



Πολυτεχνείο Κρήτης

Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης

Τομέας Συστημάτων Παραγωγής

Επιβλέπων καθηγητής: Γεώργιος Σταυρουλάκης

**Αναγνώριση και έλεγχος ανάστροφου εκκρεμούς
με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων**

Μεταπτυχιακή Διατριβή



Βαρδάκης Κων/νος

Χανιά, Ιούνιος 2015

στην οικογένεια μου

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους αυτούς τους ανθρώπους που συνέβαλαν στην εκπόνηση αυτής της εργασίας. Η παρούσα διατριβή δεν θα μπορούσε να εκπονηθεί χωρίς την πολύτιμη βοήθεια και καθοδήγηση του κ. Γεώργιου Σταυρουλάκη, καθηγητή του τμήματος Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης και τον ευχαριστώ πολύ γι αυτό. Παράλληλα, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένεια μου για την πίστη τους σε εμένα, για την αγάπη τους, την ηθική και υλική υποστήριξη που μου προσέφεραν όλα αυτά τα χρόνια καθώς και για όλη την προσπάθεια που κατέβαλαν και εκείνοι για εμένα.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	5
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1	6
ΤΟ ΑΝΑΣΤΡΟΦΟ ΕΚΚΡΕΜΕΣ.....	6
1.1 Μαθηματικό Μοντέλο	7
1.2 Ευθύς Νόμος Ελέγχου (Direct Control Law).....	10
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2	13
ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ.....	13
2.1 Εισαγωγή.....	13
2.2 Ιστορική Αναδρομή	14
2.3 Βασικά Χαρακτηριστικά Νευρωνικών Δικτύων	16
2.3.1 Πλεονεκτήματα Νευρωνικών Δικτύων	16
2.3.2 Μειονεκτήματα Νευρωνικών Δικτύων	18
2.4 Ο Αισθητήρας Perceptron.....	18
2.5 Βασικές Αρχιτεκτονικές Δομές Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων	19
2.5.1 Δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης ενός επιπέδου.....	21
2.5.2 Δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης πολλαπλών επιπέδων ()	21
2.5.3 Αναδρομικά Δίκτυα	22
2.5.4 Δίκτυα Hopfield	23
2.5.5 Δίκτυα Kohonen.....	24
2.6 Εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων.....	25
2.7 Αλγόριθμος Οπισθοδρομικής Διάδοσης Σφάλματος (Backpropagation).....	26
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3	28
ΤΑΥΤΟΠΟΙΗΣΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ (SYSTEM IDENTIFICATION).....	28
3.1 Αποτελέσματα	31
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4	34
ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΣ ΕΛΕΓΧΟΣ ΤΟΥ ΑΝΑΣΤΡΟΦΟΥ ΕΚΚΡΕΜΟΥΣ.....	34
4.1 Αποτελέσματα	36
4.2 Αποτελέσματα με θόρυβο	39
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5	43
ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	43
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	44

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Το μοντέλο που χρησιμοποιείται σε αυτή την εργασία είναι αυτό του ανάστροφου εκκρεμούς. Το ανάστροφο εκκρεμές είναι ένα εξαιρετικά μη γραμμικό και ασταθές σύστημα. Αυτό σημαίνει ότι το σύστημα δε μπορεί να μοντελοποιηθεί από κλασικές γραμμικές τεχνικές. Όταν το σύστημα προσομοιώνεται το εκκρεμές πέφτει πολύ γρήγορα. Τα χαρακτηριστικά του ανάστροφου εκκρεμούς κάνουν την αναγνώριση και τον έλεγχο περισσότερο ενδιαφέρον. Ο βασικός στόχος αυτής της εργασίας είναι να κατασκευαστεί ένα ακριβές μοντέλο ενός ανάστροφου εκκρεμούς χρησιμοποιώντας τα νευρωνικά δίκτυα.

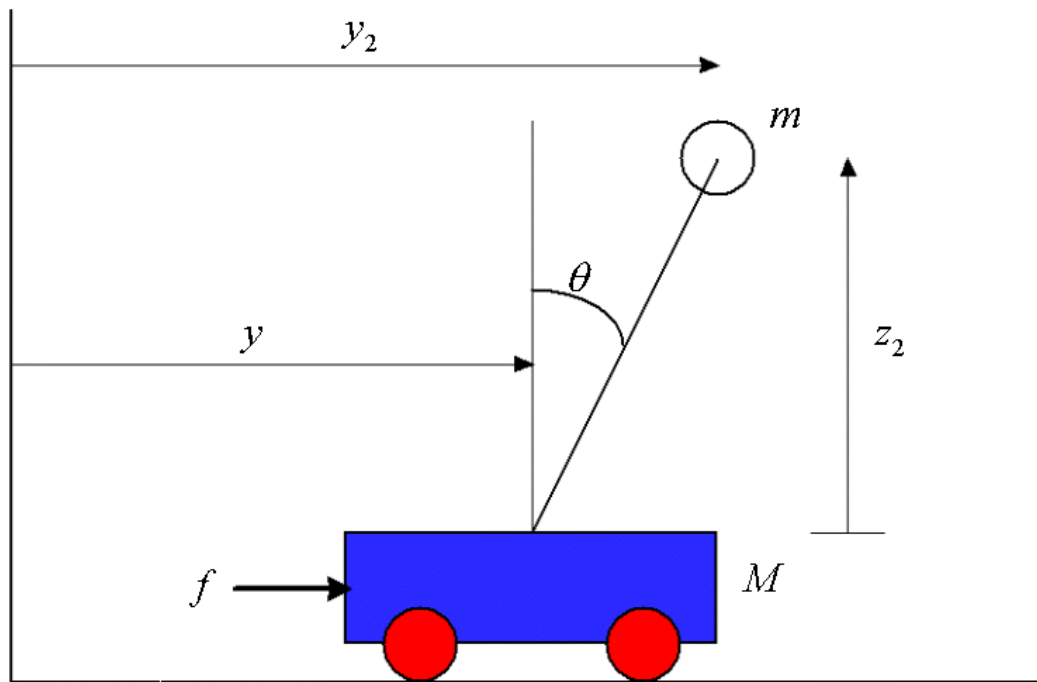
Η αναγνώριση του συστήματος είναι μία διαδικασία κατά την οποία αναπτύσσονται μοντέλα ενός δυναμικού συστήματος βασισμένα στις εισόδους και τις εξόδους του. Τα δεδομένα από τις εισόδους και τις εξόδους πρέπει να δείχνουν κάποια από τη δυναμική της διαδικασίας. Οι παράμετροι του νευρωνικού δικτύου ρυθμίζονται μέχρι οι έξοδοι του να γίνουν παρόμοιοι με αυτές του πραγματικού συστήματος. Στη συγκεκριμένη εργασία προκειμένου να συλλέξουμε δεδομένα από το σύστημα του ανάστροφου εκκρεμούς κατασκευάσαμε έναν ελεγκτή που το σταθεροποιεί πριν τη διαδικασία της αναγνώρισης.

Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν κάνει μεγάλη πρόοδο στην αναγνώριση μη γραμμικών συστημάτων. Υπάρχουν συγκεκριμένα χαρακτηριστικά που βοηθούν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα στην αναγνώριση πολύπλοκων μη γραμμικών συστημάτων. Αρχικά είναι φτιαγμένα από πολλά μη γραμμικά στοιχεία και αυτό τους δίνει μεγάλο πλεονέκτημα απέναντι στις γραμμικές τεχνικές. Επίσης κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης μαθαίνουν πώς να κάνουν πράγματα αποθηκεύοντας τη γνώση στα βάρη των συνάψεων τους και χρησιμοποιώντας τα δεδομένα που έχουν για την εκπαίδευση.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

ΤΟ ΑΝΑΣΤΡΟΦΟ ΕΚΚΡΕΜΕΣ

Το ανάστροφο εκκρεμές (inverted pendulum) είναι ένα κλασικό παράδειγμα αυτομάτου ελέγχου. Αποτελείται από ένα βαγόνι το οποίο κινείται οριζόντια πάνω σε μία ράγα, ενωμένο με μία κινητή ράβδο, η οποία περιστρέφεται γύρω από ένα άξονα. Στο σχήμα 1 αναπαρίσταται το μοντέλο του ανάστροφου εκκρεμούς.



Σχήμα 1: Μοντέλο ανάστροφου εκκρεμούς

Το σύστημα έχει μια είσοδο, την οριζόντια δύναμη που εφαρμόζεται πάνω στο καρότσι και τέσσερις εξόδους, την θέση του καροτσιού, την γωνία που σχηματίζει η ράβδος με την κατακόρυφο και τις παραγώγους των, δηλαδή την ταχύτητα του καροτσιού και την γωνιακή ταχύτητα της ράβδου. Ο στόχος του ελέγχου είναι να διατηρεί την ράβδο σε ισορροπία στην κατακόρυφο ανεξάρτητα από τη δύναμη που δέχεται κάθε φορά το καρότσι.

1.1 Μαθηματικό Μοντέλο

Η κινητική ενέργεια του συστήματος είναι το άθροισμα των κινητικών ενεργειών της κάθε μάζας, όπου T_1 η κινητική ενέργεια του βαγονιού

$$T_1 = \frac{1}{2} M \dot{y}^2 \quad (1.1)$$

Η κινητική ενέργεια της ράβδου θα είναι

$$T_2 = \frac{1}{2} m (\dot{y}_2^2 + \dot{z}_2^2) \quad (1.2)$$

Επίσης

$$y_2 = y + l \sin \theta \quad (1.3)$$

$$z_2 = l \cos \theta \quad (1.4)$$

$$\dot{y}_2 = \dot{y} + l \dot{\theta} \cos \theta \quad (1.5)$$

$$\dot{z}_2 = -l \dot{\theta} \sin \theta \quad (1.6)$$

Η συνολική ενέργεια, T του συστήματος είναι

$$T = T_1 + T_2 = \frac{1}{2} [M \dot{y}^2 + m (\dot{y}_2^2 + \dot{z}_2^2)] \quad (1.7)$$

Από τις εξισώσεις (1.3), (1.4) και (1.7) έχουμε

$$T = \frac{1}{2} M \dot{y}^2 + \frac{1}{2} m [\dot{y}^2 + 2 \dot{y} \dot{\theta} l \cos \theta + l^2 \dot{\theta}^2] \quad (1.8)$$

Η δυναμική ενέργεια του συστήματος είναι

$$V = mg z_2 = mgl \cos \theta \quad (1.9)$$

Η εξίσωση Lagrange

$$L = T - V = \frac{1}{2} (M + m) \dot{y}^2 + ml \cos \theta \dot{y} \dot{\theta} + \frac{1}{2} ml^2 \dot{\theta}^2 - mgl \cos \theta \quad (1.10)$$

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{y}} \right) - \frac{\partial L}{\partial y} = 0 \quad (1.11)$$

$$\frac{d}{dt}\left(\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}}\right) - \frac{\partial L}{\partial \theta} = 0 \quad (1.12)$$

Αλλά

$$\frac{\partial L}{\partial \dot{y}} = (M + m)\dot{y} + ml\cos\theta\dot{\theta} \quad (1.13)$$

$$\frac{\partial L}{\partial y} = 0 \quad (1.14)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}} = ml\cos\theta\dot{y} + ml^2\dot{\theta} \quad (1.15)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \theta} = mgl\sin\theta \quad (1.16)$$

Από τη (1.13) – (1.14) και τις εξισώσεις Lagrange έχω

$$(M + m)\ddot{y} + ml\cos\theta\ddot{\theta} - ml\dot{\theta}^2\sin\theta = f \quad (1.17)$$

$$ml\cos\theta\ddot{y} - ml\sin\theta\dot{y}\dot{\theta} + ml^2\ddot{\theta} - mgl\sin\theta = 0 \quad (1.18)$$

Από τις σχέσεις (1.17) και (1.18) έχουμε

$$\ddot{y} = \frac{mgsin\theta cos\theta - mL\dot{\theta}^2 sin\theta - f}{mcos^2\theta - (M+m)} \quad (1.19)$$

$$\dot{\theta} = \frac{-(M+m)gsin\theta + mL\dot{\theta}^2 sin\theta cos\theta + fcos\theta}{mLcos^2\theta - (M+m)L} \quad (1.20)$$

όπου L το μήκος της ράβδου, M η μάζα του καροτσιού, m η μάζα της ράβδου, g η επιτάχυνση της βαρύτητας, f η οριζόντια δύναμη που εφαρμόζεται στο καρότσι, θ(t) η γωνία του εκκρεμούς και y η θέση του βαγονιού. Θέτουμε

$$L = 1$$

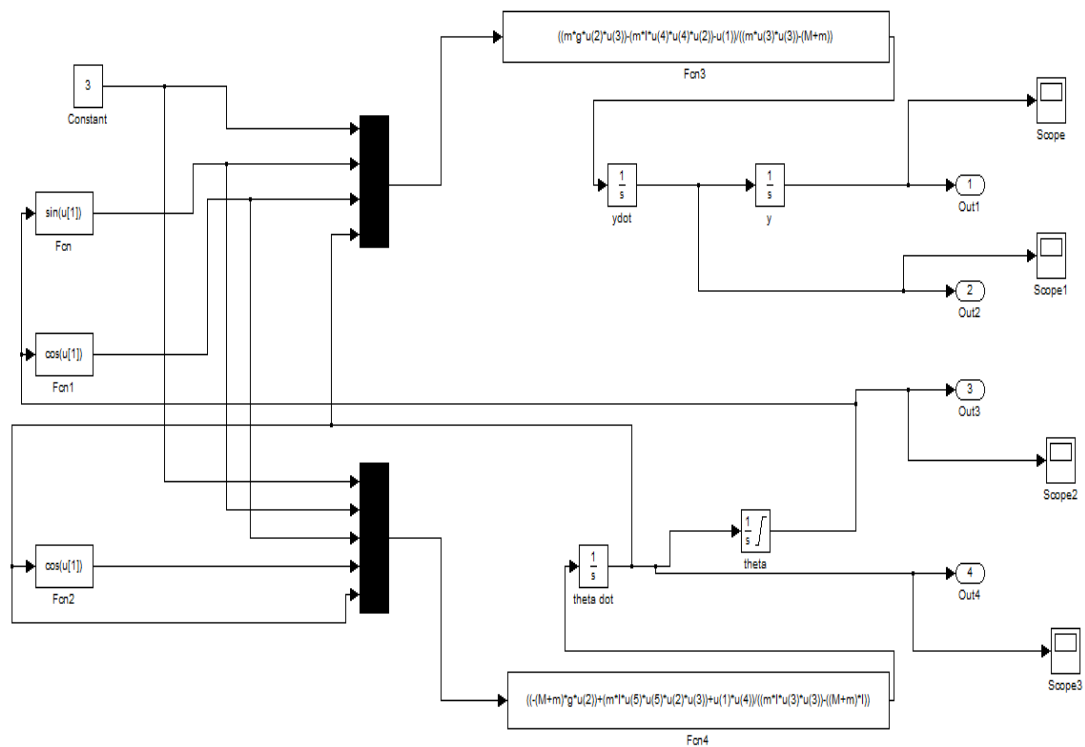
$$m = 0.1$$

$$M = 1$$

και

$$g = 9.8$$

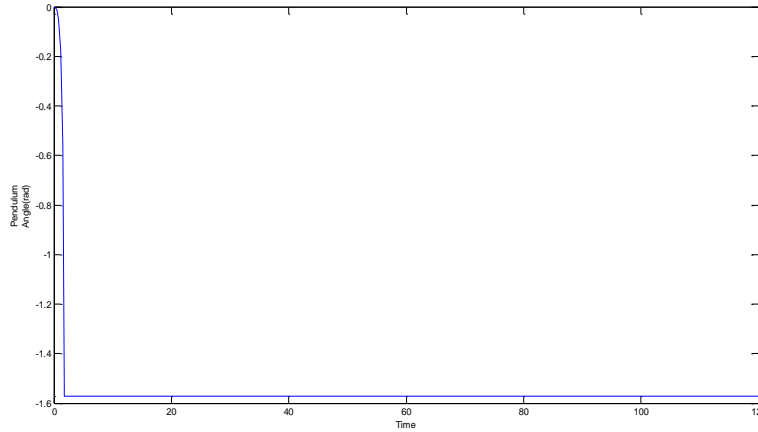
Το παραπάνω μοντέλο εισάγεται στο SIMULINK με την ακόλουθη μορφή



Σχήμα 2: Μοντέλο ανάστροφου εκκρεμούς στο Simulink

Σαν είσοδο στο σύστημα θεωρούμε την δύναμη που εφαρμόζεται στο καρότσι και εξόδους διαλέγουμε τις θ , $\dot{\theta}$ και y , \dot{y} .

Στη συνέχεια προσομοιώνουμε το μοντέλο στο Simulink. Όπως φαίνεται παρακάτω (Σχήμα 3) το εκκρεμές πολύ γρήγορα αποσταθεροποιείται με αποτέλεσμα να πέσει. Έτσι η γωνία θ από 0 rad (όρθια θέση) καταλήγει στα 1.57 rad από πολύ νωρίς στη προσομοίωση.



Σχήμα 3: Προσομοίωση ανάστροφου εκκρεμούς

1.2 Ευθύς Νόμος Ελέγχου (Direct Control Law)

Για να παρέχουμε τις απαραίτητες πληροφορίες εκπαίδευσης στον νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιήσαμε μια τεχνική ευθύ προσαρμοστικού ελέγχου. Βασιζόμενες στην εξίσωση (1.17) οι επόμενες εξισώσεις αποτελούν ένα νόμο ελέγχου ανεπτυγμένου για τον ελεγκτή του ανάστροφου εκκρεμούς. Οι πρώτες 4 εξισώσεις εισέρχονται στη κύρια εξίσωση η οποία υπολογίζει τη δύναμη που απαιτείται για να μείνει το εκκρεμές σταθερό.

$$h_1 = \frac{3}{4L} g \sin \theta \quad (1.21)$$

$$h_2 = \frac{3}{4L} g \cos \theta \quad (1.22)$$

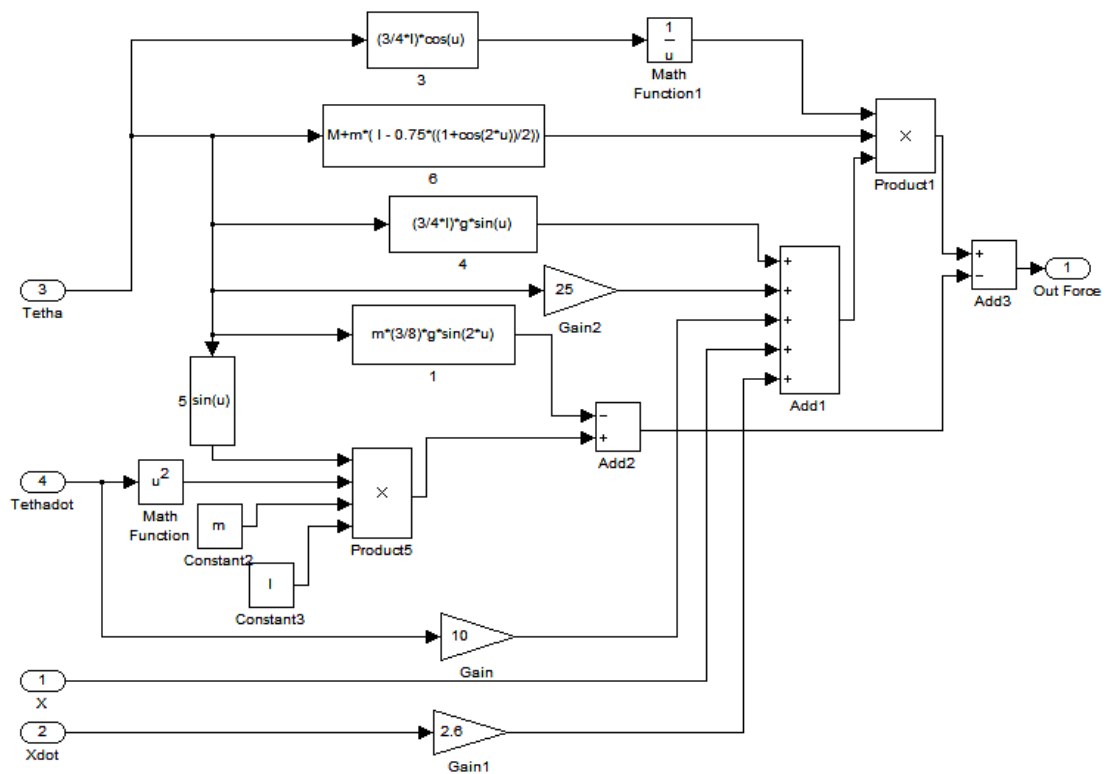
$$f_1 = m \left(L \sin^2 \theta - \frac{3}{8} g \sin 2\theta \right) \quad (1.23)$$

$$f_2 = M + m \left(1 - \frac{3}{4} \cos^2 \theta \right) \quad (1.24)$$

$$u = \frac{f_2}{h_2} [h_1 + k_1(\theta - \theta_d) + k_2\dot{\theta} + c_1(x - x_d) + c_2\dot{x}] - f_1 \quad (1.25)$$

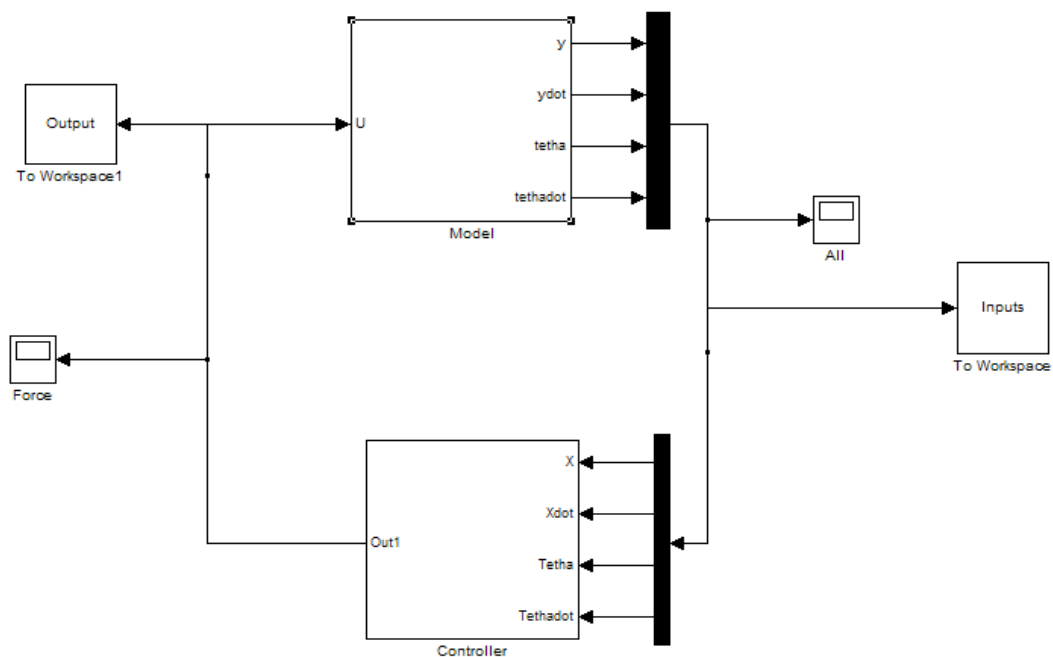
Όπου $k_1 = 25$, $k_2 = 10$, $c_1 = 1$, $c_2 = 2.6$, $x_d = 0$ και $\theta_d = 0$

Στη συνέχεια σχεδιάζεται ελεγκτής στο Simulink όπως φαίνεται παρακάτω.



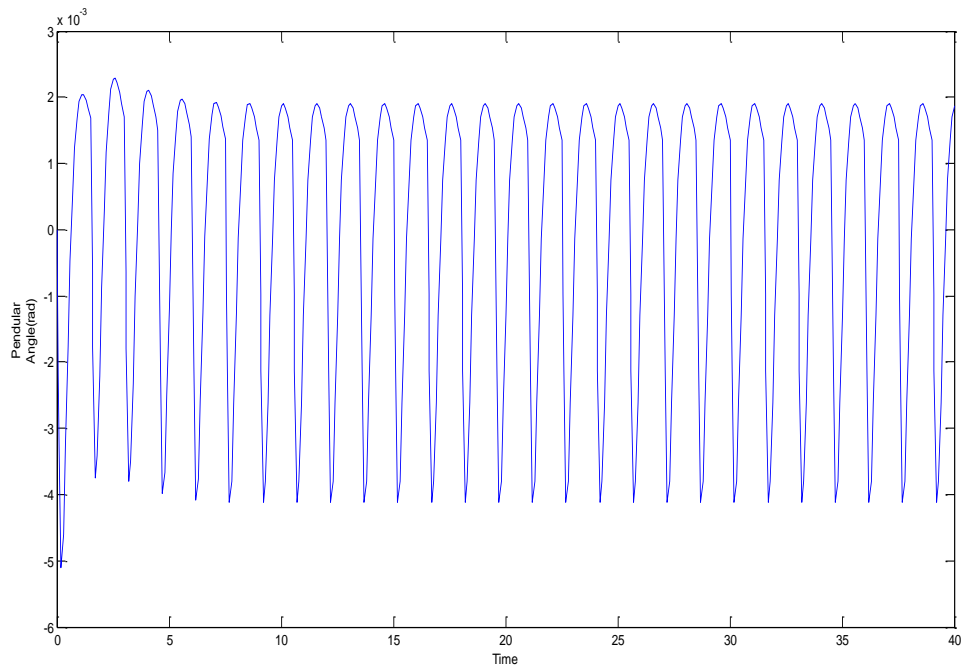
Σχήμα 4: Μοντέλο νόμου ελέγχου στο Simulink

Στη συνέχεια δημιουργείται στο Simulink το σύστημα που περιλαμβάνει τη σύνδεση του ελεγκτή με το μοντέλο του ανάστροφου εκκρεμούς.



Σχήμα 5: Σύστημα ελεγκτή - ανάστροφου εκκρέμους στο Simulink

Στο παρακάτω διάγραμμα φαίνεται η γωνία του εκκρεμούς σε συνάρτηση με το χρόνο μετά τη προσομοίωση του μοντέλου ανάστροφο εκκρεμές – ελεγκτή στο Simulink. Το εκκρεμές παραμένει σε θέση ισορροπίας.



Σχήμα 6: Γωνία εκκρεμούς

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

2.1 Εισαγωγή

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (artificial neural networks) αρχικά προτάθηκαν ως ένα μαθηματικό μοντέλο προσομοίωσης της πολύπλοκης λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου. Η δομή του εγκεφάλου είναι τέτοια ώστε να επιτρέπει την παράλληλη επεξεργασία δεδομένων και τη δυνατότητα συνεχούς μάθησης μέσω της αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον. Τα δύο αυτά βασικά χαρακτηριστικά συμβάλλουν στην ικανότητα, αφενός να εκτελεί δύσκολα καθήκοντα, όπως ταχύτατη αναγνώριση μορφών, ταξινόμηση κ.ά., αφετέρου να εξελίσσεται συνεχώς, μαθαίνοντας από το περιβάλλον του κατά την αλληλεπίδρασή του με αυτό.

Ο εγκέφαλος αποτελείται κατά κύριο λόγο από ένα ευρύ φάσμα νευρώνων (10.000.000.000 κατά προσέγγιση), οι οποίοι είναι μαζικά διασυνδεδεμένοι με ένα μέσο όρο από διάφορες χιλιάδες διασυνδέσεις ανά νευρώνα. Κάθε νευρώνας είναι ένα εξειδικευμένο κύτταρο το οποίο έχει τη δυνατότητα μετάδοσης ενός ηλεκτροχημικού σήματος. Ο νευρώνας έχει μια διακλαδωτική διάρθρωση εισροών, τους δενδρίτες (dendrites), ένα κυτταρικό σώμα και μια διακλαδωτική δομή εκροών (τον άξονα). Οι άξονες ενός κυττάρου συνδέονται με τους δενδρίτες ενός άλλου, μέσω μιας σύναψης. Όταν, λοιπόν, ένας άξονας ενεργοποιηθεί, πυροδοτεί ένα ηλεκτροχημικό σήμα κατά μήκος του άξονα. Ένας νευρώνας εκτελεί αυτή τη διαδικασία μόνο όταν το συνολικό σήμα το οποίο λήφθηκε από τους δενδρίτες, υπερβεί ένα συγκεκριμένο επίπεδο, δηλαδή, το κατώτατο όριο βολής (firing threshold).

Η δομή του τεχνητού νευρωνικού δικτύου μιμείται κατά το δυνατό εκείνη του βιολογικού νευρωνικού δικτύου, ώστε να εμφανίζει παρόμοιες ιδιότητες. Κατ' αναλογία επομένως με ένα δίκτυο νευρώνων εγκεφάλου, ένα τεχνητό δίκτυο αποτελείται από ένα σύνολο τεχνητών νευρώνων που αλληλεπιδρούν, συνδεδεμένοι μεταξύ τους με τις λεγόμενες συνάψεις (synapses). Ο βαθμός αλληλεπίδρασης είναι διαφορετικός για κάθε ζεύγος νευρώνων και καθορίζεται από τα λεγόμενα συναπτικά βάρη (synaptic weights).

Συγκεκριμένα, καθώς το νευρωνικό δίκτυο αλληλεπιδρά με το περιβάλλον και μαθαίνει από αυτό, τα συναπτικά βάρη μεταβάλλονται συνεχώς, ενδυναμώνοντας ή

αποδυναμώνοντας την ισχύ του κάθε δεσμού. Όλη η εμπειρική γνώση που αποκτά επομένως το νευρωνικό δίκτυο από το περιβάλλον κωδικοποιείται στα συναπτικά βάρη. Αυτά αποτελούν το χαρακτηριστικό εκείνο που δίνει στο δίκτυο την ικανότητα για εξέλιξη και προσαρμογή στο περιβάλλον.

2.2 Ιστορική Αναδρομή

Το πρώτο μοντέλο νευρωνικού δικτύου το οποίο προτείνει ότι οι νευρώνες είναι η βασική μονάδα του δικτύου παρουσιάστηκε το 1943 από τους McCulloch και Pitts. Σε μία πρώτη εργασία τους οι ερευνητές αυτοί παρουσίασαν για πρώτη φορά την ιδέα ότι ένα νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από μία συλλογή ενός μεγάλου αριθμού νευρώνων και έδειξαν πώς θα μπορούσαν να λειτουργούν οι νευρώνες με τις διασυνδέσεις τους. Αυτή θεωρείται ιστορικά ότι είναι η πρώτη εικόνα ενός νευρωνικού δικτύου. Μάλιστα οι συγγραφείς θεώρησαν ότι οι νευρώνες και οι συνδέσεις τους είναι ένα πρότυπο, ανάλογο ενός ηλεκτρικού κυκλώματος. Ο McCulloch ήταν νευροφυσιολόγος και ο Pitts ένας 18χρονος πρωτοετής φοιτητής των Μαθηματικών. Οι ίδιοι συγγραφείς προχώρησαν το 1947 σε πιο εξελιγμένο πρότυπο για την αναγνώριση σχημάτων. Το πρότυπο αυτό περιέχει πολλά χαρακτηριστικά από τα μεταγενέστερα πρότυπα. Ο νευρώνας θεωρείται ότι μπορεί να έχει δύο μόνον καταστάσεις. Μπορεί να δέχεται πολλές εισόδους αλλά δίνει μία μόνον έξοδο. Οι έξοδοι από διαφορετικούς νευρώνες δεν επιτρέπεται να ενώνονται, αλλά πρέπει υποχρεωτικά να οδηγούν σε είσοδο άλλου νευρώνα. Οι απολήξεις των νευρώνων είναι δύο ειδών: διεγερτικές και ανασταλτικές. Οι δύο καταστάσεις του νευρώνα είναι ότι είτε πυροδοτεί ή βρίσκεται σε ηρεμία. Η ροή της πληροφορίας μέσα στον νευρώνα ελέγχεται από πύλες, οι οποίες επίσης είναι διεγερτικές ή ανασταλτικές. Όταν ο νευρώνας πυροδοτεί, στέλνει ένα παλμό. Οι λειτουργίες αυτές πάντα γίνονται σε διακριτό χρόνο και υποτίθεται ότι όλοι οι νευρώνες αποκρίνονται ταυτόχρονα, δηλ. το σύστημα δρα συγχρονισμένα. Η κατάσταση ενός νευρώνα σε χρόνο $t + 1$ εξαρτάται από την κατάστασή του σε χρόνο t και από τις εισόδους που εισέρχονται στην χρονική αυτή στιγμή.

Τα δίκτυα McCulloch–Pitts προσπαθούν να εξηγήσουν για πρώτη φορά πως δουλεύει η μνήμη. Θεωρούν ότι ένας πιθανός μηχανισμός μνήμης μπορεί να είναι η ύπαρξη κλειστών διαδρομών του σήματος μέσα στο δίκτυο. Αν δεν υπάρχει καμία τέτοια διαδρομή και χωρίς νέο εξερχόμενο σήμα, τότε το δίκτυο θα μείνει μόνιμα σε κατάσταση ηρεμίας. Έτσι, μια ίνα ενώνει την έξοδο ενός κυττάρου με το σημείο

εισόδου στο ίδιο κύτταρο, δημιουργώντας έναν μηχανισμό ανάδρασης (feedback). Μόλις πυροδοτεί ένα τέτοιο κύτταρο θα συνεχίσει να πυροδοτεί μέχρι να έλθει σήμα από ανασταλτική ίνα. Καθόλη τη διάρκεια της λειτουργίας αποστέλλονται παλμοί στην πύλη των κυττάρων και μεταδίδεται το σήμα και η πληροφορία. Αυτός ο κύκλος του σήματος θα μπορούσε να θεωρηθεί ως μία πρώτη ιδέα για ένα μηχανισμό μνήμης.

Οι εργασίες αυτές πιθανόν να χάνονταν στην βιβλιογραφία αν δεν τις χρησιμοποίησε λίγα χρόνια αργότερα ο J. von Neumann ως παράδειγμα για υπολογιστικές μηχανές την δεκαετία που διαδόθηκε ο ηλεκτρονικός υπολογιστής, δηλαδή την δεκαετία του πενήντα. Τότε έγιναν και οι πρώτες προσπάθειες να αντλήσουμε πληροφορίες από τα βιολογικά δίκτυα και να δημιουργηθούν τα πρώτα τεχνητά δίκτυα.

Ένα άλλο έργο της πρώτης αυτής εποχής που αφήνει ακόμα και σήμερα την επιρροή του είναι το βιβλίο του D. Hebb, «The organization of behavior» (1949), το οποίο εισάγει τον κανόνα μάθησης του Hebb. Το μοντέλο του Hebb έχει ως κεντρική ιδέα τις συνδέσεις μεταξύ μονάδων του συστήματος, δηλαδή τους νευρώνες. Έφτασε στα συμπεράσματα αυτά μετά από σωρεία πειραμάτων νευροφυσιολογίας. Ο κανόνας αυτός λέγει ότι κάθε φορά που το δίκτυο χρησιμοποιεί τις νευρωνικές του συνδέσεις, οι συνδέσεις αυτές ενισχύονται και το δίκτυο πλησιάζει περισσότερο στο να μάθει το πρότυπο το οποίο παρουσιάζεται. Όταν ο νευρώνας i επανειλημμένα διεγείρει τον νευρώνα j , τότε συμβαίνει να αναπτύσσεται μια μεταβολική σύνδεση στον ένα ή και στους δύο νευρώνες, έτσι ώστε η απόδοση του φαινομένου (το i διεγείρει το j) να αυξάνεται. Αν w_{ij} είναι το βάρος της σύνδεσης μεταξύ i και j , x_i η είσοδος στον νευρώνα j από τον νευρώνα i , x_j η έξοδος του νευρώνα j , τότε ισχύει ότι:

$$w_{ij}(new) = w_{ij}(old) + ax_i x_j$$

Εδώ a είναι μία θετική σταθερά που λέγεται παράμετρος του ρυθμού εκπαίδευσης. Το νέο λοιπόν βάρος w_{ij} θα είναι ίσο με το παλαιό ενισχυμένο κατά μία ποσότητα $ax_i x_j$. Ο κανόνας αυτός έχει τοπικό χαρακτήρα, ισχύει δηλαδή μόνο για την σύνδεση του νευρώνα i και j και όχι για άλλες συνδέσεις του δικτύου.

2.3 Βασικά Χαρακτηριστικά Νευρωνικών Δικτύων

Υπάρχουν τρία χαρακτηριστικά άρρηκτα συνδεδεμένα με τα Νευρωνικά Δίκτυα.

- 1) Η ικανότητα τους να μαθαίνουν μέσω παραδειγμάτων (learn by example): Αν και τα ΝΔ δεν είναι τα μόνα συστήματα με ικανότητα μάθησης μέσω παρα-δειγμάτων, εντούτοις διακρίνονται για την ικανότητα τους να οργανώνουν την πληροφορία των δεδομένων εισόδου σε χρήσιμες μορφές. Αυτές οι μορφές αποτελούν στην ουσία ένα μοντέλο που αναπαριστά τη σχέση που ισχύει μεταξύ των δεδομένων εισόδου και εξόδου.
- 2) Η δυνατότητα θεώρησης τους ως κατανεμημένη μνήμη (distributed memory): Ο χαρακτηρισμός των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ΝΔ) ως κατανεμημένη μνήμη, πηγάζει από το ότι η πληροφορία που κωδικοποιούν είναι κατανεμημένη σε όλα τα βάρη της συνδεσμολογίας τους.
- 3) Η ικανότητα τους για αναγνώριση προτύπων (pattern recognition): Τα ΝΔ έχουν εξαιρετική ικανότητα αναγνώρισης προτύπων καθώς δεν επηρεάζονται από ελλιπή ή/και με θόρυβο δεδομένα. Από τη στιγμή που ένα ΝΔ εκπαιδευτεί στο να αναγνωρίζει συνθήκες και καταστάσεις, απαιτείται ένας μόνο κύκλος λειτουργίας τους για να προσδιορίσουν μία συγκεκριμένη κατάσταση.

2.3.1 Πλεονεκτήματα Νευρωνικών Δικτύων

Τα παραπάνω τρία βασικά χαρακτηριστικά των ΝΔ αποτελούν και συνάμα πλεονεκτήματά τους. Όμως η χρήση των Νευρωνικών Δικτύων παρέχει επιπλέον τις ακόλουθες χρήσιμες ιδιότητες :

1. Μη-γραμμικότητα. Αυτή οφείλεται στο γεγονός ότι ένα Νευρωνικό Δίκτυο δομείται από τη σύνδεση νευρώνων, οι οποίοι είναι μη-γραμμικές συσκευές. Η μη-γραμμικότητα είναι πολύ σημαντική ιδιότητα, ιδιαίτερα αν ο φυσικός μηχανισμός για την παραγωγή των σημάτων εισόδου είναι μη-γραμμικός.
2. Σχεδιασμός Εισόδου-Εξόδου. Ένα συνηθισμένο παράδειγμα μάθησης που καλείται επιβλεπόμενη μάθηση, εμπλέκει μεταβολή των βαρών του Νευρωνικού Δικτύου, εφαρμόζοντας ένα σύνολο δειγμάτων εξάσκησης ή παραδείγματα έργων. Κάθε παράδειγμα αποτελείται από ένα μοναδικό σήμα εισόδου και την επιθυμητή απόκριση. Η εξάσκηση του δικτύου επαναλαμβάνεται για πολλά παραδείγματα, μέχρι

το δίκτυο να φτάσει σε μια σταθερή κατάσταση, όπου πλέον δεν γίνονται αλλαγές στα βάρη. Έτσι το δίκτυο μαθαίνει από τα παραδείγματα, κατασκευάζοντας ένα σχεδιασμό εισόδου-εξόδου για το πρόβλημα στο χέρι.

3. Προσαρμοστικότητα. Τα Νευρωνικά Δίκτυα έχουν τη δυνατότητα να προσαρμόζουν τα βάρη τους στις αλλαγές του περιβάλλοντός τους. Μερικές φορές οι προσαρμογές οδηγούν σε μείωση της απόδοσης του συστήματος, γι' αυτό θα πρέπει να είναι επαρκείς δίλημμα σταθερότητας-πλαστικότητας.

4. Αποδεικτική Απόκριση. Ένα Νευρωνικό Δίκτυο σχεδιάζεται για να παρέχει πληροφορίες όχι μόνο για το συγκεκριμένο υπόδειγμα που επιλέγεται αλλά και για την εμπιστοσύνη στην απόφαση που παίρνεται.

5. Συναφής Πληροφορία. Η γνώση αναπαριστάται από την πολύ δομημένη και ενεργή κατάσταση του Νευρωνικού Δικτύου.

6. Αντοχή σε σφάλματα. Τα ΝΔ έχουν μεγάλη ανοχή σε δομικά σφάλματα. Αυτό σημαίνει ότι η κακή λειτουργία ή η καταστροφή ενός νευρώνα ή κάποιων συνδέσεων δεν είναι ικανή να διαταράξει σημαντικά την λειτουργία τους καθώς, όπως αναφέρθηκε, η πληροφορία που εσωκλείουν δεν είναι εντοπισμένη σε συγκεκριμένο σημείο αλλά διάχυτη σε όλο το δίκτυο.

7. Υλοποιησιμότητα σε VLSI. Η συμπαγής παράλληλη φύση του Νευρωνικού Δικτύου, κάνει δυνατή την υλοποίησή του σε VLSI τεχνολογία, έτσι ώστε τα νευρωνικά δίκτυα να μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε εφαρμογές πραγματικού χρόνου.

8. Ομοιομορφία Ανάλυσης και Σχεδιασμού. Η έννοια είναι ότι ο ίδιος συμβολισμός χρησιμοποιείται σε όλα τα πεδία που περιέχουν εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων πράγμα που υποδηλώνεται με διάφορους τρόπους: Οι νευρώνες παριστάνουν ένα συστατικό συνηθισμένο σε όλα τα νευρωνικά δίκτυα. Αυτή η ιδιότητα κάνει δυνατό το διαμοιρασμό θεωριών και αλγορίθμων εκμάθησης σε διαφορετικές εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων.

9. Αναλογία με Νευροβιολογία. Ο σχεδιασμός νευρωνικών δικτύων γίνεται σε αναλογία με τον εγκέφαλο. Οι νευροβιολόγοι βλέπουν τα νευρωνικά δίκτυα σαν αντικείμενο έρευνας για την εξήγηση νευροβιολογικών φαινομένων. Ομοίως

οι μηχανικοί βλέπουν στη νευροβιολογία για νέες ιδέες για την επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων.

10. Τα Νευρωνικά Δίκτυα μπορούν να προβλέψουν κάθε μοντέλο χρονοσειράς ($t+1$).

2.3.2 Μειονεκτήματα Νευρωνικών Δικτύων

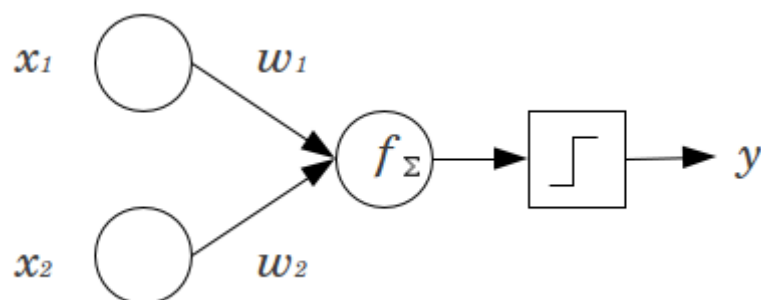
Παρακάτω αναφέρουμε χωρίς ιδιαίτερη ανάλυση τα μειονεκτήματα που έχουν τα ΝΔ και η χρήση τους:

1. Τα ΝΔ προσφέρουν πολλούς βαθμούς ελευθερίας στην μοντελοποίηση.
2. Η εκπαίδευση είναι απαραίτητη.
3. Η εξήγηση και μετάφραση των βαρών στα ΝΔ είναι αδύνατη λόγω της μη γραμμικότητάς τους.
4. Η επίδραση των γεγονότων δεν μπορεί να αφαιρεθεί απευθείας.

2.4 Ο Αισθητήρας Perceptron

Το μοντέλο του αισθητήρα (Perceptron) προτάθηκε το 1958 από τον Rosenblatt, ο οποίος ήταν ψυχολόγος. Ο Αισθητήρας αποτελεί την απλούστερη μορφή Νευρωνικού Δικτύου, αφού απαρτίζεται από δύο επίπεδα: το επίπεδο εισόδου και το επίπεδο εξόδου.

Στο επίπεδο εισόδου δεν γίνεται καμία επεξεργασία της πληροφορίας. Οι διάφοροι υπολογισμοί του δικτύου λαμβάνουν χώρα στο επίπεδο εξόδου, που αποτελείται από νευρώνες τύπου McCulloch-Pitts. Προκειμένου να εκπαιδευτεί ένα τέτοιο Νευρωνικό Δίκτυο χρησιμοποιείται ο κανόνας του Rosenblatt



Σχήμα 7: Perceptron αποτελούμενο από ένα νευρώνα

Έστω ένας νευρώνας με n εισόδους x_1, \dots, x_n όπου κάθε σύναψη έχει και ένα (συναπτικό) βάρος w_1, \dots, w_n . Η είσοδος x_0 είναι πάντα 1 και το αντίστοιχο συναπτικό βάρος w_0 είναι το επίπεδο ενεργοποίησης του νευρώνα ή αλλιώς το επίπεδο κατωφλίου (threshold). Με O συμβολίζουμε την έξοδο του νευρώνα. Συνήθως για ευκολία στο συμβολισμό με w συμβολίζουμε το διάνυσμα $[w_1, \dots, w_n]$ και με x το $[x_1, \dots, x_n]$. Ένας πολύ συνηθισμένος τρόπος υπολογισμού της εξόδου είναι η γραμμική συνάρτηση κατωφλίου

$$O(v) = \begin{cases} 1, & u \geq 0 \\ 0, & u < 0 \end{cases} \quad (2.1)$$

Επίσης υπάρχει και η συνάρτηση προσήμου όπου

$$O(v) = \begin{cases} 1, & u \geq 0 \\ -1, & u < 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

Καθώς και η σιγμοειδής συνάρτηση

$$O(v) = \frac{1}{1 + e^{-au}} \quad (2.3)$$

Ένας απλός αισθητήρας επιλύει κυρίως προβλήματα ταξινόμησης. Ένα από τα βασικότερα πλεονεκτήματα του δικτύου αυτού είναι ότι υπάρχει ένας σαφής αλγόριθμος βάση του οποίου μπορεί να εκπαιδευτεί το δίκτυο ώστε να δώσει σωστά αποτελέσματα. Τα δίκτυα Perceptron εκπαιδεύονται με επίβλεψη. Οι Minsky–Papert έδειξαν το 1969 ότι το πρώτο αυτό πρότυπο έχει πολλούς περιορισμούς. Ειδικότερα έδειξαν ότι τα προβλήματα ταξινόμησης που μπορεί να λύσει ο αισθητήρας είναι εκείνα τα οποία είναι γραμμικά διαχωρίσιμα και μόνο.

Προκύπτει επομένως το ερώτημα, κατά πόσο θα μπορούσε το αρχικό μοντέλο του αισθητήρα να τροποποιηθεί, ώστε να μπορεί να επιλύει και μη γραμμικά διαχωρίσιμα προβλήματα. Πράγματι, προσθέτοντας απλά ένα ή περισσότερα επίπεδα νευρώνων μεταξύ του επιπέδου εισόδου και αυτό της εξόδου, ο τροποποιημένος αισθητήρας που προκύπτει μπορεί πλέον να επιλύσει και μη γραμμικά διαχωριζόμενα προβλήματα.

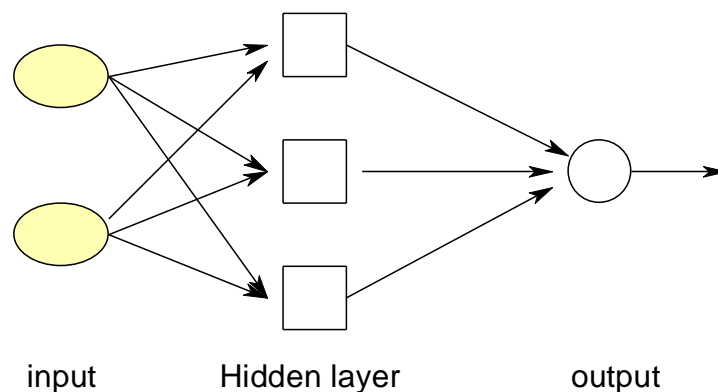
2.5 Βασικές Αρχιτεκτονικές Δομές Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Μολονότι ένα μόνο του νευρώνιο μπορεί να εκτελέσει μερικές απλές λειτουργίες που αφορούν την ανίχνευση απλών προτύπων, η υπολογιστική δύναμη των νευρώνων

ανοίγετε μπροστά μας μόνο όταν αυτά συνδεθούν σε δίκτυο. Όλα τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα είναι οργανωμένα σε στοιβάδες. Κάθε στοιβάδα αποτελείται από έναν αριθμό νευρώνων και όλες οι στοιβάδες συνδέονται μεταξύ τους με κάποια βάρη. Υπάρχουν τρεις τύποι στοιβάδων και ο κάθε τύπος επιτελεί διαφορετικές λειτουργίες.

- Στοιβάδα εισόδου (input layer)
- Κρυφές στοιβάδες (hidden layers)
- Στοιβάδα εξόδου (output layer)

Ο τρόπος σύνδεσης των στοιβάδων, ο αριθμός των κρυφών στοιβάδων, ο αριθμός και ο τύπος των νευρώνων σε κάθε στοιβάδα καθορίζουν την αρχιτεκτονική του δικτύου και κατ' επέκταση τον τρόπο που θα γίνει ο εκάστοτε υπολογισμός. Ο τρόπος με τον οποίο δομούνται οι νευρώνες ενός Νευρωνικού Δικτύου, έχει άμεση σχέση με τον αλγόριθμο μάθησης που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του δικτύου.



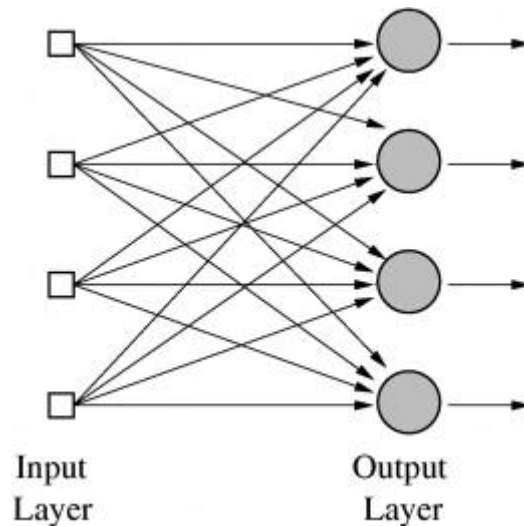
Σχήμα 8: ΤΝΔ οργανωμένο σε στοιβάδες

Πολλά διαφορετικά μοντέλα νευρωνικών δικτύων έχουν προταθεί από την δεκαετία του 80' και μετά. Ίσως αυτά με την μεγαλύτερη επίδραση να είναι τα μοντέλα Multi Layer Perceptrons (MLP), τα δίκτυα του Hopfield και τα δίκτυα του Kohonen.

Παρακάτω γίνεται μια συνοπτική αναφορά στα σημαντικότερα μοντέλα Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων και δίνεται έμφαση στα MLPs που είναι τα πιο ευρέως χρησιμοποιούμενα ΤΝΔ.

2.5.1 Δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης ενός επιπέδου

Σε ένα τέτοιο δίκτυο, οι νευρώνες είναι οργανωμένοι σε μορφή επιπέδων. Η ροή του σήματος είναι από το επίπεδο εισόδου (input layer), που αποτελείται από κόμβους, προς το επίπεδο εξόδου (output layer), που αποτελείται από υπολογιστικούς νευρώνες και όχι αντίστροφα. Οι νευρώνες εισόδου απλά «μεταφέρουν» το σήμα στο επίπεδο εξόδου χωρίς να κάνουν καμία επεξεργασία, ενώ οι νευρώνες εξόδου είναι υπολογιστικοί νευρώνες που ακολουθούν συνήθως το μοντέλο McCulloch-Pitts. Γενικά, στα περισσότερα ΤΝΔ ενός στρώματος οι κόμβοι εισόδου είναι συνδεδεμένοι με όλους τους κόμβους εξόδου, αλλά δεν είναι συνδεδεμένοι μεταξύ τους. Ένα παράδειγμα τέτοιου δικτύου φαίνεται στο παρακάτω σχήμα.



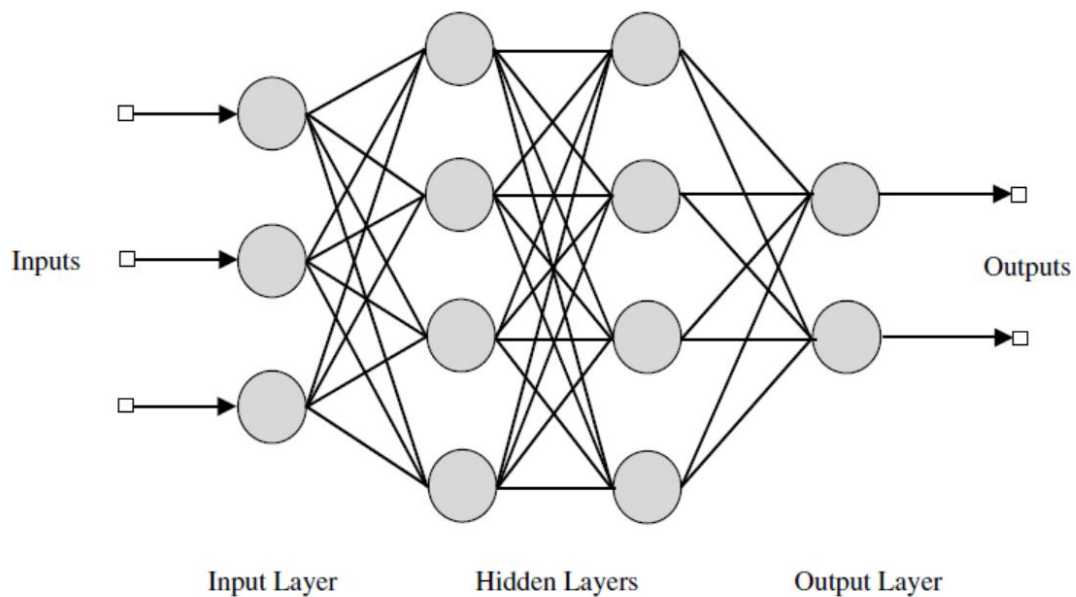
Σχήμα 9: Δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης ενός επιπέδου

2.5.2 Δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης πολλαπλών επιπέδων (MultiLayer Perceptrons – MLP)

Γενικά, μεγαλύτερα και περισσότερο πολύπλοκα δίκτυα προσφέρουν μεγαλύτερη ικανότητα υπολογισμών. Τα MLPs αποτελούν μια ιδιαίτερα χρήσιμη γενίκευση του απλού Perceptron και αποτελούνται από:

- Το επίπεδο εισόδου
- Τα κρυφά στρώματα
- Το στρώμα εξόδου

Και εδώ οι νευρώνες εισόδου απλά «μεταφέρουν» το σήμα στο επόμενο επίπεδο χωρίς να κάνουν καμία επεξεργασία, ενώ οι κρυφοί νευρώνες και οι νευρώνες εξόδου είναι υπολογιστικοί νευρώνες που ακολουθούν το μοντέλο του νευρώνα. Η ροή του σήματος είναι από το επίπεδο εισόδου προς το επίπεδο εξόδου μέσω των κρυφών επιπέδων. Τυπικά, οι νευρώνες σε κάθε επίπεδο έχουν σαν εισόδους τα σήματα εξόδου του προηγούμενου μόνο επιπέδου και τροφοδοτούν αποκλειστικά τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου.



Σχήμα 10: Γενική αρχιτεκτονική MLP με δυο κρυφά στρώματα νευρώνων

Σε σύγκριση με ένα απλό δίκτυο Perceptron, τα MLPs όπου οι νευρώνες χρησιμοποιούν τη βηματική συνάρτηση μπορούν να υλοποιήσουν συναρτήσεις που δεν μπορεί να υλοποιήσει το απλό δίκτυο του Αισθητήρα. Ωστόσο η χρήση της βηματικής συνάρτησης δεν προτιμάται, αφού οι περισσότεροι κανόνες εκπαίδευσης βασίζονται σε μεθόδους βελτιστοποίησης οι οποίες χρησιμοποιούν παραγώγους, ενώ η βηματική συνάρτηση δεν είναι παραγωγίσιμη. Η τεχνική αυτή δυσκολία ξεπερνιέται με τη χρήση των σιγμοειδών συναρτήσεων.

2.5.3 Αναδρομικά Δίκτυα

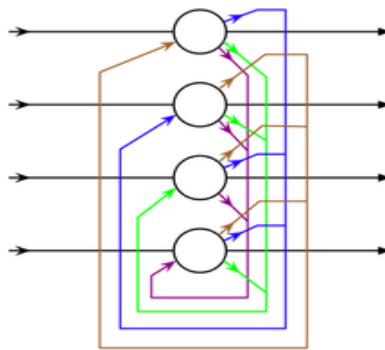
Σε αυτή την κατηγορία δικτύων έχουμε την ύπαρξη τουλάχιστον μιας ανάδρασης. Δηλαδή η έξοδος κάθε νευρώνα του δικτύου ανατροφοδοτεί την είσοδο των άλλων νευρώνων του δικτύου και σε μερικές περιπτώσεις ακόμα και την δική του είσοδο.

2.5.4 Δίκτυα Hopfield

Ο Hopfield (1982) προτείνει ένα επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο που λειτουργεί ως ‘συνειρμική’ μνήμη. Μια τέτοια μνήμη μπορεί να υπενθυμίζει ένα παράδειγμα από μια μερική ή διαστρεβλωμένη έκδοση. Συνειρμική μνήμη ονομάζουμε την ιδιότητα που έχει ένα σύστημα στην περίπτωση που ανακαλεί μόνο ένα τμήμα μιας μνήμης, να μπορεί να αναπαράγει ολόκληρη την μνήμη ή τουλάχιστον ένα μεγάλο τμήμα της.

Τα Δίκτυα Hopfield χρησιμοποιούνται σε προβλήματα βελτιστοποίησης. Τα δίκτυα αυτά έχουν το χαρακτηριστικό ότι χρησιμοποιούν μηχανισμό με ανάδραση, δηλαδή οι νευρώνες τροφοδοτούνται από τις εξόδους όλων των υπολοίπων νευρώνων ακόμα και από τη δική τους έξοδο. Οι εξωτερικές εισοδοί εφαρμόζονται ως αρχικές συνθήκες στην αναδρομή. Στα δίκτυα αυτά η έννοια των επιπέδων νευρώνων είναι διαφορετική από ότι έχουμε δει μέχρι τώρα. Πιο συγκεκριμένα, τα δίκτυα τύπου Hopfield αποτελούνται από ένα μόνο επίπεδο (πλέγμα) με πολλούς νευρώνες και κάθε νευρώνας έχει τιμή εξόδου 1 ή -1. Δεν υπάρχει χωριστό επίπεδο εισόδου ή εξόδου. Κάθε νευρώνας δέχεται σήματα από το περιβάλλον και έχει εξόδους προς αυτό. Κάθε νευρώνας είναι μία μονάδα όπως ο στοιχειώδης αισθητήρας, με τις ίδιες ιδιότητες. Οι μονάδες του δικτύου έχουν πλήρη συνδεσμολογία, δηλαδή κάθε μονάδα συνδέεται με κάθε άλλη μονάδα στο σύστημα. Έτσι για ένα δίκτυο με n μονάδες αυτό σημαίνει ότι θα έχουμε $n(n-1)$ συνδέσεις.

Το δίκτυο Hopfield έχει ως χαρακτηριστικό του ότι οι νευρώνες του συνεχώς αναπροσαρμόζονται. Εδώ τα συναπτικά βάρη δεν ορίζονται από κάποιο αναδρομικό κανόνα, αλλά παίρνουν μια απ’ ευθείας τιμή. Αυτό αποτελεί την εκπαίδευση του δικτύου. Πρόκειται, δηλαδή, για απλή ανάθεση τιμών στα συναπτικά βάρη.



Σχήμα 11: Δίκτυο Hopfield με τέσσερις νευρώνες

2.5.5 Δίκτυα Kohonen

Αυτό το μοντέλο νευρωνικών δικτύων προτάθηκε το 1984 από τον Kohonen και υποκινείται από την ιδιότητα της τοπογραφικής οργάνωσης του ανθρώπινου εγκεφάλου. Τα δίκτυα Kohonen εκπαιδεύονται ώστε να μπορούν να αντιστοιχούν ένα σήμα που παρουσιάζεται στην είσοδο τους με ένα συγκεκριμένο νευρώνα στο επίπεδο εξόδου. Είναι δίκτυα στα οποία η εκπαίδευση γίνεται χωρίς επίβλεψη, δηλαδή δεν υπάρχουν εξαρχής δεδομένοι στόχοι που να δίνονται μαζί με τα πρότυπα στην είσοδο. Με την εκπαίδευση, ένα δίκτυο Kohonen μαθαίνει να ξεχωρίζει πρότυπα τα οποία διαφέρουν μεταξύ τους.

Τα χαρακτηριστικά του δικτύου Kohonen είναι ότι μπορεί να ταξινομεί διανύσματα με την βοήθεια ενός αλγόριθμου αυτόνομης (χωρίς επίβλεψη) μάθησης. Το δίκτυο οργανώνει τα βάρη του w με τέτοιο τρόπο ώστε να αναγνωρίζει όποια κανονικότητα μπορεί να υπάρχει στα διανύσματα εισόδου. Λέμε ότι το δίκτυο αυτό παρουσιάζει χαρακτηριστικά αυτο-οργάνωσης. Το δίκτυο Kohonen αποτελείται από δύο επίπεδα. Το πρώτο επίπεδο, όπως συνήθως, είναι το επίπεδο εισόδου. Το δεύτερο επίπεδο έχει το ιδιαίτερο χαρακτηριστικό ότι είναι οργανωμένο σε μορφή πλέγματος, που μπορεί να έχει οποιαδήποτε διάσταση. Η θέση των νευρώνων στο πλέγμα έχει ιδιαίτερη σημασία. Τα δύο αυτά επίπεδα έχουν πλήρη συνδεσμολογία, δηλαδή κάθε μονάδα εισόδου συνδέεται με όλες τις μονάδες του επιπέδου εξόδου.

2.6 Εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων

Μια από τις πιο βασικές ιδιότητες των Νευρωνικών Δικτύων είναι η ικανότητά τους για εκπαίδευση. Η εκπαίδευση αυτή επιτυγχάνεται μέσω της ανταλλαγής τιμών και βαρών, που αποσκοπεί στη βαθμιαία σύλληψη της πληροφορίας η οποία στη συνέχεια θα είναι διαθέσιμη προς ανάκτηση. Υπάρχουν, βέβαια, πολλοί αλγόριθμοι που η εφαρμογή τους έχει στόχο την προσαρμογή των τιμών των βαρών ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου. Όλες οι μέθοδοι μάθησης μπορούν να καταταχτούν σε δύο κατηγορίες: τη μάθηση με επίβλεψη (supervised learning) και τη μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning).

Μάθηση με επίβλεψη: Η μάθηση αυτή είναι μια διαδικασία η οποία συνδυάζει έναν εξωτερικό εκπαιδευτή και τη συνολική ή γενικευμένη πληροφορία. Κάποιες από τις μεθόδους οι οποίες συγκαταλέγονται σε αυτή την κατηγορία είναι η μάθηση με

διόρθωση σφάλματος, η στοχαστική μάθηση. Παραδείγματα τα οποία αντιπροσωπεύουν την μάθηση με επίβλεψη συμπεριλαμβάνουν αποφάσεις για το πότε θα πρέπει να σταματήσει η διαδικασία εκπαίδευσης, αποφάσεις αναφορικά με τη συχνότητα παρουσίασης στο δίκτυο τα πρότυπα εκπαίδευσης και η παρουσίαση προόδου του δικτύου. Η μάθηση με επίβλεψη χωρίζεται σε δύο ακόμα κατηγορίες: στη δομική (structural) και στην προσωρινή (temporal) εκμάθηση. Οι αλγόριθμοι οι οποίοι βρίσκονται στην πρώτη κατηγορία, χρησιμοποιούνται για την εύρεση της βέλτιστης σχέσης μεταξύ εισόδων και εξόδων για κάθε ξεχωριστό ζευγάρι προτύπων. Παραδείγματα της δομικής εκμάθησης αποτελούν η αναγνώριση και η κατηγοριοποίηση προτύπων, ενώ παραδείγματα της προσωρινής εκμάθησης η πρόβλεψη και ο έλεγχος.

Μάθηση χωρίς επίβλεψη: Οι αλγόριθμοι της εν λόγω μάθησης αναφέρονται ως αυτό-οργανώμενοι (self-organized) και είναι διαδικασίες οι οποίες δεν απαιτούν να είναι παρών ένας «εξωτερικός» δάσκαλος ή επιβλέπων. Βασίζονται, μάλιστα, μόνο σε τοπική πληροφορία καθ' όλη τη διάρκεια της εκπαίδευσης του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου. Οι συγκεκριμένοι αλγόριθμοι οργανώνουν τα δεδομένα και ανακαλύπτουν τις σημαντικές συλλογικές ιδιότητες. Για παράδειγμα, αλγόριθμοι εκπαίδευσης χωρίς επίβλεψη είναι ο αλγόριθμος Hebbian, ο διαφορικός αλγόριθμος Hebbian και ο Min-Max αλγόριθμος.

Κατά κύριο λόγο οι περισσότερες διαδικασίες εκπαίδευσης είναι off line. Όταν χρησιμοποιείται όλο το δείγμα προτύπων για την τροποποίηση των τιμών των βαρών, πριν την τελική χρήση του δικτύου ως εφαρμογή, τότε ονομάζεται off line εκπαίδευση. Οι αλγόριθμοι εκπαίδευσης off line έχουν την απαίτηση να βρίσκονται στην εκπαίδευση του δικτύου παρόντα όλα τα πρότυπα. Το γεγονός αυτό αποκλείει την πιθανότητα εισαγωγής νέων πληροφοριών μέσω νέων προτύπων. Βέβαια, υπάρχουν και Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα τα οποία δεν αποκλείουν την εισαγωγή νέας πληροφορίας, μετά την τελική τους μοντελοποίηση. Αν παρουσιαστεί ανάγκη εισαγωγής νέου προτύπου στο δίκτυο, μπορεί να γίνει απευθείας χωρίς τον κίνδυνο να χαθεί κανένα μέρος της αρχικής πληροφορίας. Το πλεονέκτημα των δικτύων που χρησιμοποιούν off line διαδικασίες εκπαίδευσης επικεντρώνεται κυρίως στη δυνατότητα να δίνουν καλύτερες λύσεις σε δύσκολα προβλήματα

2.7 Αλγόριθμος Οπισθοδρομικής Διάδοσης Σφάλματος (Backpropagation)

Τα δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης πολλών επιπέδων (Multi-Layer Perceptrons – MLPs) έχουν εφαρμοστεί με επιτυχία στην επίλυση δύσκολων και ποικίλων προβλημάτων. Τα MLPs συνήθως εκπαιδεύονται με έναν επιβλεπόμενο τρόπο και με τη χρήση ενός πολύ δημοφιλούς αλγορίθμου, τον Αλγόριθμο Πίσω Διάδοσης του Λάθους (Error Back Propagation Algorithm). Ο αλγόριθμος αυτός βασίζεται στη διαδικασία εκπαίδευσης του απλού νευρώνα με ελαχιστοποίηση σφάλματος με χρήση της τεχνικής της πιο απότομης καθόδου (steepest descent). Η διαδικασία της πίσω διάδοσης του λάθους για την εκπαίδευση ενός MLP αποτελείται από δυο περάσματα διαμέσου των διαφόρων επιπέδων του δικτύου: ένα πέρασμα προς τα εμπρός (forward pass) και ένα πέρασμα προς τα πίσω (backward pass).

Στο εμπρός πέρασμα ένα διάνυσμα εισόδου εφαρμόζεται στους νευρώνες εισόδου του δικτύου και η επίδραση του διαδίδεται μέσα στο δίκτυο από το ένα επίπεδο στο επόμενο και με κατεύθυνση από το επίπεδο εισόδου προς το επίπεδο εξόδου. Τελικά ένα σύνολο από εξόδους παράγεται ως η πραγματική απόκριση του δικτύου. Συγκρίνουμε τις τιμές της τελικής εξόδου με το επιθυμητό αποτέλεσμα και βρίσκουμε το σφάλμα για κάθε μία από αυτές. Κατά τη διάρκεια του εμπρός περάσματος τα βάρη του δικτύου παραμένουν σταθερά.

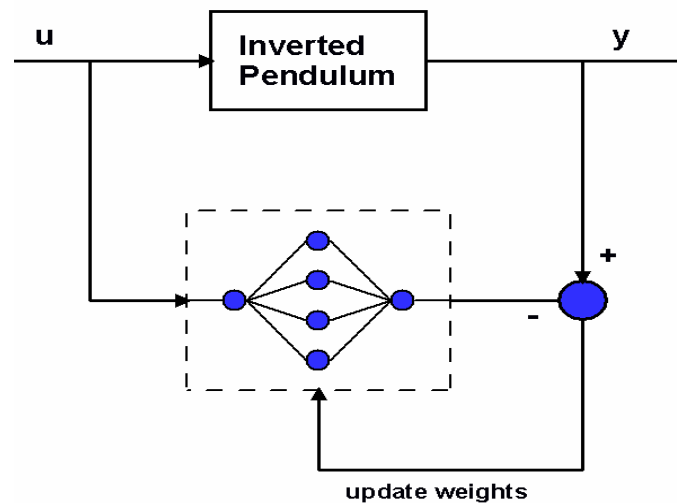
Κατά τη διάρκεια της πίσω διάδοσης τα βάρη προσαρμόζονται σύμφωνα με τον κανόνα διόρθωσης του σφάλματος που παράγεται από το εμπρός πέρασμα. Πιο συγκεκριμένα, η πραγματική απόκριση του δικτύου αφαιρείται από την επιθυμητή απόκριση για την παραγωγή ενός σήματος λάθους, που διαδίδεται προς τα πίσω στο δίκτυο, αντίθετα από την κατεύθυνση των συνδέσεων (με κατεύθυνση από το επίπεδο εξόδου προς το επίπεδο εισόδου), από το οποίο προκύπτει και το όνομα «πίσω διάδοσης του λάθους». Τα συναπτικά βάρη προσαρμόζονται έτσι ώστε να κάνουν την πραγματική απόκριση του δικτύου να πλησιάσει την επιθυμητή απόκριση.

Η ανάπτυξη του αλγορίθμου πίσω διάδοσης αποτελεί ένα σταθμό στα Νευρωνικά Δίκτυα γιατί παρέχει μια υπολογιστικά αποδοτική μέθοδο για την εκπαίδευση MLPs.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

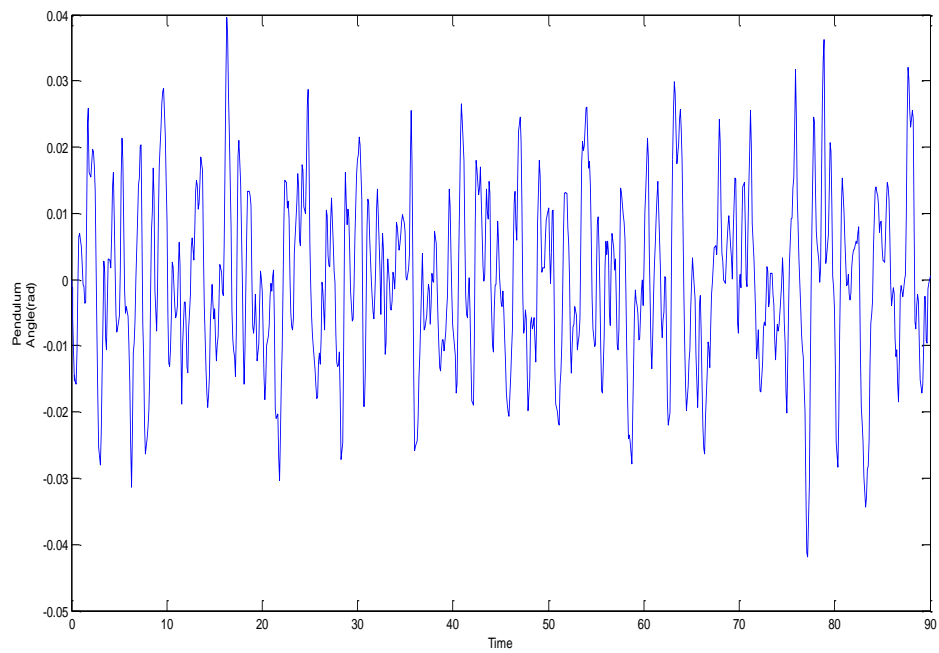
ΤΑΥΤΟΠΟΙΗΣΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ(SYSTEM IDENTIFICATION)

Σε αυτή την ενότητα πραγματοποιείται η ταυτοποίηση της διαδικασίας του εκκρεμούς με τη χρήση νευρωνικού δικτύου. Η πιο κοινή μέθοδος ταυτοποίησης με νευρωνικά δίκτυα καλείται ευθεία μοντελοποίηση. Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης το σύστημα του εκκρεμούς και το νευρωνικό δίκτυο λαμβάνουν την ίδια είσοδο και συγκρίνονται οι έξοδοι τους. Το σφάλμα που προκύπτει χρησιμοποιείται για την αναβάθμιση των βαρών του νευρωνικού δικτύου. Αυτό είναι ένα παράδειγμα μάθησης με επίβλεψη όπου ο δάσκαλος (σύστημα ανάστροφου εκκρεμούς) τροφοδοτεί με τιμές – στόχους το νευρωνικό δίκτυο.

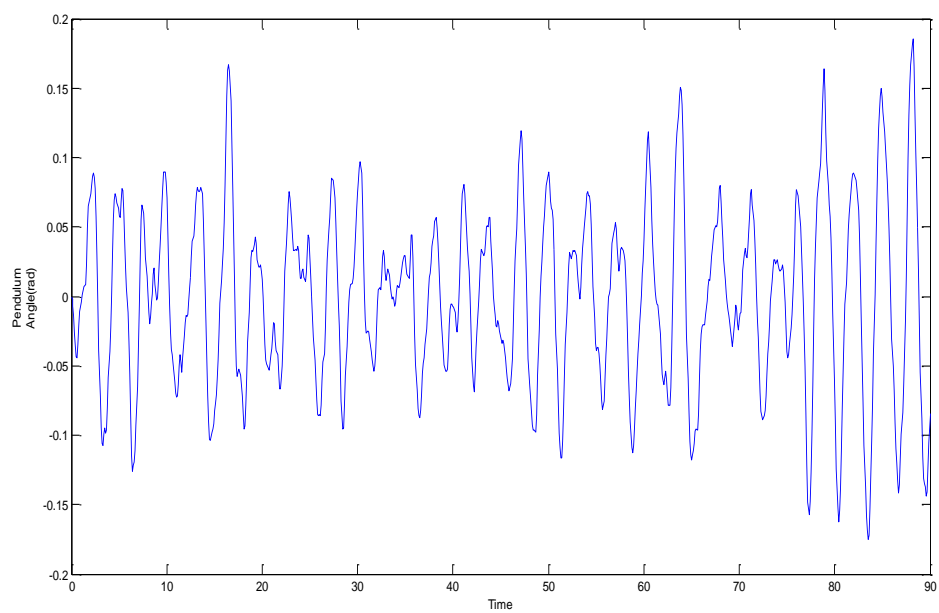


Σχήμα 12: Εμπρόσθια μοντελοποίηση νευρωνικού δικτύου

Για να δώσουμε έμφαση στη δυναμική του εκκρεμούς, ‘χαλαρώνουμε’ τον ελεγκτή μας δίνοντας τη τιμή της μάζας του αμαξιδίου ίση με 0.2kg μέσα σε αυτόν. Το αποτέλεσμα είναι να χρησιμοποιεί λιγότερη δύναμη ελέγχου και το εκκρεμές να γίνεται πιο ασταθές.



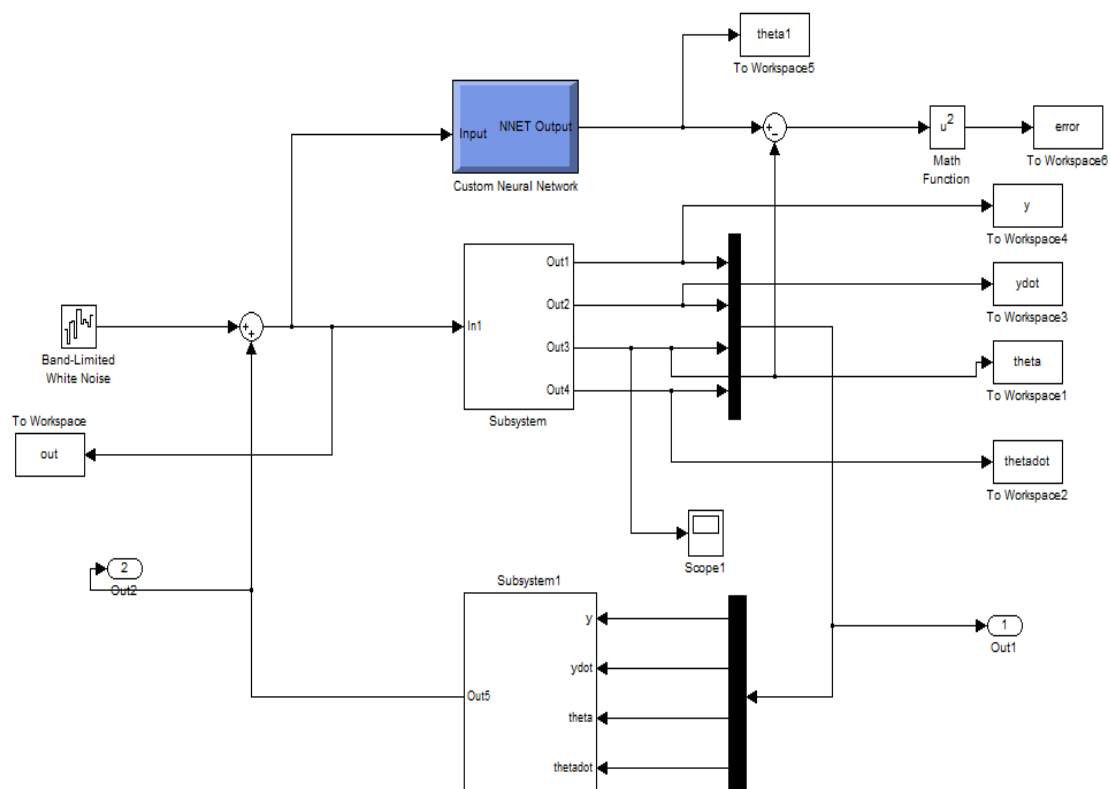
Σχήμα 13: Σύστημα εκκρεμούς με κανονικό ελεγκτή



Σχήμα 14: Σύστημα εκκρεμούς με 'χαλαρό' ελεγκτή

Το δίκτυο που θα χρησιμοποιήσουμε για τη διαδικασία της ταυτοποίησης είναι ευθείας τροφοδότησης (feed - forward). Μέσα από την εργαλειοθήκη της Matlab για τα νευρωνικά δίκτυα δημιουργούμε ένα νευρωνικό δίκτυο με 1 κρυφό επίπεδο και 4 νευρώνες. Συνάρτηση ενεργοποίησης επιλέγεται η σιγμοειδής ενώ στο επίπεδο εξόδου επιλέγουμε τη γραμμική συνάρτηση. Επίσης για την εκπαίδευση χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος οπισθοδρομικής διάδοσης σφάλματος (Backpropagation) ενώ ο αριθμός εποχών τέθηκε ίσος με 400.

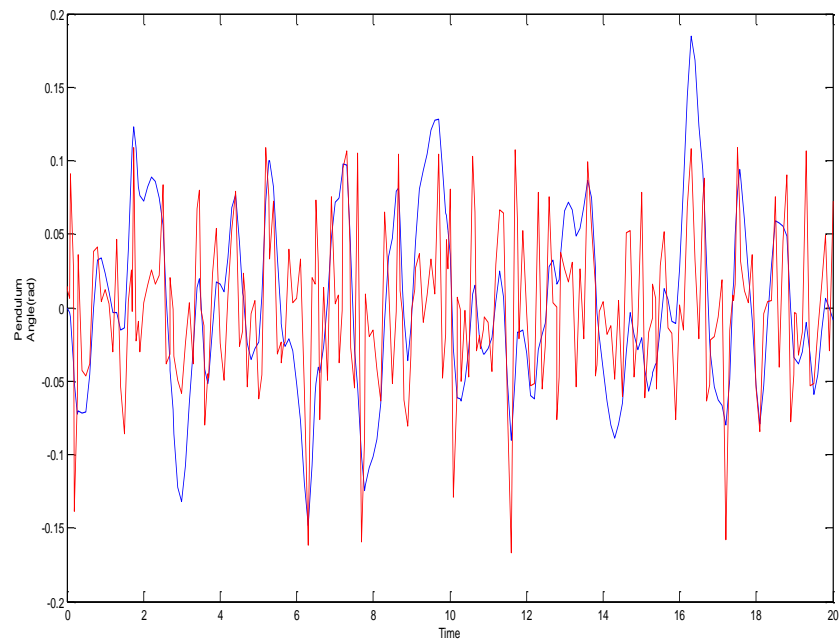
Μόλις ολοκληρωθεί η εκπαίδευση το νευρωνικό δίκτυο εξάγεται στο Simulink χρησιμοποιώντας την εντολή 'gensim' στη Matlab. Το νευρωνικό δίκτυο στο Simulink φαίνεται παρακάτω.



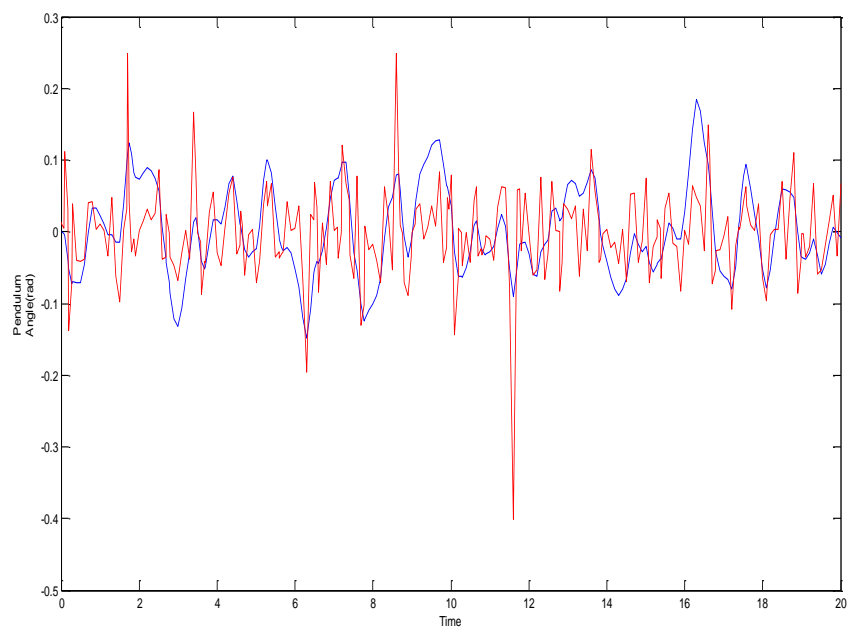
Σχήμα 15: Η ποιότητα του μοντέλου δοκιμάζεται στο Simulink

3.1 Αποτελέσματα

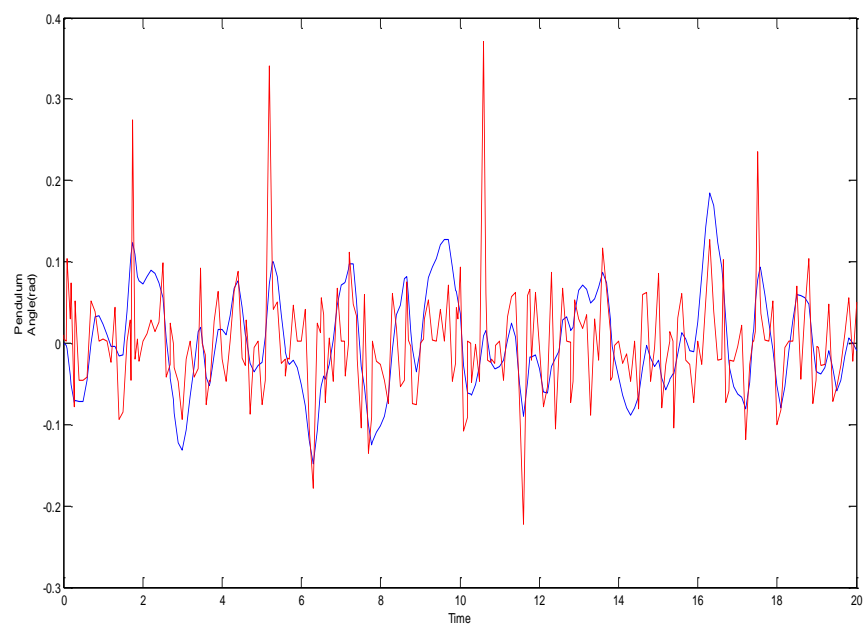
Η ποιότητα του νευρωνικού μοντέλου εξετάζεται υπολογίζοντας το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE -mean squared error). Το σφάλμα αυτό δίνει μια καλή ένδειξη της ακρίβειας του μοντέλου. Το σφάλμα ανάμεσα στο μοντέλο και στη διαδικασία πρέπει να είναι χαμηλό. Στα παρακάτω διαγράμματα συγκρίνονται η δυναμική του νευρωνικού δικτύου με αυτή του συστήματος ελεγκτή – ανάστροφου εκκρεμούς. Ουσιαστικά θέλουμε να δούμε το κατά πόσο το μοντέλο προβλέπει τη κίνηση του εκκρεμούς. Κατά τη διάρκεια της εξέτασης νευρωνικά δίκτυα με διαφορετικό αριθμό νευρώνων δοκιμάζονται προσδοκώντας την αύξηση της ακρίβειας του μοντέλου. Στα παρακάτω διαγράμματα δείχνουν την έξοδο της διαδικασίας σε σύγκριση με αυτή του μοντέλου.



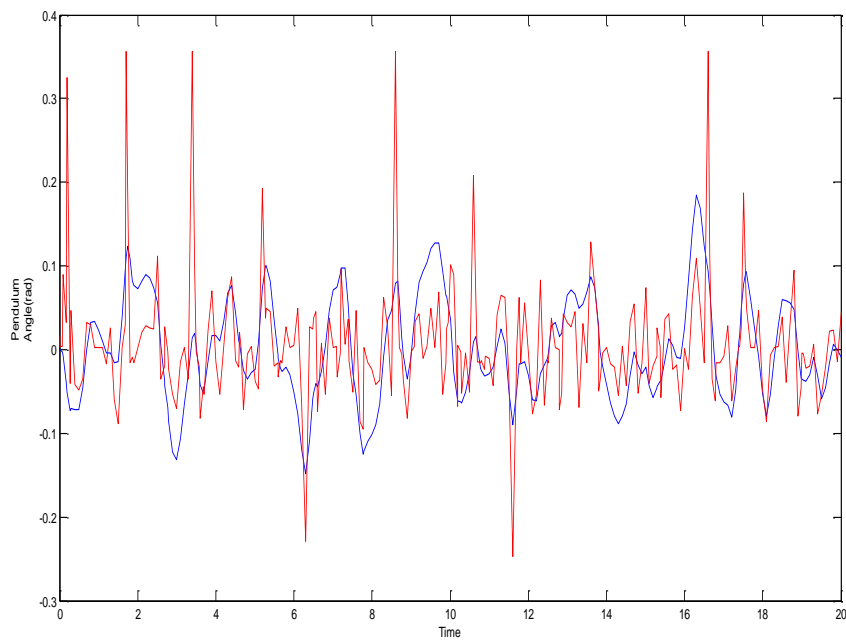
Σχήμα 16: Feed-Forward δίκτυο, 1 κρυφό επίπεδο, 4 νευρώνες



Σχήμα 17: Feed-Forward δίκτυο, 1 κρυφό επίπεδο, 10 νευρώνες



Σχήμα 18: Feed-Forward δίκτυο, 1 κρυφό επίπεδο, 20 νευρώνες



Σχήμα 19: Feed-Forward δίκτυο, 1 κρυφό επίπεδο, 50 νευρώνες

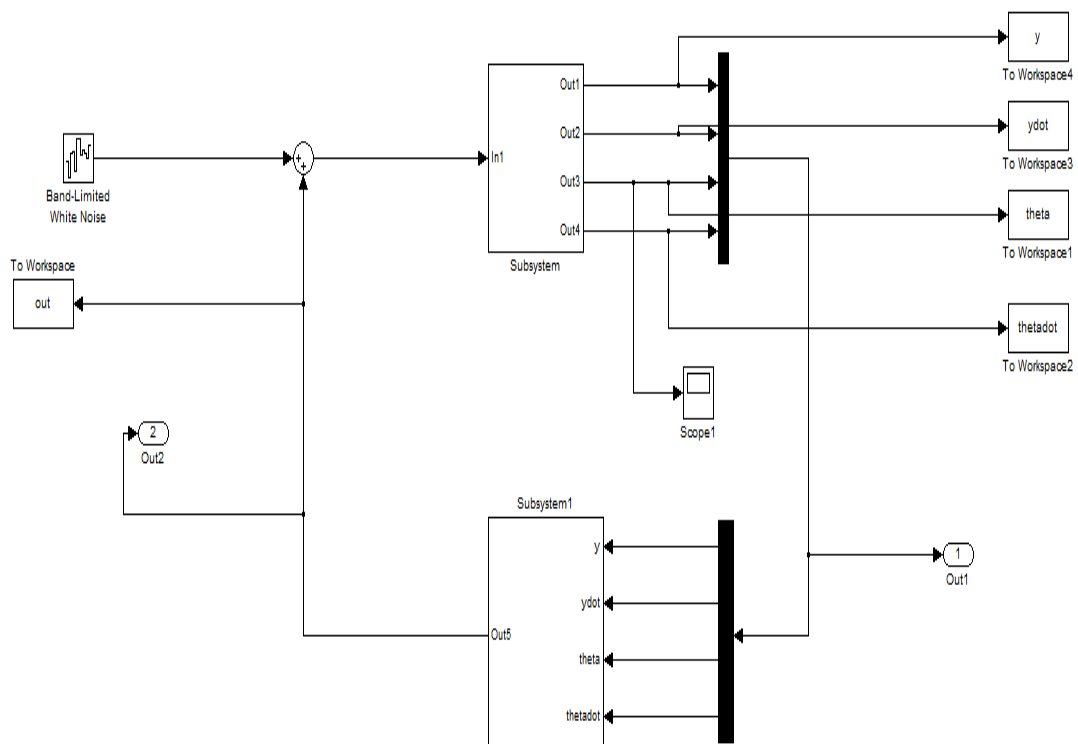
Το νευρωνικό δίκτυο μοντελοποιεί τη διαδικασία καλά. Το σφάλμα είναι χαμηλό και το μοντέλο προβλέπει τη γωνία του εκκρεμούς. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η αύξηση των νευρώνων στο νευρωνικό δίκτυο δεν βελτιώνει το σφάλμα μεταξύ του μοντέλου και της διαδικασίας όπως φαίνεται και στον παρακάτω πίνακα.

Τύπος Δικτύου	Νευρώνες	Εποχές Εκπαίδευσης	Ρυθμός Εκπαίδευσης	MSE
FF	50	500	0.0001	5.09e-4
FF	20	500	0.0001	4.31e-4
FF	10	500	0.0001	4.09e-4
FF	4	500	0.0001	4.12e-4

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΣ ΕΛΕΓΧΟΣ ΤΟΥ ΑΝΑΣΤΡΟΦΟΥ ΕΚΚΡΕΜΟΥΣ

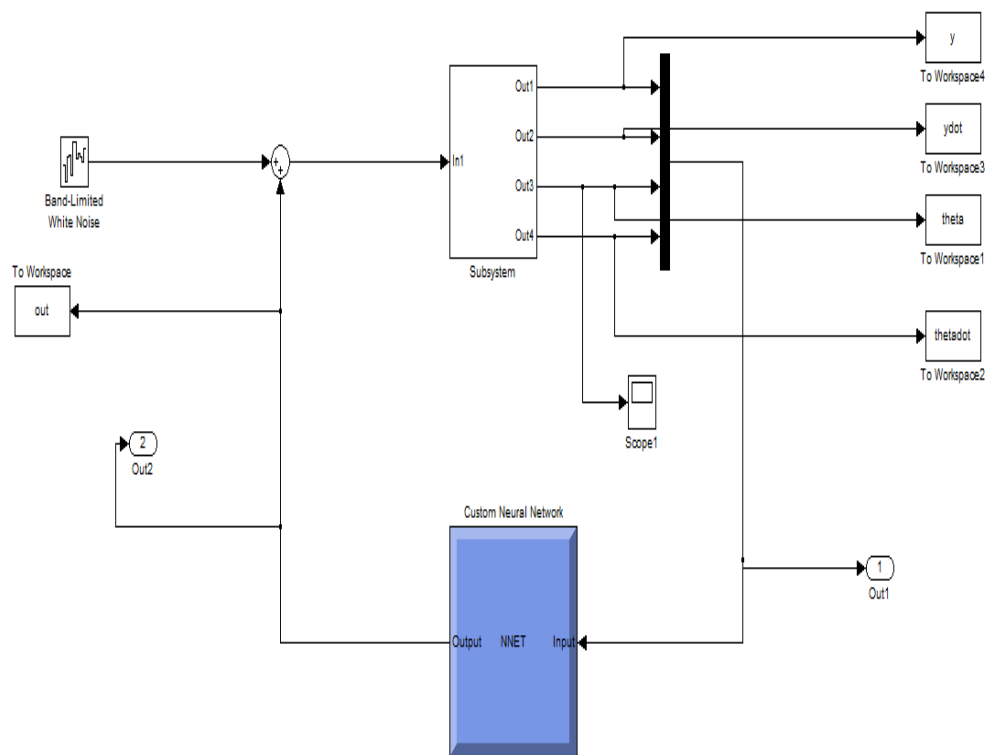
Ο νευρωνικός ελεγκτής που δημιουργήθηκε για τον έλεγχο του εκκρεμούς χρησιμοποιεί τη μέθοδο μάθησης με επίβλεψη. Ένα νευρωνικό δίκτυο ευθείας τροφοδότησης θα εκπαιδευτεί για να μιμηθεί τον ελεγκτή. Το νευρωνικό δίκτυο θα αναπτυχθεί παρόμοια με τη μέθοδο ταυτοποίησης που περιγράφηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο. Θα έχει για είσοδο τις εξόδους του αναστροφου εκκρεμούς, θέση (y), ταχύτητα (\dot{y}), γωνία (θ), γωνιακή ταχύτητα ($\dot{\theta}$) και έξοδο την είσοδο του συστήματος δηλαδή τη δύναμη.



Σχήμα 20: Μάθηση με επίβλεψη χρησιμοποιώντας το νόμο ελέγχου

Οι 4 είσοδοι αλλά και η έξοδος στόχος, εξάγονται στο χώρο εργασίας της Matlab. Στη συνέχεια με τη χρήση του εργαλείοθής για τα νευρωνικά δίκτυα που διαθέτει η Matlab εκπαιδεύουμε ένα νευρωνικό δίκτυο. Ο τύπος του νευρωνικού δικτύου είναι εμπρόσθιας τροφοδότησης (feedforward) ενώ αριθμό νευρώνων στα κρυφά επίπεδα επιλέγουμε 50. Η συνάρτηση ενεργοποίησης που επιλέγεται είναι η σιγμοειδής για τα κρυφά επίπεδα και γραμμική για το επίπεδο εξόδου.

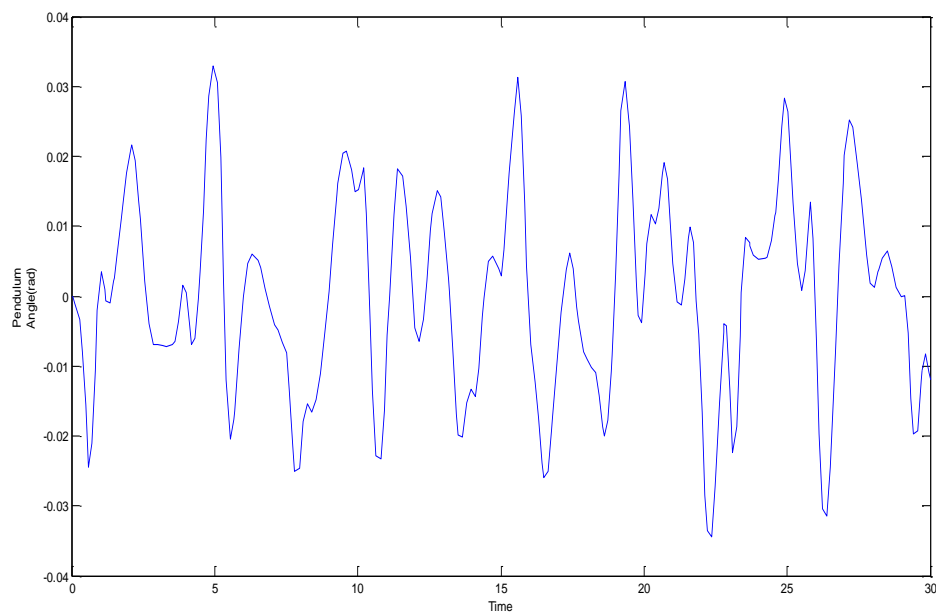
Μόλις ολοκληρωθεί η εκπαίδευση και ρυθμιστούν τα βάρη, το νευρωνικό δίκτυο εξάγεται στο Simulink και τοποθετείται στη θέση του ελεγκτή.



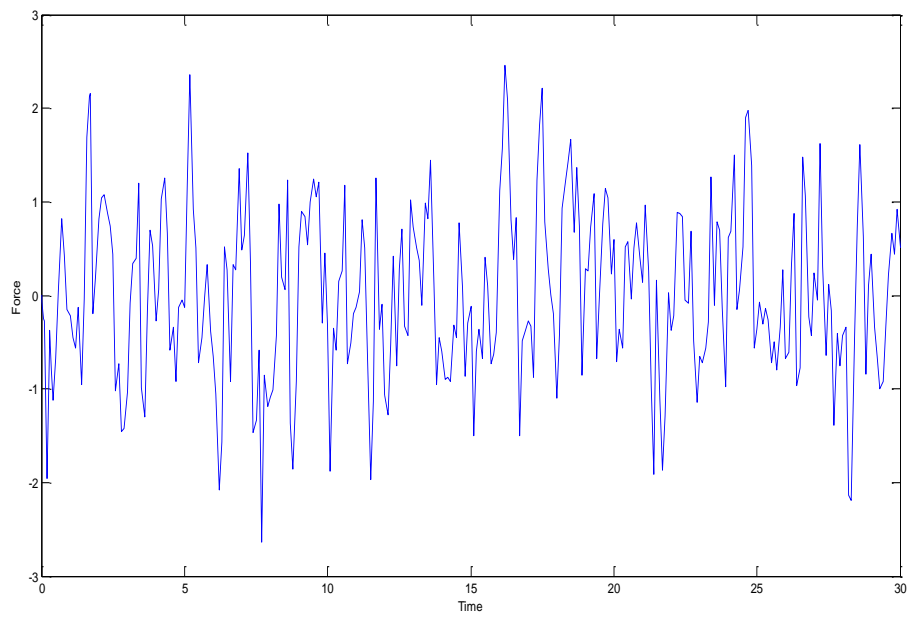
Σχήμα 21: Έλεγχος με το νευρωνικό δίκτυο στη θέση του ελεγκτή

4.1 Αποτελέσματα

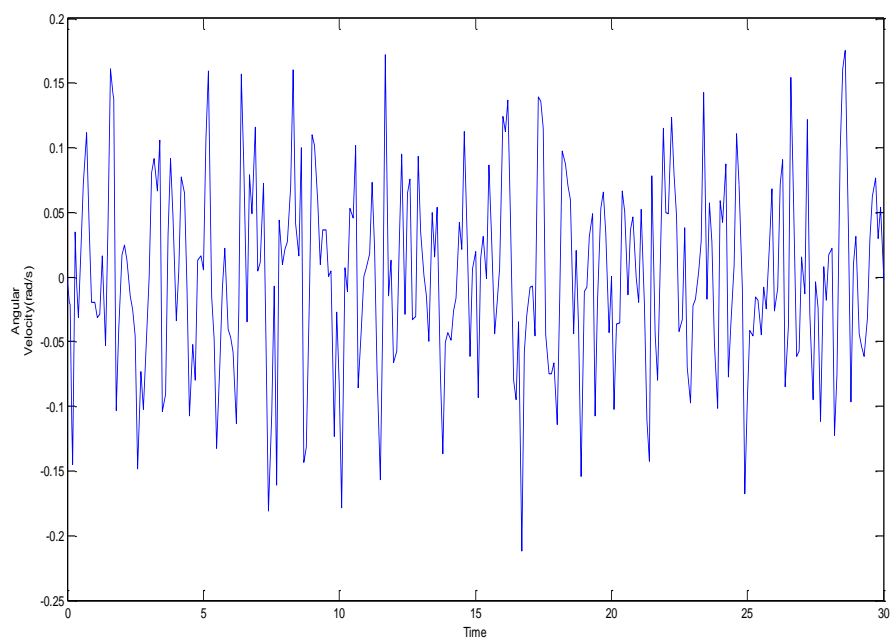
Αφού γίνει η προσομοίωση του συστήματος στο Simulink εξάγουμε από το χώρο εργασίας της Matlab τα διαγράμματα με τα αποτελέσματα της προσομοίωσης. Τα διαγράμματα μας δείχνουν τη κάθε έξοδο του συστήματος (θέση (y), ταχύτητα (\dot{y}), γωνία (θ), γωνιακή ταχύτητα ($\dot{\theta}$)) αλλά και την είσοδο (δύναμη) σε συνάρτηση με το χρόνο της προσομοίωσης όπως φαίνεται παρακάτω.



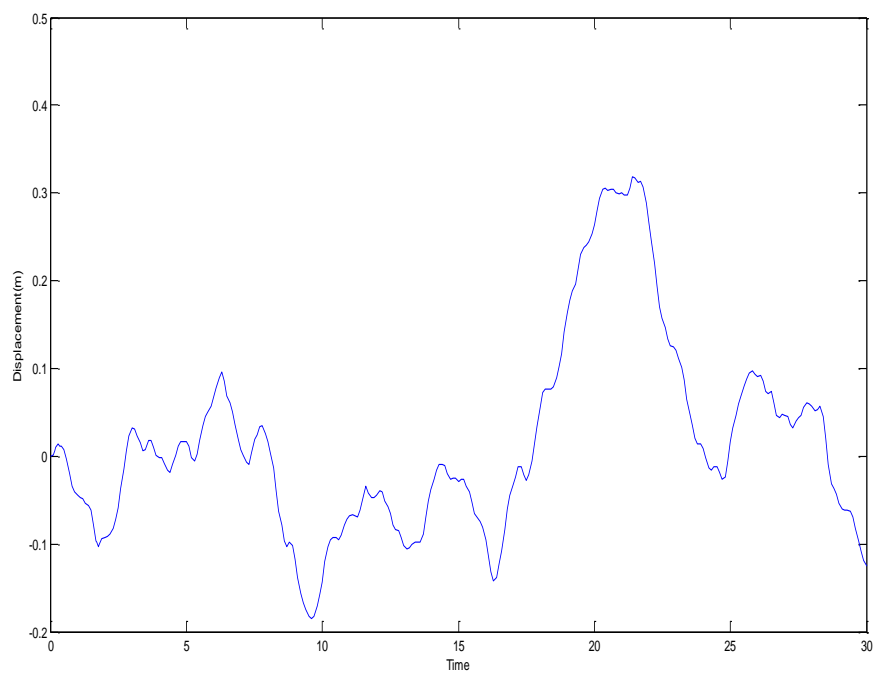
Σχήμα 22: Γωνία εκκρεμούς



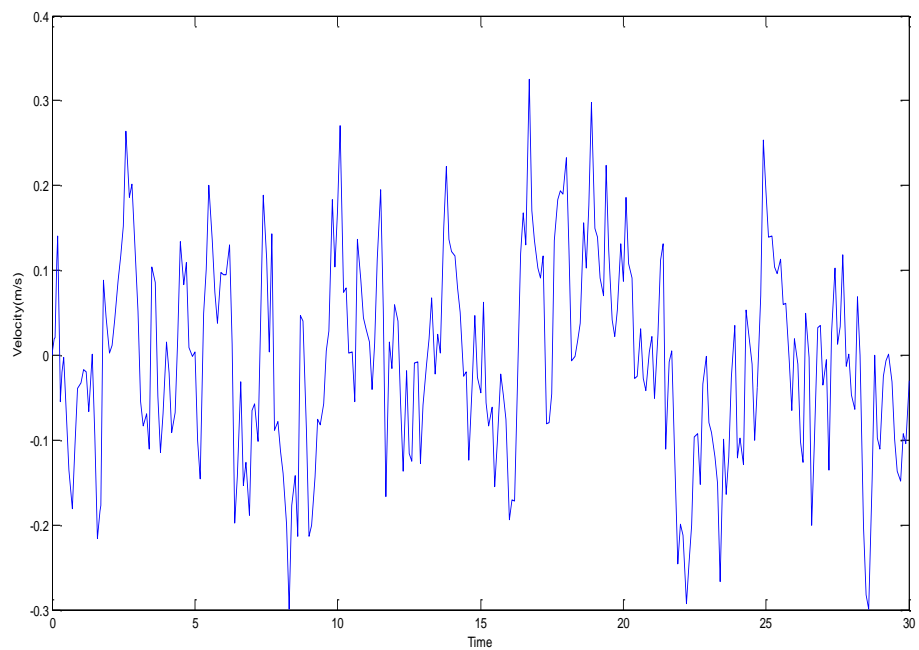
Σχήμα 23: Δύναμη



Σχήμα 24: Γωνιακή ταχύτητα εκκρεμούς



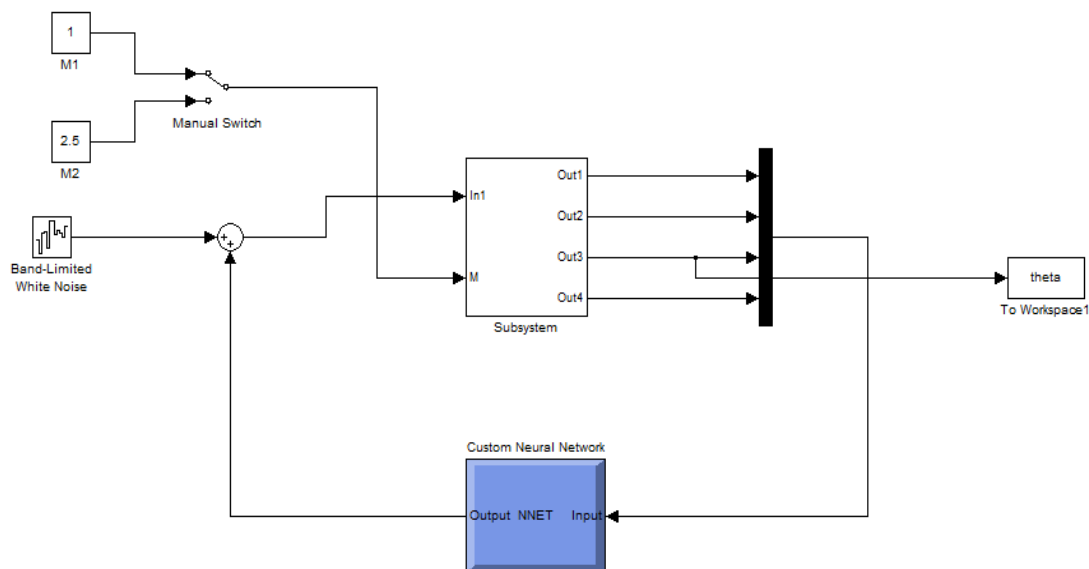
Σχήμα 25: Μετατόπιση αμαξιού



Σχήμα 26: Ταχύτητα αμαξιού

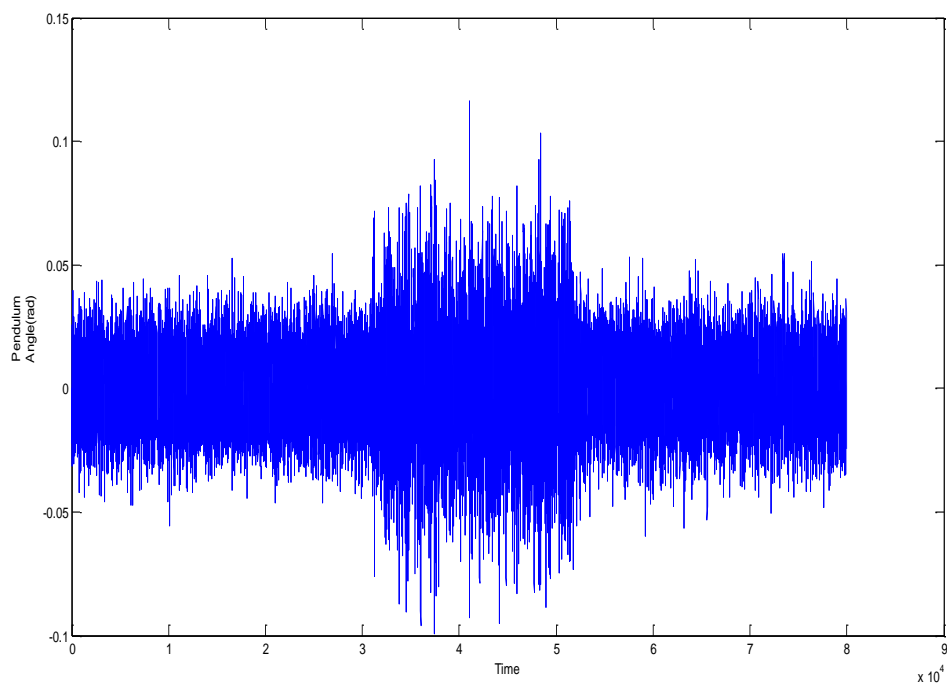
4.2 Αποτελέσματα με Θόρυβο

Στη συνέχεια θέλοντας να διερευνήσουμε την απευθείας προσαρμογή των βαρών του νευρωνικού δικτύου εισάγουμε στο σύστημα κάποιο θόρυβο. Συγκεκριμένα χρησιμοποιώντας ένα διακόπτη κατά τη διάρκεια της προσομοίωσης στο Simulink αλλάζουμε τη μάζα του αμαξιού από 1kg σε 2.5kg για να δούμε πως θα αντιδράσει το νευρωνικό δίκτυο. Η διάταξη που προκύπτει στο Simulink φαίνεται παρακάτω.

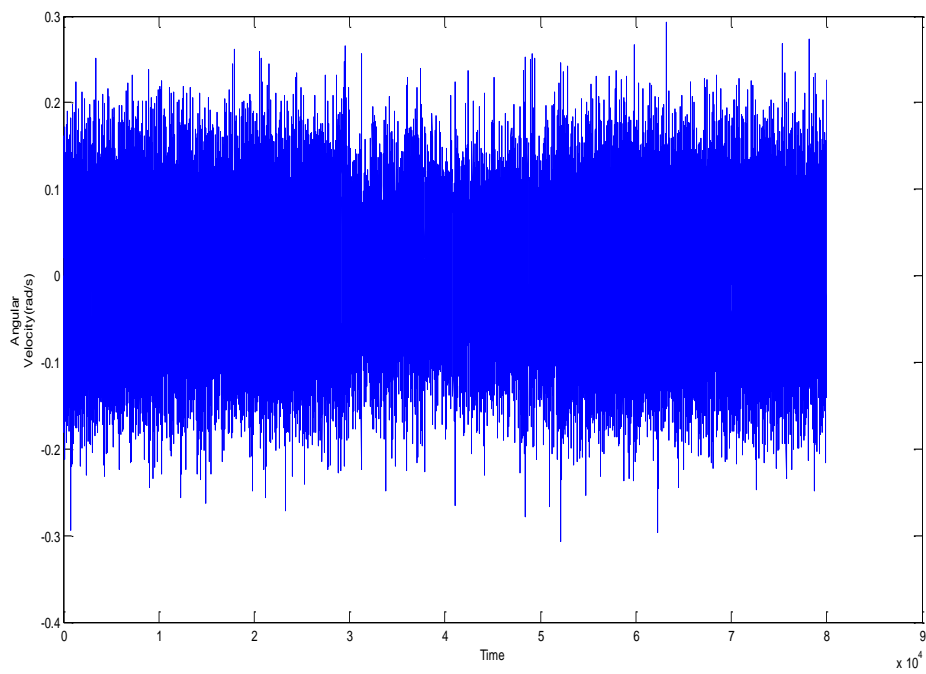


Σχήμα 27: Εισάγοντας 'θόρυβο' στο σύστημα

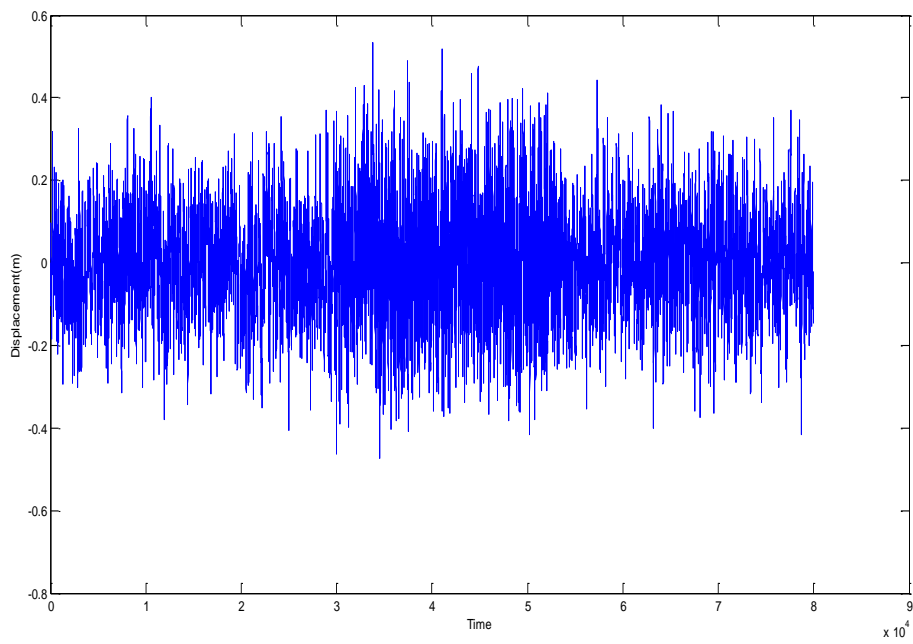
Στα επόμενα σχήματα βλέπουμε τα διαγράμματα που μας δείχνουν τη κάθε έξοδο του συστήματος (θέση (y), ταχύτητα ($ydot$), γωνία ($theta$), γωνιακή ταχύτητα ($thetadot$)) αλλά και την είσοδο (δύναμη) σε συνάρτηση με το χρόνο της προσομοίωσης για εισαγωγή του θορύβου περίπου τη χρονική διάρκεια από 3 έως 5.



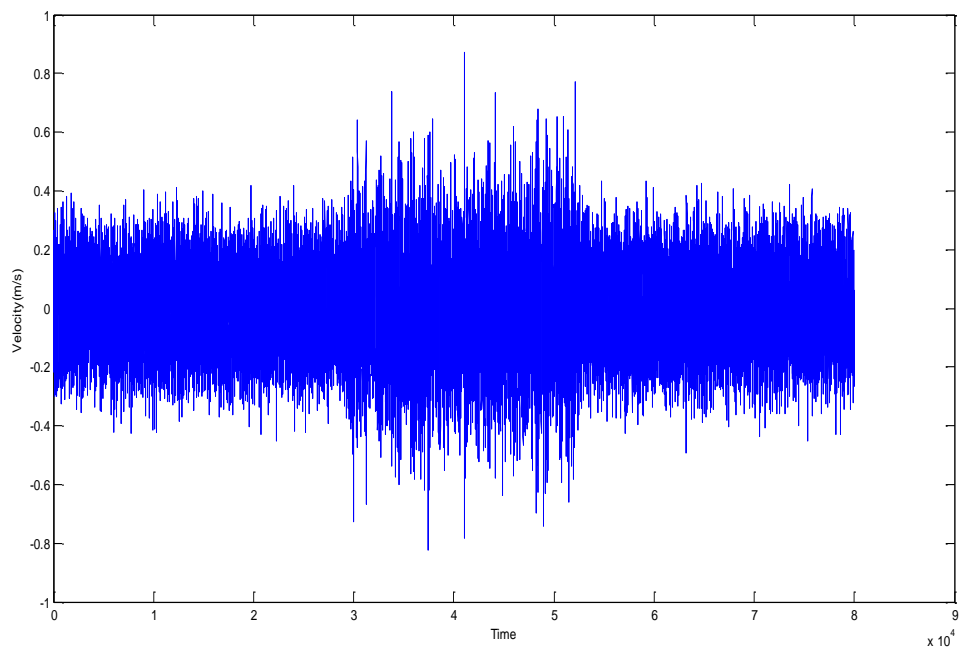
Σχήμα 28: Διάγραμμα της γωνίας του εκκρεμούς



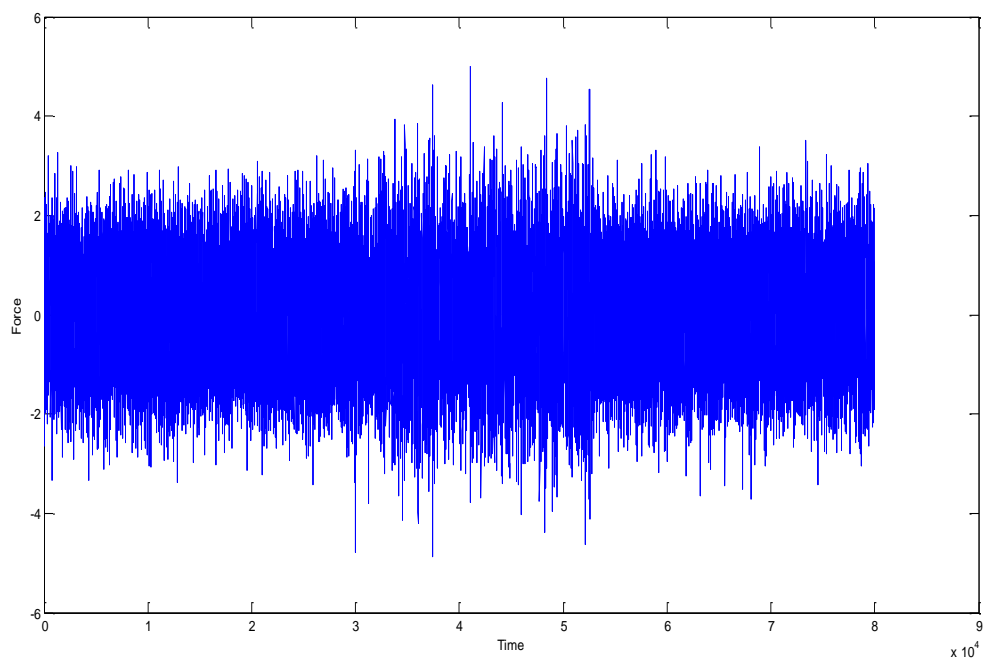
Σχήμα 29: Γωνιακή ταχύτητα εκκρεμούς



Σχήμα 30: Μετατόπιση αμαξιού



Σχήμα 31: Ταχύτητα αμαξιού



Σχήμα 32: Δύναμη

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στη παρούσα εργασία επιτεύχθηκε η εφαρμογή τεχνικών νευρωνικών δικτύων στην αναγνώριση και τον έλεγχο του ανάστροφου εκκρεμούς. Πριν εφαρμοστεί η τεχνική της αναγνώρισης αναπτύχθηκε στο Simulink το μοντέλο του ανάστροφου εκκρεμούς. Επίσης αναπτύχθηκε ο ευθύς νόμος ελέγχου για τη σταθεροποίηση του εκκρεμούς αλλά και την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου.

Τα αποτελέσματα που πήραμε από την αναγνώριση του συστήματος στο Simulink ήταν αρκετά καλά. Εξετάστηκαν νευρωνικά δίκτυα ευθείας τροφοδότησης για διαφορετικούς αριθμούς νευρώνων. Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE) ανάμεσα στις εξόδους των νευρωνικών δικτύων και του συστήματος ήταν πολύ χαμηλό σε όλες τις περιπτώσεις. Το συμπέρασμα που βγήκε είναι πως η αυξομείωση του αριθμού των νευρώνων δε μεταβάλλει την ακρίβεια του νευρωνικού δικτύου.

Στη συνέχεια κατασκευάστηκε ένα νευρωνικό δίκτυο ευθείας τροφοδότησης το οποίο αφού εκπαιδεύτηκε αντικατέστησε το μοντέλο του ευθύ νόμου ελέγχου στον έλεγχο του εκκρεμούς. Η αντικατάσταση αυτή έγινε με επιτυχία αφού το εκκρεμές παρέμενε σε ισορροπία στο χρόνο ανεξάρτητα της δύναμης που δεχόταν το καρότσι. Τέλος για να εξετασθεί η προσαρμοστικότητα του νευρωνικού δικτύου δοκιμάστηκε το σύστημα και σε συνθήκες εισαγωγής θορύβου, όπου κατά τη διάρκεια της προσομοίωσης με ένα διακόπτη η μάζα του καροτσιού από 1kg γινόταν 2.5kg. Παρά τη μεγάλη μεταβολή στη μάζα το νευρωνικό δίκτυο κατάφερε να αντεπεξέλθει και να κρατήσει σε ισορροπία το εκκρεμές.

Η παραπέρα διερεύνηση και εφαρμογή και άλλων τύπων νευρωνικών δικτύων αλλά και ο έλεγχος με αυτά τα νευρωνικά δίκτυα διαφορετικών μη γραμμικών συστημάτων θα μπορούσε να αποτελέσει αντικείμενο μελλοντικής εργασίας.

BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] Amit K. Singh, Dr.Perna Gaur,“*Adaptive control for non-linear systems using Artificial Neural Network and its application applied on Inverted Pendulum*” IEEE Conference on Power Electronics (IICPE), 2011 , pp. 1 – 8.
- [2] A. Patrikar, J. Provence, “ *Learning control of dynamical systems using neural network*”,Proc. 28th Allerton Conference on Communication, Control, and Computing (1990), pp. 1-10
- [3] K.S. Narendra, K. Parthasarathy, “ *Identification and control of dynamical systems using neural networks*”, IEEE Trans. Neural Networks, 1 (March 1990), pp. 4-27
- [4] L. Fausett, 1994, “*Fundamentals of Neural Networks-Architectures, Algorithms and Applications*”, Prentice Hall, New Jersey, USA.
- [5] Neural Network Toolbox Users Guide, October 1998, The Mathworks Inc.
- [6] Pham and Liu, “*Neural Networks for Identification, Prediction and Control*”, Springer
- [7] Rojas, R., “*Neural networks: a systematic introduction*”, Springer, 1996.
- [8] SudeepSharma,VijayKumar,Raj Kumar, “*Supervised Online Adaptive Control of Inverted Pendulum System Using ADALINE Artificial Neural Network with Varying System Parameters and External Disturbance*”, IJISA, vol.4, no.8, pp.53-61, 2012.
- [9] T.Callinan , “*Artificial neural network identification and control of the inverted pendulum*”, August 2003.

- [10] Π. Αργυράκης, 2001, *Νευρωνικά Δίκτυα και Εφαρμογές*, Τόμος Β', Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο, Σχολή Θετικών Επιστημών και Τεχνολογίας.
- [11] Κ. Διαμαντάρας, 2007, *Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα*, Εκδόσεις Κλειδάριθμος.