

ΤΕΙ ΧΑΝΙΩΝ

ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ

Διδάσκων: ΔΡ. ΑΝΤΩΝΙΟΣ Ι. ΚΩΝΣΤΑΝΤΑΡΑΣ

ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΙΚΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Από τον φοιτητή:
ΑΜ:3851 ΠΑΝΤΖΙΑΡΑΣ ΛΟΙΖΟΣ

ΠΕΡΙΛΗΨΗ:

Το αντικείμενο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων γνωρίζει ραγδαία ανάπτυξη τα τελευταία 25 χρόνια και αποτελεί πλέον ένα ευρύ τομέα που σχετίζεται με το γενικότερο πλαίσιο της τεχνητής νοημοσύνης και των ευφυών συστημάτων. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα ουσιαστικά προσομοιώνουν τη βιολογική οργάνωση και λειτουργία των βιολογικών νευρώνων και βασικό τους πλεονέκτημα είναι η ευπλαστικότητα. Στην εργασία αυτή γίνεται μία σύντομη ιστορική αναδρομή στην ανάπτυξη των νευρωνικών δικτύων ενώ ακολούθως περιγράφεται η σχέση μεταξύ του νευρώνα και των νευρωνικών δικτύων. Στη συνέχεια παρουσιάζονται μοντέλα παλινδρομικών νευρωνικών δικτύων καθώς και ανάλυση βασικών εφαρμογών των νευρωνικών δικτύων. Τέλος παρουσιάζονται κάποια συμπεράσματα όπως και οι περαιτέρω εξελίξεις που αφορούν τον τομέα αυτό.

ABSTRACT:

The field of artificial neural networks is developing rapidly over the past 25 years and is now a broad area related to the context of artificial intelligence and intelligent systems. Artificial neural networks effectively simulate the biological organization and function of biological neurons and their main advantage is its plasticity. This paper presents a brief historical background to the development of neural networks. Furthermore, it describes the relationship between the neuron and neural networks. In addition regressive neural network models are presented and analysis of key applications of neural networks is made. Finally some conclusions are presented as well as further developments in this area.

Η ιστορία του νευρώνα

Τα νευρωνικά δίκτυα (πιο σωστά αναφέρονται ως τεχνητά νευρωνικά δίκτυα), είναι βασισμένα σε ένα μοντέλο του θεμελιώδους κυττάρου του εγκεφάλου: τον νευρώνα. Κατά τη δεκαετία του 1940 ο Γουόρεν Μακάλοκ και ο Γουόλτερ Πιτς ανέπτυξαν ένα τέτοιο μοντέλο – τον νευρώνα MCP. Το 1949, ο Ντόναλντ Χεμπ υποστήριξε ότι μία ομάδα νευρώνων μπορούσε να «αντηχήσει» σε διαφορετικά μοτίβα, το καθένα από τα οποία σχετίζεται με την ανάκληση διαφορετικής εμπειρίας και εισηγήθηκε ένα νόμο μάθησης από τον οποίο θα αναπτύσσονταν αλγοριθμικές ακολουθίες νευρωνικών δικτύων. Αυτό απέδειξε ότι ένα νευρωνικό δίκτυο μπορούσε να επιδείξει την ικανότητα μάθησης.

Κατά τις δεκαετίες 1950 και 1960 αναπτύχθηκαν τα πρώτα συστήματα τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Τα δίκτυα, τα οποία περιλάμβαναν μόνο ένα στρώμα τεχνητών νευρώνων, γνωστά σαν «αισθητήρες», βρήκαν πολλές εφαρμογές σε τομείς όπως την τεχνητή όραση, την πρόβλεψη καιρού και την ηλεκτροκαρδιογραφική ανάλυση.

Στα τέλη της δεκαετίας του 1960, οι Μάρβιν Μίνσκι και Σέιμουρ Πάρπετ εξέδωσαν ένα βιβλίο το οποίο υπογράμμιζε την ανικανότητα τέτοιων δικτύων να εκτελούν ακόμα και απλές εργασίες, όπως για παράδειγμα την ενέργεια XOR.

Το 1982 όμως, ο Τζον Χοφφιλντ αναγνώρισε ότι οι σταθερές «αντηχήσεις» (σταθερές δηλώσεις) μιας ομάδας νευρώνων θα μπορούσαν να οδηγήσουν σε ένα καλό τρόπο δημιουργίας ανεπτυγμένων αναμνήσεων. Η ανάλυση του βασίστηκε σε ένα ορισμό της «ενέργειας» σε ένα δίκτυο και στην απόδειξη ότι το δίκτυο λειτουργεί με την ελαχιστοποίηση της ενέργειας του και την συγκέντρωση σε σταθερές δηλώσεις. Αυτό το γεγονός αναζωογόνησε την έρευνα σχετικά με τα νευρωνικά δίκτυα οδηγώντας σε αρκετές σημαντικές ανακαλύψεις, όπως τη μηχανή Μπολτζαμ και τα δίκτυα με «κρυμμένους» νευρώνες (πολύστρωματικά δίκτυα). Το 1986, οι Ράμελχαρτ, Χίντον και Γουίλιαμς εισηγήθηκαν τον μαθησιακό αλγόριθμο οπισθοδρομικής αναπαραγωγής λάθους το οποίο μπορεί να εφαρμοστεί στην εκπαίδευση πολυστρωματικών δικτύων.

Από τότε ο τομέας έρευνας των νευρωνικών δικτύων έχει επεκταθεί και ωριμάσει και τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται αυτή τη στιγμή για μια μεγάλη ποικιλία εφαρμογών οι οποίες περιλαμβάνουν τον έλεγχο διαδικασιών, την επεξεργασία ομιλίας και εικόνας, ρομποτική κλπ.

Εισαγωγή σε μία νέα ιδέα

Κατά τη διάρκεια των δύο τελευταίων δεκαετιών η εξέλιξη των νευρωνικών δικτύων έγινε το κύριο θέμα έρευνας του τομέα. Παρουσιάστηκαν αρκετοί τρόποι εξέλιξης ενός νευρωνικού δικτύου, με πιο σημαντική την δουλειά του Κιτανό. Ο Κιτανό ανέπτυξε ένα κοινό πλαίσιο στο οποίο μπόρεσαν να εξελιχθούν η δομή και το βάρος των δικτύων. Ακόμη και σε αυτή την περίπτωση όμως, παρ' όλους τους ισχυρισμούς ότι όλες οι λεπτομέρειες του δικτύου μπορούν να εξελιχθούν, αυτό δεν είναι τελείως αλήθεια, αφού ο μαθησιακός αλγόριθμος είναι προκαθορισμένος για οπισθοδρομική αναπαραγωγή λάθους, αν και η δικτυακή τοπολογία και το βάρος έχουν εξελιχθεί.

Σε αντίθεση με τα πιο πάνω, ο Σάιμον Λούκας εισήγαγε την νέα ιδέα της ανάπτυξης του μαθησιακού αλγόριθμου μέσα στο ίδιο κοινό πλαίσιο όπου αναπτύσσονται οι άλλες λεπτομέρειες. Και, το Μάιο του 1997, εξέδωσε τη δουλειά του σε ένα νέο τύπο νευρώνα, τον πρόσθιο-όπισθεν νευρώνα, στον οποίο ο μαθησιακός αλγόριθμος εφαρμόζεται μέσα στον ίδιο τον νευρώνα.

Επισκόπηση Εργασίας

Ο παλινδρομικός νευρώνας εφευρέθηκε μόλις το 1997. Ως εκ τούτου πολύ λίγες εφαρμογές έχουν αναπτυχθεί και υπάρχει πάντοτε η ανάγκη για περαιτέρω ανάπτυξη του μπροστινού όπισθεν νευρώνα.

Αυτή η εργασία αναλύει ένα αριθμό εφαρμογών όπου χρησιμοποιείται ο μπροστινός όπισθεν νευρώνας:

- Την κατασκευή ενός απλού ρομποτικού βραχίονα δύο τμημάτων.
- Την εφαρμογή της λειτουργίας XOR

και ακολούθως αναπτύσσει μια από τις μπροστινές οπίσθιες ενότητες, την ενότητα παραγωγή.

Νευρώνες και νευρικά δίκτυα

- ενιαίος **νευρώνας** είναι ένα απλό στοιχείο επεξεργασίας.
- **τεχνητός νευρώνας** είναι μια προσέγγιση στο βιολογικό αντίστοιχό του, και η λειτουργία του μιμείται, ως ένα ορισμένο βαθμό, τη λειτουργία ενός πραγματικού νευρώνα. Συγκρίνει την **ενεργοποίηση**, η οποία είναι μερικές από τις σταθμισμένες εισαγωγές, με το **κατώτατο όριο**, το οποίο είναι το σημείο που αποφασίζει εάν ο νευρώνας πρόκειται να ανάψει ή όχι. Εάν η ενεργοποίηση είναι μεγαλύτερη από το κατώτατο όριο έπειτα, παρόμοια με τους νευρώνες εγκεφάλου μας, ο τεχνητός νευρώνας πρόκειται να ανάψει. Διαφορετικά δεν πρόκειται να ανάψει..
- ένα **τεχνητό νευρικό δίκτυο** αποτελείται από ένα αριθμό τεχνητών νευρώνων που λειτουργούν από κοινού. Υπάρχουν πολλοί τρόποι με τους οποίους αυτοί οι νευρώνες μπορούν να τακτοποιηθούν, οδηγώντας στους διαφορετικούς τύπους νευρικών δικτύων. Ένα τεχνητό νευρικό δίκτυο μπορεί να εκπαιδευθεί εξωτερικά για να εκτελέσει οποιαδήποτε λειτουργία που απαιτείται.

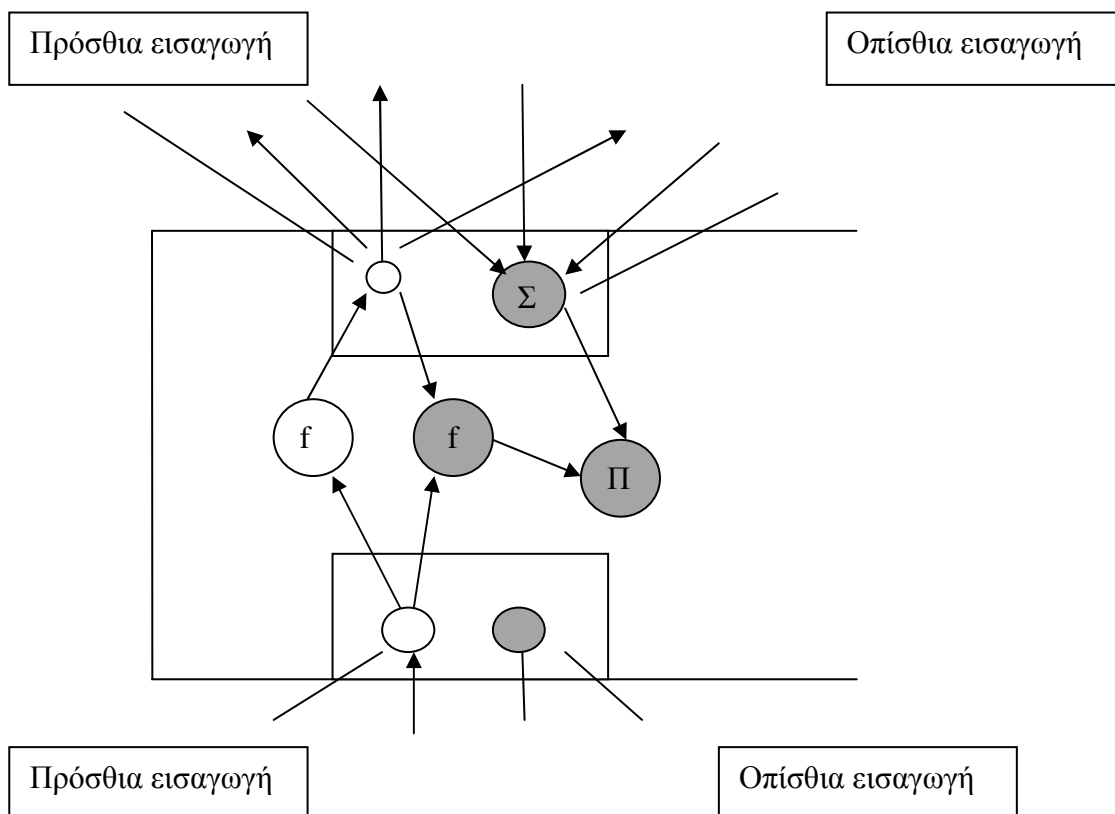
Οι παλινδρομικές ενότητες

Μια παλινδρομική ενότητα εφαρμόζει δύο συμπεριφορές, - ή λειτουργίες - μια πρόσθια συμπεριφορά και μια οπίσθια συμπεριφορά. Κάθε συμπεριφορά επιτυγχάνεται απλά με την αναδιοργάνωση ενός σύνολου κυττάρων σε μια συγκεκριμένη διάταξη. Ένα πλήρες πρόσθιο-οπίσθιο δίκτυο ενοτήτων μιμείται έπειτα την πρόσθια κίνηση, με την εκτέλεση της μπροστινής δράσης κάθε ενότητας, σε διάταξη από κάτω προς τα επάνω όπως σκιαγραφείται στα σχήματα που ακολουθούν. Με τον ίδιο τρόπο, η οπίσθια ενότητα προσομοιώνεται με την εκτέλεση της οπίσθιας δράσης κάθε ενότητας σε διάταξη από πάνω προς τα κάτω. Οι παλινδρομικές ενότητες μπορεί να σχεδιαστούν για οποιοσδήποτε διαφορετικές λειτουργίες.

Ένας γενικός παλινδρομικός κόμβος

Η γενική μορφή της παλινδρομικής ενότητας παρουσιάζεται στο σχήμα 1. Υπολογίζει τη λειτουργία f για την μπροστινή συμπεριφορά του. Για την οπίσθια συμπεριφορά του, υπολογίζει την παράγωγο f' της λειτουργίας σύμφωνα με την εισαγωγή (ή ότι το μερικό παράγωγο σύμφωνα με την ιδιαίτερη εισαγωγή), το πολλαπλασιάζει με το συσσωρευμένο οπίσθιο λάθος (στο κύτταρο Σ) και το περνά πίσω στην οπίσθια παραγωγή του. Σημειώστε ότι όλες οι συνδέσεις από και προς την πρόσθια-οπίσθια ενότητα ομαδοποιούνται σε υποδοχές, όπου η υποδοχή περιέχει δύο κύτταρα σύνδεσης: ένα για την εισαγωγή και ένα για την παραγωγή. Η άνωθεν υποδοχή περιέχει την πρόσθια παραγωγή και την οπίσθια εισαγωγή, ενώ η κάτωθεν υποδοχή περιέχει την μπροστινή εισαγωγή(ές) και την οπίσθια παραγωγή(ές).

Συνδέσεις από/προς άλλες ενότητες



Σχήμα 1: Ένας γενικός παλινδρομικός κόμβος. Οι λευκοί κύκλοι είναι οι κόμβοι που αξιολογούνται κατά τη διάρκεια της πρόσθιας διαδικασίας, σε διάταξη από τη βάση προς την κορυφή. Οι σκιασμένοι κόμβοι αξιολογούνται στο οπίσθιο πέρασμα σε διάταξη από την κορυφή προς τη βάση.

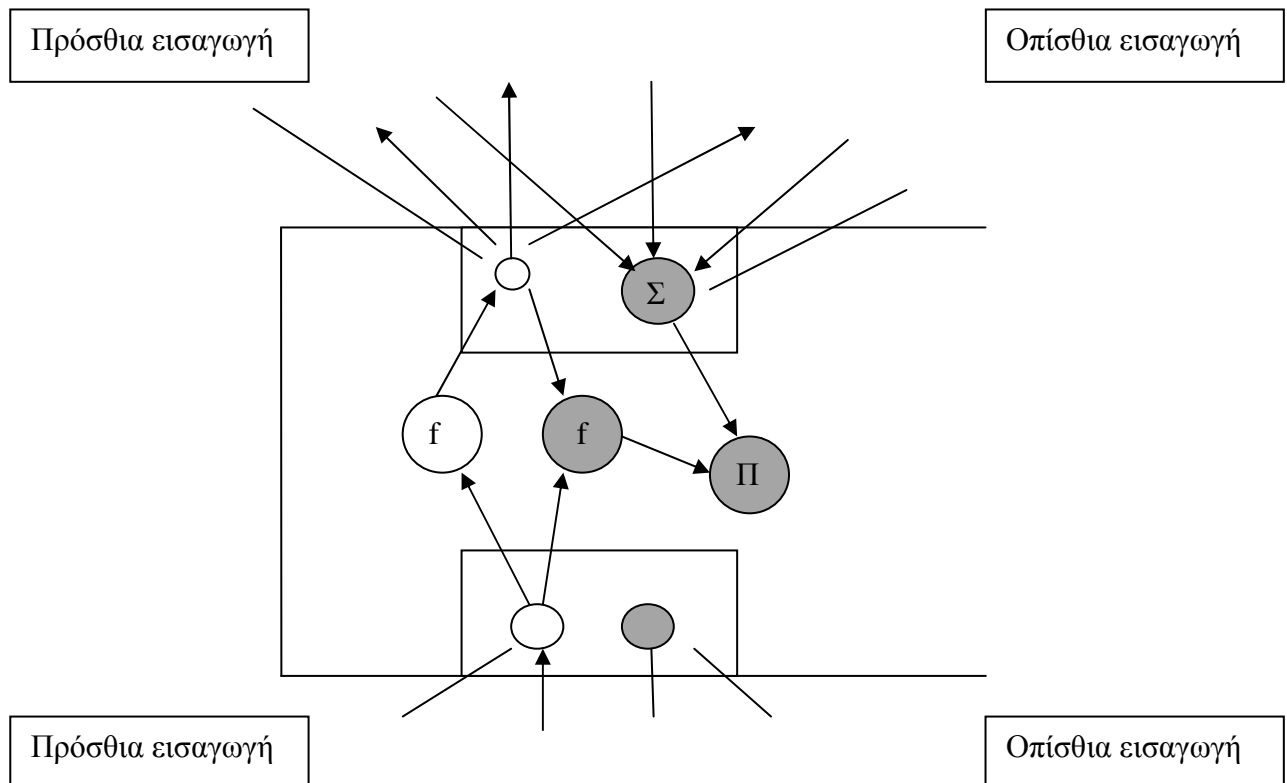
Χρησιμοποιώντας το γενικό κόμβο ως βασική δομή, διάφορες ενότητες έχουν αναπτυχθεί όπως:

- ενότητα αθροίσματος
- ενότητα προϊόντων
- ενότητες ημίτονου και συνημίτονου.

Μεταβλητές ενότητες

Η μεταβλητή ενότητα παρέχει έναν τρόπο μοντελοποίησης των σημαντικών παραμέτρων μιας συγκεκριμένης νευρωνικής αρχιτεκτονικής μέσα στο ίδιο πλαίσιο των παλινδρομικών ενότητων. Η μεταβλητή ενότητα δεν κάνει τίποτα για την μπροστινή συμπεριφορά της. Η οπίσθια συμπεριφορά είναι η αναπροσαρμογή της στην αντίθετη κατεύθυνση από το σφάλμα στην οπίσθια παραγωγή. Οι μεταβλητές ενότητες δεν έχουν πρόσθια εισαγωγή ή οπίσθια παραγωγή. Αυτό που διαθέτουν είναι μια παράμετρο ποσοστού η οποία χρησιμοποιείται ως ποσοστό εκμάθησης και εξυπηρετεί στο να απλοποιήσει το μέγεθος της αναπροσαρμογής στην αξία που αποθηκεύεται στον κόμβο, όπως φαίνεται στο σχήμα 2.

Συνδέσεις από/προς άλλες ενότητες



Σχήμα 2: Η μεταβλητή ενότητα. Η παράμετρος ποσοστού είναι σε μια αρνητική σταθερά, η οποία θα καθοριστεί μέσω δοκιμών και λάθους ή εξέλιξης.

Εφαρμογές και ανάπτυξη

Εφαρμογή 1: δημιουργία ενός απλού ρομποτικού βραχίονα

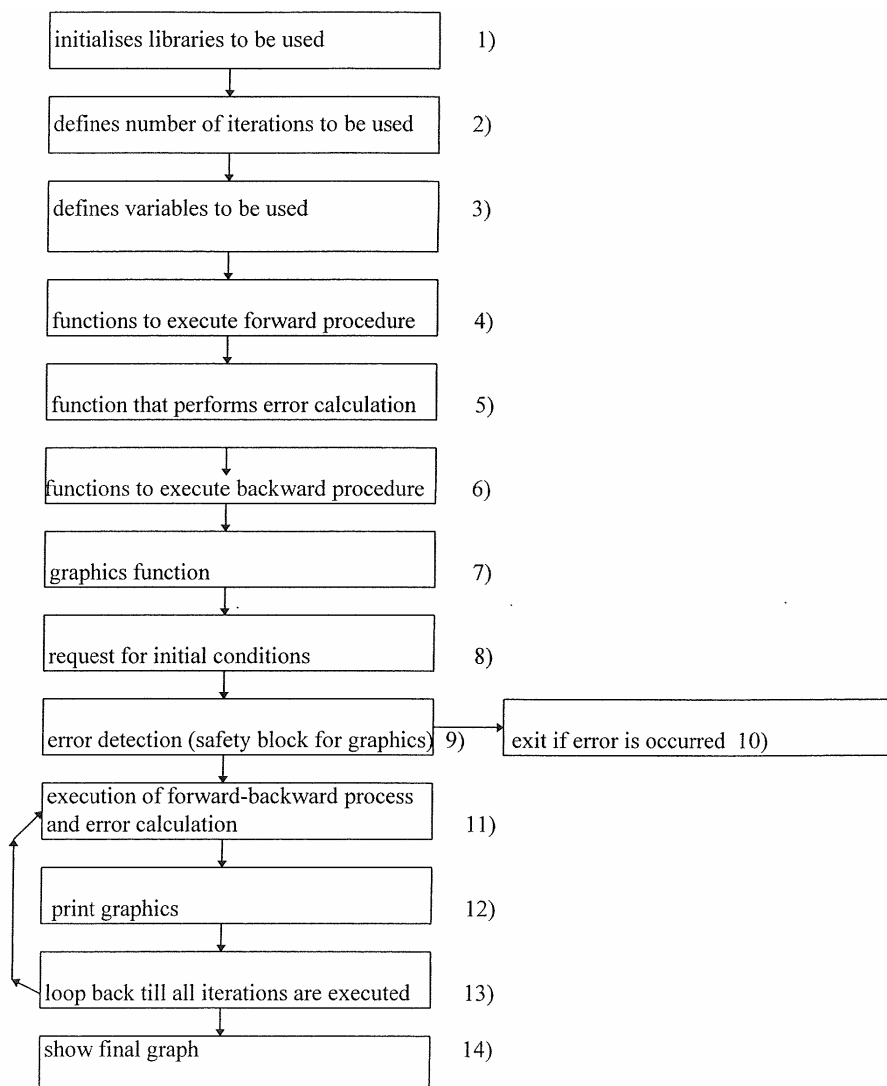
Αυτή η εφαρμογή καταδεικνύει τα πιθανά οφέλη αυτής της προσέγγισης. Το σχήμα 3 απεικονίζει έναν απλό ρομποτικό βραχίονα με δύο κινητά τμήματα. Η άκρη του βραχίονα κινείται με τη ρύθμιση των γωνιών α και β . Υποθέτουμε ότι τα μήκη l και μ κάθε τμήματος καθορίζονται στην πραγματικότητα, αλλά είναι άγνωστα στο δίκτυο (σχήμα 4). Κατόπιν το σύστημα μπορεί να εκπαιδευθεί ως εξής για να υπολογίσει τα μήκη. Για ένα σύνολο δειγμάτων εκπαίδευσης, καθορίζονται οι γωνίες α και β , και η θέση της άκρης στις συντεταγμένες x και Y ταιριάζει με αυτές για να διαμορφώσει την παραγωγή στόχων για αυτές τις εισαγωγές. Για κάθε δείγμα εκπαίδευσης, το λάθος στην παραγωγή δεδομένων των τρεχουσών εκτιμήσεων l και του μ διαδίδεται πίσω μέσω του δικτύου, με τη διαδικασία κάθε ενότητας εκτελώντας την οπίσθια δράση του. Αυτή η διαδικασία κατάρτισης προχωρά έως ότου συγκλίνουν οι τιμές l και του μ στις πραγματικές τιμές των τμημάτων βραχιόνων ρομπότ. Εάν τα μήκη l και μ του βραχίονα ρομπότ καθορίζονται ήδη έπειτα τα ποσοστά των δύο μεταβλητών ενοτήτων που είναι να εισαχθούν τα δύο μήκη στο δίκτυο πρέπει να τεθούν μηδέν.

Η χαρτογράφηση από (α, β) τις συντεταγμένες (x,y) στις συντεταγμένες είναι λειτουργική (πολλές σε μία) που μπορεί να αντιπροσωπευθεί από την μπροστινή δράση του δικτύου. Υποθέτουμε τώρα, όπως θα ήταν πιο χρήσιμο, την περίπτωση, στην οποία επιθυμούμε να χαρτογραφήσουμε από (x,y) τις συντεταγμένες για να βρούμε τις γωνίες α και β που μπορούν να τοποθετήσουν την άκρη σε ένα ιδιαίτερο σημείο.

Δεδομένου ότι αυτό είναι χαρτογράφηση πολλών σε ένα, δεν μπορούμε να το αντιπροσωπεύσουμε από την κανονική μπροστινή δράση του δικτύου. Αντ' αυτού, χρησιμοποιούμε το δίκτυο με τον οπίσθιο τρόπο.

Για ένα επιθυμητό σημείο στόχων $(\mathbf{t}_x, \mathbf{t}_y)$ το λάθος μεταξύ του στόχου και το τρέχοντος σημείου παραγωγής (o_x, o_y) τροφοδοτείται στις οπίσθιες εισαγωγές των κόμβων o_x και o_y αντίστοιχα, κατόπιν, το δίκτυο οργανώνεται για να καθορίσει το σημείο το οποίο θα προσεγγιστεί από τον ρομποτικό βραχίονα. Κατόπιν το πρόγραμμα εκτελείται και ο ρομποτικός βραχίονας προσεγγίζει τελικά το ζητούμενο σημείο.

Ένα διάγραμμα ροής του πραγματικού προγράμματος φαίνεται πιο κάτω:



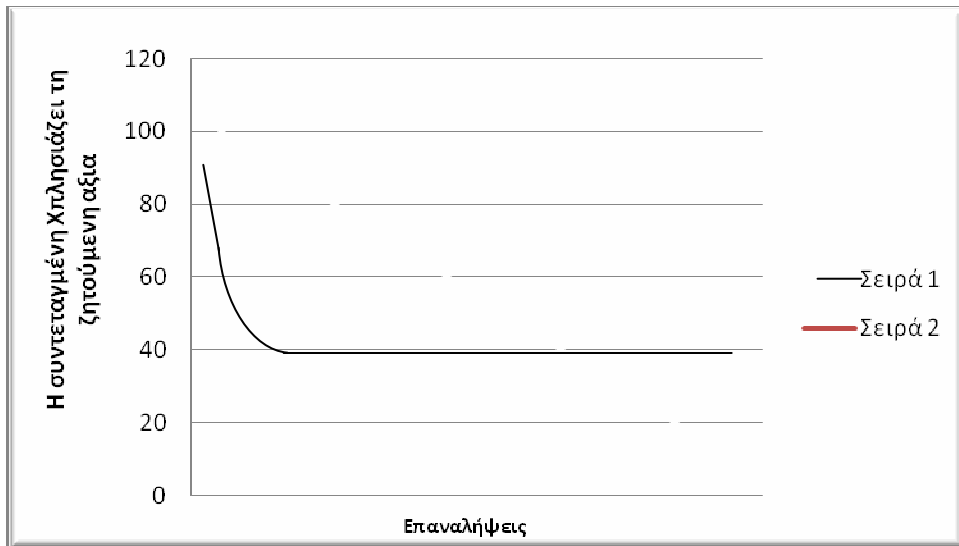
κτέλεση του

- προγράμματος
- Μέρος 2** - καθορίζει πόσες φορές θα εκτελέσει ο νευρώνας την παλινδρομική κίνηση
- Μέρος 3** - Περιέχει όλα τα βάρη, thresholds και οποιεσδήποτε άλλες μεταβλητές θα χρησιμοποιηθούν
- Μέρος 4** - Περιέχει όλες τις απαιτούμενες λειτουργίες στην κατάλληλη ακολουθία ώστε να εκτελεστεί ο πρόσθιος κύκλος
- Μέρος 5** - μετρίεται το πραγματικό σφάλμα
- Μέρος 6** - Περιέχει όλες τις απαιτούμενες λειτουργίες στην κατάλληλη ακολουθία ώστε να εκτελεστεί ο οπίσθιος κύκλος
- Μέρος 7** - περιέχει όλες τις λειτουργίες που απεικονίζουν τον ρομποτικό βραχίονα στην οθόνη
- Μέρος 8** - εντόπιση σφάλματος, αν συμβεί σφάλμα στη λειτουργία γραφικών το πρόγραμμα θα τερματιστεί
- Μέρος 9** - εκτέλεση προσομοίωσης
- Μέρος 10** - βγαίνει από το πρόγραμμα αν συμβεί λάθος στο μέρος 8
- Μέρος 11** - εκτελεί τη λειτουργία γραφικών και απεικονίζει τον ρομποτικό βραχίονα στην οθόνη
- Μέρος 12** -αναγκάζει το σύστημα να τρέξει μπροστά και πίσω τόσες φορές όσες ο αριθμός των επαναλήψεων που έχουν καθοριστεί
- Μέρος 13** - Απεικόνιση του ρομποτικού βραχίονα σε χρώμα λευκό για την τελική του θέση και σε πράσινο για όλες τις προηγούμενες θέσεις

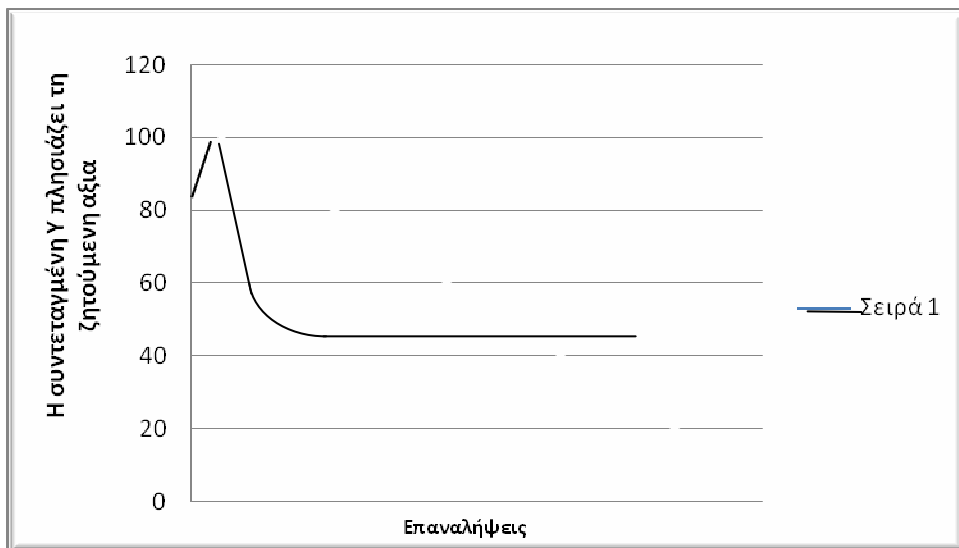
Ανάλυση Προγράμματος

Δίνεται το λογισμικό το οποίο μιμείται το ρομποτικό βραχίονα και λειτουργεί ως εξής.

- α) στον κεντρικό αγωγό λειτουργίας, ζητά για τα αρχικά μήκη I και μ του ρομποτικού βραχίονα, τις γωνίες α και β , και τα ποσοστά εκμάθησης για τις τέσσερις μεταβλητές ενότητες.
- β) θα εκτελέσει έπειτα όλες τις λειτουργίες που χαρακτηρίζονται ως F... και στη διάταξη που καθορίζεται στον κεντρικό αγωγό λειτουργίας. Το δίκτυο εκτελεί την μπροστινή διαδικασία του. Ο ρομποτικός βραχίονας προσεγγίζει ένα σημείο (το πιθανότερο όχι το ζητούμενο σημείο).
- γ) έπειτα εκτελείται η λειτουργία ErrorXY, για να υπολογίσει το σφάλμα παραγωγής. Αφαιρεί τις συντεταγμένες του ζητούμενου σημείου από εκείνες του πραγματικού σημείου.
- δ) εκτελούνται οι λειτουργίες που χαρακτηρίζονται ως B... και στη διάταξη που καθορίζεται από τον κεντρικό αγωγό λειτουργίας. Το πραγματικό σφάλμα ανατροφοδοτείται στο σύστημα, και το δίκτυο εκτελεί την οπίσθια διαδικασία του.
- ε) εκτελούνται οι λειτουργίες που χαρακτηρίζονται ως VAR.... Τα μήκη των δύο τμημάτων του ρομποτικού βραχίονα διατηρούνται οι ίδιοι με τον καθορισμό του ποσοστού εκμάθησης των δύο αντίστοιχων μεταβλητών ενοτήτων ίσων με μηδέν. Οι γωνίες α και β θα αναδιαρρυθμιστούν δεδομένου ότι το ποσοστό εκμάθησης αντίστοιχων ενοτήτων τους είναι διαφορετικό από το μηδέν.
- ε) εκτελούνται οι λειτουργίες που χαρακτηρίζονται ως VAR.... Τα μήκη των δύο τμημάτων του ρομποτικού βραχίονα διατηρούνται οι ίδιοι με τον καθορισμό του ποσοστού εκμάθησης των δύο αντίστοιχων μεταβλητών ενοτήτων ίσων με μηδέν. Οι γωνίες α και β θα αναδιαρρυθμιστούν δεδομένου ότι το ποσοστό εκμάθησης αντίστοιχων ενοτήτων τους είναι διαφορετικό από το μηδέν.
- ζ) το πρόγραμμα χρησιμοποιεί μια μπροστινή κλειστή διαδρομή για να οδηγήσει στην εκτέλεση της μπροστινής, λάθους, οπίσθιας διαδικασίας τόσες φορές όσες ο ζητούμενος αριθμός επαναλήψεων.
- η) αφού εκτελούνται όλες οι επαναλήψεις, ο ρομποτικός βραχίονας θα παραμείνει στην οθόνη για όσο διάστημα καθορίζεται να είναι η καθυστέρηση που εισάχθηκε στο πρόγραμμα.



Η συγκεκριμένη X προσεγγίζει την ζητούμενη αξία σε συγκεκριμένο αριθμόν επαναλήψεων



Η συγκεκριμένη Y προσεγγίζει την ζητούμενη αξία σε συγκεκριμένο αριθμόν επαναλήψεων

Το πρώτο ζεύγος των γραφικών παραστάσεων που παρουσιάζονται ανωτέρω, απεικονίζει το σφάλμα των συντεταγμένων X και Y αντίστοιχα, αναφορικά με τον αριθμό επαναλήψεων.

Όπως φαίνεται σε αυτές τις γραφικές παραστάσεις, οι πρώτες λίγες (περίπου 15) επαναλήψεις μπορεί να οδήγησαν σε μια αύξηση του πραγματικού σφάλματος.

Μετά από αυτές, εν τούτοις, μόνο ένας μικρός αριθμός επαναλήψεων απαιτείται να μειώσει σημαντικά το πραγματικό σφάλμα.

Στην πραγματικότητα μετά από σχεδόν 100 επαναλήψεις το πραγματικό σφάλμα είναι μηδέν.

Η τελευταίες δύο γραφικές παραστάσεις απεικονίζουν τις συντεταγμένες X και Y αντίστοιχα, που καθορίζουν ποιο σημείο προσεγγίζει το ρομπότ σε κάθε επανάληψη.

Ξανά, για τις πρώτες λίγες επαναλήψεις ο ρομποτικός βραχίονας μπορεί να απομακρυνθεί από το ζητούμενο σημείο, αλλά μετά χρειάζονται λιγότερες από 100 επαναλήψεις για να προσεγγίσει τελικά το ζητούμενο σημείο.

Μεταβλητές ενότητες ποσοστού εκμάθησης

Ένα από τα μέρη της μεταβλητής ενότητας είναι το ποσοστό εκμάθησης.

Το ποσοστό εκμάθησης είναι ο παράγοντας που αποφασίζει εάν η μεταβλητή παράμετρος πρόκειται να αναδιαρρυθμιστεί ή όχι.

Εάν το ποσοστό εκμάθησης είναι διαφορετικό από το μηδέν η μεταβλητή παράμετρος θα αναπροσαρμοστεί όπως καθορίζει η μεταβλητή ενότητα.

Διαφορετικά καμία αναπροσαρμογή δεν θα πραγματοποιηθεί.

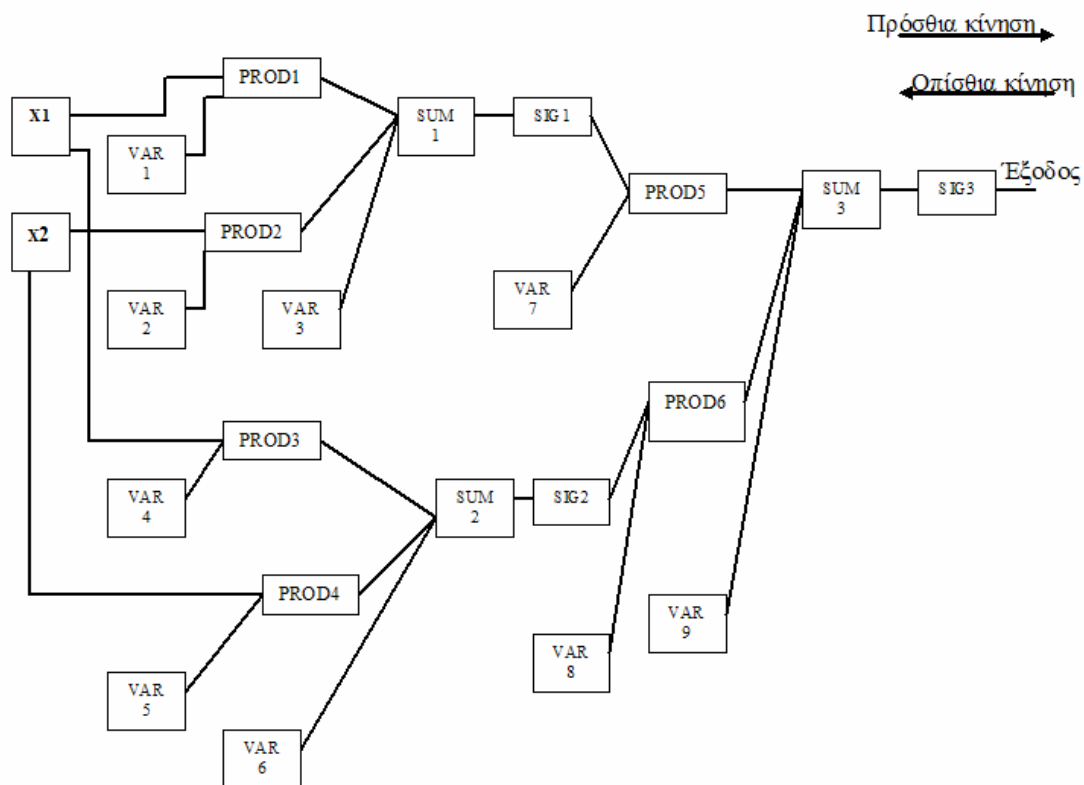
Εάν το ποσοστό εκμάθησης είναι πάρα πολύ μεγάλο η εκπαίδευση του δικτύου πιθανόν να μην είναι αποτελεσματική και το σφάλμα μπορεί να μεταβληθεί.

Εάν το ποσοστό εκμάθησης είναι πάρα πολύ μικρό, μπορεί να απαιτηθεί ένα μεγάλο διάστημα προτού το δίκτυο εκπαιδευθεί επιτυχώς.

Εφαρμογή 2 – Εφαρμογή της λειτουργίας XOR

Πώς λειτουργεί το δίκτυο.

Το δεύτερο μέρος της εργασίας που εκτελείται κατά τη διάρκεια του έτους, στοχεύει στην εφαρμογή της λειτουργίας XOR χρησιμοποιώντας τον μπροστινό οπίσθιο νευρώνα. Το δίκτυο στο σχήμα 5 εφαρμόζει τη λειτουργία XOR. Ο πρώτος συνδυασμός εισαγωγής (0,0) και ένας αριθμός αρχικών βαρών εισάγονται στο δίκτυο. Κατόπιν το δίκτυο υπολογίζει την ενεργοποίησή του και χρησιμοποιεί το αποτέλεσμα ως εισαγωγή της sigmoid λειτουργίας για να αποδώσει την πραγματική παραγωγή του. Θα υπολογίσει έπειτα το πραγματικό της σφάλμα και θα το πολλαπλασιάσει με το παράγωγο της λειτουργίας που διενεργήθηκε κατά την εκτέλεση της μπροστινής λειτουργίας. Το αποτέλεσμα της οπίσθιας λειτουργίας του δικτύου θα είναι η αναπροσαρμογή των αρχικών βαρών. Έπειτα θα επαναλάβει την πιο πάνω διαδικασία για ακόμα τρεις συνδυασμούς εισαγωγής (0,1-1,0-1,1) και θα συνεχίσει αυτή τη διαδικασία μέχρι το σφάλμα να είναι αρκετά μικρό.



Σχήμα 5: Δίκτυο των μπροστινών-οπίσθιων νευρώνων που εφαρμόζει την αποκλειστική OR λειτουργία.

Ανάλυση Δικτύου

Σαρώνοντας το δίκτυο από αριστερά προς δεξιά, υπάρχουν τρία σημαντικά στρώματα.

Στρώμα εισόδου

- 1) Το στρώμα εισόδου περιλαμβάνει μόνο τα κουτιά X1 και X2.
Ο ρόλος αυτού του μέρους είναι ο καθορισμός των εισαγωγών στα δίκτυα κάθε φορά που ξεκινά η μπροστινή διαδικασία.
Οι εισαγωγές 0,0 0,1 1,0 1,1 εισάγονται στο δίκτυο με τη συγκεκριμένη διάταξη.

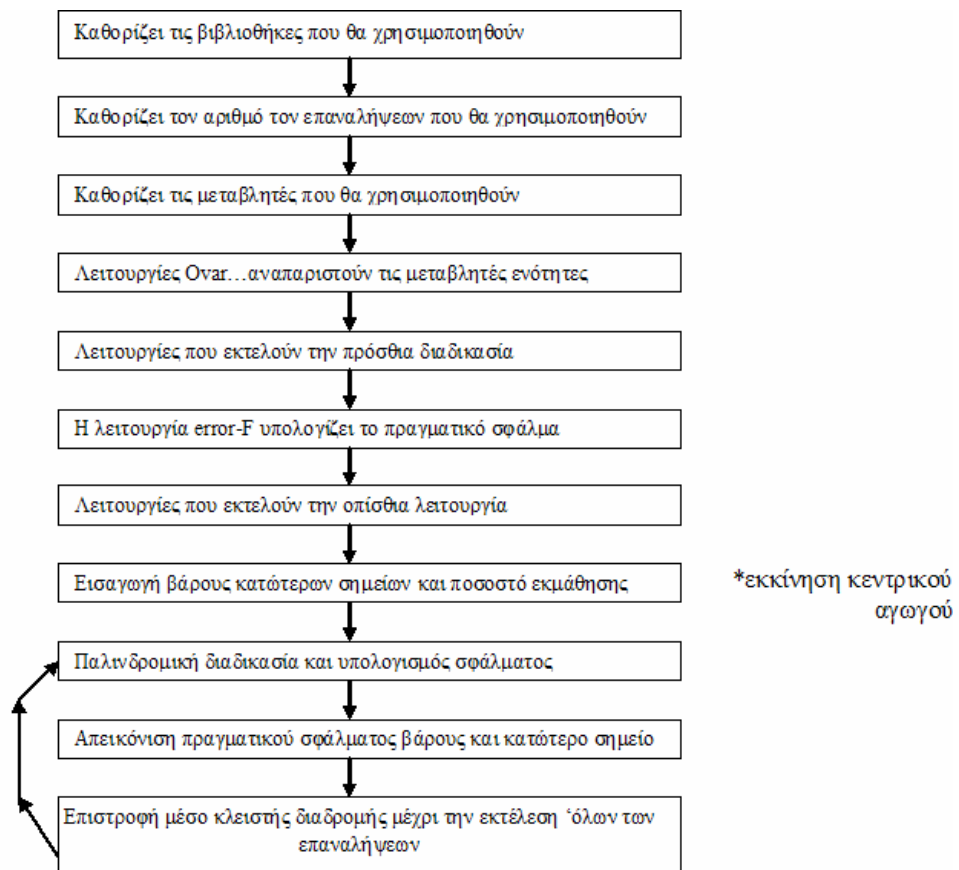
- 2) Κρυφό στρώμα
Το δεύτερο στρώμα περιλαμβάνει τα δίκτυα μετά το στρώμα εισόδου και μέχρι τις sigmoid ενότητες (SIG1 και SIG2) συμπεριλαμβανόμενες.
Το κρυφό στρώμα είναι διαιρεμένο σε δύο μισά, την κορυφή και τη βάση.
Και τα δύο μέρη λειτουργούν σαν δύο κρυφοί νευρώνες, οι ενεργοποιήσεις των οποίων εισάγονται στις αντίστοιχες sigmoid ενότητες για να υπολογίσουν την κρυφή παραγωγή των νευρώνων.
Οι X1 και X2 είναι οι εισαγωγές του κρυφού στρώματος.

- 3) Στρώμα παραγωγής
Το στρώμα παραγωγής περιλαμβάνει το υπόλοιπο δίκτυο μετά τις sigmoid ενότητες SIG1 και SIG2.
Τα παράγωγα του κρυφού στρώματος χρησιμοποιούνται σαν εισαγωγές στο στρώμα παραγωγής.
Το στρώμα παραγωγής λειτουργεί με το ίδιο τρόπο όπως ένας απλός νευρώνας.
Υπολογίζει την επιτάχυνση του και εισάγει το αποτέλεσμα στην sigmoid ενότητα SIG3 για τον υπολογισμό της παραγωγής του δικτύου.

Προσομοίωση λογισμικού της εφαρμογής της λειτουργίας XOR που χρησιμοποιώντας τον μπροστινό οπίσθιο νευρώνα

Ένα κομμάτι του λογισμικού έχει αναπτυχθεί προκειμένου να μιμηθεί την απόδοση του πιο πάνω μπροστινού-οπίσθιου νευρικού δικτύου.

Ένα διάγραμμα ροής του προγράμματος παρουσιάζεται πιο κάτω και το πραγματικό πρόγραμμα παρέχεται στη δισκέτα που δίνεται.



Μέρος 1 - εκκινεί όλες τις που είναι απαραίτητες για την εκτέλεση του προγράμματος

- Μέρος 2** - καθορίζει τον αριθμό των επαναλήψεων που χρειάζονται για την εκπαίδευση του δικτύου ώστε να εκτελεί τη λειτουργία XOR
- Μέρος 3** - καθορισμός των αναγκαίων μεταβλητών για την εκτέλεση του προγράμματος
- Μέρος 4** - οι λειτουργίες OVar... αντιπροσωπεύουν τις μεταβλητές ενότητες που χρησιμοποιούνται
- Μέρος 5** - οι λειτουργίες F... καθορίζουν την πρόσθια διαδικασία των ενοτήτων
- Μέρος 6** - η λειτουργία Error_F μετρά τη διαφορά ανάμεσα στην πραγματική και ζητούμενη παραγωγή (πραγματικό σφάλμα)
- Μέρος 7** - οι λειτουργίες B... καθορίζουν την οπίσθια διαδικασία των παλινδρομικών ενοτήτων
- Μέρος 8** - εισαγωγή των βαρών, των κατώτατων ορίων και των ποσοστών εκμάθησης του δικτύου
- Μέρος 9** - εκτέλεση της πρόσθιας διαδικασίας, μέτρηση πραγματικού σφάλματος, εκτέλεση οπίσθιας διαδικασίας
- Μέρος 10** - απεικόνιση πραγματικού σφάλματος, βαρών ρεύματος και κατώτατων ορίων
- Μέρος 11** - μετάβαση μέσω κλειστής διαδρομής στο μέρος 9 μέχρι την εκτέλεση όλων των επαναλήψεων

Το λογισμικό που παρέχεται στη δισκέτα που σας δίνεται με σκοπό την προσομοίωση της αποκλειστικής λειτουργίας OR, χρησιμοποιώντας το πιο πάνω παλινδρομικό δίκτυο, λειτουργεί ως ακολούθως:

- 1) το πρόγραμμα ζητά από το χρήστη για να εισάγει τα αρχικά βάρη και τα κατώτατα όρια καθώς επίσης και τα ποσοστά εκμάθησης.
- 2) όλες οι λειτουργίες F... θα εκτελούνται για εισαγωγή 0,0 στη διάταξη που καθορίζεται στον κεντρικό αγωγό λειτουργίας (πρόσθια διαδικασία)
- 3) η ζητούμενη παραγωγή θα αφαιρείται από την πραγματική παραγωγή για να μετρηθεί το πραγματικό σφάλμα (εκτέλεση της λειτουργίας Error_F)
- 4) όλες οι λειτουργίες B... θα εκτελούνται για εισαγωγή 0,0 στη διάταξη που καθορίζεται στον κεντρικό αγωγό λειτουργίας (οπίσθια διαδικασία)
- 5) λειτουργίες OVAr... εκτελούνται για την αναπροσαρμογή των αρχικών βαρών και κατώτερων σημείων
- 6) το μοτίβο εισαγωγής είναι τώρα 0,1

Το πρόγραμμα θα δουλέψει ξανά προς τα εμπρός, θα μετρήσει το πραγματικό σφάλμα, θα το εισάγει στην οπίσθια εισαγωγή, θα δουλέψει προς τα πίσω, θα αναπροσαρμόσει τα βάρη ρεύματος και τα κατώτερα σημεία, θα αλλάξει το μοτίβο εισαγωγής και θα επαναλάβει την ίδια διαδικασία για όλα τα μοτίβα εισαγωγής, ένα κάθε φορά, μέχρι να εκτελεστούν όλες οι επαναλήψεις.

Εκτέλεση προγράμματος και ποσοστά εκμάθησης

Οι προτεινόμενες αξίες για την εκτέλεση του προγράμματος είναι:

$$W1 = 1, W2 = 2, T1 = - 3$$

$$W3 = 1, W4 = 2, T2 = - 3$$

$$T3 = 1, T4 = 2, T5 = - 3$$

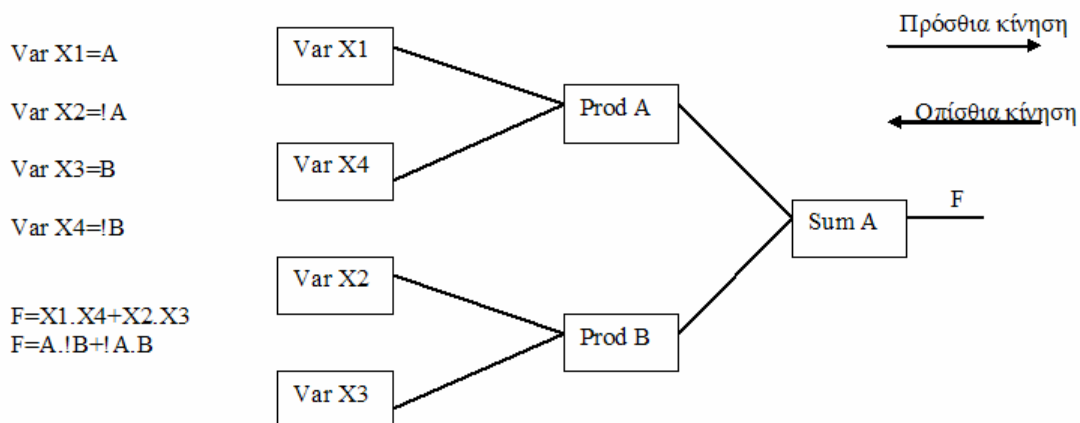
$$\text{Ποσοστά εκμάθησης} = 0,1$$

Αντίθετα από την εφαρμογή του ρομποτικού βραχίονα, όπου χρησιμοποιήθηκαν αρνητικά ποσοστά εκμάθησης, το δίκτυο που εφαρμόζει την λειτουργία XOR, φαίνεται να αποδίδει καλύτερα με τη χρήση ενός θετικού ποσοστού εκμάθησης.

Ξανά, παρόμοια με την εφαρμογή του ρομποτικού βραχίονα, ένα πολύ μεγάλο ποσοστό εκμάθησης μπορεί να οδηγήσει το πραγματικό σφάλμα σε μεταβολή και ένα μικρό ποσοστό εκμάθησης μπορεί να καθυστερήσει σημαντικά την ταχύτητα εκπαίδευσης του δικτύου.

Μια χωρίς βάρη εφαρμογή της λειτουργίας XOR με τη χρήση του παλινδρομικού νευρώνα

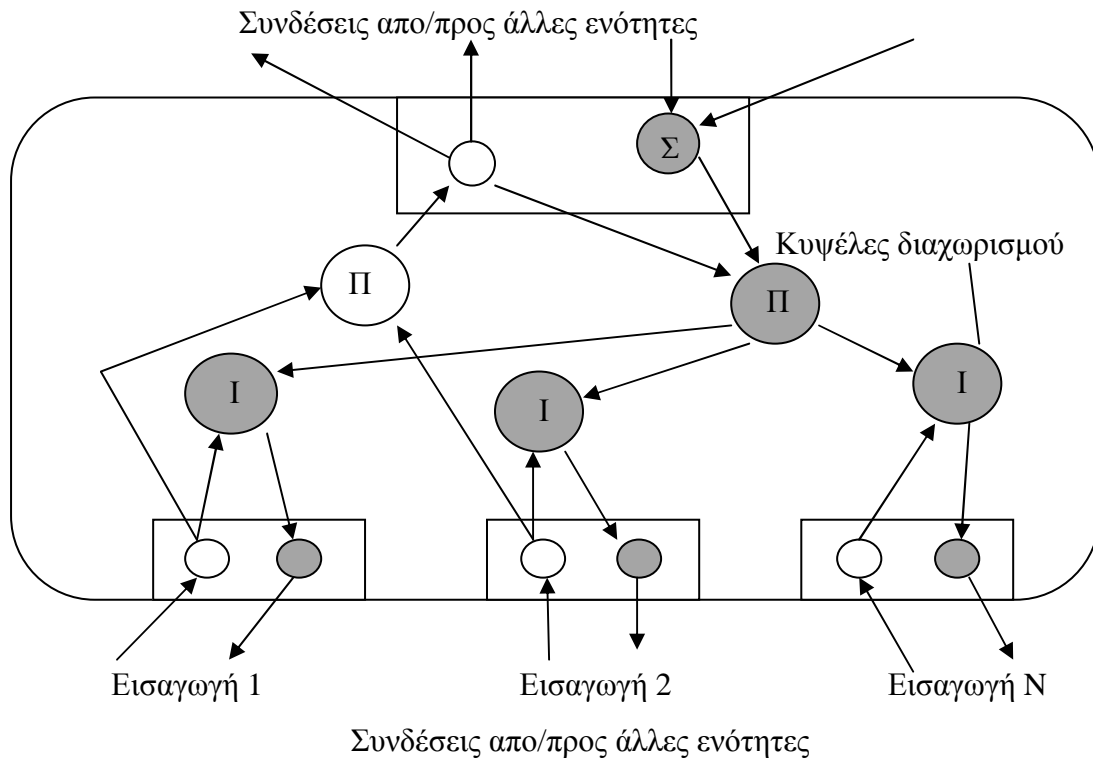
Η δεύτερη προσέγγιση είναι μια εφαρμογή χωρίς βάρη της λειτουργίας XOR, όπως φαίνεται στο Σχήμα 6. Εάν οι μεταβλητές ενότητες τεθούν ως: $VarX1=A$, $VarX2=!A$, $VarX3=B$, $VarX4=!B$, όπου A και B είναι οι εισαγωγές στην αποκλειστική λειτουργία OR, και (!) σημαίνει OXI, τότε μπορεί να φανεί ότι για οποιοδήποτε συνδυασμό εισαγωγής του A και B το δίκτυο θα εκτελέσει τη λειτουργία XOR. Σημειώστε ότι το πραγματικό σφάλμα (ζητούμενη παραγωγή - πραγματική παραγωγή) του δικτύου είναι μηδέν και επομένως το δίκτυο δεν θα εκτελέσει την οπίσθια διαδικασία του. Αυτό συμβαίνει γιατί και οι δύο εισαγωγές της ενότητας SumA δεν θα γίνουν ποτέ ταυτόχρονα.



Σχήμα 6: Ένα χωρίς βάρη παλινδρομικό νευρωνικό δίκτυο για την εκτέλεση της λειτουργίας OR.

Η ανάπτυξη της ενότητας προϊόντων

Η ενότητα προϊόντων είναι ένας τύπος κόμβου που πολλαπλασιάζει πρόσθιες εισαγωγές. Λόγω του γεγονότος ότι το μερικό (partial) παράγωγο του δικτύου διαφέρει σε κάθε ατομική εισαγωγή, έτσι και η αντίστοιχη οπίσθια παραγωγή πρέπει να είναι διαφορετική όπως φαίνεται στο Σχήμα 7.

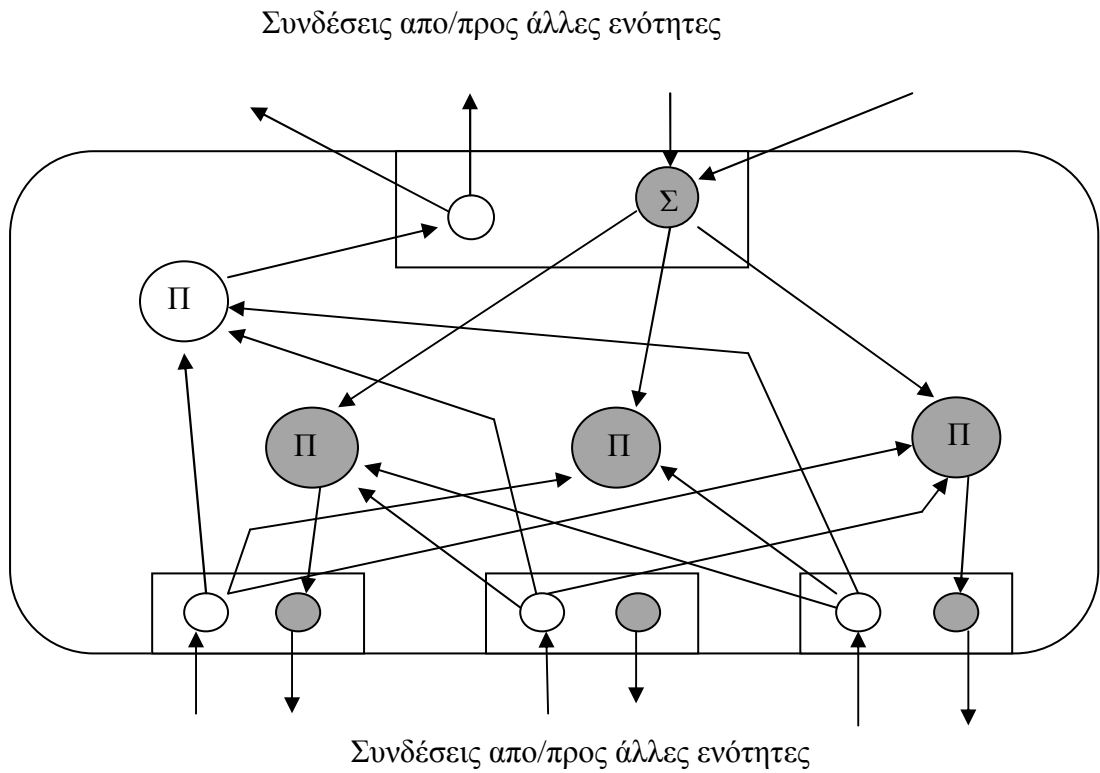


Σχήμα 7 : Μία ενότητα προϊόντων με πολλαπλές εισαγωγές. Αυτή η ενότητα πρέπει να επιστρέψει διαφορετικό partial παράγωγο σε κάθε εισαγωγή.

Η ενότητα λειτουργεί κανονικά ενώ δουλεύει προς τα εμπρός για οποιαδήποτε εισαγωγή. Εντούτοις, κάποιο πρόβλημα μπορεί να παρουσιαστεί αν μία ή περισσότερες εισαγωγές της ενότητας είναι μηδενική, ενώ το δίκτυο δουλεύει προς τα πίσω. Όπως φαίνεται στο πιο πάνω διάγραμμα, όταν η ενότητα δουλεύει προς τα πίσω, προσθέτει όλες τις οπίσθιες εισαγωγές, τις πολλαπλασιάζει επί την τρέχουσα πρόσθια παραγωγή και διαιρεί το αποτέλεσμα με την ατομική του πρόσθια παραγωγή με σκοπό την απόδοση της αντίστοιχης οπίσθιας παραγωγής. Αν μία από τις πρόσθιες εισαγωγές είναι μηδενική, το αποτέλεσμα της διαίρεσης θα είναι άπειρο δηλ. μη αποδεκτό. Σημειώστε όμως, ότι η πρόσθια παραγωγή ισούται με το προϊόν των πρόσθιων εισαγωγών.

Επομένως, ο παρονομαστής θα μπορούσε να ακυρωθεί μαζί με έναν από τους όρους του αριθμητή. Σαν αποτέλεσμα, όταν η ενότητα προϊόντων δουλεύει προς τα πίσω θα πολλαπλασιάσει απλώς το άθροισμα των οπίσθιων εισαγωγών με όλες τις

πρόσθιες εισαγωγές εκτός από την μία η οποία χρησιμοποιήθηκε ως οπίσθια παραγωγή κατά τη δεδομένη στιγμή, όπως φαίνεται στο Σχήμα 8.



Σχήμα 8. Μία εξελιγμένη ενότητα προϊόντων ικανή να λειτουργήσει προς τα πίσω ακόμα και αν μία ή περισσότερες από τις πρόσθιες εισαγωγές του είναι μηδενικές.

Συζήτηση και Συμπέρασμα

Σ' αυτή την εργασία περιγράφεται ένας τύπος νευρώνα, ο παλινδρομικός νευρώνας. Στα δίκτυα που παρουσιάζονται πιο πάνω, ο κόμβος είναι τώρα μια ενότητα που έχει ένα πρόσθιο και οπίσθιο μέρος. Το πρόσθιο μέρος υπολογίζει κάποια λειτουργία των εισαγωγών του ενώ το οπίσθιο μέρος αθροίζει το σφάλμα από τους διαδοχικούς κόμβους και το πολλαπλασιάζει με το παράγωγο της λειτουργίας όσον αφορά τους κόμβους πρόσθιας εισαγωγής. Οι εφαρμογές που παρουσιάζονται καταδεικνύουν την ικανότητα του παλινδρομικού νευρώνα, και η χωρίς βάρη εφαρμογή της λειτουργίας XOR επιδεικνύει πόσο προηγμένος είναι σε σύγκριση με έναν απλό νευρώνα. Επίσης το γεγονός ότι λειτουργεί προς τα πίσω καθώς επίσης και προς τα εμπρός το καθιστά μάλλον χρήσιμο όσον αφορά προβλήματα ελέγχου. Τέλος, το γεγονός ότι κατά την οπίσθια λειτουργία του παρατηρεί ποιο είδος χαρτογράφησης` έχει μαθευτεί κατά την πρόσθια διαδικασία, μας φέρνει ένα βήμα πιο κοντά στην περαιτέρω εξέλιξη των νευρικών δικτύων, ένα βήμα πιο κοντά στην τεχνητή νοημοσύνη.

Περαιτέρω Εξελίξεις

Μια ανεπτυγμένη έκδοση του ρομποτικό βραχίονα ώστε να είναι χρήσιμη για βιομηχανική και εργαστηριακή χρήση αξίζει την μελέτη. Μερικά πρόσθετα τμήματα θα μπορούσαν να προστεθούν στον ρομποτικό βραχίονα προκειμένου να επιτραπεί η κινητικότητα σε τρεις διαστάσεις και να αυξηθεί η ευελιξία του ίδιου του βραχίονα. Επομένως είναι ανάγκη να σχεδιαστεί ένα νέο παλινδρομικό νευρικό δίκτυο για τον έλεγχο του ρομποτικού βραχίονα και πρέπει να αναπτυχθεί το λογισμικό για την προσομοίωση της λειτουργίας του προκειμένου να παρατηρηθεί η συμπεριφορά του χωρίς κατά ανάγκη τη δημιουργία του.

Bibliography.

- 1) S.Lucas, 'Towards the open ended evolution of neural networks', pp. 235-240

- 2) S.Lucas, 'Forward-backward building blocks for evolving neural networks with intrinsic learning behaviours', -seminar paper-

- 3) F.Gruau, 'Automatic definition of modular neural networks', pp 151-183

- 4) Kitano, 'Neurogenetic learning: An integrated model of designing and training neural networks using genetic algorithms', pp 225-238

- 5) M.Varley, 'Neural networks', pp 1-4, teaching material in the University of Central Lancashire

