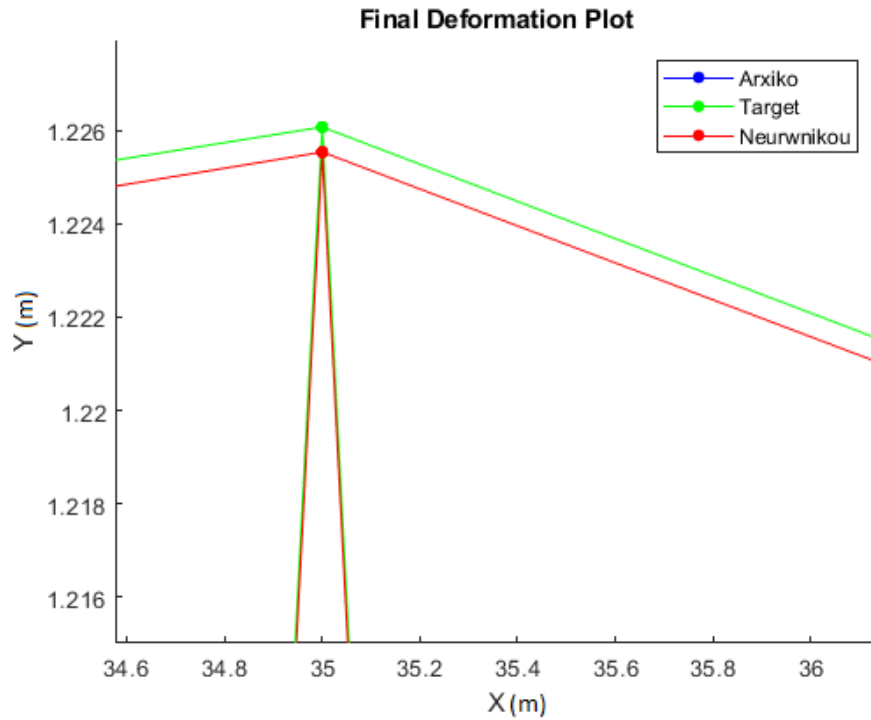
Σχήμα 6.18: Τελικό σχήμα που περιλαμβάνει το αρχικό δικτύωμα, το μετατοπισμένο πειραματικό δικτύωμα και το μετατοπισμένο δικτύωμα με τις προβλέψεις του Νευρωνικού Δικτύου(Ασκούνται δυνάμεις από -60N έως 60N και  $x(m), y(m)$ )



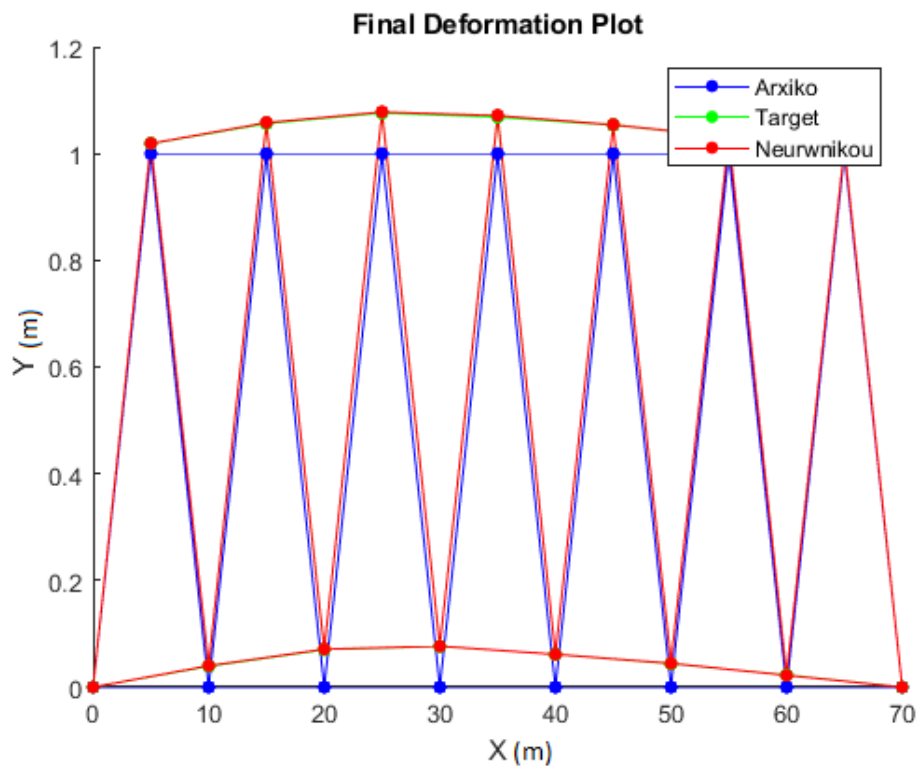
Σχήμα 6.19: Κοντινή εστίαση του διαγράμματος στον κόμβο 5 όπου του ασκείται δύναμη 48N. Η απόκλιση της πρόβλεψης του νευρωνικού είναι ελάχιστη  $<0.1$ .



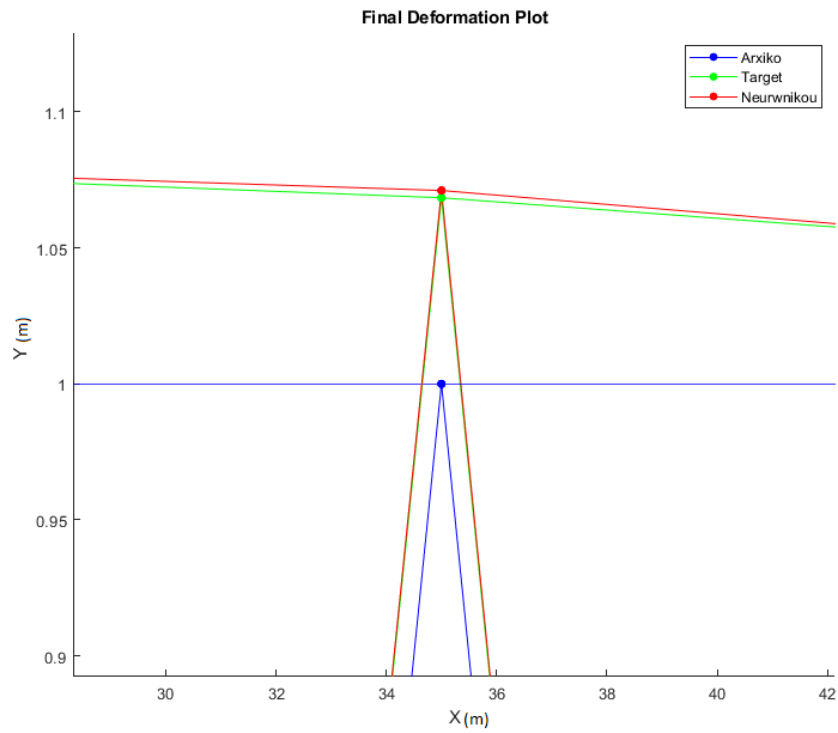
Σχήμα 6.20: Τελικό σχήμα που περιλαμβάνει το αρχικό δικτύωμα, το μετατοπισμένο πειραματικό δικτύωμα και το μετατοπισμένο δικτύωμα με τις προβλέψεις του Νευρωνικού Δικτύου(Ασκούνται δυνάμεις από -80N έως 80N και  $x(m), y(m)$ )



Σχήμα 6.21: Κοντινή εστίαση του διαγράμματος στον κόμβο 8 όπου ασκείται δύναμη 69N. Η απόκλιση της πρόβλεψης του νευρωνικού είναι ελάχιστη  $<0.1$ .

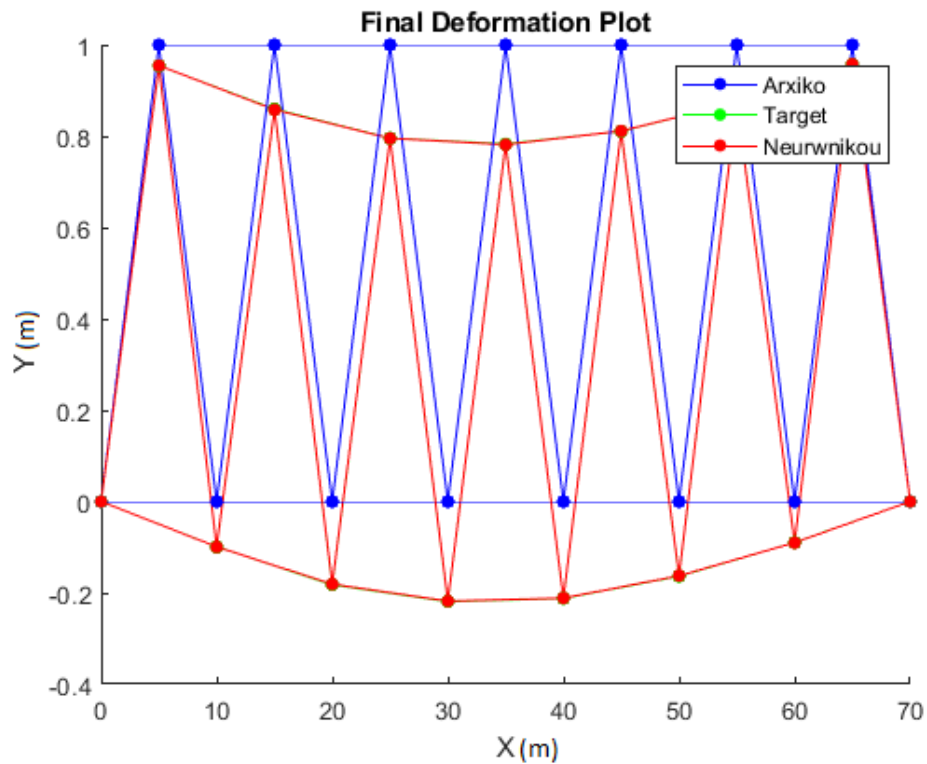


Σχήμα 6.22: Τελικό σχήμα που περιλαμβάνει το αρχικό δικτύωμα, το μετατοπισμένο πειραματικό δικτύωμα και το μετατοπισμένο δικτύωμα με τις προβλέψεις του Νευρωνικού Δικτύου (Ασκούνται δυνάμεις από -100N έως 100N και  $x(m), y(m)$ )

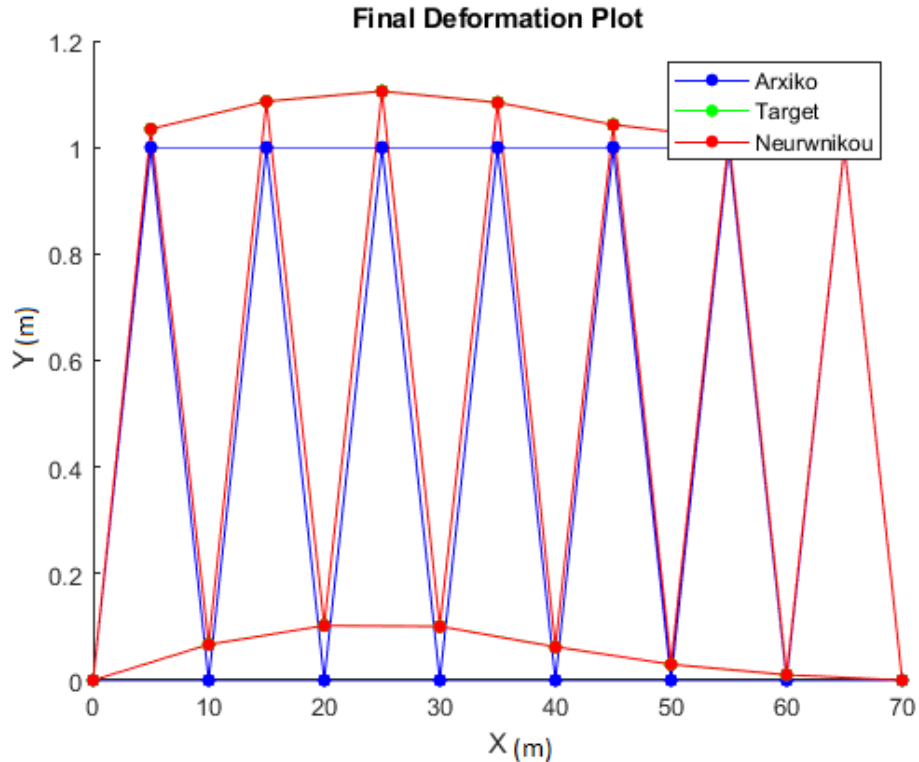


Σχήμα 6.23: Κοντινή εστίαση του διαγράμματος στον κόμβο 8 όπου ασκείται δύναμη -62N. Η απόκλιση της πρόβλεψης του νευρωνικού είναι ελάχιστη  $< 0.1$ .

## 6.4 Χρήση εκπαιδευμένου νευρωνικού δικτύου για έλεγχο συγκεκριμένων περιπτώσεων

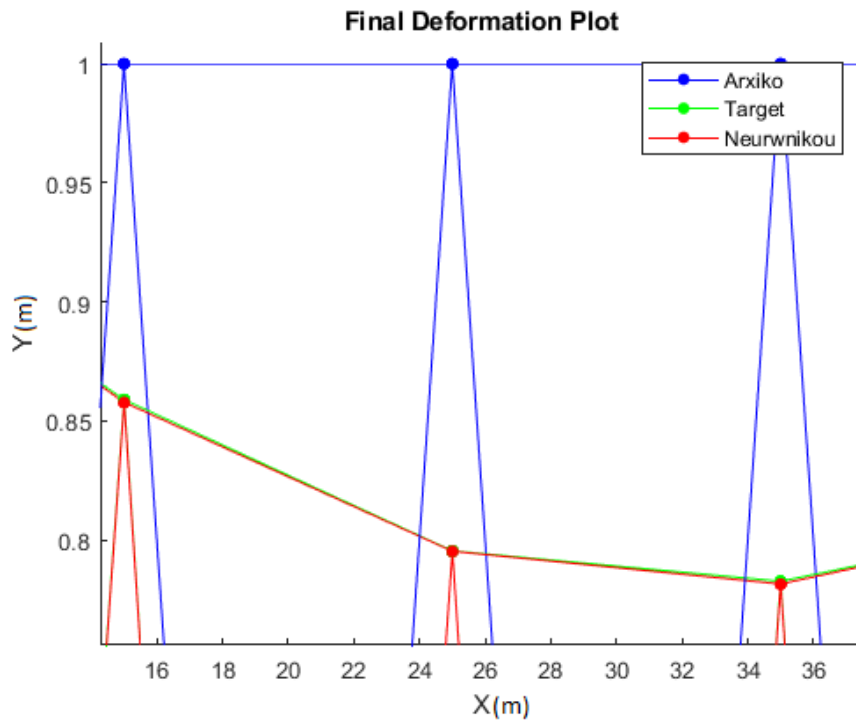


Σχήμα 6.24: Χρήση του εκπαιδευμένου νευρωνικού δικτύου για να δούμε πόσο καλά δουλεύει με ένα σετ τυχαίων δυνάμεων. Το σχήμα περιλαμβάνει το αρχικό δικτύωμα, το μετατοπισμένο πειραματικό δικτύωμα και το μετατοπισμένο δικτύωμα με τις προβλέψεις του Νευρωνικού Δικτύου.

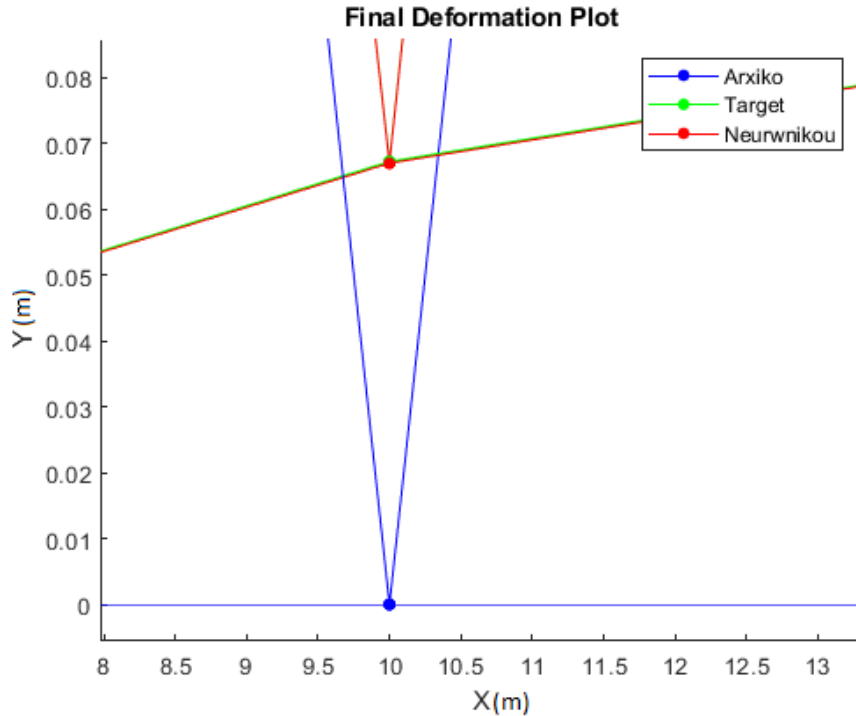


Σχήμα 6.25: Χρήση του εκπαιδευμένου νευρωνικού δικτύου για να δούμε πόσο καλά δουλεύει με ένα σετ τύχαιων δυνάμεων το οποίο περιλαμβάνει δυνάμεις εκτός των εκπαιδευμένων σετ. Το σχήμα περιλαμβάνει το αρχικό δικτύωμα, το μετατοπισμένο πειραματικό δικτύωμα και το μετατοπισμένο δικτύωμα με τις προβλέψεις του Νευρωνικού Δικτύου.

Από τα αποτελέσματα που βλέπουμε στα παραπάνω σχήματα, μπορούμε να δούμε ότι το νευρωνικό δίκτυο εξακολουθεί να προβλέπει με πολύ μεγάλη ακρίβεια την μετόπιση που υφίσταται το δικτύωμα ακόμα και αν χρησιμοποιήσουμε ένα τυχαίο σετ δυνάμεων ή κάποια από τις δυνάμεις που ασκούνται είναι εκτός των ορίων εκπαίδευσης. Αυτό είναι το αποτέλεσμα της πολύ καλής εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου μειώνοντας ολοένα και περισσότερο το ποσοστό σφάλματος με την χρήση των κατάλληλων βάσεων δεδομένων για τα στοιχεία εισόδου και εξόδου του δικτύου και βρίσκοντας τον κατάλληλο αριθμό κρυφών στοιβάδων οι οποίες βοηθούν στην ακρίβεια της πρόβλεψης του νευρωνικού. Κάνοντας μια κοντινή εστίαση στα διάγραμμα μπορούμε να δούμε ακριβώς πόσο μικρή είναι η διαφορά της πρόβλεψης του νευρωνικού από το αποτέλεσμα της ανάλυσης.



Σχήμα 6.26: Κοντινή εστίαση του διαγράμματος στον κόμβο 6 όπου ασκείται δύναμη  $-90N$ . Η απόκλιση της πρόβλεψης του νευρωνικού είναι ελάχιστη  $<0.1$ .



Σχήμα 6.27: Κοντινή εστίαση του διαγράμματος στον κόμβο 3 όπου ασκείται δύναμη  $150N$ . Η απόκλιση της πρόβλεψης του νευρωνικού είναι ελάχιστη  $<0.1$ .



Κόμβοι	1	2	3	4	5	6	7	8
Δυνάμεις τυχαίου σετ	2N	10N	-58N	18N	-72N	-90N	37N	22N
Δυνάμεις εκτός εκπαιδευμένου σετ	15N	45N	150N	-80N	55N	22N	75N	100N
Κόμβοι	9	10	11	12	13	14	15	
Δυνάμεις τυχαίου σετ	-56N	-19N	26N	11N	-75N	-66N	-100N	
Δυνάμεις εκτός εκπαιδευμένου σετ	-139N	-66N	7N	-15N	37N	-33N	76N	

Σχήμα 6.28: Δυνάμεις των Σχημάτων 6.24 και 6.25

## 6.5 Πιθανή μελλοντική έρευνα

Για το μέλλον θα μπορούσε κάποιος σε συνεργασία με τον αρμόδιο καθηγητή να ασχοληθεί διαφορετικά με την εργασία διαμορφώνοντας ένα διαφορετικού τύπου νευρωνικό δίκτυο το οποίο θα καλείται να ασχοληθεί με διαφορετικά δικτυώματα ή μοντέλα πεπερασμένου στοιχείου. Πιθανότατα θα μπορούσε να αναπτύξει ένα νευρωνικό δίκτυο τύπου CNN το οποίο θα δέχεται σαν είσοδο τα σχήματα της παραμόρφωσης από την πειραματική έρευνα και θα μπορεί να προβλέπει τις δυνάμεις που ασκούνται πάνω στο δικτύωμα.

Επιπλέον ένας άλλος τρόπος με τον οποίο θα μπορούσε κάποιος να επεκτείνει την διπλωματική εργασία θα ήταν να κάνει την ανάλυση του δικτυώματος σε τρισδιάστατη μορφή και να βρει την μηχανική απόκριση με τα νευρωνικά δίκτυα. Ένα αντικείμενο το οποίο μπορεί να έχει εφαρμογή στην εμβιομηχανική ως βελτίωση της απόδοσης ενός αθλητή ή για την καταπολέμηση της αρθρίτιδας σε άτομα μεγάλης ηλικίας. Επίσης κάποιος με αυτό τον τρόπο θα μπορούσε να ασχοληθεί και με την πρόβλεψη ανθρωπινων ιστών μελετώντας ανθρώπινα μοντέλα.

# Παράρτημα Α

## Ακρωνύμια και συντομογραφίες

**ANN** Artificial Neural Network

**CNN** Convolution Neural Network

**OA** Osteoarthritis

**TNA** Artificial Neural Network

**FEM** Finite Element Method

**FEA** Finite Element Analysis

**MSE** Mean Squared Error

**JSN** Joint Space Narrowing

**KL** Kellgren-Lawrence Grade

# Βιβλιογραφία

- [1] Available at <https://en.wikipedia.org>.
- [2] Dr Sean Carol, "What is a truss," available at <https://degreetutors.com>.
- [3] S. Haykin, "Neural networks : a comprehensive foundation. prentice hall," 1999, available at [https://cdn.preterhuman.net/texts/science\\_and\\_technology/artificial\\_intelligence/Neural%20Networks%20-%20A%20Comprehensive%20Foundation%20-%20Simon%20Haykin.pdf](https://cdn.preterhuman.net/texts/science_and_technology/artificial_intelligence/Neural%20Networks%20-%20A%20Comprehensive%20Foundation%20-%20Simon%20Haykin.pdf).
- [4] Ana Claudia Neves, "Structural health monitoring of bridges: Data-based damage detection method using machine learning," October 2017, LICENTIATE THESIS IN STRUCTURAL ENGINEERING AND BRIDGES STOCKHOLM, Available at DOI:10.13140/RG.2.2.33168.02562.
- [5] M. Buscema, "Back propagation neural networks," 1998, available at [https://www.researchgate.net/publication/13731614\\_Back\\_Propagation\\_Neural\\_Networks](https://www.researchgate.net/publication/13731614_Back_Propagation_Neural_Networks).
- [6] M.Mehrjoo, N.Khaji, H. Moharrami, and A. Bahreinineja, "Damage detection of truss bridge joints using artificial neural networks," pp. 1122--1131, 2008, available at:DOI:10.1016/j.eswa.2007.08.008.
- [7] Georgios Eleftherios Stavroulakis and Stefanos Christos Spathopoulos, "Springback prediction in sheet metal forming, based on finite element analysis and artificial neural network approach," *Applied Mechanics*, pp. 97--110, 2020, available at:DOI:10.3390/applmech1020007.
- [8] J. Antony, K. McGuinness, N. E. O'Connor, and K. Moran, "Quantifying radiographic knee osteoarthritis severity using deep convolutional neural networks," *EEE 23rd International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, 2016, available at: DOI:10.1109/ICPR.2016.7899799.
- [9] E.I.Sapoutzakis and P. M., *Ανάλυση Παβδωτών Φορέων με Μητρωικές Μεθόδους - Μέθοδος Άμεσης Στιβαρότητας*. Εκδόσεις Τσότρας, 2016, ISBN: 978-618-5066-41-3.
- [10] P. Michael, G. Gary, and C. Francesco, *Engineering Mechanics:Statics*. New York:McGraw-Hill Companies Inc, 2013, ISBN:978-0-07-338029-2.
- [11] Ching and Frank.A, *Visual Dictionary of Architecture*, 2nd ed. Hoboken, N.J.: Wiley, 2012, ISBN:9780470648858.

- [12] Ricker and N. Clifford, *A Treat on Design and Construction of Roofs*. New York: J. Wiley and Sons, 1912.
- [13] B. Ferd and J. Russ, *Vector Mechanics for Engineers: Statics*, 10th ed. New York, NY: McGraw-Hill., 2013, ISBN:978-0-07-740228-0.
- [14] Maginnis and O. Bernard, *Roof Framing Made Easy*, 2nd ed. New York: The Industrial Publication Company, 1903.
- [15] Hibbeler and R. Charles, *Engineering Mechanics-Statics*, 3rd ed. New York: Macmillan Publishing Co, 1983, ISBN:0-02-354310-8.
- [16] Kirsanov, *Planar Trusses: Schemes and Formulas*. GB: Cambridge Scholars Publishing, 2019, ISBN:978-1-5275-3531-2.
- [17] L. Jacob and P. Panayiotis, *Introduction to Solid Mechanics: An Integrated Approach*. Springer, 2016, ISBN:9783319188782.
- [18] Merriman and Mansfield, *American Civil Engineers' Pocket Book*. New York: J. Wiley and Sons, 2016.
- [19] Benj F. and L. Rue, "Members of a truss bridge," *Colliery Engineer Company*, pp. 67--68, 1898.
- [20] M. Britton and K. Pty, *Timber Truss Bridges-Roads and Traffic Authority*. nsw goverment, 2011, ISBN:978-1-921899-49-2.
- [21] P. Leeson, "Tharwa bridge," pp. 42--45, 2010, Canberra's Engineering Heritage.
- [22] Pegram and G. H, "Truss for roofs and bridges," *Science and Industry*, 1885.
- [23] D. V. Tinkov and A. A. Safonov, "Design optimization of truss bridge structures of composite materials," *Journal of Machinery Manufacture and Reliability*, vol. 46, pp. 46--52, 2017, available at: <https://doi.org/10.3103/S1052618817010149>.
- [24] G. Parke and N. Hewson, *CE Manual of Bridge Engineering*, 2nd ed. Thomas Telford Ltd, 2008.
- [25] B. Wellman and S.D.Berkowitz, *Social structures:a network approach*, 1988, ISBN:9780521286879.
- [26] American Society of Civil Engineers, *Minimum Design Loads for Buildings and Other Structures*. American Society of Civil Engineers, 2006, ISBN:0-7844-0809-2.
- [27] E. Union, "Eurocode: Basis of structural design," 2002, Bruxelles: European Committee for Standardization.
- [28] Avallone E.A. and Baumeister T, *Mark's Standard Handbook for Mechanical Engineers*. McGraw-Hill, 1999, ISBN:0-07-004997-1.
- [29] Daryl L. Logan , *A first course in the finite element method*. Cengage Learning, 2011, ISBN:978-0495668251.

- [30] Reddy J. N., *An Introduction to the Finite Element Method*, 3rd ed. McGraw-Hill, 2006, ISBN:9780071267618.
- [31] D. Roylance, "Finite element analysis," 2001, available at: <https://ocw.mit.edu/>.
- [32] Hopfield and J. J., "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities," *Natl. Acad. Sci. U.S.A*, pp. 2554--2558, 1982, available at: doi:10.1073/pnas.79.8.2554.
- [33] S. Russel and P. Norvig, *Τεχνητή Νοημοσύνη, μια σύγχρονη προσέγγιση*. Εκδόσεις Κλειδάριθμος, ISBN:960-209-873-2.
- [34] Laoura Theodosi Kokkinou, "Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα και εφαρμογές στα Συστήματα Αυτομάτου Ελέγχου," Διπλωματική Εργασία Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Τεχνολογίας Υπολογιστών Πανεπιστήμιο Πατρών, 2013.
- [35] Z. Nikolaos and K. Nikolaos, "ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΑΥΤΩΝ," 2015, Διπλωματική Εργασία Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών Αριστοτελείου Πανεπιστημίου Θεσσαλονίκης.
- [36] "Choose a multilayer neural network training function," available at <https://ch.mathworks.com/help>.
- [37] K. Diamantaras, *Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα*. Εκδόσεις Κλειδάριθμος, 2007, ISBN:978-960-461-080-8.
- [38] Ram D. Sriram, *Intelligent systems for engineering*. Springer, 1997, pp. 471-542, ISBN: 978-1-4471-0631-9, DOI:<https://doi.org/10.1007/978-1-4471-0631-9>.
- [39] A. Polumenopoulou, "Προσαρμοζόμενο σύστημα ελέγχου με τη χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων για τη βελτιστοποίηση της λειτουργίας θέρμανσης και ψύξης ενός κατοικημένου χώρου," Διπλωματική Εργασία Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών Πολυτεχνείου Κρήτης, 2018.
- [40] Blaxabas I. and Kefalas P. and Basileiadis N. and Kokkoras F. and Sakellariou H., *Τεχνητή Νοημοσύνη*. Εκδόσεις Παν/μίου Μακεδονίας, 2011.
- [41] Avinash Sharma V, "Understanding activation functions in neural networks," 2017, available at <https://medium.com/the-theory-of-everything/understanding-activation-functions-in-neural-networks-9491262884e0>.
- [42] Christopher M. Bishop, "Neural networks for pattern recognition," *Clarendon Press*, 1995.
- [43] K. William, "Overfitting vs. underfitting: A complete example," *Towards Data Science*, 2018.
- [44] Patterson D, "Artificial neural networks," *Prentice Hall*, 1966, Singapore.
- [45] Georgios Eleftherios Stavroulakis, *Inverse and Crack Identification Problems in Engineering Mechanics*. Springer, Boston, MA, ISBN:978-1-4615-0019-3, DOI:<https://doi.org/10.1007/978-1-4615-0019-3>.

- [46] G. s. Temponeras, "Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα και Εφαρμογές σε Σύγχρονα Προγραμματιστικά Περιβάλλοντα," Μεταπτυχιακή Εργασία Μηχανικών Υπολογιστών και Πληροφορικής Πανεπιστήμιο Πατρών, 2018.
- [47] "Statistics and machine learning toolbox documentation," available at <https://ch.mathworks.com/help>.
- [48] "Fit data with a shallow neural network - matlab and simulink - mathworks," available at <https://ch.mathworks.com/help>.
- [49] Lynne E Parker, "Notes on multilayer, feedforward neural networks," 2007, available at <http://web.eecs.utk.edu/~leparker/Courses/CS594-fall07/handouts/Neural-net-notes.pdf>.
- [50] T. Gupta, "Deep learning: Back propagation," *Towards Data Science*, 2017, available at <https://towardsdatascience.com/back-propagation-414ec0043d7>.