

ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ  
ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ



Διπλωματική Εργασία

ΕΝΤΟΠΙΣΜΟΣ ΑΤΕΛΕΙΩΝ ΔΟΚΟΥ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ  
ΔΙΚΤΥΩΝ

Κουγιουμτζόγλου Χριστόδουλος

Επιβλέπων καθηγητής  
Σταυρουλάκης Γεώργιος

ΧΑΝΙΑ 2013



## Περιεχόμενα

ΠΡΟΛΟΓΟΣ.....	4
Κεφάλαιο 1 .....	5
Εισαγωγή .....	5
Αποτελέσματα .....	8
Πάσσαλος χωρίς απόσβεση .....	9
Πάσσαλος με απόσβεση .....	18
Κεφάλαιο 2 .....	21
Εισαγωγή στα Νευρωνικά Δίκτυα .....	21
Ιστορική αναδρομή .....	22
Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα .....	23
Μοντέλα νευρώνων .....	24
Απλός νευρώνας (χωρίς bias) .....	24
Απλός νευρώνας (με bias) .....	24
Νευρώνας με είσοδο διάνυσμα .....	25
Συναρτήσεις μεταφοράς .....	26
Αρχιτεκτονικές δικτύων .....	28
Επίπεδο νευρώνων .....	28
Πολλαπλά επίπεδα νευρώνων (Multiple Layers of Neurons) .....	29
Μάθηση των νευρωνικών δικτύων .....	30
Κεφάλαιο 3 .....	31
Μέθοδος Επίλυσης του Προβλήματος και Αποτελέσματα .....	31
Περιγραφή δικτύου .....	31
Πάσσαλος χωρίς απόσβεση .....	34
Πάσσαλος με απόσβεση .....	41
Κεφάλαιο 4 .....	44
Συμπεράσματα .....	44
Κεφάλαιο 5 .....	45
Βιβλιογραφία .....	45

## ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Οι δοκοί χρησιμοποιούνται ευρέως για την κατασκευή θεμελίων διαφόρων κτιρίων. Είναι λοιπόν σημαντικό να γνωρίζουμε αν ο πάσσαλος είναι ελαττωματικός. Η ποιότητα του πασσάλου μπορεί να ελεγχθεί με έναν έλεγχο δομικής ακεραιότητας. Το εφαρμοζόμενο τεστ ακεραιότητας είναι ένα μη καταστροφικό τεστ το οποίο γίνεται στη θέση που είναι τοποθετημένος ο πάσσαλος. Πρόκειται για έναν γρήγορο και χαμηλού κόστους τρόπο ελέγχου με τον οποίο εξετάζεται η δομική ακεραιότητα του, χρησιμοποιώντας μία συσκευή μέτρησης η οποία μετρά το ανακλώμενο κύμα που δημιουργείται από την άσκηση δύναμης στον πάσσαλο. Επειδή τα χαρακτηριστικά του υλικού, όπως για παράδειγμα, το μέτρο του Young και η πυκνότητα μεταβάλλονται ελάχιστα, τα αποτελέσματα των μετρήσεων σχετίζονται άμεσα με τη γεωμετρία του πασσάλου.

Η ερμηνεία όμως αυτών των μετρήσεων είναι ορισμένες φορές δύσκολη, ειδικά όταν η διατομή του πασσάλου αλλάζει ή η ανάκλαση του κύματος επηρεάζεται από το έδαφος που τον περιβάλλει. Για την καλύτερη κατανόηση αυτού του είδους των μετρήσεων, εκτελούνται αριθμητικές προσομοιώσεις. Πιο συγκεκριμένα έχει αναπτυχθεί ένα λεπτομερές αριθμητικό μοντέλο πασσάλων ενσωματωμένων στο έδαφος, με ελαττώματα, κοντά σε αυτά που αναμένεται να εμφανιστούν.

Τα δεδομένα από την αριθμητική προσομοίωση των πασσάλων προέρχονται από τον υποψήφιο διδάκτορα του Πολυτεχνείου Braunschweig, κ. Marco Schauer και μας διατέθηκαν μέσω του προγράμματος Ελληνογερμανικής επιστημονικής συνεργασίας IKYDA2012 μεταξύ των καθηγητών Γ. Σταυρουλάκη και S. Langer.

Για την εύρεση της κατάστασης του πασσάλου χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος των νευρωνικών δικτύων ανάστροφης διάδοσης. Το δίκτυο δημιουργήθηκε σε περιβάλλον Matlab. Η εκπαίδευση έγινε χρησιμοποιώντας τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων ως δεδομένα εισόδου με σκοπό τη συσχέτιση τους με τη θέση και το είδος της ατέλειας.

Η διερεύνηση έγινε για δύο ειδών υλικά και δύο ειδών ατέλειες. Όσον αφορά το αρχικό υλικό γίνεται η παραδοχή πως το κύμα που δημιουργείται δεν αποσβένεται, σε αντίθεση με το δεύτερο στο οποίο εμφανίζεται απόσβεση, κάτι που προσεγγίζει περισσότερο τα πραγματικά υλικά. Ο κάθε πάσσαλος χωρίζεται σε τέσσερα μέρη. Οι ατέλειες εμφανίζονται σε αυτές τις θέσεις, είτε ως έλλειψη είτε ως περίσσεια υλικού.

Αρχικά στο πρώτο κεφάλαιο γίνεται μια σύντομη περιγραφή του προβλήματος ενώ δίνονται και κάποια από τα αποτελέσματα της προσομοίωσης που χρησιμοποιήθηκαν ως δεδομένα εισόδου για το νευρωνικό δίκτυο. Στο κεφάλαιο 2 γίνεται εισαγωγή στη θεωρία των νευρωνικών δικτύων. Στο τρίτο κεφάλαιο εξηγείται η διαδικασία που ακολουθήθηκε για την εκπαίδευση ενώ παρουσιάζονται και τα αποτελέσματα. Τέλος, στο τέταρτο κεφάλαιο εξάγονται κάποια συμπεράσματα.

# Κεφάλαιο 1

## Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό εξηγείται η διαδικασία και τα αποτελέσματα της προσομοίωσης. Αρχικά τοποθετείται ένας αισθητήρας στην κεφαλή του πασσάλου. Ύστερα εφαρμόζεται δύναμη με αποτέλεσμα τη δημιουργία ενός  $p$  – κύματος<sup>1</sup> το οποίο διατρέχει τον πάσσαλο. Το μεγαλύτερο μέρος αυτού του κύματος ανακλάται από την άκρη του πασσάλου και μετράται από τον αισθητήρα που βρίσκεται τοποθετημένος στην κεφαλή του. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα τη δημιουργία ενός γραφήματος μετατόπισης -χρόνου που πρέπει να αναλυθεί ώστε να καθοριστεί η γεωμετρία του πασσάλου.

Για την δημιουργία αυτών των γραφημάτων γίνεται προσομοίωση της συγκεκριμένης διαδικασίας χρησιμοποιώντας συνδυασμό των μεθόδων πεπερασμένων στοιχείων (FEM) και της μεθόδου Scaled Boundary Finite-Element Method (SBFEM).

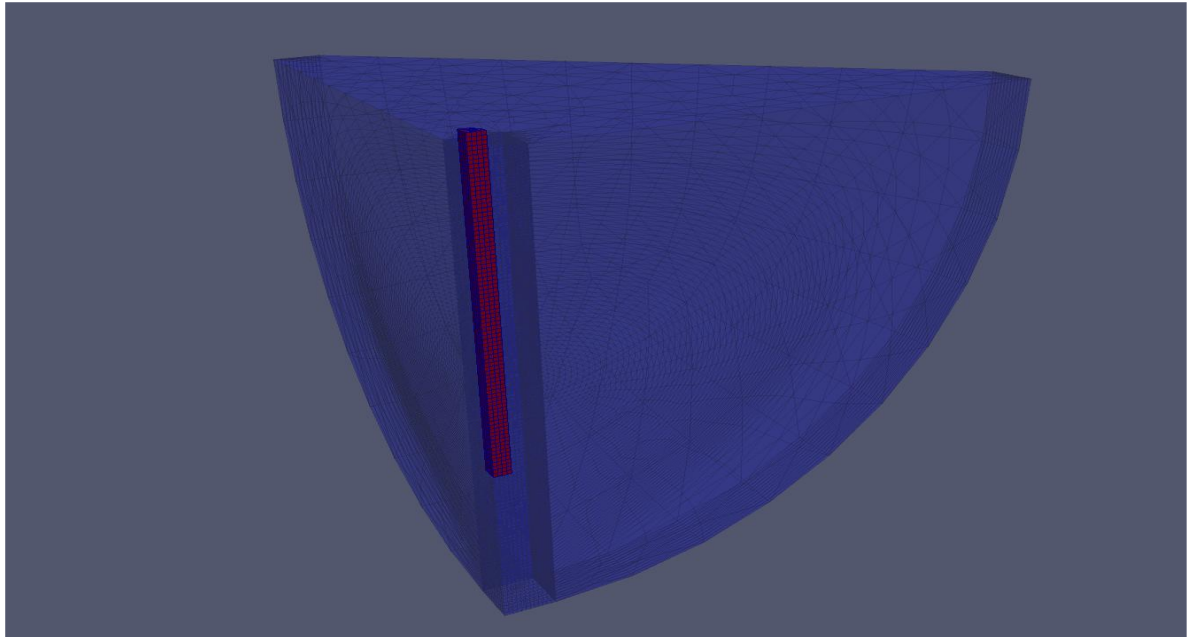
Ο πάσσαλος έχει κυκλική διατομή με ακτίνα  $r_0 = 0,1\text{m}$  , μήκος  $2,1\text{m}$  ενώ τοποθετείται σε βάθος  $2$  μέτρων στο έδαφος.

Γίνεται παραδοχή πως η μετατόπιση του πασσάλου σε σχέση με το έδαφος αμελείται. Εφαρμόζονται συνοριακές συνθήκες και επειδή είναι συμμετρικές, θεωρείται μόνο το ένα τέταρτο του πασσάλου, κάτι που έχει ως αποτέλεσμα σημαντική μείωση στον υπολογιστικό φόρτο.

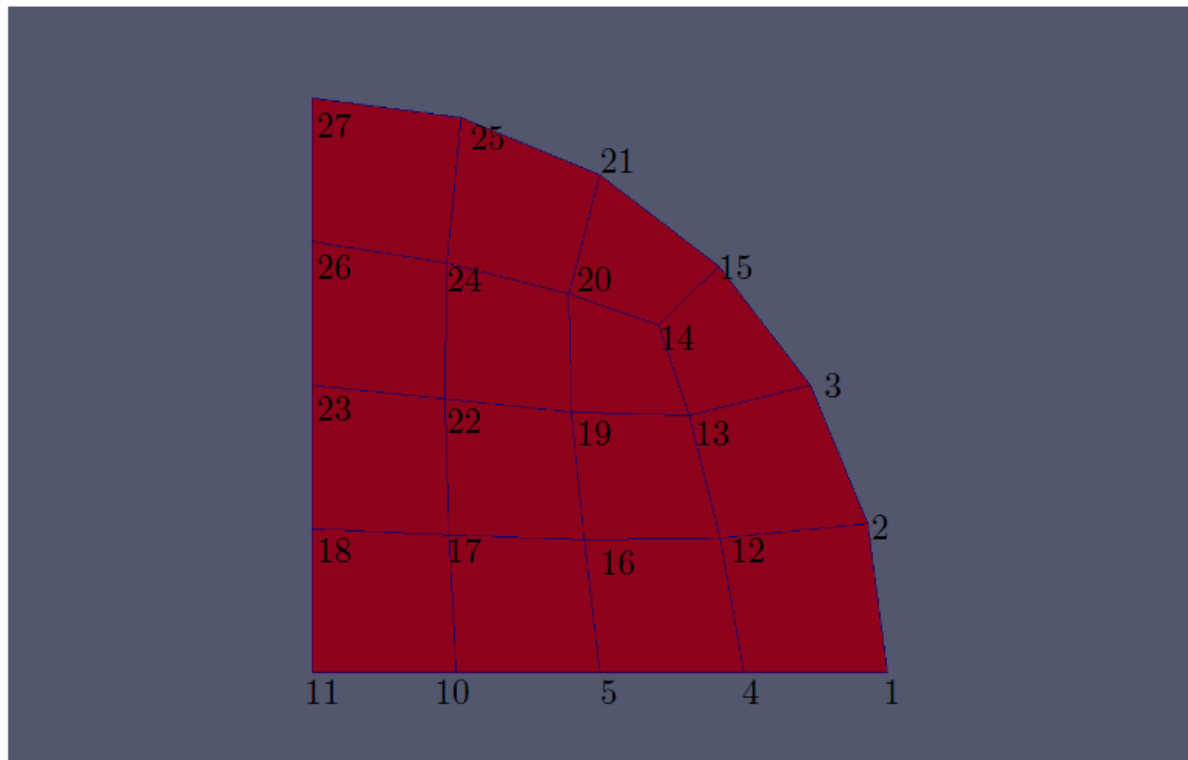
Γίνεται διακριτοποίηση σε όλο του το μήκος, από την κεφαλή  $[+0,1]\text{m}$  μέχρι τον πυθμένα  $[-2,0]\text{m}$  καθώς και στο έδαφος που τον περιβάλλει. Η διακριτοποίηση φαίνεται στην εικόνα 1. Στην εικόνα 2 παρουσιάζονται οι κόμβοι στην κάτοψη του πασσάλου.

---

<sup>1</sup> P-κύμα είναι ένας τύπος ελαστικού κύματος , που ονομάζεται σεισμικό κύμα στη σεισμολογία, και μπορεί να ταξιδέψει μέσα από ένα συνεχές. Το συνεχές μπορεί να αποτελείται από αέρια, στερεά και υγρά, συμπεριλαμβανομένης και της Γης . Το όνομα P-κύμα λέγεται είτε πρωτογενή κύμα , δεδομένου ότι έχει την υψηλότερη ταχύτητα και ως εκ τούτου είναι το πρώτο που καταγράφεται, είτε κύμα πίεσης καθώς διαμορφώνεται από εναλλασσόμενες συμπίεσεις και αραιώσεις. Σε ιστροπικά και ομογενή στερεά, ο τρόπος διάδοσης ενός P-κύματος είναι πάντα διαμήκης, έτσι τα σωματίδια στο στερεό έχουν δονήσεις κατά μήκος ή παράλληλα προς την διεύθυνση της ενέργειας των κυμάτων.



Εικόνα 1 : Διακριτοποίηση του πασσάλου



Εικόνα 2: Κάτοψη του πασσάλου με όλους τους κόμβους.

Η διακριτοποίηση των πασσάλων που εμφανίζουν κάποιο ελάττωμα γίνεται με τον ίδιο τρόπο, χρησιμοποιώντας όμως επιπλέον διαφορετικές ακτίνες  $r_i$  και  $r_a$  στις θέσεις όπου υπάρχει ατέλεια. Τα ελαττώματα που μελετώνται είναι αξονοσυμμετρικά όπως και ο πάσσαλος. Ως εκ τούτου, ορίζονται από την ακτίνα και τη θέση στην οποία βρίσκονται. Ο πάσσαλος και το περιβάλλον έδαφος θεωρούμε ότι αποτελούνται από ιστροπικό ελαστικό υλικό. Οι ιδιότητες του, παρουσιάζονται στον πίνακα 1 όπου  $E$  είναι το μέτρο του Young,  $G$  είναι το μέτρο διάτμησης,  $\nu$  είναι ο λόγος του Poisson ενώ  $\rho$  είναι η πυκνότητα.

	$E \left[ \frac{N}{m^2} \right]$	$G \left[ \frac{N}{m^2} \right]$	$\nu [-]$	$\rho \left[ \frac{kg}{m^3} \right]$
Pile	37000000000.0	-	0.2	2600.0
Soil	100000000.0	38461538.462	0.3	2100.0

Πίνακας 1 : Ιδιότητες Υλικών Δοκού και Εδάφους

Η ταχύτητα του κύματος, που προκύπτει βάση των ιδιοτήτων του κάθε υλικού, για τον πάσσαλο και το έδαφος είναι αντίστοιχα.

	$c_p \left[ \frac{m}{s} \right]$	$c_s \left[ \frac{m}{s} \right]$
Pile	3976.426	2435.054
Soil	253.185	135,333

Πίνακας 2 : Ταχύτητα κύματος

Όπου τα  $c_p$  και  $c_s$  υπολογίζονται αντίστοιχα από τις εξισώσεις

$$c_p = \sqrt{\frac{E(1-\nu)}{\rho(1+\nu)(1-2\nu)}} \quad (1)$$

$$c_s = \sqrt{\frac{E}{2\rho(1+\nu)}} \quad (2)$$

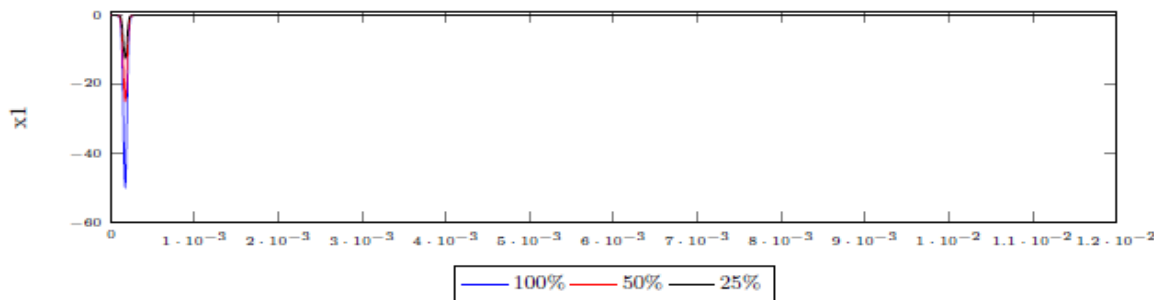
Η ανάλυση έγινε, χωρίζοντας το χρόνο της προσομοίωσης σε 2000 τμήματα όπου το κάθε τμήμα αντιστοιχεί σε χρόνο  $\Delta t=0,000006$  s. Ως αποτέλεσμα ο συνολικός χρόνος της προσομοίωσης είναι 0,012 δευτερόλεπτα.

Η δύναμη εφαρμόζεται στην κεφαλή του πασσάλου στους κόμβους 12,13,14,16,17,19,20,22 και 24 (εικόνα 2). Η τιμή της εξαρτάται από τον χρόνο, βάση της σχέσης :

$$p = (-50 - q)e^{-q} N \text{ όπου } q = (5t\pi - 6)^2$$

Λόγω των οριακών συνθηκών το 50% του φορτίου ασκείται και στους κόμβους 4,5,10,18,23 και 26. Στον κόμβο 11 ασκείται μόνο το 25%.

Παρακάτω φαίνεται η δύναμη που ασκείται σε συνάρτηση με τον χρόνο της προσομοίωσης.



Εικόνα 3 : Δύναμη σε συνάρτηση με τον χρόνο της προσομοίωσης.

## Αποτελέσματα

Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης αποθηκεύονται σε αρχεία ASCII (\*.flt) όπου αναγράφεται ο χρόνος, η μετατόπιση (d), ταχύτητα (v) και επιτάχυνση (a) κάθε κόμβου, ως προς κάθε άξονα (x,y,z).

Για κάθε κόμβο δηλαδή υπάρχει ένα αρχείο με τη ακόλουθη μορφή:

time	x_d	x_v	x_a	y_d	y_v	y_a	z_d	z_v	z_a
0	-1,65E-20	-5,27E-15	-1,17E-09	0	0	0	2,30E-20	7,37E-15	1,64E-09
1,80E-05	-1,55E-19	-3,98E-14	-7,28E-09	0	0	0	1,62E-19	3,81E-14	6,27E-09
2,40E-05	-1,09E-18	-2,64E-13	-4,74E-08	0	0	0	1,03E-18	2,44E-13	4,36E-08
3,00E-05	-6,95E-18	-1,64E-12	-2,91E-07	0	0	0	6,24E-18	1,45E-12	2,54E-07
3,60E-05	-4,11E-17	-9,47E-12	-1,64E-06	0	0	0	3,52E-17	8,00E-12	1,37E-06
4,20E-05	-2,25E-16	-5,06E-11	-8,59E-06	0	0	0	1,84E-16	4,05E-11	6,77E-06
4,80E-05	-1,15E-15	-2,50E-10	-4,15E-05	0	0	0	8,85E-16	1,89E-10	3,07E-05
5,40E-05	-5,41E-15	-1,15E-09	-0,00019	0	0	0	3,92E-15	8,05E-10	0,000127
6,00E-05	-2,37E-14	-4,85E-09	-0,00076	0	0	0	1,59E-14	3,14E-09	0,000476
6,60E-05	-9,66E-14	-1,90E-08	-0,0029	0	0	0	5,94E-14	1,11E-08	0,001621

Παρακάτω παρατίθενται σε μορφή γραφημάτων κάποια από τα αποτελέσματα της προσομοίωσης ενώ δίνονται σε πίνακες όλες οι πιθανές μορφές ατελειών που μελετώνται αρχικά για τη δοκό που δεν εμφανίζει απόσβεση και στη συνέχεια για αυτήν που παρουσιάζει.

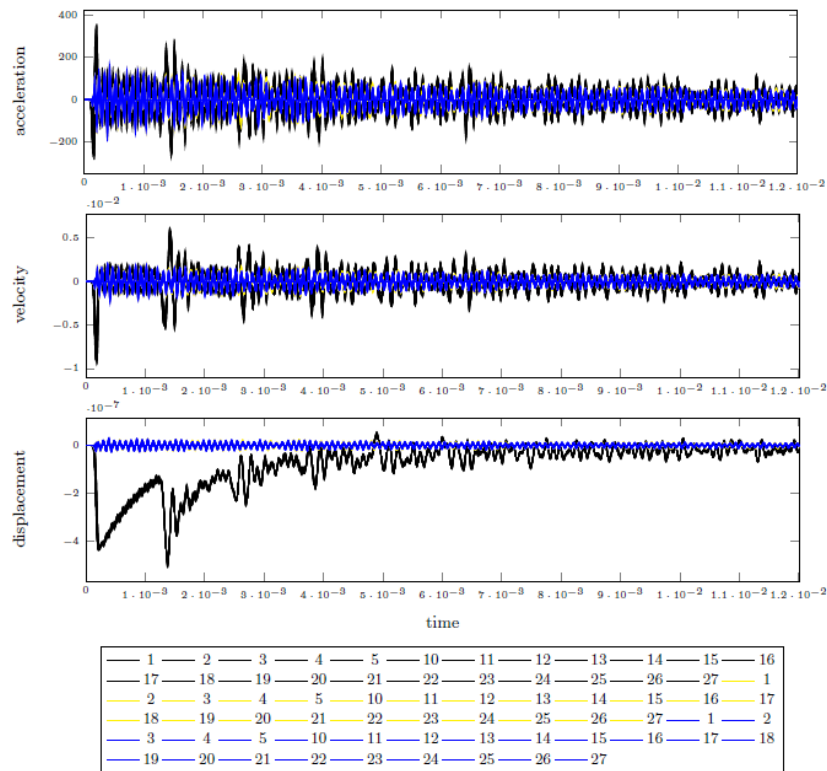
## Πάσσαλος χωρίς απόσβεση

Ο πάσσαλος χωρίς κάποια ατέλεια φαίνεται στην παρακάτω εικόνα. Εμφανής είναι επίσης και η διακριτοποίηση.



Εικόνα 4 : Πάσσαλος χωρίς ατέλεια

Στο σχήμα που ακολουθεί δίδονται τα γραφήματα της επιτάχυνσης, ταχύτητας και μετατόπισης σε σχέση με το χρόνο της προσομοίωσης για τον πάσσαλο χωρίς ατέλεια. Με κίτρινο χρώμα αναπαριστώνται τα δεδομένα που αφορούν τον άξονα  $x$ , με μπλέ για τον άξονα  $y$  ενώ με μαύρο για τον άξονα  $z$ . Οι αριθμοί κάτω από το γράφημα αναφέρονται στους κόμβους.



**Γράφημα 1 : Επιτάχυνση, ταχύτητα και μετατόπιση σε σχέση με το χρόνο της προσομοίωσης για τον πάσσαλο χωρίς ατέλεια**

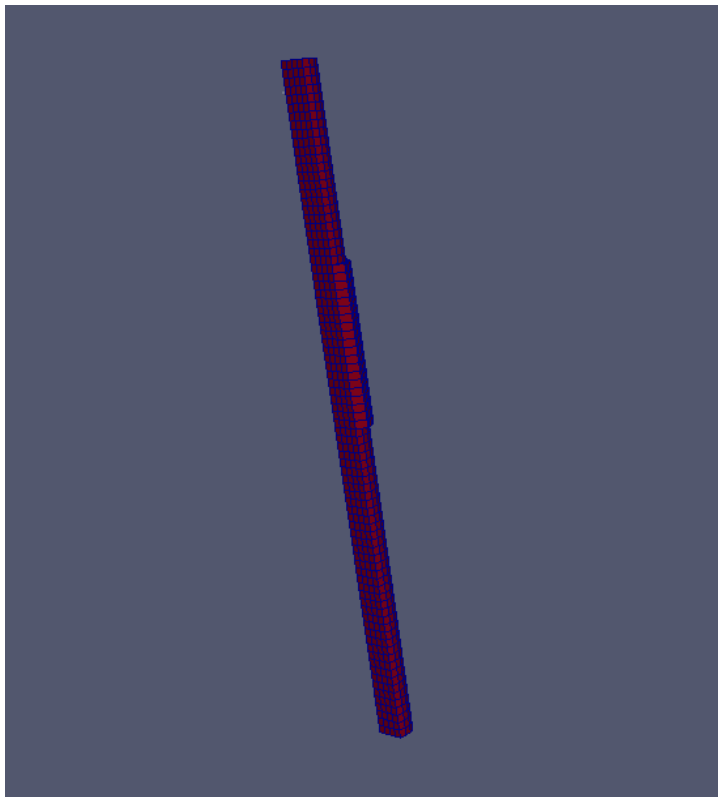
Η δοκός χωρίζεται σε τέσσερα μέρη, όπου σε κάθε μέρος είναι δυνατό να εμφανίζεται κάποια ατέλεια. Οι ατέλειες εμφανίζονται είτε ως περίσσεια υλικού (ακτίνα  $r_\alpha > r_0$ ) είτε ως έλλειψη ( $r_i < r_0$ ).

Τα αρχεία με όνομα Fa\* περιέχουν δεδομένα που αναπαριστούν ατέλεια στην οποία η ακτίνα είναι μεγαλύτερη ( $r_\alpha > r_0$ ) σε κάποια θέση, ενώ τα αρχεία Fi\* περιέχουν δεδομένα που αναπαριστούν ατέλεια στην οποία η ακτίνα είναι μικρότερη της κανονικής  $r_i < r_0$ .

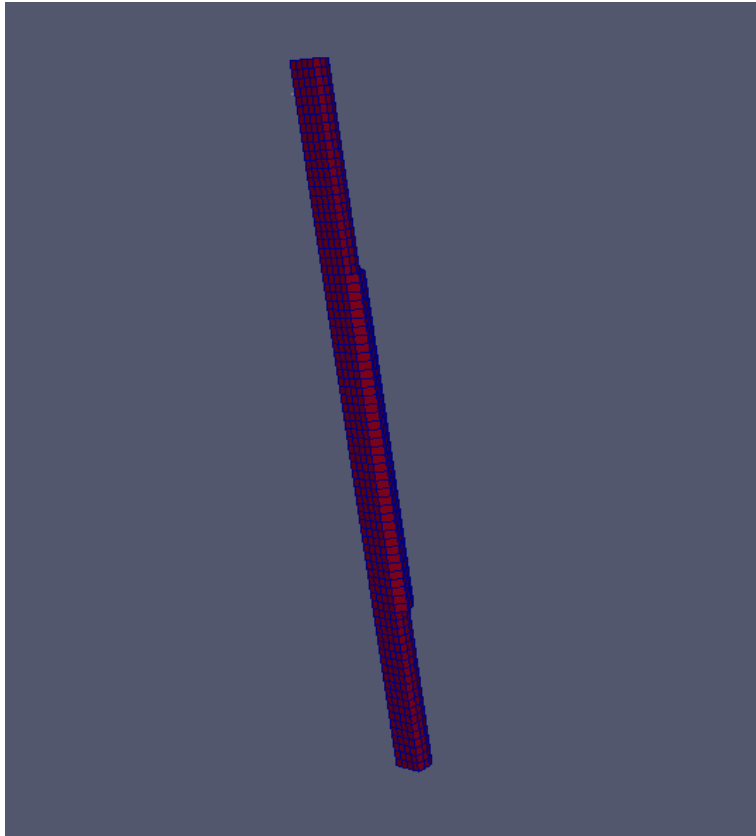
Ο παρακάτω πίνακας περιέχει τις πιθανές καταστάσεις που μελετάμε στη συγκεκριμένη δοκό, ενώ στη συνέχεια παρουσιάζονται κάποιες εικόνες με τη μορφή των πασσάλων για καλύτερη κατανόηση.

depth [m]		perfect	Fa2	Fa3	Fa4	Fa23	Fa24	Fa34	Fa234
[+0.1]	pile's head	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[+0.1; ±0.0]		$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[±0.0]	surface	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[±0.0; -0.5]		$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[-0.5; -1.0]		$r_0$	$r_a$	$r_0$	$r_0$	$r_a$	$r_a$	$r_0$	$r_a$
[-1.0; -1.5]		$r_0$	$r_0$	$r_a$	$r_0$	$r_a$	$r_0$	$r_a$	$r_a$
[-1.5; -2.0]		$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_a$	$r_0$	$r_a$	$r_a$	$r_a$
[-2.0]	pile's toe	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_a$	$r_0$	$r_a$	$r_a$	$r_a$

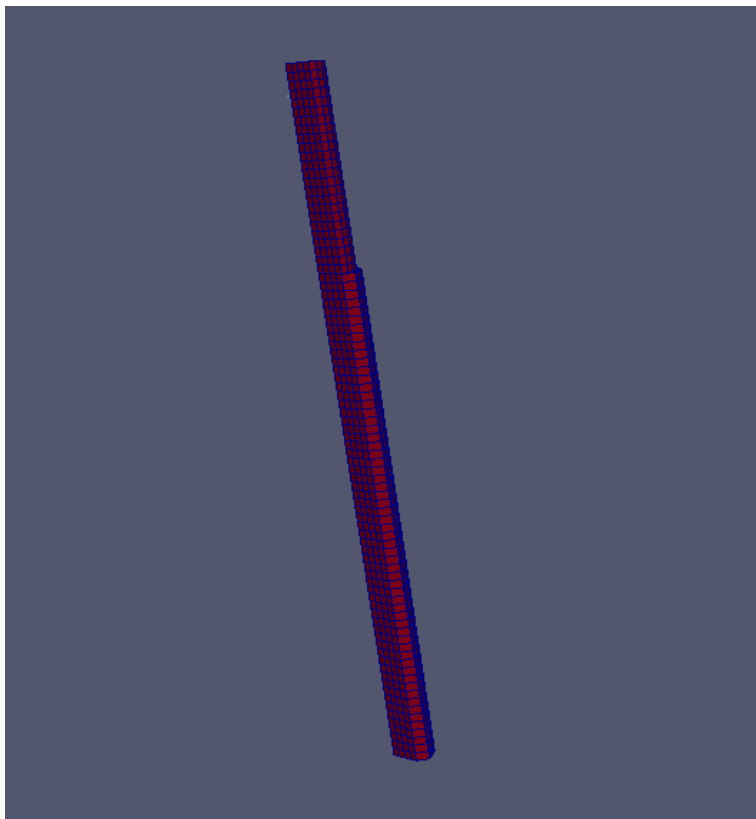
depth [m]		perfect	Fi2	Fi3	Fi4	Fi23	Fi24	Fi34	Fi234
[+0.1]	pile's head	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[+0.1; ±0.0]		$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[±0.0]	surface	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[±0.0; -0.5]		$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[-0.5; -1.0]		$r_0$	$r_i$	$r_0$	$r_0$	$r_i$	$r_i$	$r_0$	$r_i$
[-1.0; -1.5]		$r_0$	$r_0$	$r_i$	$r_0$	$r_i$	$r_0$	$r_i$	$r_i$
[-1.5; -2.0]		$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_i$	$r_0$	$r_i$	$r_i$	$r_i$
[-2.0]	pile's toe	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_i$	$r_0$	$r_i$	$r_i$	$r_i$



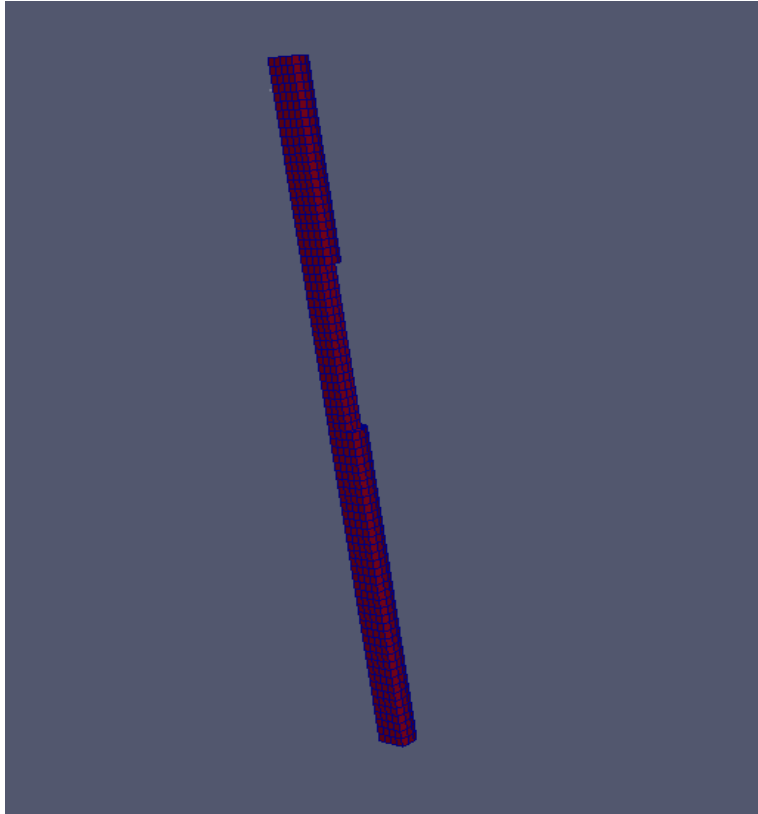
Εικόνα 5 : Πάσσαλος με περίσσεια υλικού στη θέση 2 (Αρχείο Fa2)



Εικόνα 6: Πάσσαλος με περίσσεια υλικού στις θέσεις 2 και 3 (Αρχείο Fa23)



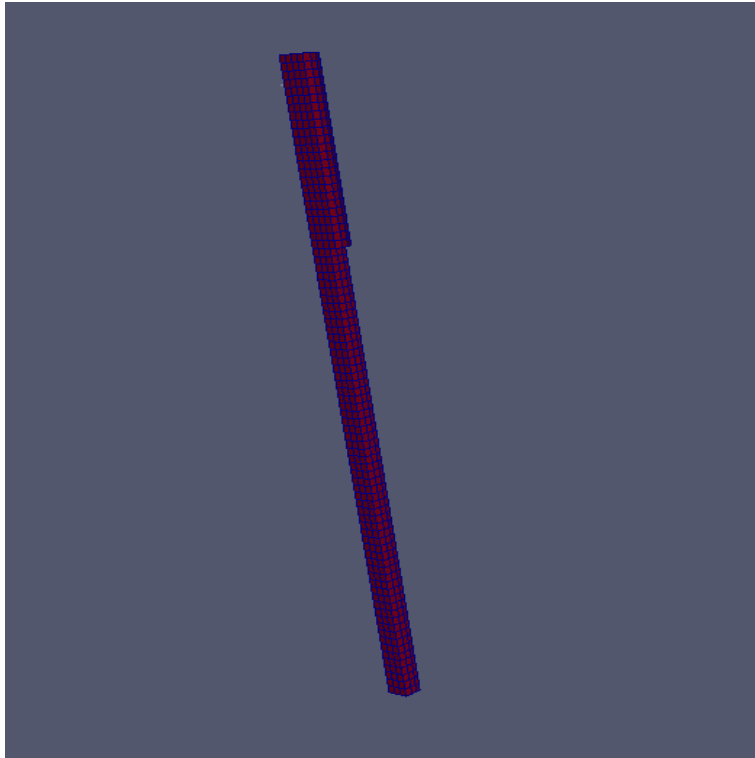
Εικόνα 7: Πάσσαλος με περίσσεια υλικού στις θέσεις 2,3 και 4 (Αρχείο Fa234)



Εικόνα 8: Πάσσαλος με έλλειψη υλικού στη θέση 2 (Αρχείο Fi2)

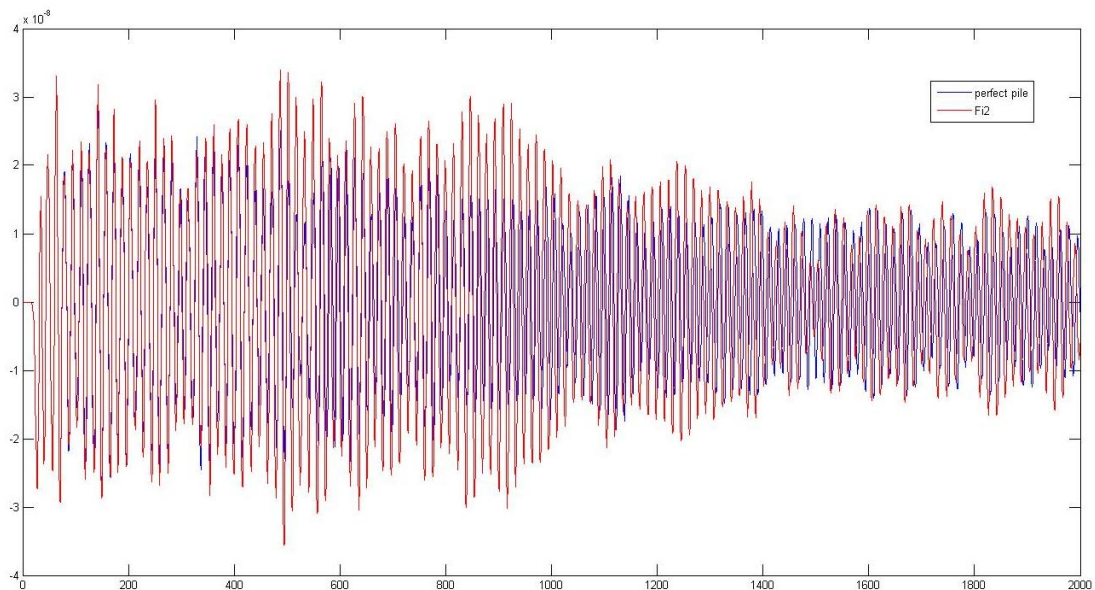


Εικόνα 9: Πάσσαλος με έλλειψη υλικού στις θέσεις 2 και 3 (Αρχείο Fi23)

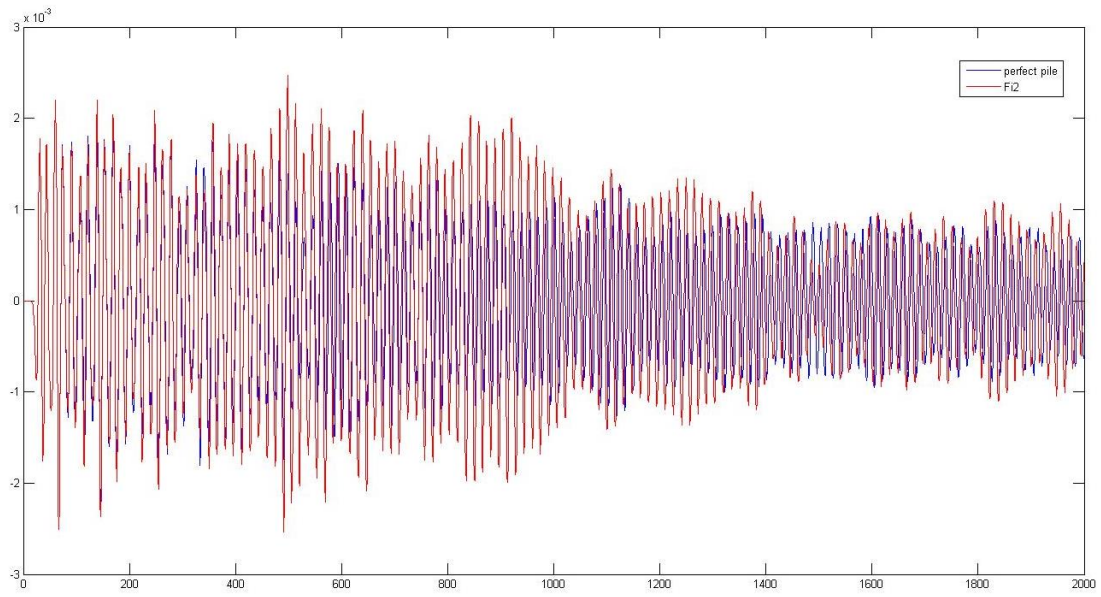


Εικόνα 10: Πάσσαλος με έλλειψη υλικού στις θέσεις 2, 3 και 4 (Αρχείο Fi234)

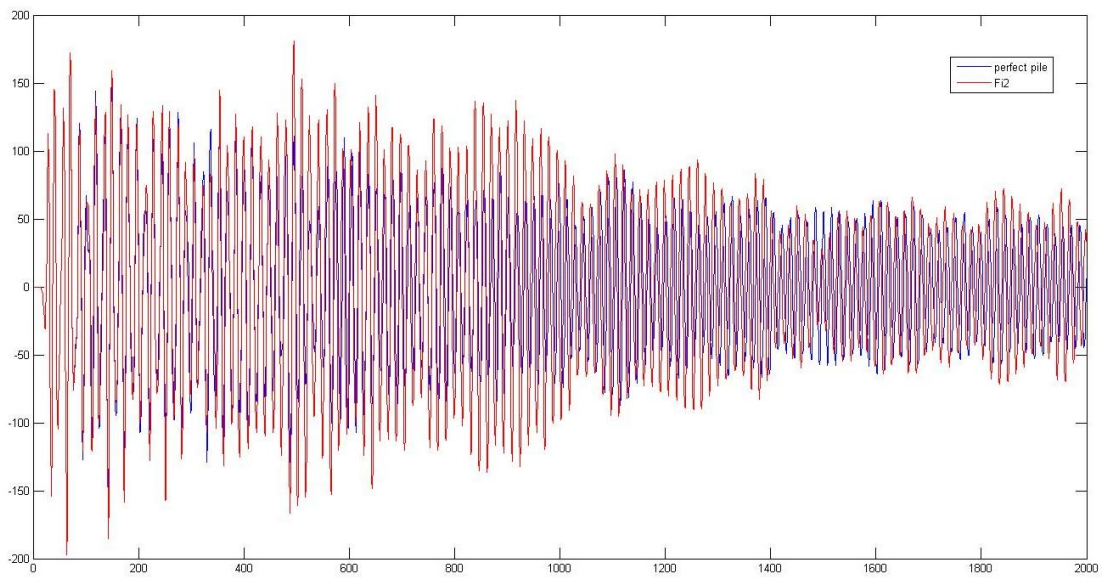
Στα παρακάτω γραφήματα φαίνεται η διαφορά στην ανάκλαση μεταξύ του κανονικού (μπλε χρώμα) και ενός ελαττωματικού πασσάλου (κόκκινο χρώμα) π.χ. στη θέση 2 (Fi2) ως προς τη μετατόπιση, την ταχύτητα και την επιτάχυνση κατά τους άξονες x και z για τον κόμβο 1. Όσον αφορά τον άξονα y δεν υπάρχει κάποια μετατόπιση οπότε δεν παρατίθεται κάποιο διάγραμμα.



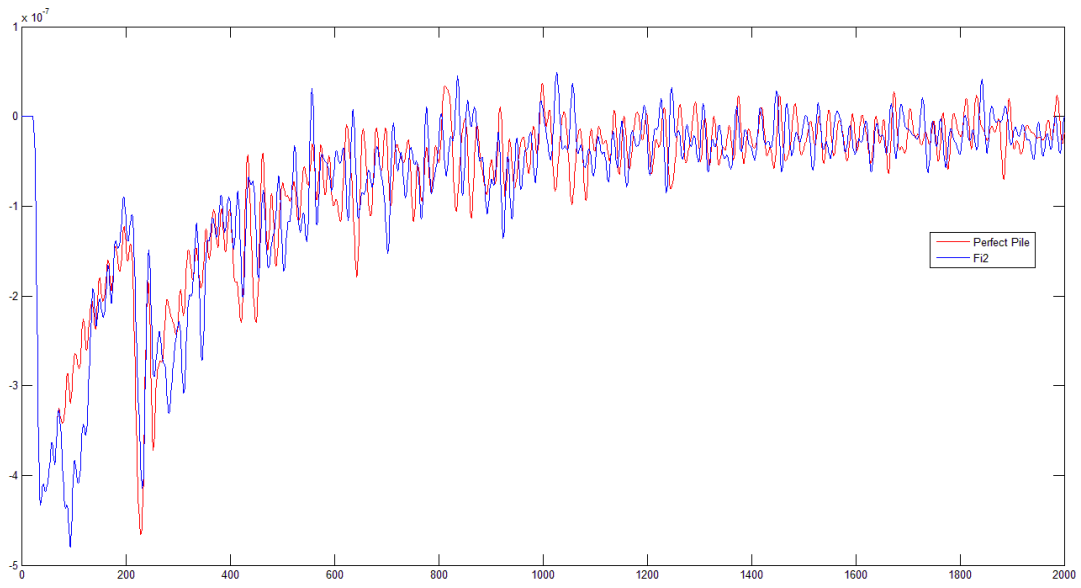
Γράφημα 2 : Μετατόπιση ως προς τον άξονα x



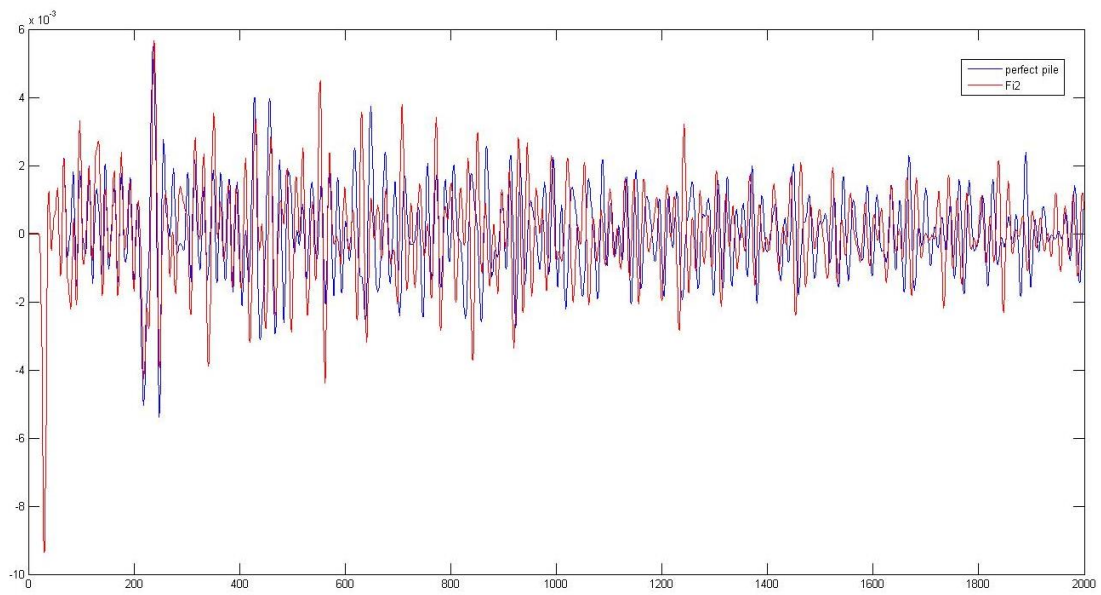
**Γράφημα 3 : Ταχύτητα ως προς τον άξονα x**



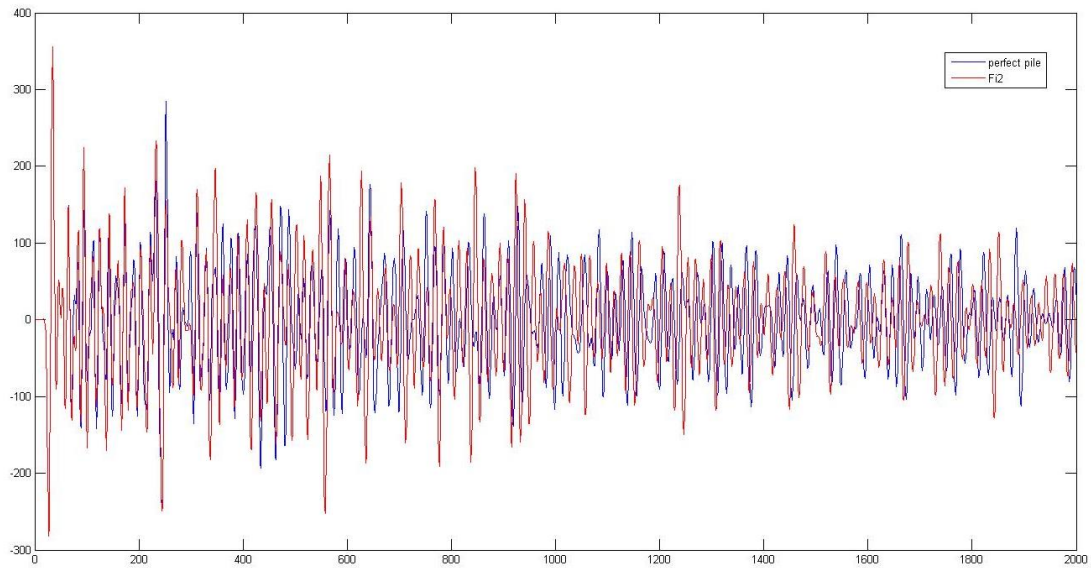
**Γράφημα 4 : Επιτάχυνση ως προς τον άξονα x**



**Γράφημα 5 : Μετατόπιση ως προς τον άξονα z**



**Γράφημα 6 : Ταχύτητα ως προς τον άξονα z**

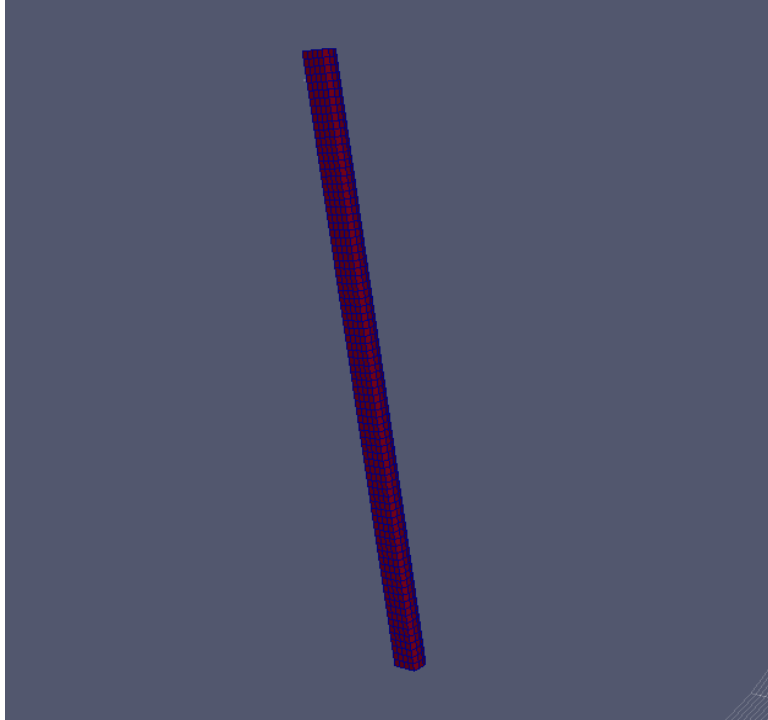


**Γράφημα 7 : Επιτάχυνση ως προς τον άξονα z**

Μελετώντας τα παραπάνω γραφήματα γίνεται κατανοητό πως περισσότερο έχει νόημα η μελέτη της μετατόπισης ως προς τον άξονα z καθώς, αντίθετα με τα υπόλοιπα διαγράμματα, μόνο σε αυτό παρατηρείται κάποια ορατή διαφοροποίηση στις τιμές μεταξύ των δύο δοκών, κάτι το οποίο θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί αποτελεσματικά από ένα νευρωνικό δίκτυο για τη συσχέτιση με την κατάσταση μιας δοκού.

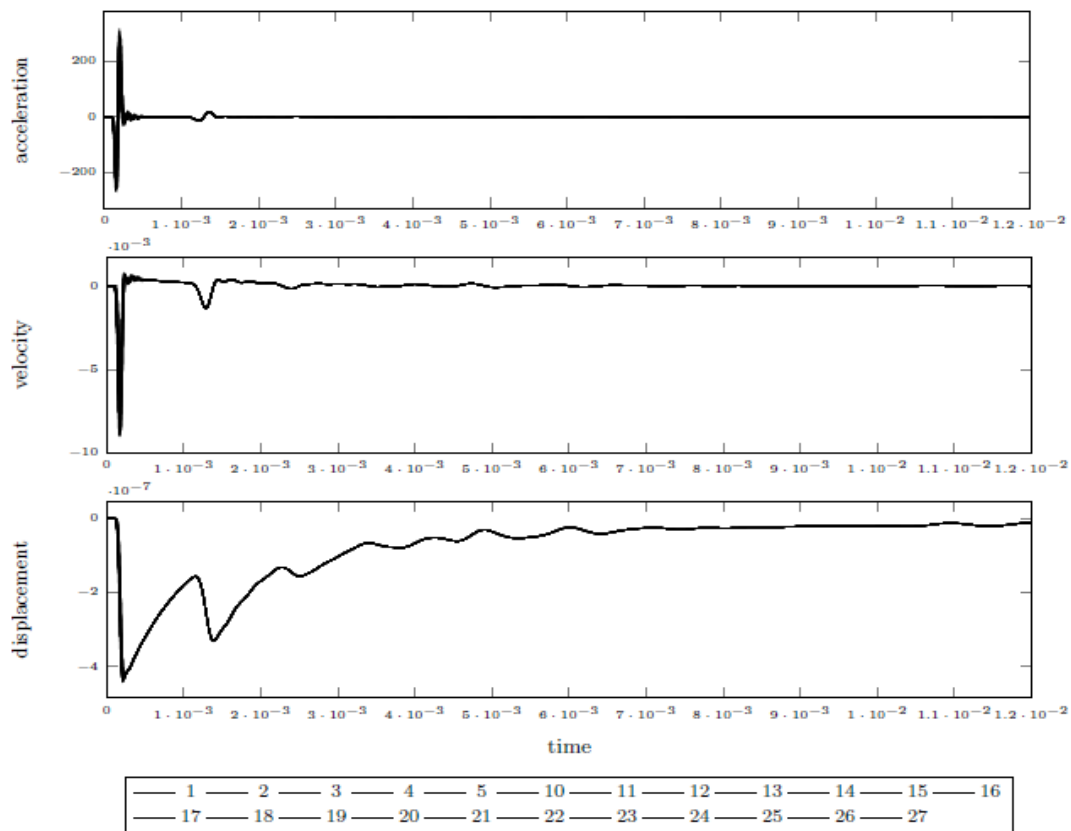
## Πάσσαλος με απόσβεση

Ο πάσσαλος χωρίς κάποια ατέλεια είναι ακριβώς ίδιος με τον προηγούμενο και φαίνεται στην παρακάτω εικόνα.



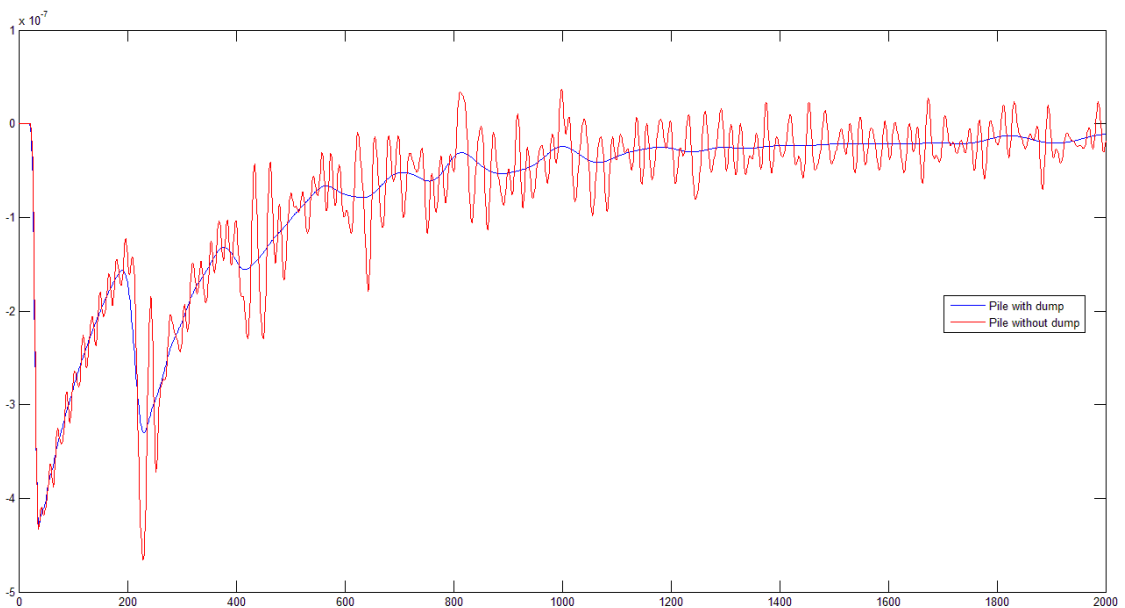
Εικόνα 11 : Πάσσαλος με απόσβεση χωρίς ατέλεια

Στο σχήμα που ακολουθεί δίδονται τα γραφήματα της επιτάχυνσης, ταχύτητας και μετατόπισης για τον άξονα  $z$  σε σχέση με το χρόνο της προσομοίωσης για τον πάσσαλο χωρίς ατέλεια. Οι αριθμοί κάτω από το γράφημα αναφέρονται στους κόμβους.



**Γράφημα 8 :** Επιτάχυνση, ταχύτητα και μετατόπιση ως προς τον άξονα z σε σχέση με το χρόνο της προσομοίωσης για τον πάσσαλο χωρίς ατέλεια

Στο γράφημα που ακολουθεί φαίνεται η διαφορά μεταξύ δύο πασσάλων χωρίς κάποια ατέλεια, όπου ο ένας εμφανίζει απόσβεση ενώ ο άλλος όχι, όσον αφορά τη μετατόπιση κατά τον άξονα z του κόμβου 1.



**Γράφημα 9:** Διαφορά μεταξύ δύο πασσάλων όπου ο ένας εμφανίζει απόσβεση ενώ ο άλλος όχι.

Οι παρακάτω πίνακες περιέχουν τις πιθανές καταστάσεις που μελετάμε στη συγκεκριμένη δοκό.

depth [m]		perfect	Fa2	Fa3	Fa4	Fa23	Fa24	Fa34	Fa234
[+0.1]	pile's head	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[+0.1; ±0.0]		$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[±0.0]	surface	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[±0.0; -0.5]		$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[-0.5; -1.0]		$r_0$	$r_a$	$r_0$	$r_0$	$r_a$	$r_a$	$r_0$	$r_a$
[-1.0; -1.5]		$r_0$	$r_0$	$r_a$	$r_0$	$r_a$	$r_0$	$r_a$	$r_a$
[-1.5; -2.0]		$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_a$	$r_0$	$r_a$	$r_a$	$r_a$
[-2.0]	pile's toe	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_a$	$r_0$	$r_a$	$r_a$	$r_a$

depth [m]		perfect	Fi2	Fi3	Fi4	Fi23	Fi24	Fi34	Fi234
[+0.1]	pile's head	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[+0.1; ±0.0]		$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[±0.0]	surface	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[±0.0; -0.5]		$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[-0.5; -1.0]		$r_0$	$r_i$	$r_0$	$r_0$	$r_i$	$r_i$	$r_0$	$r_i$
[-1.0; -1.5]		$r_0$	$r_0$	$r_i$	$r_0$	$r_i$	$r_0$	$r_i$	$r_i$
[-1.5; -2.0]		$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_i$	$r_0$	$r_i$	$r_i$	$r_i$
[-2.0]	pile's toe	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_i$	$r_0$	$r_i$	$r_i$	$r_i$

depth [m]		perfect	Fa2i3	Fa2i4	Fa2i34	Fa3i2	Fa3i4	Fa3i24	Fa4i2
[+0.1]	pile's head	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[+0.1; ±0.0]		$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[±0.0]	surface	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[±0.0; -0.5]		$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[-0.5; -1.0]		$r_0$	$r_a$	$r_a$	$r_a$	$r_i$	$r_0$	$r_i$	$r_i$
[-1.0; -1.5]		$r_0$	$r_i$	$r_0$	$r_i$	$r_a$	$r_a$	$r_a$	$r_0$
[-1.5; -2.0]		$r_0$	$r_0$	$r_i$	$r_i$	$r_0$	$r_i$	$r_i$	$r_a$
[-2.0]	pile's toe	$r_0$	$r_0$	$r_i$	$r_i$	$r_0$	$r_i$	$r_i$	$r_a$

Table 5: Geometrical setup with combined radii  $r_a$  and  $r_i$ , part 1

depth [m]		Fa4i3	Fa4i23	Fa23i3	Fa23i4	Fa24i3	Fa3i4	Fa34i2	Fa34i4
[+0.1]	pile's head	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[+0.1; ±0.0]		$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[±0.0]	surface	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[±0.0; -0.5]		$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[-0.5; -1.0]		$r_0$	$r_i$	$r_a$	$r_a$	$r_a$	$r_0$	$r_i$	$r_0$
[-1.0; -1.5]		$r_i$	$r_i$	$r_a^i$	$r_a$	$r_i$	$r_a$	$r_a$	$r_a$
[-1.5; -2.0]		$r_a$	$r_a$	$r_0$	$r_i$	$r_a$	$r_i$	$r_a$	$r_a^i$
[-2.0]	pile's toe	$r_a$	$r_a$	$r_0$	$r_i$	$r_a$	$r_i$	$r_a$	$r_a^i$

Table 6: Geometrical setup with combined radii  $r_a$  and  $r_i$ , part 2

depth [m]		Fa234i3	Fa234i4	Fa234i34
[+0.1]	pile's head	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[+0.1; ±0.0]		$r_0$	$r_0$	$r_0$
[±0.0]	surface	$r_0$	$r_0$	$r_0$
[±0.0; -0.5]		$r_0$	$r_0$	$r_0$
[-0.5; -1.0]		$r_a$	$r_a$	$r_a$
[-1.0; -1.5]		$r_a^i$	$r_a$	$r_a^i$
[-1.5; -2.0]		$r_a$	$r_a^i$	$r_a^i$
[-2.0]	pile's toe	$r_a$	$r_a^i$	$r_a^i$

## Κεφάλαιο 2

### Εισαγωγή στα Νευρωνικά Δίκτυα

Το Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (ΤΝΔ, Artificial Neural Network (ANN)), το οποίο συχνά καλείται Προσομοιωμένο Νευρωνικό Δίκτυο ή απλά Νευρωνικό δίκτυο (ΝΔ), είναι ένα μαθηματικό ή υπολογιστικό μοντέλο βασισμένο στα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα. Αποτελείται από διασυνδεδεμένες ομάδες τεχνητών νευρώνων και επεξεργάζεται τις πληροφορίες χρησιμοποιώντας την συνδετική προσέγγιση (connectionist approach) στους υπολογισμούς. Στις περισσότερες περιπτώσεις ένα Νευρωνικό Δίκτυο αποτελεί ένα προσαρμόσιμο/δυναμικό σύστημα, το οποίο αλλάζει τη δομή του είτε λόγω εξωτερικών είτε λόγω εσωτερικών πληροφοριών που προκύπτουν κατά τη φάση της εκπαίδευσης.

Πρακτικά, το Νευρωνικό Δίκτυο είναι ένα χρήσιμο εργαλείο όχι μόνο για την επεξεργασία πληροφοριών αλλά και για πολλές άλλες εφαρμογές. Λόγω των μοναδικών τους ιδιοτήτων μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την επίλυση σύνθετων προβλημάτων τα οποία είτε δεν μπορούν να επιλυθούν με αναλυτικές μεθόδους είτε το φυσικό και μαθηματικό τους μοντέλο δεν είναι γνωστά. Τα ΝΔ έχουν χρησιμοποιηθεί επίσης για την μοντελοποίηση των μη γραμμικών και σύνθετων σχέσεων μεταξύ των κατασκευαστικών παραμέτρων και των δυναμικών χαρακτηριστικών του υλικού. Γίνεται λοιπόν εύκολα αντιληπτό ότι τα ΝΔ είναι πολύ χρήσιμα για την επίλυση αντίστροφων προβλημάτων που σχετίζονται με τον μη καταστροφικό έλεγχο υλικών και κατασκευαστικών συστημάτων.

Ως αποτέλεσμα, τα ΝΔ αποτελούν ένα τρόπο μοντελοποίησης μη γραμμικών στατιστικών δεδομένων, ενώ αποτελούν ένα σημαντικό εργαλείο για τη μοντελοποίηση περίπλοκων σχέσεων μεταξύ των δεδομένων εισόδου – εξόδου.

Τι είναι το Νευρωνικό Δίκτυο

Ορισμός:

*«Παρόλο που δεν υπάρχει κάποιος καθολικά αποδεκτός ορισμός όσον αφορά τι είναι ένα ΝΔ, οι περισσότεροι θα συμφωνούσαν ότι περιλαμβάνει ένα δίκτυο από απλά επεξεργαστικά στοιχεία, τους νευρώνες (neurons), οι οποίοι έχουν την δυνατότητα να επιδείξουν αρκετά σύνθετη καθολική συμπεριφορά. Αυτή καθορίζεται αποκλειστικά από τις συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων και από τις παραμέτρους που τους χαρακτηρίζουν.»*

## Ιστορική αναδρομή

Το ανθρώπινο μυαλό αποτελεί αντικείμενο έρευνας εδώ και χιλιάδες χρόνια. Με την ανάπτυξη όμως των σύγχρονων ηλεκτρονικών ο άνθρωπος προσπάθησε να μιμηθεί τον ανθρώπινο εγκέφαλο και τις νοητικές του διεργασίες. Το πρώτο βήμα για την ανάπτυξη των Νευρωνικών Δικτύων έγινε το 1943 από τον νεύρο-φυσιολόγο Warren McCulloch και τον μαθηματικό Walter Pitts. Ο McCulloch αφιέρωσε περισσότερα από 20 χρόνια έρευνας στην μελέτη του ανθρώπινου εγκεφάλου και νευρικού συστήματος. Όταν λοιπόν συνεργάστηκε με το νεαρό Pitts έκαναν μια δημοσίευση στην οποία αρχικά παρουσίασαν ένα πιθανό σενάριο για τη λειτουργία των νευρώνων και εν συνεχεία ένα πρωταρχικό Νευρωνικό Δίκτυο (ΝΔ), το οποίο είχαν κατασκευάσει χρησιμοποιώντας απλά ηλεκτρικά κυκλώματα. Το επόμενο μεγάλο επίτευγμα στην τεχνολογία των νευρωνικών δικτύων δεν άργησε. Μόλις, το 1949 με το βιβλίο “Η Οργάνωση της Συμπεριφοράς” (“The Organization of Behavior”), του Donald Hebb. Το βιβλίο υποστήριξε και ενίσχυσε την θεωρία των McCulloch – Pitt σχετικά με τους νευρώνες και την λειτουργία αυτών. Αλλά το κύριο θέμα που έθιξε ήταν ότι οι νευρωνικοί «δρόμοι» αποκτούν δύναμη κάθε φορά που χρησιμοποιούνται. Αυτό αληθεύει και αποτελεί το κλειδί στην εκπαίδευση του δικτύου. Κατά τη διάρκεια της δεκαετίας του 1950 η έρευνα των νευρωνικών δικτύων ουσιαστικά περνά στην αφάνεια αφού εκείνη την περίοδο οι Η/Υ αποτέλεσαν το κύριο ενδιαφέρον. Παρόλα αυτά, το 1954 ο Martin Minsky ολοκληρώνει την διδακτορική του διατριβή με τίτλο «Θεωρία Νεύρο-Αναλογικής Ενίσχυσης Συστημάτων και οι Εφαρμογές τους στο Πρόβλημα του Εγκεφαλικού Μοντέλου» («Theory of Neural- Analog Reinforcement System and its Application to the Brain-Model Problem»). Από τον ίδιο ακολούθησε και μια δημοσίευση με τίτλο «Βήματα προς την Τεχνητή Νοημοσύνη» («Steps Towards Artificial Intelligence»). Στην συγκεκριμένη δημοσίευση γίνεται πρώτη φορά αναλυτική αναφορά στην τεχνητή νοημοσύνη και στα νευρωνικά δίκτυα όπως αυτά είναι γνωστά σήμερα. Ως «επίσημη» χρονολογία έναρξης της έρευνας των νευρωνικών δικτύων όμως, θεωρείται το 1959 όταν το Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence ξεκίνησε επίσημα την έρευνα στο πεδίο της τεχνητής νοημοσύνης. Αρκετά χρόνια αργότερα, ο John von Neumann προσπάθησε να μιμηθεί τις υπεραπλουστευμένες λειτουργίες των νευρώνων χρησιμοποιώντας αναμεταδόσεις του τηλεγράφου ή σωλήνες κενού. Αυτή η προσπάθεια οδήγησε στην εφεύρεση της μηχανής του von Neumann. Δεκαπέντε χρόνια μετά την πρωτοποριακή δημοσίευση των McCulloch και Pitts, παρουσιάζεται μια προσέγγιση της περιοχής των νευρωνικών δικτύων. Συγκεκριμένα το 1958, ο Frank Rosenblatt, ένας νεύρο-βιολόγος στο Cornell University, ξεκίνησε να ερευνά στο Perceptron. Το perceptron είναι ουσιαστικά το πρώτο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο. Κατασκευάστηκε χρησιμοποιώντας τον κάπως πρωτόγονο εξοπλισμό εκείνης της εποχής. Το perceptron βασίζεται στην έρευνα που έγινε πάνω στο μάτι της μύγας. Η διεργασία η οποία «λέει» στη μύγα να πετάξει όταν υπάρχει κίνδυνος εκτελείται στο μάτι. Το μειονέκτημα του perceptron είναι ότι έχει περιορισμένες δυνατότητες.

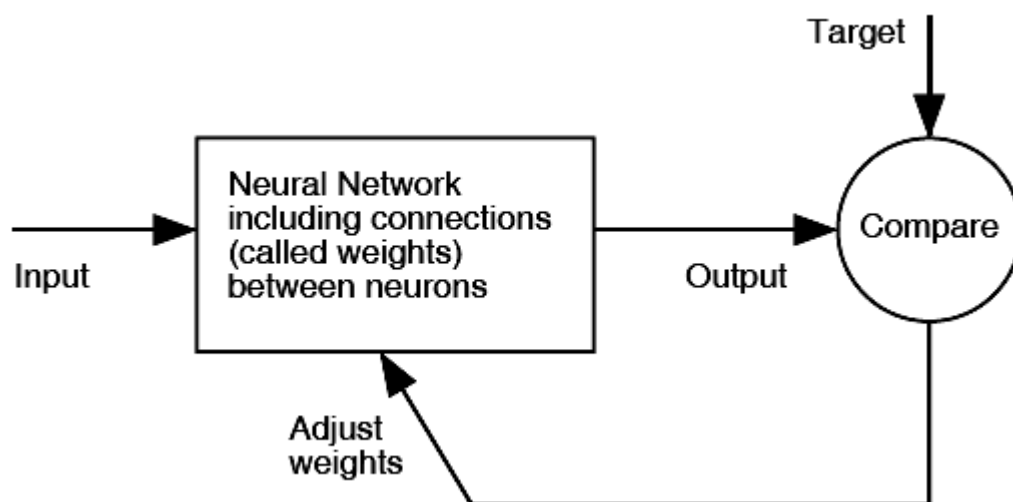
## Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Ο τρόπος με τον οποίο πραγματοποιούνται οι διάφοροι υπολογισμοί μέσω ΝΔ διαφέρει ιδιαίτερα από αυτόν που χρησιμοποιείται στον κλασσικό προγραμματισμό. Η κύρια διαφορά τους είναι ότι το ΝΔ μπορεί να εκπαιδευτεί χρησιμοποιώντας δείγματα για να εκτελέσουν συγκεκριμένες εργασίες.

Τα ΝΔ αποτελούνται από απλά στοιχεία τα οποία λειτουργούν εν παραλλήλω.

Όπως έχει αναφερθεί και παραπάνω, αυτά τα στοιχεία είναι εμπνευσμένα από το βιολογικό νευρικό σύστημα. Συνήθως, τα ΝΔ προσαρμόζονται ή εκπαιδεύονται ώστε μια συγκεκριμένη είσοδος να οδηγεί σε μια συγκεκριμένη έξοδο.

Παρακάτω παρουσιάζεται μια τέτοια κατάσταση σχηματικά (Σχήμα 2.6). Συγκεκριμένα, το δίκτυο προσαρμόζεται, βάση της σύγκρισης που γίνεται μεταξύ των εξόδων του ΝΔ και των αντίστοιχων επιθυμητών στόχων. Αυτή η διαδικασία συνεχίζεται έως ότου αυτές οι ποσότητες ταυτιστούν, δηλαδή μηδενιστεί το σφάλμα (πρακτικά η διαδικασία σταματά όταν το σφάλμα λάβει μια αποδεκτή τιμή). Στο σημείο αυτό πρέπει να σημειωθεί ότι για την εκπαίδευση του ΝΔ απαιτούνται πολλά τέτοια ζευγάρια εισόδων/εξόδων.

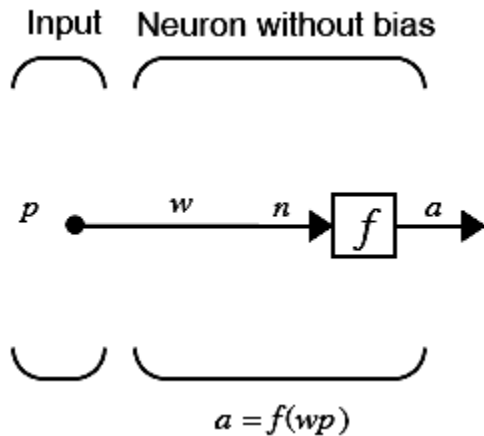


Σχήμα 2.6: Προσαρμογή – Εκπαίδευση ΝΔ.

## Μοντέλα νευρώνων

### Απλός νευρώνας (χωρίς bias)

Παρακάτω παρουσιάζεται σχηματικά ένας νευρώνας με βαθμωτή είσοδο και χωρίς bias.

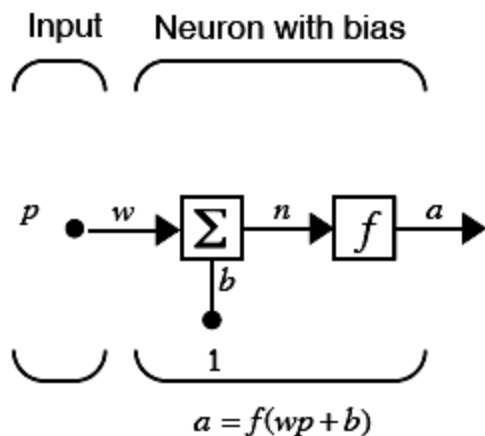


Σχήμα 2.7: Μοντέλο νευρώνα με βαθμωτή είσοδο, χωρίς bias.

Η βαθμωτή είσοδος  $p$  μεταδίδεται μέσω μιας σύνδεσης, η οποία πολλαπλασιάζει το μέγεθος της με το συντελεστή βαρύτητας  $w$  ώστε να σχηματιστεί το  $wp$ , το οποίο με τη σειρά του είναι και αυτό βαθμωτό μέγεθος. Η ποσότητα  $wp$  αποτελεί το όρισμα της συνάρτησης μεταφοράς  $f$ , η οποία τελικά παράγει τη βαθμωτή έξοδο  $a$ .

### Απλός νευρώνας (με bias)

Ένας νευρώνας με βαθμωτή είσοδο και bias έχει την παρακάτω μορφή.

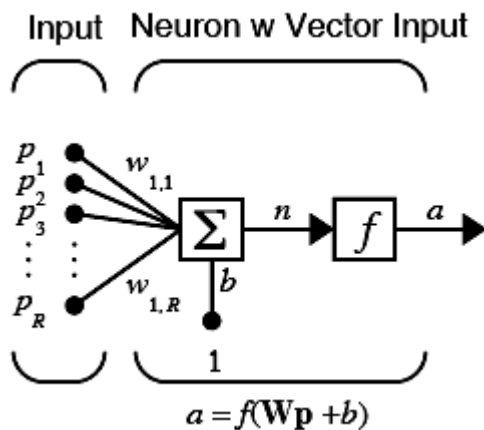


**Σχήμα 2.8: Μοντέλο νευρώνα με βαθμωτή είσοδο και bias.**

Σε αυτήν την περίπτωση το όρισμα της συνάρτησης μεταφοράς  $f$  θα είναι το καθαρό μέγεθος  $n$ , όπου  $n = wp + b$ . Το bias μπορεί να θεωρηθεί ένας συντελεστής βαρύτητας, με τη διαφορά ότι έχει σταθερή είσοδο τη μονάδα. Στο σημείο αυτό πρέπει να επισημανθεί το γεγονός ότι τα μεγέθη  $w$  και  $b$  αποτελούν προσαρμόσιμες παραμέτρους του νευρώνα. Η κύρια ιδέα των νευρωνικών δικτύων είναι ότι τέτοιες παράμετροι μπορούν να μεταβληθούν ώστε τελικά το ΝΔ να έχει την επιθυμητή συμπεριφορά. Η εύρεση αυτών των τιμών, που θα δώσουν τα επιθυμητά αποτελέσματα είναι ο σκοπός της εκπαίδευσης του δικτύου. Όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως, το bias  $b$  είναι μια προσαρμόσιμη παράμετρος του νευρώνα. Δεν αποτελεί κάποια είσοδο. Παρόλα αυτά η σταθερά 1 η οποία κατευθύνει το bias είναι είσοδος και πρέπει να αντιμετωπίζεται ως είσοδος όταν αναφερόμαστε στη γραμμική εξάρτηση των διανυσμάτων εισόδου.

### Νευρώνας με είσοδο διάνυσμα

Ένας νευρώνας με είσοδο ένα διάνυσμα  $p$  με  $R$  στοιχεία έχει την παρακάτω μορφή.



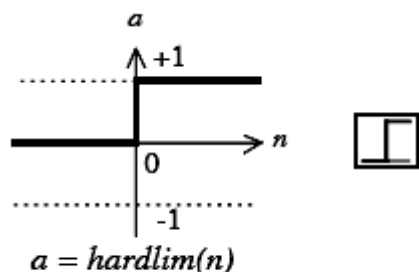
**Σχήμα 2.9: Μοντέλο νευρώνα με είσοδο διάνυσμα.**

Σε αυτήν την περίπτωση τα μεγέθη  $p_1, p_2, \dots, p_R$  πολλαπλασιάζονται με τους συντελεστές βαρύτητας  $w_{1,1}, w_{1,2}, \dots, w_{1,R}$  και το σταθμισμένο αποτέλεσμα οδηγείται στην αθροιστική διασταύρωση. Το άθροισμα είναι απλά  $Wp$ , το δεκαδικό μέρος μιας γραμμής του πίνακα  $W$  και του διανύσματος  $p$ . Ο νευρώνας έχει ένα bias  $b$ , το οποίο αθροίζεται με τις σταθμισμένες εισόδους για να σχηματίσει την καθαρή είσοδο  $n$ . Το άθροισμα  $n$  αποτελεί το όρισμα της συνάρτησης μεταφοράς  $f$ .

## Συναρτήσεις μεταφοράς

Παρακάτω αναλύονται οι τέσσερις πιο συχνά χρησιμοποιούμενες συναρτήσεις μεταφοράς. Υπάρχουν βέβαια αρκετές ακόμα, οι οποίες χρησιμοποιούνται σε ιδιαίζουσες περιπτώσεις.

### Βηματική συνάρτηση μεταφοράς (Hard-limit)

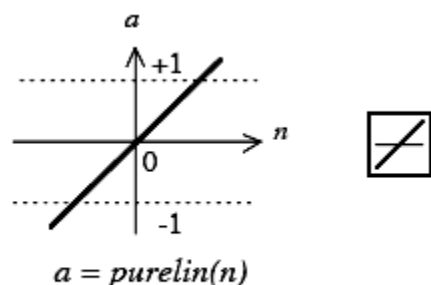


### Hard-Limit Transfer Function

Σχήμα 2.10: Βηματική συνάρτηση μεταφοράς.

Η συνάρτηση θέτει ως έξοδο του νευρώνα είτε το 0, εάν το καθαρό (net) όρισμα εισόδου είναι μικρότερο από 0, είτε το 1, σε οποιαδήποτε άλλη περίπτωση. Συχνά, χρησιμοποιείται στα perceptrons ώστε να δημιουργηθούν νευρώνες κατάλληλοι για αποφάσεις κατηγοριοποίησης.

### Γραμμική συνάρτηση μεταφοράς (Linear Transfer Function)

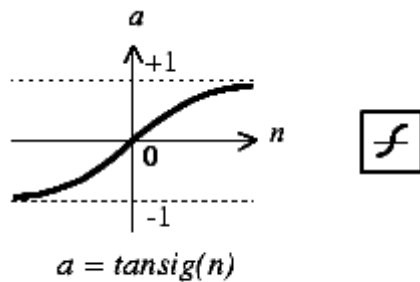


### Linear Transfer Function

Σχήμα 2.11: Γραμμική συνάρτηση μεταφοράς.

Κυρίως, χρησιμοποιείται σε νευρώνες που προορίζονται για γραμμική προσέγγιση στα γραμμικά φίλτρα.

### Εφαπτομενική - σιγμοειδής συνάρτηση μεταφοράς (Tan-sigmoid Transfer Function)

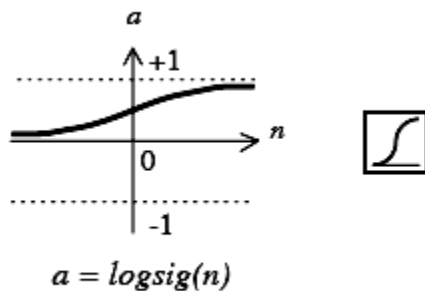


#### Tan-Sigmoid Transfer Function

**Σχήμα 2.12:** Εφαπτομενική – σιγμοειδής συνάρτηση μεταφοράς.

Η είσοδος της μπορεί να είναι οποιαδήποτε τιμή στο διάστημα  $(-\infty, +\infty)$ . Το πεδίο τιμών της όμως, περιορίζεται στο διάστημα  $(-1, 1)$ . Αποτελεί την κύρια επιλογή σε δίκτυα τύπου backpropagation λόγω του ότι είναι διαφορίσιμη.

### Λογαριθμική - σιγμοειδής συνάρτηση μεταφοράς (Log-sigmoid Transfer Function)



#### Log-Sigmoid Transfer Function

**Σχήμα 2.13:** Λογαριθμική – σιγμοειδής συνάρτηση μεταφοράς.

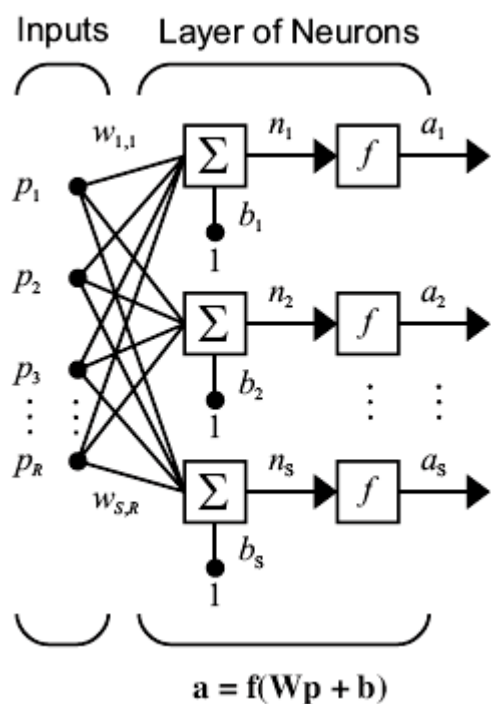
Αυτή η συνάρτηση μεταφοράς παίρνει μια είσοδο, η οποία μπορεί να έχει τιμές από  $-\infty$  έως  $+\infty$  και περιορίζει την είσοδο στο πεδίο τιμών  $(0, 1)$ . Είναι κατάλληλη για δίκτυα τύπου backpropagation εφόσον είναι διαφορίσιμη.

## Αρχιτεκτονικές δικτύων

Η τοπολογική δομή είναι το κύριο χαρακτηριστικό των ΝΔ και αναφέρεται στην αρχιτεκτονική στην οποία διευθετούνται και διασυνδέονται πολλαπλοί νευρώνες. Οι δύο βασικές ιδιότητες που καθορίζουν την αρχιτεκτονική ενός ΝΔ είναι το *πλήθος των επιπέδων* (layers) και οι *συνδέσεις* μεταξύ των νευρώνων. Το τρίτο χαρακτηριστικό, το οποίο σχετίζεται φυσιολογικά με τον τρόπο κατά τον οποίο είναι δομημένοι οι νευρώνες, είναι ο *αλγόριθμος μάθησης* που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του δικτύου.

### Επίπεδο νευρώνων

Όταν δύο ή περισσότεροι νευρώνες συνδυαστούν τότε σχηματίζουν ένα επίπεδο νευρώνων. Ακολουθεί η γραφική αναπαράσταση ενός δικτύου με ένα επίπεδο νευρώνων με  $R$  στοιχεία εισόδου και  $S$  νευρώνες.

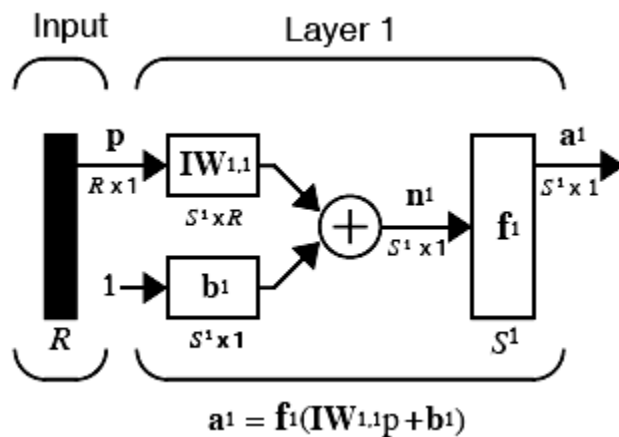


Σχήμα 2.14: Επίπεδο νευρώνων.

Σε αυτό το δίκτυο κάθε στοιχείο του διανύσματος εισόδου συνδέεται με την είσοδο κάθε νευρώνα μέσω του πίνακα των συντελεστών βαρύτητας  $W$ . Ο  $i$ -οστός νευρώνας έχει έναν αθροιστή ο οποίος συλλέγει τις σταθμισμένες εισόδους και τα bias για να σχηματίσει τη δική του βαθμωτή είσοδο  $n(i)$ . Εάν συνδυαστούν τα διάφορα  $n(i)$ , δημιουργούν ένα διάνυσμα εισόδου  $n$  με πλήθος στοιχείων  $S$ . Τελικά, το νευρωνικό επίπεδο έχει ως έξοδο ένα διάνυσμα  $a$ . Να σημειωθεί ότι είναι σύνηθες ο αριθμός των εισόδων σε ένα επίπεδο να είναι διαφορετικός από τον αριθμό των νευρώνων που το αποτελούν. Η γραμμή του πίνακα υποδεικνύει τον νευρώνα στον οποίο θα εφαρμοστεί αυτό το βάρος, ενώ η στήλη υποδηλώνει την είσοδο.

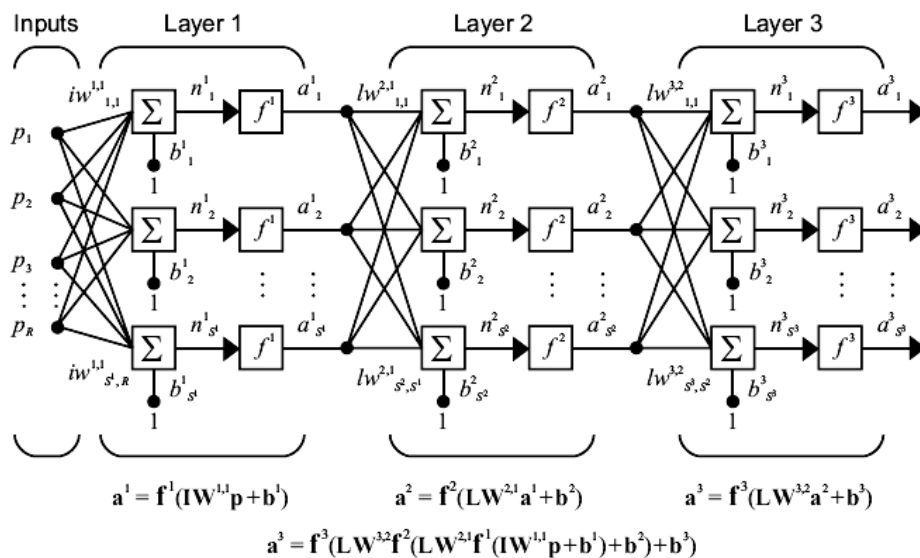
## Πολλαπλά επίπεδα νευρώνων (Multiple Layers of Neurons)

Για να περιγραφούν τα δίκτυα πολλαπλών επιπέδων, πρέπει να γίνουν κάποιες διευκρινήσεις. Ειδικότερα, πρέπει να γίνει διαχωρισμός μεταξύ των πινάκων των βαρών που συνδέονται με τις εισόδους και των πινάκων των συντελεστών βαρύτητας, οι οποίοι συνδέονται με τα διάφορα επίπεδα. Θα καλούνται λοιπόν τους πίνακες που συνδέονται με τις εισόδους, βάρη εισόδων, ενώ τους πίνακες που συνδέονται με τις εξόδους των νευρωνικών επιπέδων, βάρη επιπέδων. Για να γίνεται αντιληπτό σε ποιο επίπεδο αναφέρεται η κάθε παράμετρος γίνεται χρήση ενός δείκτη. Το παρακάτω σχήμα αναπαριστά γραφικά ένα επίπεδο ενός πολυεπίπεδου ΝΔ.



Σχήμα 2.15: Μοντέλο ενός επιπέδου πολυεπίπεδου ΝΔ.

Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω ένα ΝΔ μπορεί να αποτελείται από αρκετά επίπεδα. Κάθε επίπεδο έχει ένα πίνακα  $W$ , ένα bias  $b$  και ένα διάνυσμα εξόδου  $a$ . Ο πάνω συντελεστής που χρησιμοποιείται στα διάφορα μεγέθη σκοπό έχει να καθορίσει σε ποιο επίπεδο αναφέρονται οι πίνακες βαρών, τα διανύσματα εξόδου κτλ. (βλ. Σχήμα 2.16).



Σχήμα 2.16: Πολυεπίπεδο ΝΔ.

Το παραπάνω δίκτυο έχει  $R1$  εισόδους,  $S1$  νευρώνες στο πρώτο επίπεδο,  $S2$  νευρώνες στο δεύτερο επίπεδο κ.ο.κ. Είναι σύνηθες τα διαφορετικά επίπεδα να έχουν διαφορετικό αριθμό νευρώνων. Η είσοδος του bias είναι σταθερή ποσότητα για κάθε νευρώνα, ίση με 1. Από το σχήμα φαίνεται επίσης ότι η έξοδος ενός ενδιάμεσου επιπέδου αποτελεί την είσοδο για το ακόλουθο επίπεδο. Επομένως, τα επίπεδο 2 μπορεί να αναλυθεί ως ένα επίπεδο με  $S1$  εισόδους,  $S2$  νευρώνες και έναν  $S2 \times S1$  πίνακα βαρών  $W2$ . Η είσοδος του επιπέδου 2 είναι  $a1$  και η έξοδος του  $a2$ . Ύστερα, από τον καθορισμό των παραπάνω παραμέτρων μπορεί το συγκεκριμένο επίπεδο να αντιμετωπιστεί ως ένα  $NΔ$  ενός επιπέδου. Αυτή η προσέγγιση μπορεί να γίνει για κάθε επίπεδο του δικτύου. Τα διάφορα επίπεδα ενός πολυεπίδου  $NΔ$  διαδραματίζουν διαφορετικούς ρόλους το καθένα. Το επίπεδο που παράγει την έξοδο του δικτύου καλείται επίπεδο εξόδου (output layer). Όλα τα υπόλοιπα επίπεδα καλούνται κρυφά επίπεδα (hidden layers).

## Μάθηση των νευρωνικών δικτύων

Η μάθηση είναι μια θεμελιακή ικανότητα των  $NΔ$  η οποία τους επιτρέπει να μαθαίνουν από το περιβάλλον τους και να βελτιώνουν τη συμπεριφορά τους με το πέρασμα του χρόνου. Η μάθηση είναι μια γενική έννοια της επιστήμης των συστημάτων και ορίζεται με ποικίλους τρόπους ανάλογα με το εκάστοτε πεδίο εφαρμογής. Στα  $NΔ$ , η μάθηση αναφέρεται στη διεργασία επίτευξης μιας επιθυμητής συμπεριφοράς μέσω ανανέωσης της τιμής των συναπτικών βαρών. Έτσι, ένα  $NΔ$  μαθαίνει για το περιβάλλον του μέσω μιας επαναληπτικής διαδικασίας ανανέωσης (αλλαγής) των συνοπτικών βαρών και κατωφλίων.

Αλγόριθμος μάθησης ή εκπαίδευσης είναι κάθε προκαθορισμένο σύνολο καλά ορισμένων κανόνων επίλυσης του προβλήματος μάθησης (ή εκπαίδευσης) του  $NΔ$ . Γενικά, υπάρχουν πολλοί αλγόριθμοι μάθησης στα  $NΔ$ , καθένας από τους οποίους έχει συγκεκριμένα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα. Κάθε αλγόριθμος μάθησης προσφέρει έναν άλλο τρόπο προσαρμογής (επιλογής/ανανέωσης) των συναπτικών βαρών. Ένα άλλο θέμα το οποίο πρέπει να ληφθεί υπ' όψη κατά τη σχεδίαση ενός  $NΔ$  είναι το περιβάλλον στο οποίο εργάζεται το  $NΔ$ . Έτσι, διαφορετικά μοντέλα του περιβάλλοντος έχουν ως αποτέλεσμα την επιλογή διαφορετικών αλγορίθμων μάθησης.

Οι αλγόριθμοι μάθησης χωρίζονται σε τρεις μεγάλες κατηγορίες:

*Επιβλεπόμενη μάθηση*

*Μη επιβλεπόμενη μάθηση*

*Ενισχυτική μάθηση*

Οι τέσσερις βασικοί τρόποι (κανόνες) νευρωνικής μάθησης είναι οι ακόλουθοι:

*Μάθηση διόρθωσης σφάλματος*

*Μάθηση Hebb*

*Ανταγωνιστική μάθηση*

*Μάθηση Boltzmann \_\_*

## Κεφάλαιο 3

### Μέθοδος Επίλυσης του Προβλήματος και Αποτελέσματα

Στο κεφάλαιο αυτό, γίνεται περιγραφή της μεθόδου επίλυσης του αντίστροφου προβλήματος, το οποίο πραγματεύεται η παρούσα διπλωματική εργασία. Η λύση του προβλήματος επιχειρείται μέσω της χρήσης Νευρωνικών Δικτύων Ανάστροφης Διάδοσης (backpropagation neural networks) στη προσπάθεια να βρεθεί μια άμεση σχέση μεταξύ της υπολογισμένης μορφής κύμματος, για δεδομένη φόρτιση, και του ελαττώματος του πασσάλου.

Για την λύση του αντίστροφου προβλήματος έχει προηγηθεί η λύση του ευθέως προβλήματος (υπολογισμός μετατοπίσεων των κόμβων) για την απόκτηση των απαραίτητων δεδομένων, τα οποία αποτελούν τα δεδομένα εκπαίδευσης του ΝΔ.

Η προσπάθεια που γίνεται για την επίλυση του αντιστρόφου προβλήματος, βασίζεται στην εύρεση της συσχέτισης μεταξύ των υπολογισμένων δεδομένων από την ανάκλαση του κύμματος και των χαρακτηριστικών ποσοτήτων του μοντέλου με ή χωρίς ελαττώματα. Αυτή η σχέση είναι μη γραμμική. Ενα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να εκπαιδευτεί ώστε να μάθει αυτή τη σχέση, υπό την έννοια ότι το εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο μπορεί να διαβάσει τις τιμές της μετατόπισης από την ανάκλαση ενός συγκεκριμένου πασσάλου και να παρέχει μια πρόβλεψη για την τυχόν ύπαρξη και θέση, που χαρακτηρίζουν το ελάττωμα σε αυτόν. Μια σύντομη περιγραφή της προσέγγισης του δικτύου δίδεται στην ακόλουθη ενότητα αρχικά για τον πάσσαλο χωρίς απόσβεση και στη συνέχεια για εκείνον με απόσβεση.

### Περιγραφή δικτύου

Το νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιήθηκε για την πρόβλεψη της κατάστασης του πασσάλου είναι δίκτυο προσοτροφodότησης αποτελούμενο από ένα στρώμα εισόδου, ένα κρυφό επίπεδο και ένα στρώμα εξόδου.

Ο αριθμός των νευρώνων εισόδου είναι ίσος με τον αριθμό των δεδομένων που χρησιμοποιούνται ως είσοδοι για το δίκτυο, όπως είναι και ο αριθμός των νευρώνων εξόδου αντίστοιχα για τα δεδομένα εξόδου. Το πλήθος των νευρώνων του κρυφού επιπέδου μεταβάλλεται, από 10 έως 50 με βήμα 5, ώστε να βρεθεί η αρχιτεκτονική του δικτύου που παράγει τα βέλτιστα δυνατά αποτελέσματα.

Η συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιήθηκε για τους νευρώνες του κρυφού επιπέδου είναι η σιγμοειδής συνάρτηση **tansig** ενώ όσον αφορά τους νευρώνες στο στρώμα εξόδου χρησιμοποιήθηκε η γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης **purelin**.

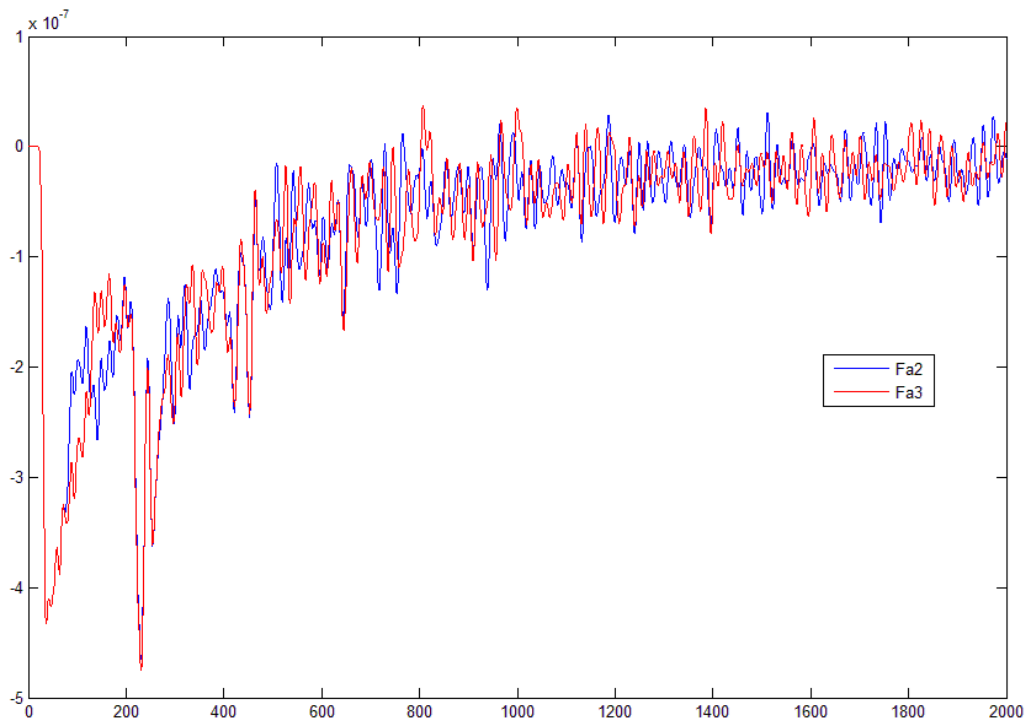
Η **tansig** υπολογίζει την έξοδο της βάση του τύπου  $f(x) = 2/(1+\exp(-2*x))-1$  ενώ η **purelin** είναι ουσιαστικά η  $f(x)=x$ .

Η εκπαίδευση έγινε με τη μέθοδο Back Propagation και πιο συγκεκριμένα με τον αλγόριθμο Levenberg-Marquardt (συνάρτηση στη Matlab trainlm).

Για την εκπαίδευση του δικτύου χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από δύο κόμβους, από τους συνολικά 22, και πιο συγκεκριμένα ο 12 και ο 17. Οι υπόλοιποι χρησιμοποιούνται κατά τον έλεγχο των αποτελεσμάτων. Ο διαχωρισμός των δεδομένων εκπαίδευσης σε σύνολα εκπαίδευσης, επαλήθευσης και ελέγχου έγινε με χρήση της συνάρτησης dividerand() με αναλογία 70% , 15% και 15% αντίστοιχα. Οι υπόλοιποι κόμβοι εφόσον δεν χρησιμοποιήθηκαν καθόλου στην εκπαίδευση είναι άγνωστοι για το νευρωνικό δίκτυο. Κατά τη δοκιμή του δικτύου ωστόσο, ύστερα από τη διαδικασία της εκπαίδευσης, εισάγονται όλα τα δεδομένα, και οι 23 κόμβοι δηλαδή. Για τη βελτίωση των αποτελεσμάτων, η εκπαίδευση για κάθε αριθμό δεδομένων εισόδου και νευρώνων πραγματοποιείται τρεις φορές και επιλέγεται το δίκτυο με την καλύτερη έξοδο.

### ***Δεδομένα εισόδου (input data)***

Τα αρχεία από τα αποτελέσματα της προσομοίωσης περιέχουν τις τιμές της μετατόπισης, της ταχύτητας και της επιτάχυνσης κάθε κόμβου για κάθε χρονική στιγμή ως προς τους άξονες x,y,z. Ως δεδομένα εισόδου, για το νευρωνικό δίκτυο, επιλέγονται οι τιμές της μετατόπισης των κόμβων ως προς τον άξονα z. Τα αρχεία εισάγονται ως μεταβλητές στη Matlab. Στη συνέχεια καταχωρούνται σε έναν πίνακα οι τιμές της μετατόπισης ως προς z όλων των αρχείων. Λόγω του πλήθους των δεδομένων ( 2000 χρονικές στιγμές) είναι προτιμότερο να επιλεγούν ορισμένες μόνο αντιπροσωπευτικές τιμές της μετατόπισης σαν είσοδοι στο δίκτυο. Για παράδειγμα, αν επιλέγαμε μόνο μία είσοδο, αυτή θα μπορούσε να είναι η τιμή της μετατόπισης ενός συγκεκριμένου κόμβου, π.χ. του 1, τη χρονική στιγμή 0.001s, και με βάση αυτήν την τιμή, να γίνεται η πρόβλεψη από το νευρωνικό δίκτυο για την ύπαρξη και θέση της βλάβης. Επειδή όμως ο αριθμός δεδομένων εισόδου, με τον οποίο το δίκτυο παράγει τα βέλτιστα αποτελέσματα, δεν είναι γνωστός, γίνεται διερεύνηση χρησιμοποιώντας αρχικά 10 τιμές και με βήμα 5 μεταβάλλεται μέχρι τις 50. Στο παρακάτω γράφημα φαίνεται η διαφορά στις τιμές της μετατόπισης ανάλογα με το ελάττωμα που υπάρχει.



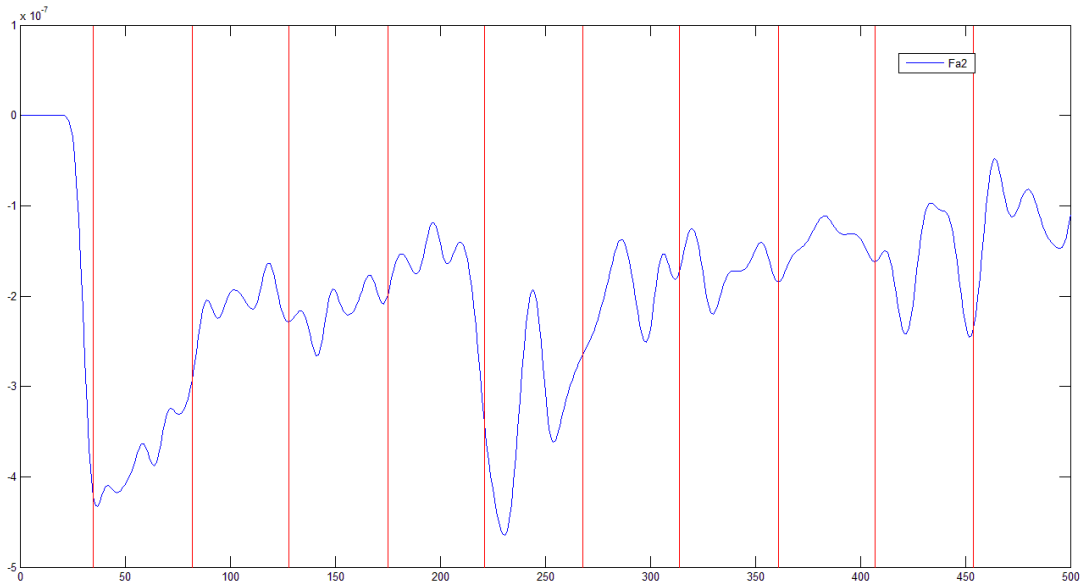
**Γράφημα 10 : Διαφορά στις τιμές της μετατόπισης για την ατέλεια 2 και 3**

Ο κάθετος άξονας εκφράζει τις τιμές της μετατόπισης του κόμβου 1 ως προς z ενώ ο άξονας x δείχνει το χρόνο της προσομοίωσης. Με μπλε χρώμα αναπαρίσταται ο πάσσαλος με ατέλεια στη θέση 2 ενώ με κόκκινο με ατέλεια στη θέση 3.

Εντός της πρώτης περιόδου ταλάντωσης (πρώτο μέρος του γραφήματος), τα αποτελέσματα των διαφόρων ελαττωμάτων είναι σαφώς ορατά στις γραφικές παραστάσεις και μπορούν εύκολα να συσχετιστούν με τη γεωμετρία του πασσάλου. Ωστόσο, στη συνέχεια της προσομοίωσης, παρατηρείται συμβολή του κύματος λόγω της ανάκλασης κάτι που δυσχεραίνει τη συσχέτιση ενός συγκεκριμένου γραφήματος με κάποια ατέλεια.

Αυτή η περίοδος παρατηρούμε πως βρίσκεται περίπου μεταξύ των τιμών 35 και 500. Για τιμές μικρότερες του 35 τα γραφήματα ουσιαστικά ταυτίζονται οπότε δεν υπάρχει κάποια πληροφορία που θα μπορούσε να χρησιμοποιήσει το νευρωνικό δίκτυο, ενώ για τιμές μεγαλύτερες του 500 δεν υπάρχει κάποια σαφής διαφοροποίηση. Ως εκ τούτου ως είσοδοι για το δίκτυο επιλέγονται οι τιμές της μετατόπισης που βρίσκονται εντός αυτού του πεδίου τιμών.

Οι τιμές που επιλέγονται κάθε φορά εντός του διαστήματος [35,500] ισαπέχουν μεταξύ τους όπως φαίνεται και στο παρακάτω διάγραμμα. Με κόκκινο χρώμα είναι οι συναρτήσεις  $x=a$  όπου  $a$  είναι κάθε φορά συγκεκριμένη χρονική στιγμή. Η τομή κάθε τέτοιας συνάρτησης με το γράφημα μας δίνει τις τιμές οι οποίες χρησιμοποιούνται ως είσοδοι. Σε αυτή τη περίπτωση έχουν επιλεγεί 10 τιμές.



**Γράφημα 11 : Είσοδοι**

Η διαδικασία επιλογής των δεδομένων εισόδου είναι κοινή για τον πάσσαλο χωρίς απόσβεση και για τον πάσσαλο με απόσβεση.

## Πάσσαλος χωρίς απόσβεση

### ***Δεδομένα εξόδου (output data – target data)***

Τα δεδομένα εξόδου (output data) είναι τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου για δεδομένη είσοδο. Κατά την εκπαίδευση χρησιμοποιείται ένα σύνολο δεδομένων τα οποία περιέχουν την επιθυμητή έξοδο για κάθε είσοδο (target data). Προφανώς θέλουμε κατά το δυνατό το αποτέλεσμα του δικτύου να προσεγγίζει τα δεδομένα αυτά. Οστόσο, η μορφή η οποία παίρνουν τα δεδομένα εξόδου καθορίζει την αποτελεσματικότητα του δικτύου. Συνολικά για τον πάσσαλο χωρίς απόσβεση έγιναν τρεις δοκιμές.

Αρχικά, έγινε προσπάθεια αντιστοίχισης κάθε ατέλειας με έναν αριθμό. Στη συνέχεια, έγινε συσχέτιση κάθε ελαττώματος με ένα μοναδιαίο διάνυσμα με μονάδα στη θέση στην οποία αντιστοιχήσαμε προηγουμένως ως αριθμό. Τέλος, επιλέχθηκε ως έξοδος του νευρωνικού δικτύου διάνυσμα το οποίο έχει μέγεθος  $3 \times 1$  και παίρνει τις τιμές  $-1,0$  και  $1$  ανάλογα με την ατέλεια.

## Αντιστοίχιση ατέλειας με αριθμό

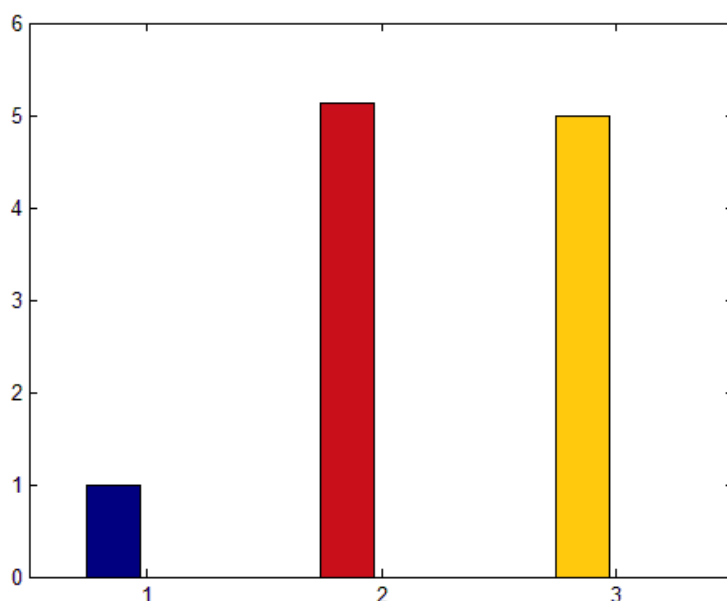
Η έξοδος του δικτύου (output) σε αυτήν την περίπτωση είναι ένας αριθμός. Ως εκ τούτου, ο αριθμός των νευρώνων εξόδου είναι ένας. Αναλυτικότερα, τα πιθανά ελατώματα που εξετάζουμε για τον πάσσαλο χωρίς απόσβεση είναι 14. Μαζί με την περίπτωση του πασσάλου που δεν εμφανίζει κάποια μορφή ατέλειας έχουμε 15 διαφορετικές καταστάσεις. Πιο συγκεκριμένα, η αντιστοίχιση έγινε ως εξής:

Fa2	Fa3	Fa4	Fa23	Fa24	Fa34	Fa234	Fi2	Fi3	Fi4	Fi23	Fi24	Fi34	Fi234	Perfect Pile
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15

## Αποτελέσματα

Με το πέρας της εκπαίδευσης εισάγονται στο δίκτυο όλα τα δεδομένα ώστε να βρεθεί κατά πόσο γίνεται σωστά η πρόβλεψη. Επειδή το αποτέλεσμα δεν είναι ακέραιος αριθμός στρογγυλοποιείται χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση round(). Ύστερα γίνεται σύγκριση των αποτελεσμάτων με τις επιθυμητές εξόδους. Οποιαδήποτε απόκλιση υπολογίζεται σαν λάθος.

Κάτι τέτοιο φαίνεται στο παρακάτω διάγραμμα. Με μπλε χρώμα είναι η επιθυμητή έξοδος που στην περίπτωση αυτή είναι ένα. Με κόκκινο είναι η έξοδος του δικτύου ενώ με κίτρινο είναι η έξοδος μετά τη στρογγυλοποίηση.



Γράφημα 12 : Έξοδος δικτύου

Παρακάτω παρατίθεται ο πίνακας λαθών σε συνάρτηση με τον αριθμό δεδομένων εισόδου και μεγέθους του κρυφού στρώματος νευρώνων του δικτύου. Οι γραμμές δείχνουν τη μεταβολή των λαθών για συγκεκριμένο αριθμό νευρώνων ενώ κάθε στήλη για συγκεκριμένο αριθμό δεδομένων εισόδου.

A/A	10	15	20	25	30	35	40	45	50
10	115	110	118	56	92	171	46	92	102
15	118	176	56	74	56	69	92	74	212
20	218	100	79	69	156	56	245	69	51
25	69	74	71	105	100	43	61	56	66
30	84	74	66	217	123	56	84	92	110
35	48	61	74	105	92	118	105	69	92
40	97	105	79	110	87	87	97	105	87
45	92	79	105	30	71	51	79	128	61
50	97	92	61	69	110	92	97	61	87

Υπάρχουν 15 πιθανές καταστάσεις τις οποίες καλείται να προβλέψει το δίκτυο ενώ η πρόβλεψη πραγματοποιείται για 23 κόμβους. Οπότε ο συνολικός αριθμός αποτελεσμάτων είναι 345.

Παρακάτω παρατίθεται και ο πίνακας που εκφράζει το ποσοστό των λαθών σε σχέση με το σύνολο των αποτελεσμάτων.

A/A	10	15	20	25	30	35	40	45	50
10	0,33	0,32	0,34	0,16	0,27	0,5	0,13	0,27	0,3
15	0,34	0,51	0,16	0,21	0,16	0,2	0,27	0,21	0,61
20	0,63	0,29	0,23	0,2	0,45	0,16	0,71	0,2	0,15
25	0,2	0,21	0,21	0,3	0,29	0,12	0,18	0,16	0,19
30	0,24	0,21	0,19	0,63	0,36	0,16	0,24	0,27	0,32
35	0,14	0,18	0,21	0,3	0,27	0,34	0,3	0,2	0,27
40	0,28	0,3	0,23	0,32	0,25	0,25	0,28	0,3	0,25
45	0,27	0,23	0,3	0,09	0,21	0,15	0,23	0,37	0,18
50	0,28	0,27	0,18	0,2	0,32	0,27	0,28	0,18	0,25

Από τα παραπάνω φαίνεται πως η καλύτερη αρχιτεκτονική για αυτήν την περίπτωση είναι 45 νευρώνες χρησιμοποιώντας 25 σημεία εισόδου, κάτι το οποίο έχει ως αποτέλεσμα 30 λάθη (ποσοστό 9%).

### Αντιστοίχιση ατέλειας με μοναδιαίο διάνυσμα

Στη συνέχεια, αντί για έναν αριθμό, κάθε ελλάττωμα αναπαρίσταται ως μοναδιαίο διάνυσμα με μονάδα στην θέση στην οποία αντιστοιχήσαμε προηγουμένως ως αριθμό. Στον παρακάτω πίνακα φαίνονται τα διανύσματα που σχετίζονται με κάθε κατάσταση ενώ η δεξιά στήλη δείχνει την αντιστοιχία με την προηγούμενη αναπαράσταση.

Fa2	1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0	1
Fa3	0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0	2
Fa4	0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0	3
Fa23	0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0	4
Fa24	0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0	5
Fa34	0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0	6
Fa234	0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0	7
Fi2	0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0	8
Fi3	0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0	9
Fi4	0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0	10
Fi23	0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0	11
Fi24	0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0	12
Fi34	0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0	13
Fi234	0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0	14
Perfect Pile	0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1	15

Σε αυτήν την περίπτωση ο αριθμός νευρώνων εξόδου είναι 15, όσο δηλαδή και το μέγεθος του διανύσματος εξόδου (15x1).

### Αποτελέσματα

Όπως και προηγουμένως, έτσι και τώρα, με το πέρας της εκπαίδευσης εισάγονται στο δίκτυο όλα τα δεδομένα ώστε να βρεθεί κατά πόσο γίνεται σωστά η πρόβλεψη, με τη διαφορά πως τώρα η έξοδος έχει την μορφή διανύσματος. Για το λόγο αυτό σε κάθε διάνυσμα χρησιμοποιείται η συνάρτηση `vec2ind()` η οποία επιστρέφει έναν αριθμό ο οποίος υποδικνύει τη θέση του μεγαλύτερου στοιχείου του διανύσματος. Αυτό γίνεται και στα δεδομένα που περιέχουν την επιθυμητή έξοδο(target data). Ως αποτέλεσμα, η σύγκριση γίνεται όπως και πριν, δηλαδή αν το αποτέλεσμα του δικτύου, που πλέον είναι αριθμός ταιριάζει με το επιθυμητό η πρόβλεψη είναι σωστή. Σε διαφορετική περίπτωση υπάρχει λάθος.

Παρακάτω παρατίθεται ο πίνακας λαθών σε συνάρτηση με τον αριθμό δεδομένων εισόδου και μεγέθους του κρυφού στρώματος νευρώνων του δικτύου. Οι γραμμές δείχνουν τη μεταβολή των λαθών για συγκεκριμένο αριθμό νευρώνων ενώ κάθε στήλη για συγκεκριμένο αριθμό δεδομένων εισόδου.

A/A	10	15	20	25	30	35	40	45	50
10	110	74	87	74	184	100	87	148	33
15	46	46	23	23	59	79	46	51	51
20	59	41	23	23	46	18	33	41	20
25	46	46	69	33	28	23	5	82	0
30	74	41	33	23	28	0	41	28	0
35	74	23	0	0	46	46	28	10	23
40	64	51	38	23	23	28	46	18	0
45	46	51	51	46	10	51	23	0	23
50	33	28	46	41	82	51	28	23	5

Έχουμε 15 πιθανά αποτελέσματα ενώ η δοκιμή γίνεται για 23 σημεία. Οπότε ο συνολικός αριθμός αποτελεσμάτων είναι 345.

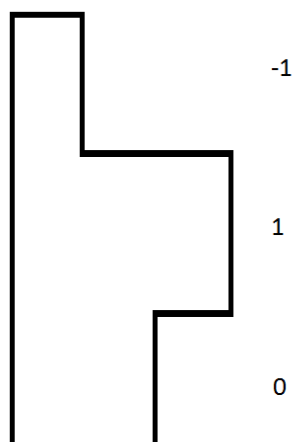
Παρακάτω παρατίθεται και ο πίνακας που εκφράζει το ποσοστό των λαθών σε σχέση με το σύνολο των αποτελεσμάτων.

A/A	10	15	20	25	30	35	40	45	50
10	0,32	0,21	0,25	0,21	0,53	0,29	0,25	0,43	0,1
15	0,13	0,13	0,07	0,07	0,17	0,23	0,13	0,15	0,15
20	0,17	0,12	0,07	0,07	0,13	0,05	0,1	0,12	0,06
25	0,13	0,13	0,2	0,1	0,08	0,07	0,01	0,24	0
30	0,21	0,12	0,1	0,07	0,08	0	0,12	0,08	0
35	0,21	0,07	0	0	0,13	0,13	0,08	0,03	0,07
40	0,19	0,15	0,11	0,07	0,07	0,08	0,13	0,05	0
45	0,13	0,15	0,15	0,13	0,03	0,15	0,07	0	0,07
50	0,1	0,08	0,13	0,12	0,24	0,15	0,08	0,07	0,01

Παρατηρούμε πως για ορισμένο μέγεθος δικτύου π.χ. 35 νευρώνες με πλήθος 20 σημείων εισόδου, επιτυγχάνεται μηδενικός αριθμός λαθών. Το δίκτυο δηλαδή προβλέπει με ακρίβεια όλες τις ατέλειες κάτι το οποίο δεν συνέβαινε στην προηγούμενη περίπτωση.

#### Αντιστοίχιση ατέλειας με διάνυσμα

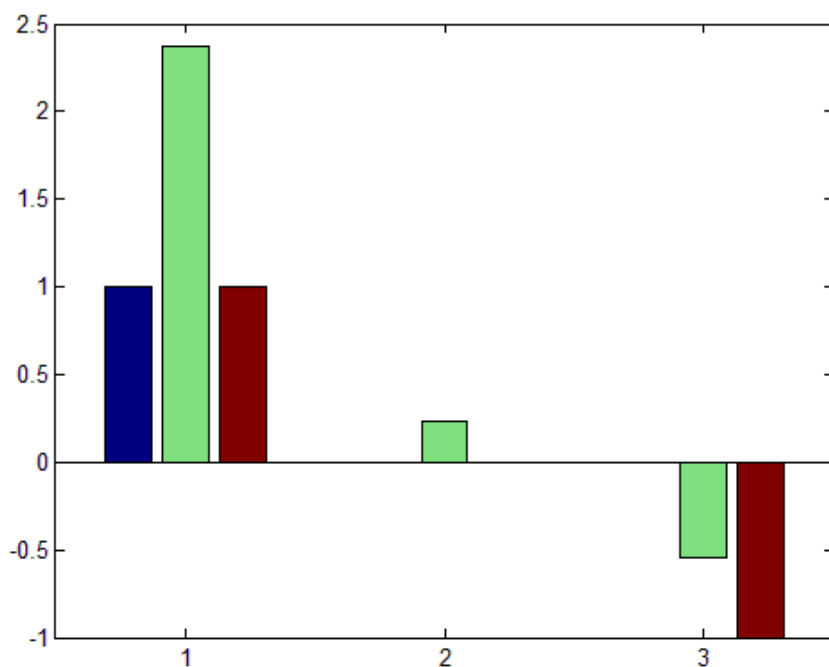
Σε αυτή την περίπτωση η έξοδος του νευρωνικού δικτύου είναι διάνυσμα το οποίο έχει μέγεθος  $3 \times 1$  και παίρνει τις τιμές  $-1, 0$  και  $1$ . Αν υπάρχει έλλειψη υλικού η τιμή είναι  $-1$ , αν υπάρχει περίσσεια είναι  $1$  ενώ αν δεν υπάρχει ατέλεια είναι  $0$ . Οι γραμμές του διανύσματος αναπαριστούν τις θέσεις. Πιο συγκεκριμένα οι γραμμές 1,2 και 3 αναφέρονται στις θέσεις 2,3 και 4 αντίστοιχα. Για παράδειγμα το διάνυσμα  $[-1 \ 1 \ 0]^T$  υποδεικνύει πως στη θέση 2 (γραμμή 1 δηλαδή) υπάρχει έλλειψη υλικού (τιμή  $-1$ ), στη θέση 3 (γραμμή 2) ο πάσσαλος εμφανίζει περίσσεια υλικού (τιμή  $1$ ) ενώ τέλος στη θέση 4 (γραμμή 3) ο πάσσαλος δεν εμφανίζει κάποια ατέλεια (τιμή  $0$ ). Στη παρακάτω εικόνα παρουσιάζεται, για καλύτερη κατανόηση η συγκεκριμένη αναπαράσταση. Αριστερά φαίνεται η δοκός σε τομή ενώ δεξιά η τιμή που αντιστοιχεί στη συγκεκριμένη ατέλεια.



Εικόνα 12 Αναπαράσταση της κατάστασης της δοκού με διάνυσμα

Ο αριθμός των νευρώνων εξόδου, χρησιμοποιώντας αυτήν τη μορφή δεδομένων, είναι 3. Τα αποτελέσματα στρογγυλοποιούνται στην πλησιέστερη τιμή μεταξύ του -1,0 και 1 χρησιμοποιώντας την συνάρτηση round() ενώ αν κάποια τιμή είναι πολύ μεγαλύτερη του 1 (η συνάρτηση round() δεν θα επέστρεφε 1 δηλαδή) γίνεται 1 και αντίστοιχα εάν είναι μικρότερη του -1 γίνεται -1.

Κάτι τέτοιο φαίνεται χαρακτηριστικά στο παρακάτω διάγραμμα. Με μπλε χρώμα είναι η επιθυμητή έξοδος (εκεί που δεν φαίνεται, δηλαδή στις θέσεις 2 και 3, είναι μηδέν). Με πράσινο χρώμα είναι η έξοδος του δικτύου ενώ με κόκκινο το αποτέλεσμα ύστερα από την στρογγυλοποίηση. Παρατηρούμε πως στη θέση 1 ενώ το αποτέλεσμα είναι μεγαλύτερο του 2, η τιμή της εξόδου γίνεται 1. Ταυτίζεται με την επιθυμητή έξοδο οπότε δεν υπάρχει σφάλμα. Το ίδιο συμβαίνει και στην θέση 2 όπου ενώ η έξοδος δεν είναι μηδέν αρχικά, γίνεται ύστερα από τη στρογγυλοποίηση. Στη θέση 3 παρατηρείται σφάλμα στην πρόβλεψη καθώς ενώ η επιθυμητή έξοδος είναι μηδέν το αποτέλεσμα του δικτύου ύστερα από την στρογγυλοποίηση είναι -1.



Γράφημα 13 : Επιθυμητή έξοδος ( Μπλε), έξοδος δικτύου (Πράσινο), Έξοδος έπειτα από στρογγυλοποίηση(Κόκκινο)

Παρακάτω παρατίθεται ο πίνακας λαθών σε συνάρτηση με τον αριθμό δεδομένων εισόδου και μεγέθους του κρυφού στρώματος νευρώνων του δικτύου. Οι γραμμές δείχνουν τη μεταβολή των λαθών για συγκεκριμένο αριθμό νευρώνων ενώ κάθε στήλη για συγκεκριμένο αριθμό δεδομένων εισόδου.

A/A	10	15	20	25	30	35	40	45	50
10	20	41	18	0	0	23	5	5	0
15	5	0	33	18	46	0	0	5	0
20	10	28	56	23	23	5	23	36	51
25	66	41	23	23	5	41	41	56	41
30	46	20	28	23	46	41	18	69	23
35	84	94	54	87	20	69	51	61	66
40	28	43	51	102	120	38	38	64	28
45	87	56	51	69	28	20	56	81	50
50	79	74	61	146	88	74	87	110	89

Όπως και πριν υπάρχουν 15 πιθανά αποτελέσματα ενώ η δοκιμή γίνεται για 23 σημεία. Οπότε ο συνολικός αριθμός αποτελεσμάτων είναι 345. Σε αυτή την περίπτωση όμως ο εντοπισμός σφάλματος δεν γίνεται μόνο σε έναν αριθμό αλλά σε τρεις, εφόσον το αποτέλεσμα είναι διάνυσμα 3x1. Πιο αναλυτικά, στις προηγούμενες περιπτώσεις το λάθος που πιθανόν γινόταν, ήταν η απόκλιση από έναν αριθμό. Για παράδειγμα, έστω πως το αποτέλεσμα ήταν 1 και ο πάσσαλος δεν είχε ατέλεια, αντιστοιχεί δηλαδή στον αριθμό 15. Κάτι τέτοιο υπολογίζεται σαν ένα λάθος. Στην περίπτωση αυτή όμως, αν το αποτέλεσμα πρέπει να είναι [1 1 1] αλλά η έξοδος είναι [0 -1 0] υπολογίζεται σαν τρία λάθη, εφόσον γίνεται λάθος πρόβλεψη και στις τρεις θέσεις. Ως εκ τούτου, για να βρεθεί το ποσοστό εσφαλμένων προβλέψεων, διαιρείται ο αριθμός λαθών με το  $345 \cdot 3 = 1035$ .

Παρακάτω παρατίθεται και ο πίνακας που εκφράζει το ποσοστό των λαθών σε σχέση με το σύνολο των αποτελεσμάτων στρογγυλοποιημένων στο τρίτο δεκαδικό ψηφίο.

A/A	10	15	20	25	30	35	40	45	50
10	0,019	0,04	0,017	0	0	0,022	0,005	0,005	0
15	0,005	0	0,032	0,017	0,044	0	0	0,005	0
20	0,01	0,027	0,054	0,022	0,022	0,005	0,022	0,035	0,049
25	0,064	0,04	0,022	0,022	0,005	0,04	0,04	0,054	0,04
30	0,044	0,019	0,027	0,022	0,044	0,04	0,017	0,067	0,022
35	0,081	0,091	0,052	0,084	0,019	0,067	0,049	0,059	0,064
40	0,027	0,042	0,049	0,099	0,116	0,037	0,037	0,062	0,027
45	0,084	0,054	0,049	0,067	0,027	0,019	0,054	0,078	0,048
50	0,076	0,071	0,059	0,141	0,085	0,071	0,084	0,106	0,086

Παρατηρείται, όπως και στην προηγούμενη αναπαράσταση, πως ο αριθμός των λαθών για ορισμένες αρχιτεκτονικές δικτύου μηδενίζεται π.χ. για αριθμό νευρώνων ίσο με 15 και αριθμό σημείων 15, συνολικά όμως έχουμε καλύτερα αποτελέσματα από τις προηγούμενες προσεγγίσεις.

## Πάσσαλος με απόσβεση

### Δεδομένα εξόδου (output data – target data)

#### Αντιστοίχιση ατέλειας με δiάνυσμα

Εφόσον από τις προηγούμενες δοκιμές διαπιστώθηκε ότι καλύτερα αποτελέσματα δίνει η αντιστοίχιση με δiάνυσμα, χρησιμοποιείται αυτή η απεικόνιση.

Η διαφορά έγκειται στο γεγονός πως σε αυτή την περίπτωση έγινε μελέτη και για ατέλειες οι οποίες δεν είναι συμμετρικές ως προς τον άξονα που περνά από το κέντρο του πασσάλου. Αναλυτικότερα, είναι δυνατό σε κάποια θέση να υπάρχει έλλειψη υλικού και ταυτόχρονα σε κάποιο άλλο σημείο της περιμέτρου περίσσεια. Ως εκ τούτου, δεν αρκεί πλέον η απεικόνιση μέσω των αριθμών -1,0,1 εφόσον μια τέτοια περίπτωση δεν ανήκει σε κάποια από αυτές τις καταστάσεις. Για το λόγο αυτό έγινε συσχέτιση αυτής της κατάστασης με τον αριθμό 2. Ειδικότερα, αν δεν υπάρχει ατέλεια η τιμή είναι 0, αν υπάρχει έλλειψη υλικού είναι -1, αν υπάρχει περίσσεια 1, ενώ είναι 2 στη περίπτωση που σε κάποια θέση υπάρχει συνδυασμός των δύο ατελειών. Ο αριθμός των νευρώνων εξόδου, χρησιμοποιώντας αυτήν τη μορφή δεδομένων, είναι όπως και προηγουμένως 3. Τα αποτελέσματα στρογγυλοποιούνται στην πλησιέστερη τιμή μεταξύ του -1,0, 1 και 2 χρησιμοποιώντας την συνάρτηση round() ενώ αν κάποια τιμή είναι μεγαλύτερη του 2 γίνεται 2 και αντίστοιχα εάν είναι μικρότερη του -1 γίνεται -1.

Παρακάτω παρατίθεται ο πίνακας λαθών σε συνάρτηση με τον αριθμό δεδομένων εισόδου και μεγέθους του κρυφού στρώματος νευρώνων του δικτύου. Οι γραμμές δείχνουν τη μεταβολή των λαθών για συγκεκριμένο αριθμό νευρώνων ενώ κάθε στήλη για συγκεκριμένο αριθμό δεδομένων εισόδου.

A/A	10	15	20	25	30	35	40	45	50
10	138	143	138	143	138	156	148	179	148
15	138	138	138	138	138	176	138	153	148
20	138	138	138	138	138	161	143	179	138
25	138	138	138	138	156	143	143	156	171
30	138	138	138	138	138	138	138	138	166
35	138	138	138	143	143	156	161	138	153
40	138	138	138	138	138	148	138	138	166
45	138	138	138	138	138	138	143	166	171
50	138	138	138	138	138	153	138	138	156

Ο αριθμός των κόμβων που μελετάμε είναι όπως και προηγουμένως 23. Ωστόσο τώρα δεν έχουμε μόνο 15 διαφορετικές καταστάσεις αλλά 32. Οπότε ο αριθμός πιθανών αποτελεσμάτων είναι 736. Επειδή όμως έχουμε τρεις θέσεις στις οποίες γίνεται πρόβλεψη ο συνολικός αριθμός προβλέψεων είναι  $736 \cdot 3 = 2208$ .

Βάση αυτού το ποσοστό λανθασμένων προβλέψεων είναι:

A/A	10	15	20	25	30	35	40	45	50
10	0,063	0,065	0,063	0,065	0,063	0,071	0,067	0,081	0,067
15	0,063	0,063	0,063	0,063	0,063	0,08	0,063	0,069	0,067
20	0,063	0,063	0,063	0,063	0,063	0,073	0,065	0,081	0,063
25	0,063	0,063	0,063	0,063	0,071	0,065	0,065	0,071	0,077
30	0,063	0,063	0,063	0,063	0,063	0,063	0,063	0,063	0,075
35	0,063	0,063	0,063	0,065	0,065	0,071	0,073	0,063	0,069
40	0,063	0,063	0,063	0,063	0,063	0,067	0,063	0,063	0,075
45	0,063	0,063	0,063	0,063	0,063	0,063	0,065	0,075	0,077
50	0,063	0,063	0,063	0,063	0,063	0,069	0,063	0,063	0,071

Παρατηρούμε πως το ποσοστό λαθών είναι σχετικά μικρό και δεν έχει αυξηθεί πάνω από 8%. Ωστόσο, για τη βελτίωση των αποτελεσμάτων, γίνεται διερεύνηση χρησιμοποιώντας κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης δεδομένα από τρεις κόμβους αντί για δύο και πιο συγκεκριμένα τους 12,17 και 24.

#### *Αποτελέσματα με τρεις κόμβους*

Ο πίνακας λαθών στη συγκεκριμένη περίπτωση είναι:

A/A	10	15	20	25	30	35	40	45	50
10	40	30	25	10	75	25	40	33	61
15	10	30	20	10	25	25	18	10	25
20	25	20	15	35	45	10	20	50	35
25	30	76	35	20	50	50	30	38	35
30	35	45	35	30	30	35	20	30	20
35	50	30	35	20	80	70	55	55	35
40	50	30	40	86	60	48	45	50	78
45	60	45	50	65	50	20	40	55	30
50	60	45	65	68	75	66	60	45	45

Το ποσοστό λανθασμένων προβλέψεων είναι:

A/A	10	15	20	25	30	35	40	45	50
10	0,018	0,014	0,011	0,005	0,034	0,011	0,018	0,015	0,028
15	0,005	0,014	0,009	0,005	0,011	0,011	0,008	0,005	0,011
20	0,011	0,009	0,007	0,016	0,02	0,005	0,009	0,023	0,016
25	0,014	0,034	0,016	0,009	0,023	0,023	0,014	0,017	0,016
30	0,016	0,02	0,016	0,014	0,014	0,016	0,009	0,014	0,009
35	0,023	0,014	0,016	0,009	0,036	0,032	0,025	0,025	0,016
40	0,023	0,014	0,018	0,039	0,027	0,022	0,02	0,023	0,035
45	0,027	0,02	0,023	0,029	0,023	0,009	0,018	0,025	0,014
50	0,027	0,02	0,029	0,031	0,034	0,03	0,027	0,02	0,02

Παρατηρούμε πως ο αριθμός λαθών έχει εμφανώς μειωθεί. Για την περαιτέρω βελτίωση του δικτύου, εκτός των 12,17 και 24, χρησιμοποιήθηκε ακόμη και κόμβος 14.

### Αποτελέσματα με τέσσερις κόμβους

Ο πίνακας λαθών είναι:

A/A	10	15	20	25	30	35	40	45	50
10	20	65	20	33	20	15	25	15	30
15	35	5	15	10	20	30	5	25	5
20	10	30	20	30	35	10	0	20	25
25	30	15	25	20	40	20	15	35	0
30	45	45	30	45	30	35	10	30	45
35	65	50	45	35	45	30	30	45	45
40	55	50	45	65	5	40	5	35	40
45	50	55	75	45	55	25	60	35	55
50	65	55	55	65	75	78	30	50	65

Η βέλτιστη αρχιτεκτονική του δικτύου επιτυγχάνεται για αριθμό νευρώνων ίσο με 20 και αριθμό σημείων εισόδου 40 εφόσον η πρόβλεψη σε αυτή την περίπτωση γίνεται χωρίς λάθη.

Το ποσοστό λανθασμένων προβλέψεων είναι:

A/A	10	15	20	25	30	35	40	45	50
10	0,009	0,029	0,009	0,015	0,009	0,007	0,011	0,007	0,014
15	0,016	0,002	0,007	0,005	0,009	0,014	0,002	0,011	0,002
20	0,005	0,014	0,009	0,014	0,016	0,005	0	0,009	0,011
25	0,014	0,007	0,011	0,009	0,018	0,009	0,007	0,016	0
30	0,02	0,02	0,014	0,02	0,014	0,016	0,005	0,014	0,02
35	0,029	0,023	0,02	0,016	0,02	0,014	0,014	0,02	0,02
40	0,025	0,023	0,02	0,029	0,002	0,018	0,002	0,016	0,018
45	0,023	0,025	0,034	0,02	0,025	0,011	0,027	0,016	0,025
50	0,029	0,025	0,025	0,029	0,034	0,035	0,014	0,023	0,029

### Αποτελέσματα με δύο κόμβους και δύο κρυφά επίπεδα

Τέλος έγινε και μια δοκιμή χρησιμοποιώντας δύο κρυφά στρώματα νευρώνων αποτελούμενα από 5 νευρώνες το καθένα. Η συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιήθηκε για τους νευρώνες και των δύο κρυφών επιπέδων είναι η σιγμοειδής συνάρτηση **tansig** ενώ όσον αφορά τους νευρώνες στο στρώμα εξόδου χρησιμοποιήθηκε η γραμμική συνάρτηση **purelin**.

Τα δεδομένα εισόδου που χρησιμοποιήθηκαν προέρχονται από δύο κόμβους, τους 12 και 17.

Ο αριθμός των σημείων εισόδου στο δίκτυο μεταβάλλεται, όπως και προηγουμένως, από 10 έως 50 με βήμα 5.

Ο πίνακας λαθών είναι:

10	15	20	25	30	35	40	45	50
30	23	25	0	81	88	30	300	63

Το ποσοστό λανθασμένων προβλέψεων είναι:

10	15	20	25	30	35	40	45	50
0,014	0,01	0,011	0	0,037	0,04	0,014	0,136	0,029

Συγκρίνοντας το συγκεκριμένο δίκτυο με το προηγούμενο, το οποίο είχε ένα κρυφό επίπεδο, για τον ίδιο αριθμό δεδομένων εισόδου (δύο κόμβοι δηλαδή) γίνεται εύκολα κατανοητό πως η πρόσθεση ενός κρυφού επιπέδου είχε ως αποτέλεσμα τη βελτίωση των αποτελεσμάτων, σε τέτοιο βαθμό ώστε ,για συγκεκριμένη αρχιτεκτονική, η πρόβλεψη να γίνεται με επιτυχία σε όλες τις θέσεις.

## Κεφάλαιο 4

### Συμπεράσματα

Απ' όσα συζητήθηκαν παραπάνω βγάζουμε το συμπέρασμα πως η πρόβλεψη ατελειών χρησιμοποιώντας νευρωνικά δίκτυα είναι δυνατή με αρκετά μεγάλο ποσοστό επιτυχίας. Ωστόσο χρειάζεται προσοχή στην επιλογή των κατάλληλων παραμέτρων του δικτύου που θα χρησιμοποιηθεί καθώς κάτι τέτοιο επηρεάζει σε σημαντικό βαθμό το αποτέλεσμα. Αναλυτικότερα είναι ανάγκη να γίνει διερεύνηση τόσο για την επιλογή του κατάλληλου μεγέθους δικτύου, του αριθμού νευρώνων δηλαδή αλλά και των κρυφών επιπέδων , όσο και για την επιλογή των δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν για εκπαίδευση. Γενικά δεν υπάρχει κάποιος κανόνας που να καθορίζει αυτές τις παραμέτρους. Μόνο με δοκιμές είναι δυνατό κάποιος να εξάγει ασφαλή συμπεράσματα.

Από τις δοκιμές που έγιναν γίνεται αντιληπτό πως ένα ισχυρό δίκτυο (περισσότεροι νευρώνες) δεν είναι πάντοτε καλύτερο, καθώς ενώ είναι αποτελεσματικό όσον αφορά τα δεδομένα εκπαίδευσης, δεν είναι σε θέση να γενικεύσει στον ίδιο βαθμό. Ωστόσο κάτι τέτοιο εξαρτάται άμεσα και από τον αριθμό των δεδομένων εκπαίδευσης. Ενώ χρειάζεται επαρκής αριθμός δεδομένων για την σωστή εκπαίδευση του δικτύου, η περαιτέρω αύξηση δεν προσφέρει κάτι περισσότερο στην βελτίωση των αποτελεσμάτων ενώ αυξάνει τον υπολογιστικό φόρτο κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης.

## Κεφάλαιο 5

### Βιβλιογραφία

1. G. E. Stavroulakis, A. V. Avdelas, K. M. Abdalla & P. D. Panagiotopoulos, A Neural Network Approach to the Modeling, Calculation and Identification of Semi-Rigid Connections in Steel Structures, 1997.
2. Ch. Efstathiades, C.C. Baniotopoulos, P. Nazarko,\_, L. Ziemianski, G.E. Stavroulakis, Application of neural networks for the structural health monitoring in curtain-wall systems, 2007.
3. Ryszard SIKORA , Piotr BANIUKIEWICZ, Tomasz CHADY, Przemyslaw LOPATO, Grzegorz PSUJ, Artificial Neural Networks and Fuzzy Logic in Nondestructive Evaluation, 2012.
4. M. Schauer, S. Langer ,Numerical Simulations of Pile Integrity Tests Using a Coupled FEM SBFEM Approach, 2012.
5. G.E. Stavroulakis, M. Engelhardt, A. Likas, R. Gallego, H. Antes, Neural Network Assisted Crack and Flaw Identification in Transient Dynamics
6. Matlab Neural Network Toolbox User's Guide
7. G.E. Stavroulakis, H. Antes, Neural crack identification in steady state elastodynamics, 1997
8. Διπλωματική εργασία, Ε. ΑΝΔΡΙΑΝΑΚΗΣ, ΕΝΤΟΠΙΣΜΟΣ ΑΤΕΛΕΙΩΝ ΣΕ ΕΠΙΠΕΔΗ ΠΛΑΚΑ ΟΜΟΓΕΝΟΥΣ ΚΑΙ ΣΥΝΘΕΤΟΥ ΥΛΙΚΟΥ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΚΑΙ ΜΕΘΟΔΟΥ ΠΕΠΕΡΑΣΜΕΝΩΝ ΣΤΟΙΧΕΙΩΝ, ΕΜΠ 2008