Πολυτεχνείο Κρήτης

Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης

Διπλωματική Εργασία

" ΠΡΟΒΛΕΨΗ AUTOMOTIVE INDUSTRY ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΚΑΙ ΓΕΝΝΗΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ "



Βιόπουλος Γιώργος

Επιβλέπων Καθηγητής Ατσαλάκης Γεώργιος

Χανιά

Δεκέμβριος 2011

Αφιερώνεται,
στην οικογένειά μου και
σε όσους είναι δίπλα μου

Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία παρουσιάζει την ανάπτυξη μεθοδολογίας για τη πρόβλεψη αυτοκινητοβιομηχανίας με χρήση νευρωνικών δικτύων
και γενετικών αλγορίθμων. Στόχος της εργασίας είναι η δημιουργία ενός μοντέλου που θα παρέχει αξιόπιστες προβλέψεις αλλά και η εξερεύνηση των δυνατοτήτων που μας δίνονται μέσω των νευρωνικών δικτύων και των γενετικών αλγορίθμων στο τομέα της πρόβλεψης. Στα πλαίσια της εργασίας αναπτύχθηκε κώδικας σε γλώσσα προγραμματισμού MATLAB όπου το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται και παράγει προβλεπόμενες τιμές. Τα αποτελέσματα κρίνονται και εξάγονται συμπεράσματα.

Πρόλογος

Η διπλωματική εργασία εκπονήθηκε στα πλαίσια του προπτυχιακού τμήματος της σχολή Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης υπό την επίβλεψη του Καθηγητή κ.Ατσαλάκη Γεώργιου. Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον κ. Ατσαλάκη για την υπόδειξη του θέματος της εργασίας μου, τη συνεχή επιστημονική καθοδήγηση, την αμέριστη βοήθειά του, την αρμονική συνεργασία μας και τη πολύπλευρη συμπαράστασή του καθ'όλη τη διάρκεια της εκπόνησης της διατριβής αυτής.

Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τα μέλη της τριμελής εξεταστικής επιτροπής.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους όσους ήταν πραγματικά δίπλα μου σε όλα αυτά τα χρόνια των σπουδών μου στο Πολυτεχνείο Κρήτης, στις χαρούμενες και τις άσχημες στιγμές.

.

Περιεχόμενα

Περίληψη i
Πρόλογος ii
Περιεχόμενα iii
Κεφάλαιο 1 Εισαγωγή **1**
Κεφάλαιο 2 Θεωρία **2**
2.1 Ιστορικά Στοιχεία 2
2.2 Παραγωγή του αυτοκινήτου 3
2.3 Παγκόσμιες Τάσεις 5
2.4 Παγκόσμια παραγωγή αυτοκινήτων 6
2.5 Καύσιμα και τεχνολογίες προώθησης 8
Κεφάλαιο 3 Ανασκόπηση της βιβλιογραφίας **9**
Κεφάλαιο 4 Προτεινόμενες προσεγγίσεις **20**
4.1 Νευρωνικά Δίκτυα 20
4.1.1 Ιστορική αναδρομή 20
4.1.2 Το Τεχνητό Νευρώνιο 24
4.1.3 Συνάρτηση ενεργοποίησης 25
4.1.4 Single-Layer (ενός στρώματος) Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα 29
4.1.5 Multilayer (Πολύστρωμα) Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα 30
4.1.6 Η μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης 31
4.1.7 Επαναλαμβανόμενα Νευρωνικά Δίκτυα 32
4.1.8 Εκπαιδεύοντας ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο 32
4.2 Νευροασαφή συστήματα 36
4.2.1 Αρχιτεκτονικές Νευροασαφών ελεγκτών 37
4.2.2 Νευροασαφή συστήματα κατηγορίας 38
4.2.3 Νευρο-ασαφή συστήματα κατηγορίας 41
4.3 Γενετικοί αλγόριθμοι 43
4.3.1 Πως λειτουργεί 44
4.3.2 Τρόπος υλοποίησης του αλγόριθμου 46
Κεφάλαιο 5 Μελέτη Περίπτωσης **49**
5.1 Εισαγωγή 49
5.2 Πρόβλεψη παραγωγής σε αυτοκινητοβιομηχανία 49
5.3 Δεδομένα 50
5.4 Περιγραφή νευρωνικού μοντέλου 53
Κεφάλαιο 6 Αποτελέσματα - Συμπεράσματα **58**
Βιβλιογραφία **68**

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

Πρόβλεψη είναι μια δήλωση σχετικά με τον τρόπο που τα πράγματα θα συμβούν στο μέλλον, συχνά αλλά όχι πάντοτε με βάση την εμπειρία ή τη γνώση. Στην επιστήμη, πρόβλεψη είναι μια αυστηρή συνήθως ποσοτική δήλωση που προβλέπει τι θα συμβεί υπό συγκεκριμένες συνθήκες. Η θεμελιώδης αξίωση στις περισσότερες μεθόδους πρόβλεψης είναι ότι παρελθόντα πρότυπα ή συμπεριφορές θα επαναληφθούν και στο μέλλον. Για πολλούς οργανισμούς, η επένδυσή τους στην πρόβλεψη έχει άμεση, αλλά και μακροπρόθεσμη επίπτωση στην κερδοφορία, την παραγωγικότητα, την εξυπηρέτηση των πελατών τους, κ.ά. Ένα καλό σύστημα πρόβλεψης είναι αναγκαίο για την αποφυγή προβλημάτων όπως χαμένες πωλήσεις, χαμένοι καταναλωτές και χαμένες στρατηγικές ευκαιρίες.

Τον περασμένο αιώνα η πρόοδος της οικονομίας και η αλματώδης ανάπτυξη της τεχνολογίας έδωσε την δυνατότητα σε επιστήμονες και ερευνητές να αναπτύξουν πληθώρα μοντέλων πρόβλεψης. Μοντέλα, άλλοτε λιγότερο και άλλοτε περισσότερο επιτυχημένα, που όμως κανένα δεν μπορεί να δώσει μία πρόβλεψη 100% σωστή και που ποτέ δεν θα μπορέσει.

Η τεχνητή νοημοσύνη, που μπήκε στην ζωή μας τα τελευταία χρόνια, αλλάζει σιγά σιγά τα δεδομένα στον τομέα της πρόβλεψης. Μοντέλα βασισμένα στα νευρωνικά δίκτυα, την ασαφή λογική και τους γενετικούς αλγόριθμους υπόσχονται και δίνουν καλύτερα αποτελέσματα από τα κλασσικά οικονομικά μοντέλα στο τομέα της αυτοκινητοβιομηχανίας. Η ανάπτυξη της τεχνολογίας δίνει στους επιστήμονες νέες δυνατότητες χρησιμοποίησης της τεχνητής νοημοσύνης και μας κάνει να πιστεύουμε πως ακόμα δεν έχουν αξιοποιηθεί πλήρως.

Σκοπός της εργασίας αυτής είναι :

• Α) Να αναλυθούν οι διαφορετικοί τρόποι πρόβλεψης, που έχουν γίνει μέχρι σήμερα, της πορείας της αυτοκινητοβιομηχανίας μέσω κάποιων μοντέλων αλγορίθμων (γενετικοί, νευρωνικοί κ.α.)

• Β) Να συγκριθούν οι μέθοδοι περασμένων ετών μεταξύ τους και

• Γ) Να μελετηθεί η δική μας λύση στο πρόβλημα σε σχέση πάντα και με τις μεθόδους των περασμένων ετών.

Κεφάλαιο 2

Θεωρία

Αυτοκίνητο-Αυτοκινητοβιομηχανία

Αυτοκίνητο ονομάζεται κάθε τροχοφόρο επιβατικό όχημα με ενσωματωμένο κινητήρα. Σύμφωνα με τους συνηθέστερους ορισμούς, τα αυτοκίνητα σχεδιάζονται ώστε να κινούνται (ως επί το πλείστον) στους αυτοκινητόδρομους, να έχουν καθίσματα για ένα ως έξι άτομα, έχουν συνήθως τέσσερις τροχούς και κατασκευάζονται κυρίως για τη μεταφορά ανθρώπων. Ωστόσο, ο όρος αυτοκίνητο καλύπτει και άλλα οχήματα (φορτηγά, λεωφορεία κτλ).

Το 2002 υπήρχαν περίπου 590 εκατομμύρια επιβατικά αυτοκίνητα παγκοσμίως (περίπου ένα ανά 11 κατοίκους), εκ των οποίων τα 140 εκατομμύρια στις ΗΠΑ (σχεδόν ένα ανά δύο κατοίκους). Ο αριθμός αυξάνεται συνεχώς, καθώς οι κάτοικοι των αναπτυσσόμενων κρατών σταδιακά αρχίζουν να αποκτούν επιβατικά αυτοκίνητα.

Η **αυτοκινητοβιομηχανία** σχεδιάζει, αναπτύσσει, κατασκευάζει και πουλάει αυτοκίνητα παγκοσμίως. Ο όρος αυτοκινητοβιομηχανία συνήθως δεν περιλαμβάνει τις βιομηχανίες που σχετίζονται με τις υπηρεσίες που προσφέρονται μετά την παράδοση στον πελάτη, όπως είναι τα καταστήματα επισκευής και τα πρατήρια υγρών καυσίμων. Η αυτοκινητοβιομηχανία είναι ένας από τους σημαντικότερους τομείς της οικονομίας.

2.1 Ιστορικά Στοιχεία

Την αρχή έκανε στην Γαλλία, το 1769, ο Nicolas Joseph Cougnot, δημιουργώντας το πρώτο ατμοκίνητο όχημα, ένα ατμοκινούμενο αμάξι, το fardier. Το ασταθές αυτό όχημα ανετράπη και χτύπησε σε ένα τοίχο, αποτελώντας έτσι και το πρώτο ατύχημα με αυτοκινούμενο όχημα στην ιστορία. Το 1770, ο Γερμανο-Αυστριακός εφευρέτης Siegfried Marcus συναρμολόγησε ένα μηχανοκίνητο αμαξίδιο. Το όχημα του Marcus έχει ήδη ξεπεράσει το μηχανικό κινητήρα του Κουνιότ σε μηχανική ενέργεια. 92 χρόνια αργότερα, ο Etienne Lenoir έφτιαξε το πρώτο αυτοκίνητο με μηχανή εσωτερικής καύσης και ένα χρόνο αργότερα ο Λενουάρ πραγματοποίησε το 1ο ταξίδι με αυτοκίνητο στον κόσμο καλύπτοντας κυκλική διαδρομή 19,3χλμ. με μέση ταχύτητα 6,4 χλμ/ώρα και ισχύ μόλις 0,5 ίππους (η

ιπποδύναμη είναι η δύναμη που δίνει ένα άλογο για να σηκώσει ένα βάρος 75 κιλών σε ύψος 1 μέτρου).

Το αυτοκίνητο, με κινητήρα του Νικολάους Όττο (Nikolaus Otto) εσωτερικής καύσης και καύσιμο τη βενζίνη, παρήχθη στη Γερμανία το 1885 από τον Καρλ Μπεντς (Karl Benz). Ο Μπεντς κατέθεσε τα σχέδια αυτού του αυτοκινήτου στο Μάνχαϊμ (Mannheim) της Γερμανίας. Παρότι στον Μπεντς αποδόθηκε η εφεύρεση του αυτοκινήτου (κακώς αφού ο Λενουάρ το είχε εφεύρει), αρκετοί άλλοι Γερμανοί, Γάλλοι και άλλων εθνικοτήτων μηχανικοί προσπαθούσαν να κατασκευάσουν παρόμοια οχήματα την ίδια εποχή. Το 1886 οι Γκότλιμπ Ντάιμλερ (Gottlieb Daimler) και Βίλχελμ Μέιμπαχ (Wilhelm Maybach) στην Στουτγκάρδη κατέθεσαν αίτηση για δίπλωμα ευρεσιτεχνίας για την μοτοσικλέτα, κατασκευασμένη και δοκιμασμένη επίσης το 1885.

2.2 Παραγωγή του αυτοκινήτου

Αυτοκίνητα με μηχανές εσωτερικής καύσης παράχθηκαν για πρώτη φορά στην Γερμανία από τον Καρλ Μπεντς το 1885 - 1886 και τον Γκότλιμπ Νταίμλερ ανάμεσα στο 1886 και το 1889. Ο Μπεντς ξεκίνησε να δουλεύει πάνω στα σχέδια ενός νέου κινητήρα το 1878. Στην αρχή επικεντρώθηκε στην κατασκευή ενός αξιόπιστου δίχρονου βενζινοκινητήρα, βασισμένος στα σχέδια του τετράχρονου κινητήρα του Όττο. Τα σχέδια του Όττο απορρίφθηκαν, ενώ ο Μπεντς είχε έτοιμο τον κινητήρα του την Πρωτοχρονιά και πήρε άδεια ευρεσιτεχνίας το 1879. Ο Μπεντς κατασκεύασε τα πρώτα τρίκυκλα αυτοκίνητα το 1885 και πήρε άδεια ευρεσιτεχνίας από την πόλη του Μάνχαϊμ τον Ιανουάριο του 1886. Αυτό ήταν το πρώτο όχημα εξ ολοκλήρου σχεδιασμένο και κατασκευασμένο ως αυτοκίνητο και όχι ως μετατροπή μιας άμαξας ή ενός κάρου. Μεταξύ άλλων, ο Μπεντς εφηύρε ένα σύστημα ρύθμισης της ταχύτητας γνωστό ως επιταχυντή, την ανάφλεξη, χρησιμοποιώντας σπινθήρα από μπαταρία, τον αναφλεκτήρα (μπουζί), τον συμπλέκτη, το σύστημα επιλογής ταχυτήτων και το ψυγείο νερού.

Κατασκεύασε βελτιωμένες εκδόσεις το 1886 και το 1887. Άρχισε την παραγωγή το 1888, την πρώτη παραγωγή αυτοκινήτου στην ιστορία, στηριζόμενος στην εταιρεία "Benz & Sie" που ο ίδιος είχε ιδρύσει. Η σύζυγος του Μπέρτα (Bertha) έκανε σημαντικές υποδείξεις για καινοτομίες, τις οποίες ο Μπεντς συμπεριέλαβε στο καινούργιο μοντέλο, το οποίο ήταν ακόμη τρίτροχο. Κατασκευάστηκαν περίπου 25

οχήματα μέχρι το 1893, οπότε και παρουσίασε το πρώτο τετράτροχο αυτοκίνητο, το οποίο κινούνταν από έναν τετράχρονο κινητήρα, που είχε σχεδιάσει ο ίδιος. Το ίδιο διάστημα ο Εμίλ Ροζέ (Emile Roger) στη Γαλλία κατασκεύαζε κινητήρες του Μπεντς με την άδεια του σχεδιαστή, αρχίζοντας και την κατασκευή ολόκληρων αυτοκινήτων. Καθώς η Γαλλία της εποχής ήταν πιο προοδευτική, δέχτηκε πιο εύκολα τη νέα αυτή δημιουργία: περισσότερα οχήματα κατασκευάσθηκαν και πουλήθηκαν στην Γαλλία, παρά στην πατρίδα του εφευρέτη, την Γερμανία. Στη Γαλλία, επίσης, εμφανίζονται ακόμη οι κατασκευαστές Πανάρ και Λεβασόρ (Panhard & Levassor) και Αρμάν Πεζό (Armand Peugeot). Οι δύο πρώτοι κατασκεύασαν το όχημά τους το 1891 σε από κοινού εγχείρημα με τον Εντουάρ Σαραζέν (Edouard Sarazin), ο οποίος είχε τα δικαιώματα κατασκευής του κινητήρα Μπεντς στη Γαλλία και ακολούθησε ο Πεζό. Οι Πανάρ και Λεβασόρ ήταν οι δημιουργοί του πρώτου συστήματος μετάδοσης όπως το γνωρίζουμε σήμερα. Το τοποθέτησαν στο μοντέλο Πανάρ του 1895. Ο Αρμάν Πεζό ήταν, παράλληλα, ο κατασκευαστής που κέρδισε τον πρώτο αγώνα αυτοκινήτου στη Γαλλία το 1895.

Ένας ακόμη σταθμός στην ιστορία της αυτοκίνησης σημειώνεται το 1892. Είναι το έτος που ο Ρούντολφ Ντίζελ (Rudolf Diesel) κατασκευάζει τον πρώτο κινητήρα εσωτερικής καύσης με καύσιμο το πετρέλαιο. Αρχικά ο κινητήρας του δεν χρησιμοποιήθηκε στα αυτοκίνητα, καθώς ήταν αρκετά βαρύς, αλλά το 1898 κινητήρες ντίζελ χρησιμοποιούνταν σε εργοστάσια, για να κινούν αντλίες σε υδρευτικά και αρδευτικά δίκτυα, σε θαλάσσια οχήματα κτλ. Με τη συνεχή βελτίωσή του, ο κινητήρας ντίζελ άρχισε να χρησιμοποιείται σε φορτηγά αυτοκίνητα και, αργότερα, σε λεωφορεία.

Η παραγωγή επιβατικών αυτοκινήτων συνεχίστηκε και διαδόθηκε και σε άλλες χώρες. Το 1891 τα πρώτα αυτοκίνητα της Αμερικής κατασκευάσθηκαν από τον Τζον Λάμπερτ (John Lambert). Ήταν τρίτροχα με οροφή δανεισμένη - ως κατασκευή - από τις άμαξες, ενώ το 1895 ο ίδιος παρουσίασε και τετράτροχη έκδοση. Η κατασκευή παρέμεινε σε επίπεδο βιοτεχνίας, όταν οι αδελφοί Τσαρλς και Φρανκ Ντάρια (Duryea), μετά την πρώτη κατασκευή και επιτυχείς δοκιμές του δικού τους οχήματος (1893), ίδρυσαν την εταιρεία "Duryea Motor Wagon Company" το 1896. Αυτή ήταν η πρώτη εταιρεία βιομηχανικής κατασκευής αυτοκινήτων στις ΗΠΑ, ενώ ο Φρανκ, οδηγώντας το δικό τους αυτοκίνητο, ήταν ο νικητής του πρώτου αγώνα αυτοκινήτου στις ΗΠΑ το 1895.

Η κατασκευή αυτοκινήτων αυξανόταν με ταχείς ρυθμούς, ωστόσο το υψηλό κόστος και οι δυσκολίες ένταξης του στην πραγματικότητα της εποχής, δεν επέτρεψαν τη διάδοση του προϊόντος στις ευρείες λαϊκές μάζες, μολονότι είχε αρχίσει η κατασκευή του σε βιομηχανική κλίμακα από τον Ράνσομ Ολντς (Ransome E. Olds) και την εταιρεία του Oldsmobile το 1897. Ωστόσο, το κόστος παρέμενε πάντα πρόβλημα. Αυτό ίσχυε μέχρι το 1908, οπότε και σημειώνεται ο πρώτος μεγάλος σταθμός στην ιστορία του αυτοκινήτου: Ο Χένρι Φορντ (Henry Ford), έχοντας δημιουργήσει από το 1903 τη δική του ομώνυμη εταιρεία κατασκευής αυτοκινήτων, πήρε μια σημαντική απόφαση. Να δημιουργήσει ένα αυτοκίνητο, που ο μέσος πολίτης θα μπορούσε να αποκτήσει και να χρησιμοποιήσει σε καθημερινή βάση. Το 1908 παράγεται και διοχετεύεται στην αγορά το αυτοκίνητο - ιστορικός σταθμός της αυτοκίνησης. Είναι το Φορντ Model-T, το οποίο στοίχιζε μόνο 950 δολάρια. Το όχημα έγινε ανάρπαστο, ενώ η τιμή του μειωνόταν συνεχώς. Στα δεκαεννέα χρόνια που παρέμεινε στην αγορά πουλήθηκαν 15.500.000 τεμάχια, ενώ η τιμή του είχε πέσει στα 280 δολάρια. Το Model-T είναι το δεύτερο σε αριθμό πωληθέντων τεμαχίων αυτοκίνητο στον κόσμο. Ο Φορντ πέτυχε αυτό το εγχείρημα οργανώνοντας την κατασκευή σε γραμμή παραγωγής και καθετοποιώντας την εταιρεία του.

2.3 Παγκόσμιες Τάσεις

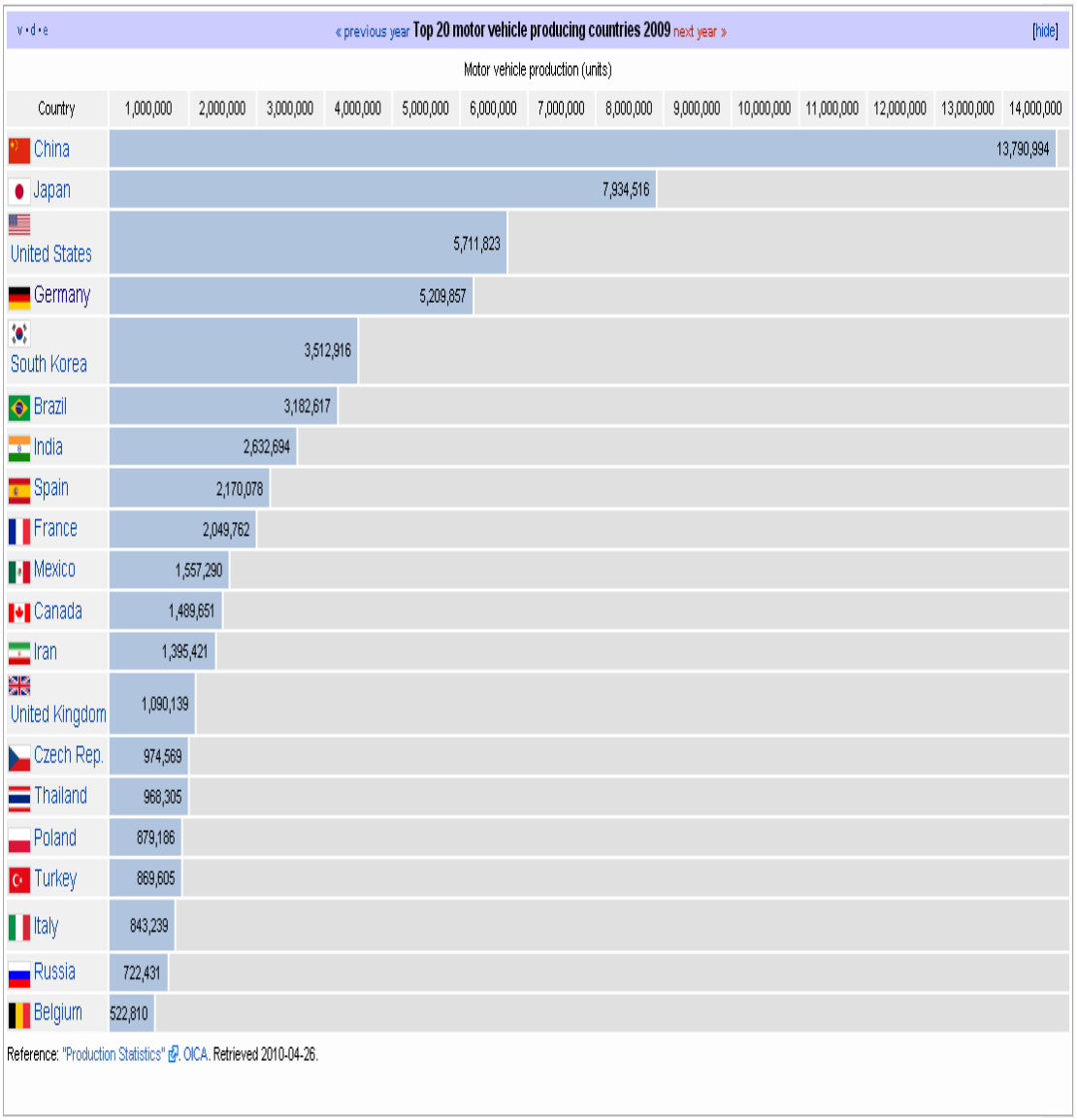
Το 2007 η παγκόσμια παραγωγή έφθασε το υψηλότερο σημείο σε ένα σύνολο 73.3 εκατομμυρίων νέων μηχανοκίνητων οχημάτων που παρήχθησαν σε όλο τον κόσμο. Το 2009 η παγκόσμια παραγωγή μειώθηκε 13.5% σε 61 εκατομμύρια οχήματα. Οι πωλήσεις στις ΗΠΑ μειώθηκαν 21,2% σε 10.4 εκατομμύρια μονάδες και στην Ευρωπαϊκή Ένωση 1,3% σε 14.1 εκατομμύρια μονάδες. Η Κίνα έγινε η μεγαλύτερη αγορά αυτοκινήτων στο κόσμο και στις πωλήσεις αλλά και στη παραγωγή. Οι πωλήσεις στη Κίνα αυξήθηκαν 45% το 2009 με 13.6 εκατομμύρια μονάδες. Περίπου 250 εκατομμύρια αυτοκίνητα χρησιμοποιούνται στις ΗΠΑ . Σε όλο τον κόσμο υπάρχουν περίπου 806 εκατομμύρια επιβατικά αυτοκίνητα και ελαφρά φορτηγά σύμφωνα με έρευνα που πραγματοποιήθηκε το 2007, τα οποία καίνε πάνω από 260 δισεκατομμύρια γαλόνια βενζίνης ετησίως.

2.4 Παγκόσμια παραγωγή αυτοκινήτων

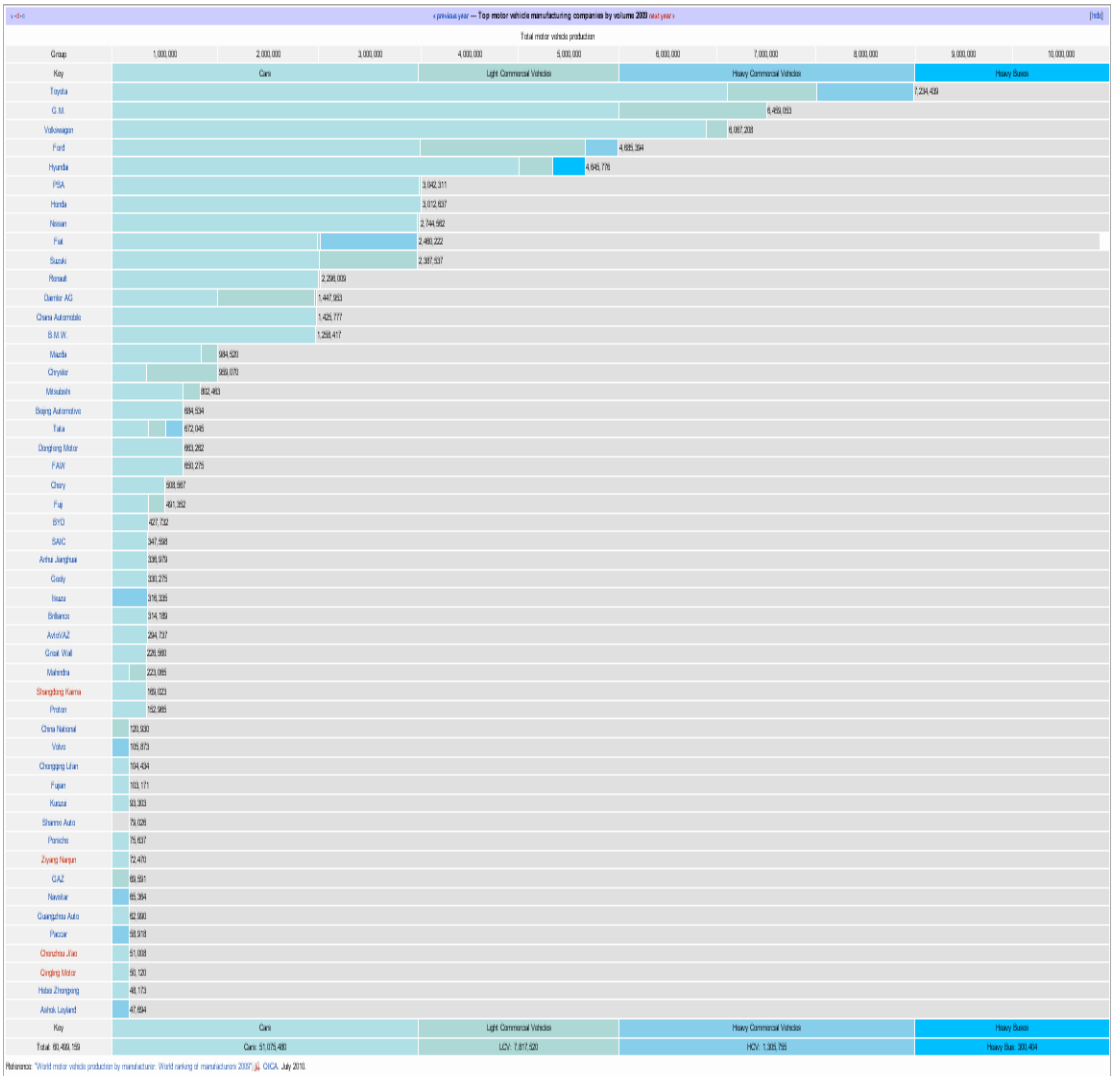
Ανά έτος

Year	Production	Change
1997	52,987,000	
1998	57,987,000	-2.70%
1999	56,258,892	2.98%
2000	58,374,162	3.80%
2001	56,304,925	-3.50%
2002	58,994,318	4.80%
2003	60,663,225	2.80%
2004	64,496,220	6.30%
2005	66,482,439	3.10%
2006	69,222,975	4.10%
2007	73,266,061	5.80%
2008	70,520,493	-3.70%
2009	60,986,985	-13.50%

Ανά χώρα


v • d • e
« previous year Top 20 motor vehicle producing countries 2009 next year »
[hide]
Motor vehicle production (units)
Country
1,000,000
2,000,000
3,000,000
4,000,000
5,000,000
6,000,000
7,000,000
8,000,000
9,000,000
10,000,000
11,000,000
12,000,000
13,000,000
14,000,000
China 13,790,994
Japan 7,934,516
United States 5,711,823
Germany 5,209,857
South Korea 3,512,916
Brazil 3,182,617
India 2,632,694
Spain 2,170,078
France 2,049,762
Mexico 1,557,290
Canada 1,489,651
Iran 1,395,421
United Kingdom 1,090,139
Czech Rep. 974,569
Thailand 968,305
Poland 879,186
Turkey 869,605
Italy 843,239
Russia 722,431
Belgium 522,810
Reference: "Production Statistics". OICA. Retrieved 2010-04-26.

Ανά κατασκευαστή



2.5 Καύσιμα και τεχνολογίες προώθησης

Τα περισσότερα αυτοκίνητα σήμερα χρησιμοποιούν ως καύσιμο βενζίνη ή πετρέλαιο ντίζελ, τα οποία προκαλούν μόλυνση της ατμόσφαιρας και κατηγορούνται ότι συμβάλλουν και στην κλιματική αλλαγή και το φαινόμενο του θερμοκηπίου, καθώς στα καυσαέρια περιέχονται διοξείδιο του άνθρακα, μονοξείδιο του άνθρακα, οξείδια του αζώτου, του θείου και στερεά μικροσωματίδια. Γίνονται, επίσης, σημαντικές προσπάθειες για την κατασκευή αυτοκινήτων οχημάτων με ηλεκτροκίνηση, ενώ ήδη κυκλοφορούν στο εμπόριο τα λεγόμενα "υβριδικά αυτοκίνητα", τα οποία διαθέτουν και τα δύο είδη κίνησης, δηλαδή τόσο με υγρά καύσιμα όσο και με ηλεκτρική ενέργεια

Κεφάλαιο 3

Ανασκόπηση της βιβλιογραφίας

Σε αυτό το κεφάλαιο θα πραγματοποιηθεί μια ανασκόπηση της πιο σημαντικής βιβλιογραφίας στον τομέα της μελλοντικής πρόβλεψης της αυτοκινητοβιομηχανίας με χρήση μοντέλων.

Fuzzy Seasonal Time Series for Forecasting the Production Value of the Mechanical Industry in Taiwan

Οι συγγραφείς Fang-Mei Tseng, Gwo-Hshiung Tzeng και Hsiao-Cheng Yu βασίζονται σε δυο μεθόδους: τις εποχιακές χρονοσειρές (seasonal time series) ARIMA πρότυπο SARIMA και το ασαφές μοντέλο παλινδρόμησης (fuzzy regression model). Τα πλεονεκτήματα των δυο μεθόδων συνδυάζονται για τη πρόταση μιας διαδικασίας από ασαφής εποχιακές χρονοσειρές (fuzzy seasonal time series) και την εφαρμογή αυτής της μεθόδου για τη πρόβλεψη της παραγωγικής αξίας της μηχανικής βιομηχανίας της Taiwan. Ο σκοπός του άρθρου είναι να παρέχει στις επιχειρήσεις μια καινούρια μέθοδο η οποία εξασφαλίζει μια βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη με τη ελπίδα ότι οι επιχειρήσεις μπορούν να εκτελέσουν έναν ακριβέστερο προγραμματισμό. Η μελέτη έχει βασιστεί πάνω στα δεδομένα 42 μερών της παραγωγικής αξίας της μηχανικής βιομηχανίας ανάμεσα στον Ιανουάριο του 1993 και τον Ιούνιο 1996. Η πρόβλεψη επηρεάζεται από την αβεβαιότητα ολόκληρου του περιβάλλοντος και από την γρήγορη ανάπτυξη της τεχνολογίας. Τα πλεονεκτήματά της είναι ότι παρέχει διορατικότητα στα άτομα που λαμβάνουν τις αποφάσεις σχετικά με τις πιθανές μελλοντικές καταστάσεις, ότι ο απαιτούμενος αριθμός παρατηρήσεων είναι μικρότερος από τον απαιτούμενο του πρότυπου ARIMA (τουλάχιστον 50 και κατά προτίμηση πάνω από 100 παρατηρήσεις) και ότι παρέχει μια μέθοδο για τη μείωση της περιόδου πρόβλεψης.

Από τα αποτελέσματα της πρακτικής εφαρμογής για τη μηχανική βιομηχανία διαπιστώθηκε ότι η προτεινόμενη μέθοδος πραγματοποίησε πολύ καλή πρόβλεψη και εμφανίζεται ως το καταλληλότερο εργαλείο.

A sales forecasting system based on fuzzy neural network with initial weights generated by genetic algorithm

Ο συγγραφέας R.J. Kuo χρησιμοποιεί ασαφές νευρωνικά δίκτυα με αρχικά βάρη τα οποία δημιουργούνται από γενετικό αλγόριθμο (GFNN) για τη πρόβλεψη πωλήσεων. Η πρόβλεψη των πωλήσεων είναι ιδιαίτερα σύνθετη εξαιτίας της επιρροής από το εσωτερικό και από το εξωτερικό περιβάλλον. Μια αξιόπιστη πρόβλεψη μπορεί να βελτιώσει τη ποιότητα της επιχειρησιακής στρατηγικής. Θεωρητικά, αν το τμήμα μάρκετινγκ μπορεί να υπολογίσει τη ποσότητα των πωλήσεων για την επόμενη περίοδο, το τμήμα υλικών μπορεί να ελέγξει αποτελεσματικά το απόθεμα και να επιτύχει άμεση παράδοση του προϊόντος. Επιπλέον, το τμήμα παραγωγής μπορεί να καθορίσει το σχεδιασμό. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα τη μείωση του κόστους λειτουργίας. Το προτεινόμενο μοντέλο πρόβλεψης πωλήσεων αποτελείται από 4 μέρη: συλλογή δεδομένων, γενικό σχέδιο μοντέλου (ANN), ειδικό σχέδιο μοντέλου (GFNN) και ολοκλήρωση απόφασης (ANN). Τα δεδομένα πάρθηκαν από μια γνωστή εταιρία προωθήσεως της Taiwan. Η πρόβλεψη επηρεάζεται από την προώθηση (promotion) η οποία μπορεί να δημιουργήσει ξαφνικές αλλαγές στα σχέδια πωλήσεων. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι το προτεινόμενο σύστημα μπορεί να αποδώσει καλύτερα από μια συμβατική στατιστική μέθοδο και από ένα ενιαίο
τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN).

An Aggregate Sales Model for Consumer Durables Incorporating a Time-varying Mean Replacement Age

Οι βιομηχανικές πωλήσεις είναι ένα στοιχείο ζωτικής σημασίας για τον προγραμματισμό και τον έλεγχο των δραστηριοτήτων μιας επιχείρησης. Εντούτοις, υπάρχουν κάποια στοιχεία που αλλάζουν τους παράγοντες όπως είναι η αξιοπιστία και η διαχρονικότητα του προϊόντος, η τιμή, το κόστος δαπανών, οι οικονομικές συνθήκες με αποτέλεσμα την αλλαγή του μέσου όρου χρονικής αντικατάστασης των μονάδων. Ο συγγραφέας Paul R Steffens αναπτύσσει ένα μοντέλο για αυτού του είδους τη χρονικά κυμαινόμενη συμπεριφορά και το υποβάλλει σε εμπειρική δοκιμή στην αυστραλιανή αυτοκινητοβιομηχανία.
Οι πηγές δεδομένων συγκεντρώθηκαν από το αυστραλιανό γραφείο στατιστικής. Η

πρώτη περιλαμβάνει τις μηνιαίες καταχωρήσεις των επιβατηγών οχημάτων ως μια αντιπροσώπευση των νέων συνολικών πωλήσεων (ετήσια στοιχεία μόνο 1930±60). Η δεύτερη περιλαμβάνει 8 απογραφές των μηχανοκίνητων οχημάτων από το αυστραλιανό γραφείο στατιστικής για τη περίοδο 1971-1993. Μέρος των δεδομένων που συλλέχθηκαν από τις απογραφές αποτελεί ο χρόνος κατασκευής κάθε οχήματος. Εντούτοις, είναι απαραίτητες κάποιες μικρές αλλαγές στα δεδομένα. Τα στοιχεία της απογραφής και η εμπειρική ανάλυση του μοντέλου αντικατάστασης πωλήσεων επιβεβαιώνουν την ύπαρξη μιας ουσιαστικής αύξησης στη μέση συνολική ηλικία αντικατάστασης των οχημάτων κατά τη διάρκεια των προηγούμενων 20 χρόνων.
Το χρονικά κυμαινόμενο μοντέλο υπερισχύει των προηγούμενων μοντέλων και στους όρους εφαρμογής και στη πρόβλεψη των δεδομένων πωλήσεων.

An Application of GM (1,1) model for Automobile Industry

Οι συγγραφείς Chaang-Yung Kung, Chung Chao Chaoyang και Ta Lin Chien χρησιμοποιούν το GM (1,1) μοντέλο για τη πρόβλεψη του ποσού των πωλήσεων και του μεριδίου της αγοράς της κινέζικης αυτοκινητοβιομηχανίας για το 2002 ως το 2006. Το αναπόφευκτο γεγονός είναι ότι η συμμετοχή της Κίνας στη Παγκόσμια Οργάνωση Εμπορίου οδήγησε τη κινέζικη κυβέρνηση στο να είναι πιο ανοιχτή απέναντι στις άλλες αγορές αυτοκινήτων. Έτσι είναι κατάλληλο χρησιμοποιώντας το μοντέλο GM για τη πρόβλεψη της κινέζικης αυτοκινητοβιομηχανίας να αναμένεται ένα αβέβαιο περιβάλλον της βιομηχανίας.
Το μοντέλο σχεδιάστηκε για να αξιολογήσει τον όγκο πωλήσεων των αυτοκινήτων χρησιμοποιώντας τα δεδομένα της περιόδου 1995-2001 και εμπεριέχει ολόκληρη την αγορά: αυτοκίνητα ιδιωτικής χρήσης, εμπορικά, διαφημιστικά, μεταφοράς, εισαγόμενα και φορτηγά.
Διακρίνονται 3 περίοδοι εφαρμόζοντας τη γκρίζα πρόβλεψη: η περίοδος 4 (1997-2000), η περίοδος 5 (1996-2000) και η περίοδος 6 (1997-2000). Το έτος 2001 θεωρείται ως η βασική γραμμή.
Το μοντέλο υπολόγισε τις πωλήσεις με ένα ποσοστό μέσης ακρίβειας της τάξης του 99.8% για τη περίοδο 4, 98.9% για τη περίοδο 5 και 97.3% για τη περίοδο 6.

Παρατηρείται ότι το αποτέλεσμα της πρόβλεψης είναι ιδιαίτερα καλό ειδικά της περιόδου 4 και η ακρίβεια πολύ μεγάλη.
Το χαρακτηριστικό γνώρισμα το γκρίζου μοντέλου πρόβλεψης είναι ότι απαιτεί λίγα δεδομένα και για αυτό ταιριάζει στη πρόβλεψη των αυτοκινητοβιομηχανιών.

An intelligent sales forecasting system through integration of artificial neural network and fuzzy neural network

Οι συγγραφείς R.J. Kuo K.C. Xue μέσα από αυτό το άρθρο επιχειρούν να αναπτύξουν ένα ευφυές σύστημα πρόβλεψης πωλήσεων το οποίο εξετάζει τους ποσοτικούς παράγοντες το ίδιο καλά με τους μη ποσοτικούς. Το προτεινόμενο σύστημα πρόβλεψης αποτελείται από τέσσερα μέρη: (1) τη συλλογή δεδομένων, (2) το γενικό πρότυπο μοντέλο, (3) το ειδικό πρότυπο μοντέλο και (4) την ένταξη της απόφασης. Στο γενικό πρότυπο μοντέλο χρησιμοποιείται ένα πρόσθιας τροφοδότησης νευρωνικό δίκτυο (feedforward neural network) που εκπαιδεύει το μοντέλο , κάνει πρόβλεψη, υπολογίζει τα σφάλματα εκπαίδευσης για να προσαρμόζεται στις χρονικές σειρές δεδομένων ή στους ποσοτικούς παράγοντές. Επιπλέον, μοναδικές καταστάσεις όπως η προώθηση (promotion) μπορούν να προκαλέσουν μια ξαφνική αλλαγή στο πρότυπο πωλήσεων. Για αυτό το λόγο οι συγγραφείς χρησιμοποιούν ασαφή νευρωνικά δίκτυα. Τα πραγματικά δεδομένα προήλθαν από αλυσίδα καταστημάτων υπεραγοράς. Η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων του μοντέλου δείχνει ότι το προτεινόμενο σύστημα αποδίδει με μεγαλύτερη ακρίβεια συγκριτικά με συμβατικές στατιστικές μεθόδους και με απλά τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

An intelligent sales forecasting system through integration of artificial neural networks and fuzzy neural networks with fuzzy weight elimination

Οι συγγραφείς R.J Kuo, P. Wu, C.P Wang χρησιμοποιούν ένα προτεινόμενο ασαφές νευρωνικό δίκτυο (FNN) το οποίο είναι ικανό να εξαλείφει τα ασήμαντα βάρη και ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN).
Η πρόβλεψη επηρεάζεται από τη προώθηση (promotion) καθώς μπορεί να προκαλέσει ξαφνικές αλλαγές στο σχέδιο πωλήσεων. Τα πραγματικά δεδομένα προήλθαν από αλυσίδα καταστημάτων υπεραγοράς της Ταϊβάν. Η συγκεκριμένη έρευνα χρειάστηκε δυο διαφορετικά είδη δεδομένων: ποιοτικά και ποσοτικά. Η εταιρία παρείχε τα καθημερινά στοιχεία για τις πωλήσεις ενώ το αποτέλεσμα της προώθησης στις πωλήσεις εξετάστηκε μέσω ερωτηματολογίων.
Τα προσομοιωμένα καθώς και τα πραγματικά αποτελέσματα του προβλήματος δείχνουν ότι ένα ασαφές νευρωνικό δίκτυο με εξάλειψη βαρών παρουσιάζει χαμηλότερο όριο σφάλματος από τα συνηθισμένα ασαφή νευρωνικά δίκτυα. Επιπλέον, υπερτερεί των συμβατικών στατιστικών μεθόδων και των τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

Automobile classification for choice and demand modelling

Οι συγγραφείς David A. Hensher και Nariida C. Smith έχουν ως πρωταρχικό σκοπό την ανάπτυξη μιας διαδικασίας για την συστηματική ομαδοποίηση των οχημάτων καθώς και την εφαρμογή της προσέγγισης για το πλήρες φάσμα όλων των αυτοκινήτων (sedans, coupes, station wagons, hatchbacks, sports) που διατίθενται στην Αυστραλία κατά τη περίοδο 1965-1982. Τα αυτοκίνητα ομαδοποιούνται εφαρμόζοντας βαθμολογίες και ανάλυση διασποράς. Χρησιμοποιείται ένα νέο σύνολο δεδομένων από 827 αντιπροσωπευτικά οχήματα και πάνω από 200 χαρακτηριστικά. Τα βασικότερα από αυτά είναι: το είδος του αμαξώματος (κανονικό ή station wagon), τύπος σχέσεων μετάδοσης (αυτόματα ή χειροκίνητα), αριθμός κυλίνδρων, τύπος μηχανής (συμβατική,

ρότορα, πετρέλαιο, ντίζελ, τούρμπο). Η βάση δεδομένων αναβαθμίζεται κάθε χρόνο. Οι παράγοντες που επηρεάζουν τη μέθοδο είναι τα τέλη κυκλοφορίας και οι φόροι στα καύσιμα που ορίζονται από την εκάστοτε κυβέρνηση.
Τα αποτελέσματα παρέχουν δύο σύνολα ομάδων αυτοκινήτων: ένα κατάλληλο για την επιλογή του οχήματος και ένα άλλο για την παρακολούθηση των τάσεων που σχετίζεται με τη κατανάλωση ενέργειας.

Forecasting automobile demand using disaggregate choice models

Ο συγγραφέας James Berkovec παρουσιάζει ένα μοντέλο προσομοίωσης για την αμερικάνικη αγορά αυτοκινήτων. Το μοντέλο αυτό συνδυάζει ένα διαχωριστικό μοντέλο από αυτοκίνητα ιδιωτικής χρήσης και την επιλογή τύπου με ένα οικονομετρικό μοντέλο από αποσυρόμενα οχήματα και καινούργια μοντέλα αυτοκινήτων.
Χρησιμοποιείται μια εμπειρική εφαρμογή του μοντέλου προσομοίωσης που αποτελείται από 12 ομάδες καταναλωτών και 131 τύπους αυτοκινήτων για τη πρόβλεψη της εκμετάλλευσης των αυτοκινήτων. Ένα βασικό σενάριο εκτελείται για τη περίοδο 1978-1984 και συγκρίνεται με τη συμπεριφορά της αγοράς αυτής της περιόδου. Έπειτα εκτελούνται κι άλλες προσομοιώσεις για τη σύγκριση των διάφορων σεναρίων που σχετίζονται με τις διαφορετικές τιμές της βενζίνης για τη περίοδο 1984-1990.
Το μεγάλο πλεονέκτημα του διαχωριστικού μοντέλο είναι ότι μπορεί να επικεντρώνεται στις πολιτικές που επηρεάζουν την μίξη των οχημάτων και όχι μόνο τη ποσότητα.
Τα αποτελέσματα της πρόβλεψης είναι πολύ λογικά αλλά όχι τέλεια. Αυτό οφείλεται στις έντονες μακροοικονομικές συνέπειες της περιόδου 1978-1984 που δεν εκπροσωπούνται στο μοντέλο.

Forecasting automobile demand for economies In transition: A dynamic simultaneous equation system approach

Οι συγγραφείς Sameer A. Abu-Eisheh και Fred L. Mannering αναπτύσσουν μια δυναμική προσομοίωση για τη πρόβλεψη της ζήτησης των αυτοκινήτων, σε οικονομίες που βρίσκονται σε μετάβαση, χρησιμοποιώντας ένα σύστημα ταυτόχρονης εξίσωσης (simultaneous-equation system).
Οι ικανότητες του μοντέλου επιδεικνύονται μέσα από ένα αριθμό προσομοιώσεων εξετάζοντας μεγάλα σενάρια ανάπτυξης, αλλαγές στα λειτουργικά κόστη, πολιτικές κυβερνήσεων έναντι των εισαγωγών αυτοκινήτων και δημογραφικές/εργασιακές μετατοπίσεις. Το μοντέλο εφαρμόζεται για τη περίπτωση της δυτικής όχθης στα Παλαιστινιακά εδάφη. Σε αυτή τη περιοχή, ο μέσος ετήσιος ρυθμός αύξησης των αυτοκινήτων υπερβαίνει το 16% για τη περίοδο από το 1971 ως το 1998. Η ανάλυση περιπλέκεται από την αλλαγή της πολιτικής της κυβέρνησης. Συγκεκριμένα, μετά την ίδρυση της Παλαιστινιακής Αρχής ως αποτέλεσμα της ειρηνευτικής συμφωνίας του Όσλο το 1993, πολυάριθμα μέτρα έχουν τεθεί σε εφαρμογή τα οποία έπληξαν τη ζήτηση αυτοκινήτων. Τα δεδομένα πάρθηκαν από την ισραηλινή κεντρική στατιστική υπηρεσία και από την παλαιστινιακή κεντρική στατιστική υπηρεσία. Επιπλέον, επιτράπηκε η πρόσβαση στα αρχεία με τις καταχωρήσεις των αυτοκινήτων από το υπουργείο μεταφορών.
Η εκτίμηση και η προσομοίωση των αποτελεσμάτων δείχνουν τη σχετική σημασία του πληθυσμού/απασχόλησης, της οικονομικής ανάπτυξης, τις τιμές του πετρελαίου, συναλλαγματικές ισοτιμίες καθώς και τις πολιτικές των κυβερνήσεων που σχετίζονται με τις εισαγωγές των αυτοκινήτων.

Fuzzy Sales Forecasting

Οι συγγραφείς Celia Frank, Les Sztandera, Balaji Vemulapali, Asish Garg και Amar Raheja κατασκεύασαν μοντέλα πρόβλεψης ασαφούς λογικής βασισμένα στην ανάλυση με μια και με πολλές μεταβλητές. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν είναι οι

πωλήσεις πέντε μηνών (Αύγουστος-Δεκέμβριος 2001). Η πρόβλεψη πραγματοποιήθηκε για ένα μήνα του έτους 2002. Το μοντέλο κατασκευάστηκε βασιζόμενο σε σημαντικές μεταβλητές του προϊόντος όπως είναι το χρώμα, η εποχή και το μέγεθος. Στη συνέχεια επεκτάθηκε για να συμπεριληφθούν και άλλες μεταβλητές όπως είναι το κλίμα και οι οικονομικές συνθήκες. Οι επιδόσεις του μοντέλου ελέγχθηκαν συγκρίνοντας στατιστικά R^2 , και επιπλέον συγκρίνοντας τις πραγματικές με τις προβλεπόμενες πωλήσεις. Επικράτησε ένα R^2 της τάξης του 0.93 για την ανάλυση με πολλές μεταβλητές και 0.75 για την ανάλυση με μια μεταβλητή.

Sales forecasting using time series and neural networks

Οι συγγραφείς Angela P. Ansuj, M. E. Camargo, R. Radharamanan και D. G. Petry χρησιμοποιούν χρονοσειρές ARIMA με παρεμβάσεις και ένα νευρωνικό δίκτυο (back propagation model) για την ανάλυση της συμπεριφοράς των πωλήσεων σε μια επιχείρηση μεσαίου μεγέθους, που βρίσκεται στη Santa Maria της Βραζιλίας, για τη περίοδο Ιανουάριος 1979 – Δεκέμβριος 1989. Τα δεδομένα για τις πωλήσεις πάρθηκαν από την ίδια την επιχείρηση για τη συγκεκριμένη περίοδο. Παρατηρήθηκε ότι η πρόβλεψη με τη χρήση νευρωνικού δικτύου (back propagation model) ήταν πιο ακριβής από αυτή του ARIMA με παρεμβάσεις. Το μέσο απόλυτο σφάλμα των προβλέψεων ήταν 7,6486.

Neural networks in production planning and control

Οι συγγραφείς Marco Garetti και Marco Taisch μέσα από αυτό το άρθρο έχουν ως σκοπό να παρουσιάσουν μια επιλογή από τις πιο σημαντικές εφαρμογές τεχνητών νευρωνικών δικτύων που χρησιμοποιούνται για την επίλυση προβλημάτων που σχετίζονται με τον προγραμματισμό και τον έλεγχο της παραγωγής. Η επίλυσή τους εξαρτάται από διάφορους παράγοντες όπως: το περιβάλλον παραγωγής, η στρατηγική της παραγωγής, το περιβάλλον της αγοράς, ο βαθμός αυτοματοποίησης κ.τ.λ. Η παγκοσμιοποίηση της αγοράς, η αύξηση του επιπέδου ποιότητας, ο δυνατός ανταγωνισμός στις υπηρεσίες και στις τιμές οδηγούν τις εταιρίες να αναθεωρήσουν τις

διαδικασίες πρόβλεψης της ζήτησης. Παρατηρήθηκε ότι τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα μπορούν να δώσουν το καλύτερο αποτέλεσμα όταν συνδυαστούν με άλλες υπολογιστικές τεχνικές.

Global competition and the European Automobile industry: opportunities and challenges

Ο συγγραφέας Andrew P. Graves μέσα από αυτό το άρθρο παρουσιάζει πέντε μείζονες στόχους. Πρώτον, περιγράφει εν συντομία τη ιστορική εξέλιξη και το πλαίσιο το οποίο θα καθορίσει την ανταγωνιστικότητα της ευρωπαϊκής αυτοκινητοβιομηχανίας. Δεύτερον, σκιαγραφεί τις προκλήσεις και τις ευκαιρίες που αντιμετωπίζουν οι ευρωπαίοι κατασκευαστές, προμηθευτές και οι κυβερνήσεις που προσπαθούν να κατασκευάσουν μια πανευρωπαϊκή βιομηχανία. Τρίτον, αναλύει τις επιλογές που αντιμετωπίζουν οι ευρωπαίοι κατασκευαστές και προμηθευτές μετά τη δημιουργία ιαπωνικών εγκαταστάσεων στο Ηνωμένο Βασίλειο καθώς και τη δυνατότητα μεταφοράς της ελαφριάς παραγωγής σε εγχώριους παραγωγούς. Τέταρτον, υποστηρίζει ότι το κλειδί για τη μελλοντική ανταγωνιστικότητα της Ευρώπης είναι οι υπάρχουσες τεχνολογικές δυνάμεις, οι ικανότητες στους τομείς του στυλ και του σχεδιασμού, ο περιβαλλοντικός έλεγχος και οι τεχνολογίες διαχείρισης της κυκλοφορίας. Στη δεκαετία του 80 η ευρωπαϊκή αυτοκινητοβιομηχανία αντιμετώπισε μια περίοδο δραματικής αναδόμησης εξαιτίας της μείωσης των πωλήσεων που προκλήθηκε από τη πετρελαϊκή κρίση το 1979.

Επιπλέον, κατά τη διάρκεια της προηγούμενης δεκαετίας οι άμεσες ιαπωνικές επενδύσεις προστέθηκαν στο πρόβλημα της υποχωρητικότητας. Αυτό τώρα επιλύεται μέσω της αντικατάστασης της ανεπαρκούς μαζικής παραγωγής από τη γραμμική παραγωγή. Τέλος, το άρθρο τονίζει ορισμένα από τα κύρια ζητήματα που θα ενημερώνουν το μέλλον του διεθνούς μηχανοκίνητου προγράμματος και έρευνας στη Ευρώπη. Ο άμεσος στόχος της βιομηχανίας είναι να ενισχύσει την εμπιστοσύνη ανάμεσα στους προμηθευτές, τους συναρμολογητές και τις κυβερνήσεις της Ευρώπης προκειμένου να επανεγκαθιδρυθεί ο τομέας της αυτοκινητοβιομηχανίας ως η κύρια μηχανή για την ανάπτυξη και την ευημερία για τον 21^{ο} αιώνα.

The accuracy of intermittent demand estimates

Οι συγγραφείς Aris A. Syntentos και John E. Boylan συγκρίνουν 4 μεθόδους πρόβλεψης
τη Simple Moving Average, τη Single Exponential Smoothing, τη μέθοδο Croston και μια νέα μέθοδο βασισμένη στη Croston, η οποία αναπτύχθηκε από τους ίδιους τους συγγραφείς. Η σύγκριση πραγματοποιείται σε 3000 σειρές δεδομένων πραγματικής διακοπτόμενης ζήτησης από την αυτοκινητοβιομηχανία. Τα αποτελέσματα βασίστηκαν σε αληθινά δεδομένα. Η διακοπτόμενη ζήτηση εμφανίζεται σποραδικά με μερικές περιόδους να μη έχουν καμία απολύτως ζήτηση. Τέτοιου είδους ζήτηση είναι δύσκολο να προβλεφθεί και τα σφάλματα μπορούν να αποδειχθούν ιδιαίτερα δαπανηρά. Τέλος, αποδείχθηκε ότι η καινούργια μέθοδος είναι πιο ακριβής εκτιμήτρια όταν ερευνάται γρήγορη διακοπτόμενη ζήτηση.

Forecasting and Policy Analysis with a Dynamic CGE Model of Australia

Οι συγγραφείς Peter B. Dixon και Maureen T. Rimmer χρησιμοποιούν μια εφαρμογή του MONASH, ένα μοντέλο CGE, για τη πρόβλεψη της αυστραλιανής αυτοκινητοβιομηχανίας τη περίοδο 1987-2016 καθώς και τη πρόβλεψη ζητημάτων για πολιτική ανάλυση. Ένα μέρος των δεδομένων αναφέρεται στην αυτοκινητοβιομηχανία και ένα άλλο μέρος παραπέμπει σε ένα ευρύτερο κλάδο οχημάτων με κινητήρα. Η πρόβλεψη επηρεάζεται από τους παρακάτω παράγοντες: από τα αποτελέσματα των αλλαγών στην εξωτερική ζήτηση και τις προμήθειες, από τις αλλαγές στην ασφάλεια, από τα αποτελέσματα του πρωταρχικού παράγοντα εξοικονόμησης και των ενδιάμεσων εισροών εξοικονόμησης τεχνικής αλλαγής (primary-factor-saving and intermediate-input-saving technical change), από τις αλλαγές στις εγχώριες και εξωτερικές προτιμήσεις, από τις προτιμήσεις των καταναλωτών, από την αύξηση της απασχόλησης και του αριθμού των νοικοκυριών, από τις επιδράσεις των αλλαγών στη μακροοικονομική σύνθεση του ΑΕΠ και από την φαινομενική εξέλιξη των αναγκών. Ο

αρχικός στόχος της ανάπτυξης αυτού του μοντέλου είναι η παραγωγή αποτελεσμάτων που θα χρησιμοποιηθούν για τη λήψη αποφάσεων στον δημόσιο και ιδιωτικό τομέα.

Univariate Forecasting Comparisons: The Case of the Spanish Automobile Industry

Οι συγγραφείς A. Garcia A-Ferrer, J. Del Hoyo και A. S. Martian-Arroyo ερευνούν την ικανότητα πρόβλεψης των μοντέλων με απαρατήρητα συστατικά όταν συγκρίνονται με τη σταθερή προσέγγιση ARIMA ενός παράγοντα. Διεξάγεται μια διαδικασία πρόβλεψης για κάθε μέθοδο χρησιμοποιώντας μηνιαίες χρονικές σειρές από τις πωλήσεις αυτοκινήτων στην Ισπανία. Η ακρίβεια αυτών των διαφορετικών μεθόδων αξιολογείται συγκρίνοντας διάφορους παραμέτρους πρόβλεψης που βασίζονται σε προβλέψεις εκτός δείγματος για ποικίλους ορίζοντες καθώς και σε διάφορες παραδοχές σχετικά με τις παραμέτρους των μοντέλων. Τα μηνιαία στοιχεία για τις πωλήσεις πάρθηκαν από την Εθνική Ένωση Κατασκευαστών Αυτοκινήτων και χωρίστηκαν σε 5 κατηγορίες ανάλογα με τα χαρακτηριστικά τους: 1.Τον συνολικό αριθμό πωλήσεων των αυτοκινήτων στην Ισπανία, 2. Τον αριθμό των αυτοκινήτων που κατασκευάστηκαν και πουλήθηκαν στη Ισπανία, 3.Τον αριθμό των εισαγόμενων αυτοκινήτων που πουλήθηκαν στην Ισπανία 4.Τον αριθμό των πολυτελών αυτοκινήτων που πουλήθηκαν στην Ισπανία και 5. Τις πωλήσεις των αυτοκινήτων μιας από τις μεγαλύτερες εταιρίες εισαγωγών στην Ισπανία.

Τέλος, θα πρέπει να σημειωθεί ότι τα μοντέλα με απαρατήρητα συστατικά εκτιμούνται χρησιμοποιώντας αναδρομικές μεθόδους. Για αυτό το λόγο φημίζονται για την προσαρμοστικότητά τους και την ευελιξία τους.

Κεφάλαιο 4

Προτεινόμενες προσεγγίσεις

4.1 Νευρωνικά Δίκτυα

Το **νευρωνικό δίκτυο** είναι ένα δίκτυο από υπολογιστικούς κόμβους (νευρώνες, νευρώνια), συνδεδεμένους μεταξύ τους. Είναι εμπνευσμένο από το Κεντρικό Νευρικό Σύστημα (ΚΝΣ), το οποίο προσπαθούν να προσομοιώσουν.

Οι **νευρώνες** είναι τα δομικά στοιχεία του δικτύου. Υπάρχουν δύο είδη νευρώνων, οι νευρώνες εισόδου και οι υπολογιστικοί νευρώνες: Οι νευρώνες εισόδου δεν υπολογίζουν τίποτα, μεσολαβούν ανάμεσα στις εισόδους του δικτύου και τους υπολογιστικούς νευρώνες. Οι υπολογιστικοί νευρώνες πολλαπλασιάζουν τις εισόδους τους με τα συνοπτικά βάρη και υπολογίζουν το άθροισμα του γινομένου. Το άθροισμα που προκύπτει είναι το όρισμα της συνάρτηση ενεργοποίησης.

Τα **τεχνητά νευρωνικά δίκτυα** (**Artificial Neural Networks**), ή απλώς **νευρωνικά δίκτυα** (**Neural Networks**) είναι ένα μαθηματικό μοντέλο για την επεξεργασία πληροφορίας που προσεγγίζει την υπολογιστική και αναπαραστατική δυνατότητα μέσω συνάψεων. Το μοντέλο είναι εμπνευσμένο από τα βιοηλεκτρικά δίκτυα που δημιουργούνται στον εγκέφαλο ανάμεσα στους νευρώνες (νευρικά κύτταρα) και στις συνάψεις (σημεία επαφής των νευρικών απολήξεων).
Στο μαθηματικό μοντέλο των νευρωνικών δικτύων υπάρχουν κομβικά σημεία (nodes) στα οποία καταλήγουν συνδέσεις από άλλους κόμβους του δικτύου, στις οποίες συνήθως αποδίδεται κάποιο βάρος.
Πρακτικά, ένα νευρωνικό δίκτυο βελτιστοποιεί μια συνάρτηση, σύμφωνα με κάποιους περιορισμούς.
Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, ως μαθηματικό μοντέλο, προέκυψαν από τον τομέα της Τεχνητής Νοημοσύνης

4.1.1 Ιστορική αναδρομή

Η μοντέρνα περίοδος των νευρωνικών δικτύων λέγεται ότι άρχισε με την πρωτοποριακή δουλειά των McCulloch και Pitts (1943). Ο πρώτος ήταν ψυχίατρος και ο δεύτερος μεγαλοφυής μαθηματικός. Σύμφωνα με τον Rall (1990) η κλασσική εργασία των McCulloch και Pitts έγινε μέσα σε μια κοινωνία που ασχολούνταν με τους

νευρώνες στο πανεπιστήμιο του Σικάγο, για πάνω από 5 χρόνια. Αυτή η εργασία περιγράφει το λογικό λογισμό των νευρωνικών δικτύων. Είναι αξιοσημείωτο το ότι ο von Neumann χρησιμοποίησε ιδεατά στοιχεία καθυστέρησης τα οποία είχαν υπολογιστεί από τα ιδεατά στοιχεία νευρώνων των McCulloch και Pitts, για την κατασκευή του EDVAC (Electronic Discrete Variable Automatic Computer), ο οποίος κατάληξε στον ENIAC, τον πρώτο γενικού σκοπού υπολογιστή.

Η επόμενη μεγάλη ανάπτυξη πάνω στα νευρωνικά δίκτυα, ήρθε το 1949 με την έκδοση του βιβλίου του Hebb με τίτλο "The Organization of Behavior", στο οποίο έγινε για πρώτη φορά μια ιδιαίτερη δήλωση ενός φυσιολογικού κανόνα μάθησης για συνοπτικές τροποποιήσεις. Πιο συγκεκριμένα ο Hebb πρότεινε ότι η συνδετικότητα του εγκεφάλου συνεχώς αλλάζει καθώς ο οργανισμός μαθαίνει διάφορες εργασίες, και ότι οι νευρωνικοί συγκεντρωτές δημιουργούνται από τέτοιες αλλαγές. Επίσης πρότεινε το διάσημο αίτημα μάθησης σύμφωνα με το οποίο η αποτελεσματικότητα μιας σύναψης μεταβλητής ανάμεσα σε δύο νευρώνες αυξάνεται από την επαναλαμβανόμενη ενεργοποίηση του ενός νευρώνα από τον άλλο κατά μήκος της σύναψης.

Η αναφορά των Rochester , Holland , Habit και Duda (1956) είναι ίσως η πρώτη προσπάθεια για χρήση υπολογιστή που χρησιμοποιεί την εξομοίωση , για να ελεγχθεί μια καλά σχηματισμένη νευρωνική θεωρία βασισμένη στο αίτημα μάθησης του Hebb. Η εξομοίωση έδειξε ότι χρειαζόταν να προστεθεί παρεμπόδιση ώστε η θεωρία να δουλέψει πραγματικά. Τον ίδιο χρόνο ο Uttley παρουσίασε την αποκαλούμενη "διαρρέουσα ολοκλήρωση" ή "νευρώνας φωτιάς" που αργότερα αναλύθηκε από τον Caianielo.

Το 1952 εκδόθηκε το βιβλίο του Ashby με τίτλο "Design for a brain: The Origin ofAdaptive Behavior", το οποίο ασχολήθηκε με την βασική έννοια ότι η προσαρμοζόμενη συμπεριφορά δεν είναι έμφυτη αλλά μαθαίνεται. Το 1954 ο Minsky έγραψε τη διδακτορική του διατριβή με τίτλο "Theory of Neural-Analog Reinforcement Systems and Its Application to the Brain-Model Problem" και το 1961 ο ίδιος έγραψε μια εργασία με τίτλο "Steps Toward Artificial Intelligence". Επίσης το 1954 η ιδέα των μη γραμμικών προσαρμοζόμενων φίλτρων προτάθηκε από τον Gabor (πρωτοπόρος της θεωρίας επικοινωνιών και εφευρέτης του ολογραφήματος), ο οποίος υλοποίησε μια τέτοια μηχανή στην οποία η μάθηση επιτυγχανόταν με τροφοδότηση δειγμάτων στοχαστικών διαδικασιών στη μηχανή, μαζί με τη συνάρτηση-στόχο, την οποία ήταν αναμενόμενο να παράγει η μηχανή.

Ένα θέμα ιδιαίτερου ενδιαφέροντος για τα νευρωνικά δίκτυα είναι αυτό της σχεδίασης ενός αξιόπιστου δικτύου με νευρώνες που μπορούν να θεωρηθούν σαν μη αξιόπιστα στοιχεία. Αυτό το σημαντικό πρόβλημα λύθηκε από τον von Neumann (1956) χρησιμοποιώντας την ιδέα του πλεονασμού. 15 χρόνια μετά την έκδοση της εργασίας 12 προτύπων έγινε από τον Rosenblatt (1958) στην εργασία του πάνω στο αισθητήριο των McCulloch και Pitts, μια νέα προσέγγιση πάνω στο πρόβλημα της αναγνώρισης (perceptron). Το ιδιαίτερο επίτευγμα του ήταν το αποκαλούμενο θεώρημα σύγκλισης αισθητηρίου (perceptron convergence theorem). Το 1960 οι Widrow και Hoff πρότειναν τον αλγόριθμο ελάχιστου μέσου τετραγώνου (least mean-square-LMS) και τον χρησιμοποίησαν για να σχηματίσουν το Adaline (adaptive linear element). Η διαφορά ανάμεσα στο αισθητήριο και στο Adaline βρίσκεται στον τρόπο μάθησης. Ένα από τα από τα πρόσφατα εκπαιδεύσιμα νευρωνικά δίκτυα με πολλαπλά στοιχεία είναι η δομή Madaline (Widrow). Κατά την διάρκεια της κλασσικής περιόδου του perceptron (‘60) πιστευόταν ότι τα νευρωνικά δίκτυα μπορούσαν να κάνουν τα πάντα. Αλλά τότε εκδόθηκε το βιβλίο των Minsky και Papert που με τη βοήθεια των μαθηματικών απέδειξε ότι υπάρχουν όρια πάνω στο τι μπορεί να υπολογιστεί από τα αισθητήρια. Ένα σημαντικό πρόβλημα πάνω στη σχεδίαση ενός πολυεπίπεδου αισθητηρίου είναι το πρόβλημα της ανάθεσης εμπιστοσύνης (credit assignment problem), το οποίο βρήκε την λύση του μόλις την δεκαετία του 1980.

Κατά την δεκαετία του ‘70 λόγω των προβλημάτων εγκαταλείφτηκε το ενδιαφέρον πάνω στα νευρωνικά δίκτυα. Μια σημαντική ενέργεια την δεκαετία αυτή ήταν οι χάρτες αυτοοργάνωσης με ανταγωνιστική μάθηση.

Το 1980 έγιναν πολλές εργασίες πάνω στην θεωρία αλλά και στον σχεδιασμό των νευρωνικών δικτύων. Ο Grossberg (1980) ανέπτυξε μια καινούργια αρχή αυτοοργάνωσης που συνδυάζει φιλτράρισμα από “κάτω προς τα πάνω” και αντίθετη αύξηση σε μικρή μνήμη με από “πάνω προς τα κάτω” ταίριασμα προτύπων και σταθεροποίηση του κώδικα μάθησης. Δεδομένης μιας τέτοιας ικανότητας, και αν το πρότυπο εισόδου ταιριάζει με την ανάδραση μάθησης, λαμβάνει χώρα μία δυναμική κατάσταση που καλείται adaptive resonance. Αυτό το φαινόμενο δίνει την βάση για μια νέα κατηγορία νευρωνικών δικτύων γνωστά σαν adaptive resonance theory (ART). Το 1982 ο Hopfield χρησιμοποίησε την ιδέα μια συνάρτησης ενέργειας για να φτιάξει ένα νέο τρόπο κατανόησης του υπολογισμού που γίνεται από τα δίκτυα με συμμετρικές συνοπτικές συνδέσεις. Επιπλέον καθιέρωσε τον *ισομορφισμό* ανάμεσα σε τέτοια περιοδικά δίκτυα και σε ένα Ising μοντέλο που χρησιμοποιείται στην στατιστική. Αυτή

η αναλογία άνοιξε τον δρόμο για ένα κατακλυσμό θεωριών για τα νευρωνικά δίκτυα. Αυτή η συγκεκριμένη τάξη νευρωνικών δικτύων με ανατροφοδότηση έτυχε ιδιαίτερης προσοχής κατά τη δεκαετία του ‘80 και με το χρόνο έγιναν γνωστά σαν δίκτυα Hopfield.

Το 1983 οι Cohen και Grossberg έδωσαν μια νέα αρχή για σχεδίαση μιας διευθυνσιοδοτούμενης μνήμης *(*content-addressable memory) που περιλαμβάνει την έκδοση συνεχούς χρόνου του δικτύου Hopfield σαν μια ιδιαίτερη περίπτωση. Μια ακόμα σημαντική ανάπτυξη το 1982 ήταν η έκδοση της εργασίας του Kohonen πάνω στους χάρτες αυτοοργάνωσης, χρησιμοποιώντας μιας ή δύο διαστάσεων δικτυωτές δομές.

Το 1983 οι Kirkpatrick, Gallat και Vecchi περιέγραψαν μια νέα διαδικασία που λέγεται εξομοιωμένη ανόπτηση για λύση προβλημάτων συνδυαστικής βελτιστοποίησης. Η εξομοιωμένη ανόπτηση χρησιμοποιείται στην στατιστική θερμοδυναμική και βασίζεται σε μια απλή τεχνική. Την ίδια χρονιά εκδόθηκε μια εργασία από τους Burto, Sutton και Anderson πάνω στην ενισχυμένη μάθηση, η οποία δημιούργησε μεγάλο ενδιαφέρον πάνω στην ενισχυμένη μάθηση και την εφαρμογή της. Το 1984 ο Braitenberg εξέδωσε ένα βιβλίο με τίτλο “Vehicles: Experiments in Synthetic Psychology” το οποίο 13 περιγράφει διάφορες μηχανές με απλή εσωτερική αρχιτεκτονική, και το οποίο ενσωματώνει μερικές σημαντικές αρχές της αυτοοργανούμενης απόδοσης. Το 1986 η ανάπτυξη του αλγορίθμου για πίσω διάδοση (back-propagation algorithm) παρουσιάστηκε για πρώτη φορά από τον Rumelhart.

Αυτός ο αλγόριθμος έγινε πολύ δημοφιλής και έδωσε νέα ώθηση στις εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων. Το 1988 ο Linsker περιέγραψε μια νέα αρχή για την αυτοοργάνωση σε ένα δίκτυο αισθητηρίων (perceptrons). Η αρχή αυτή σχεδιάστηκε ώστε να διατηρεί μέγιστη πληροφορία σχετικά με τα πρότυπα ενεργειών, που υπόκεινται σε περιορισμούς όπως συνοπτικές συνδέσεις και δυναμικές περιοχές σύναψης. Ο Linsker χρησιμοποίησε αφηρημένες έννοιες πάνω στη θεωρία πληροφοριών ώστε να σχηματίσει τη αρχή της διατήρησης μέγιστης πληροφορίας.

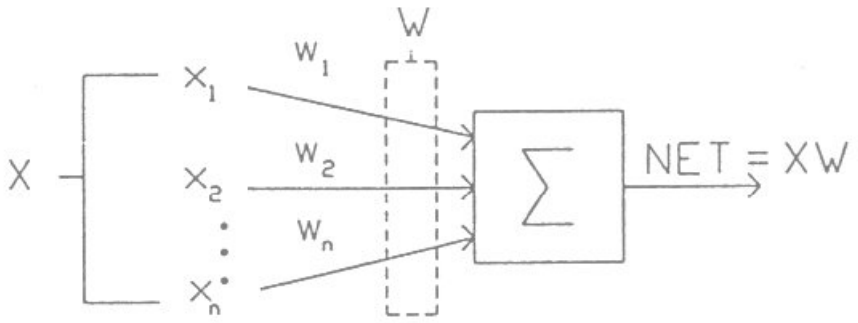
Επίσης το 1988 οι Broomhead και Lowe περιέγραψαν μία διαδικασία για το σχεδιασμό “προς τα εμπρός τροφοδότησης” (feedforward) δικτύων χρησιμοποιώντας συναρτήσεις ακτινικής βάσης (Radial Basis Functions - RBF), που είναι μια παραλλαγή των πολυεπίπεδων αισθητηρίων. Το 1989 εκδόθηκε το βιβλίο του Mead με τίτλο “VLSI and Neural Systems”. Αυτό το βιβλίο δίνει μια ασυνήθιστη μίξη περιεχομένων από την νευροβιολογία και την τεχνολογία VLSI. Ίσως περισσότερο από

κάθε άλλη έκδοση, η εργασία του Hopfield (1982) και το δίτομο βιβλίο των Rummelhart και McLelland (1986), να ήταν οι πιο σημαίνουσες εκδόσεις υπεύθυνες για την αναζωογόνηση του ενδιαφέροντος για τα νευρωνικά δίκτυα στην δεκαετία του ‘80. Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν σίγουρα διανύσει πολύ δρόμο από την εποχή των McCulloch και Pitts. Πραγματικά έχουν εγκαθιδρυθεί σαν ενδοπειθαρχικό αντικείμενο με βαθιές ρίζες στην επιστήμη των νευρώνων, στην ψυχολογία, στα μαθηματικά, στις φυσικές επιστήμες και στην μηχανική. Δεν είναι αναγκαίο να πούμε ότι είναι εδώ για να μείνουν και θα συνεχίσουν να αναπτύσσονται σε θεωρία, σχεδιασμό και εφαρμογές.

4.1.2 Το Τεχνητό Νευρώνιο

Το Τεχνητό νευρώνιο σχεδιάστηκε ώστε να μιμείται τα χαρακτηριστικά των βιολογικών νευρώνων .Έτσι ,ένα σύνολο από δεδομένα εισόδου (inputs) εφαρμόζεται ,το καθένα αντιπροσωπεύει τα δεδομένα εξόδου (outputs) από άλλο νευρώνιο . Κάθε είσοδος πολλαπλασιάζεται από το αντίστοιχο βάρος (weight) , ανάλογα με την συνοπτική δύναμη και μετά όλα τα inputs πολλαπλασιαζόμενα με το βάρος αθροίζονται για να καθορίσουν το βαθμό ενεργοποίησης του νευρωνίου .Όλη αυτή η διαδικασία φαίνεται στο παρακάτω Σχήμα 4.1 . Παρά την ποικιλία που υπάρχει στα παραδείγματα των δικτύων , σχεδόν όλα στηρίζονται σε αυτό τον τρόπο δομής . Ένα σύνολο από inputs , που τα έχουμε ονομάσει χ1,χ2,....,χn , εφαρμόζεται στο τεχνητό νευρώνιο . Τα inputs αυτά , που συλλογικά μπορούμε να τα αντιστοιχήσουμε στις συντεταγμένες ενός διανύσματος X , παρομοιάζονται σαν τα σήματα που περνάνε διαμέσου των συνάψεων των βιολογικών νευρώνων . Κάθε σήμα πολλαπλασιάζεται από το συσχετιζόμενο weight w1,w2,...,wn πριν εφαρμοστεί στο αθροίστηκα τμήμα , που συμβολίζετε με το ελληνικό γράμμα Σ . Το κάθε βάρος αντιστοιχεί στην «δύναμη» (strength) μιας συνοπτικής σύνδεσης των βιολογικών νευρώνων . Το σύνολο των βαρών το αντιστοιχούμε στις συντεταγμένες ενός διανύσματος W . Το αθροιστικό τμήμα , που στην περίπτωση του βιολογικού νευρωνίου είναι το σήμα του κυττάρου , προσθέτει όλα τα inputs που έχουν πολλαπλασιαστεί με τα βάρη αλγεβρικά και παράγει μια τιμή εξόδου που καλούμε NET . Αυτό η διαδικασία με την μορφή ενός μαθηματικού τύπου μπορεί να γραφεί ως εξής :

$$NET=X*Y$$



Σχήμα 4.1

NET=x1*w1+x2*w2+ ... +xn*wn

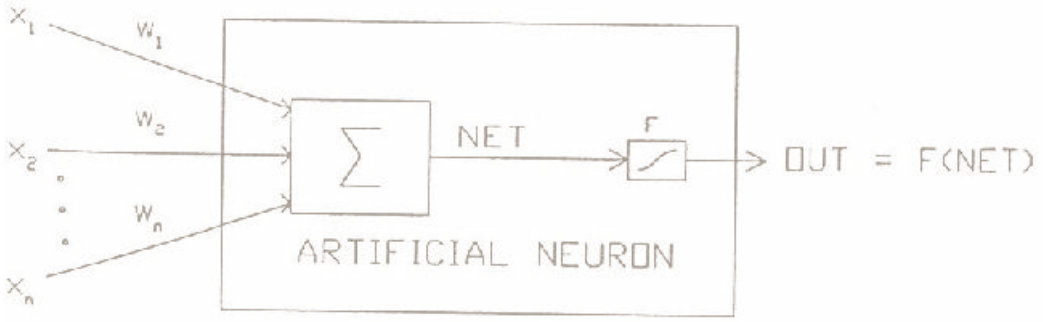
4.1.3 Συνάρτηση ενεργοποίησης

Το σήμα NET , συνήθως , από εκεί και πέρα επεξεργάζεται από μια συνάρτηση ενεργοποίησης F για να παράγει το σήμα εξόδου του νευρωνίου , που ονομάζετε OUT . Αυτή μπορεί να είναι (η συνάρτηση ενεργοποίησης) είτε μια απλή γραμμική σχέση : OUT=K(NET) , όπου K μια σταθερά ή από μια συνάρτηση κατωφλίου :

OUT=1 αν NET>T

OUT=0 για κάθε άλλη τιμή

,όπου T είναι η σταθερή τιμή του κατωφλίου είτε μια συνάρτηση που προσομοιώνει καλύτερα την μη-γραμμική ικανότητα μεταφοράς των βιολογικών νευρώνων και επιτρέπει την εκτέλεση , από το δίκτυο , γενικότερων λειτουργιών.



Σχήμα 4.2

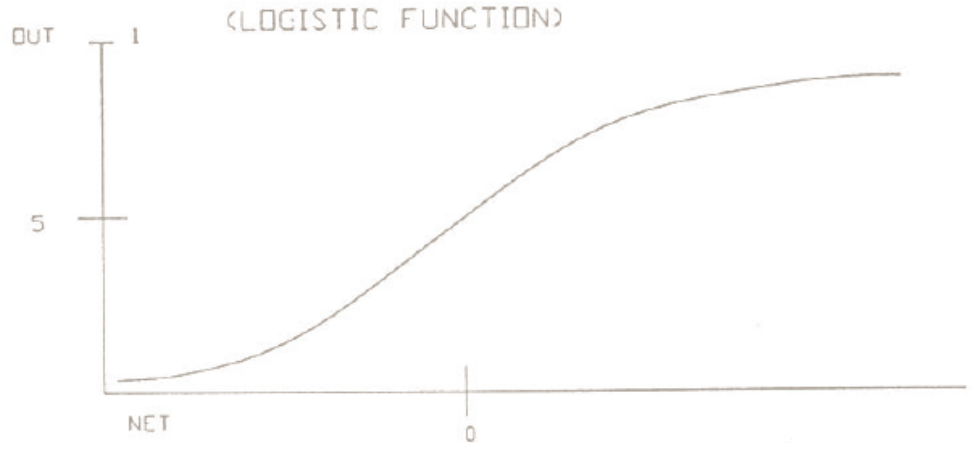
Στο σχήμα 4.2 το τετράγωνο F δέχεται το σήμα NET και παράγει το σήμα OUT .

Αν το F τετράγωνο επεξεργασίας συμπιέζει την έκταση του NET έτσι ώστε το OUT να μην υπερβαίνει ποτέ κάποιο κατώτερο όριο , αναφορικά με την τιμή του NET , ονομάζετε squashing function . Η squashing function συχνά επιλέγετε να είναι logistic συνάρτηση ή σιγμοειδής (η γραφική της παράσταση να έχει σχήμα S όπως φαίνετε στο ποιο κάτω Σχήμα 4.3) . Η συνάρτηση μαθηματικά γράφετε σαν

$$F(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$

{όπου exp(-x) είναι μια δύναμη με βάση e και εκθέτη το -x} έτσι

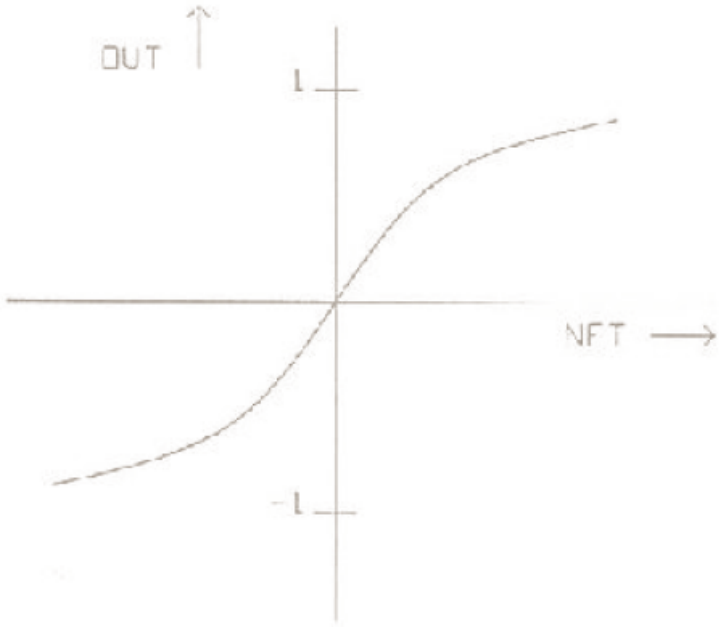
$$OUT = \frac{1}{1 + \exp(-NET)}$$



Σχήμα 4.3

Σε αντιστοιχία με τα αναλογικά ηλεκτρονικά συστήματα , μπορούμε να πούμε για την συνάρτηση ενεργοποίησης ότι είναι αυτή που ορίζει το μη-γραμμικό κέρδος για το TN. Το κέρδος αυτό υπολογίζεται αν βρούμε την αλλαγή που επιφέρει μια μικρή αλλαγή του σήματος NET πάνω στο σήμα OUT . Έτσι , το κέρδος είναι η κλίση της καμπύλης στο καθορισμένο επίπεδο διέγερσης .Αναλυτικά , αρχικά έχει χαμηλή τιμή για μεγάλη αρνητική διέγερση (η καμπύλη είναι σχεδόν οριζόντια) μέχρι υψηλή τιμή για μηδενική διέγερση και πέφτει στην συνέχεια όταν η διέγερση γίνετε πολύ μεγάλη και θετική .Ο Grossberg (1973) βρήκε ότι η ικανότητα του μη-γραμμικού κέρδους έλυσε το noise-

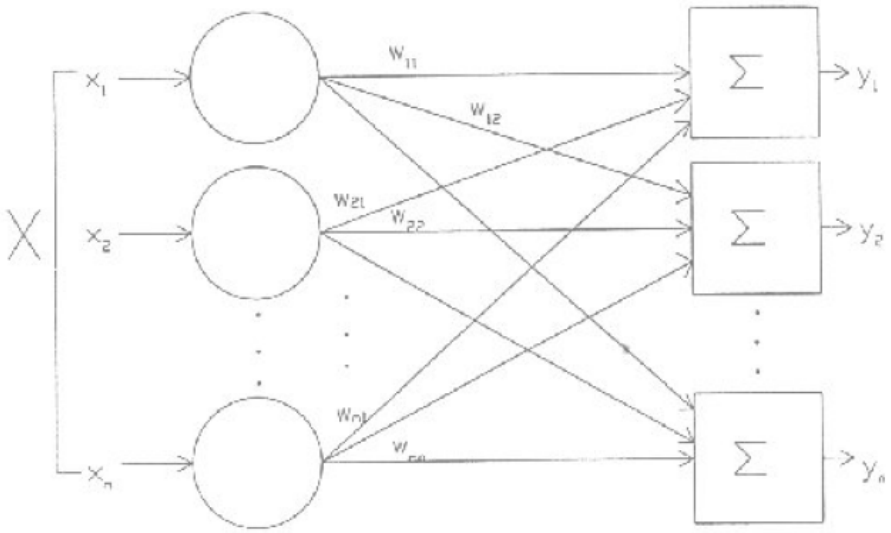
saturation (διαβρεχόμενα από θόρυβο) προβλήματα που αυτός έθεσε δηλ. πως το ίδιο το δίκτυο μπορεί να χειρίζεται μικρά και μεγάλα σήματα . Μικρά σήματα εισόδου απαιτούν υψηλό κέρδος διαμέσου του δικτύου αν θέλουμε να παράγουν χρήσιμη έξοδο , όμως μεγάλος αριθμός από υψηλά στάδια κέρδους μπορούν να διαποτίσουν την έξοδο με μεγεθυμένο θόρυβο (τυχαία μεταβαλλόμενο) , αυτό μπορεί να παρουσιαστεί σε οποιοδήποτε δίκτυο μου είναι πραγματοποιήσιμο . Επίσης , μεγάλα σήματα εισόδου θα διαποτίσουν τα υψηλού κέρδους στάδια , εξουδετερώνοντας τα σήματα εξόδου που θα μπορούσαν να αξιοποιηθούν . Η κεντρική περιοχή του υψηλού κέρδους από την logistic συνάρτηση λύνει το πρόβλημα της επεξεργασίας μικρών σημάτων καθώς η περιοχή του , όπου στο θετικό και αρνητικό άκρο έχουμε κέρδος που ελαττώνετε , είναι κατάλληλη για μεγάλες διεγέρσεις . Με αυτό τον τρόπο το νευρώνιο λειτουργεί , με το κατάλληλο κέρδος , πάνω σε μια μεγάλη περιοχή των επιπέδων εισόδου .
Μια άλλη συχνά χρησιμοποιούμενη συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η υπερβολική εφαπτομένη . Έχει παρόμοιο σχήμα με την logistic συνάρτηση και χρησιμοποιείτε συχνά από τους βιολόγους σαν το μαθηματικό μοντέλο της nerve-cell ενεργοποίησης Για να χρησιμοποιηθεί σαν συνάρτηση ενεργοποίησης του ΤΝΔ παίρνει την μορφή : OUT=tanh(x). Σαν την logistic συνάρτηση η υπερβολική εφαπτομένη είναι σιγμοειδής αλλά είναι και συμμετρική ως προς την αρχή των αξόνων , έτσι το OUT παίρνει την τιμή 0 όταν το NET είναι 0 (όπως φαίνετε στο ποιο κάτω Σχήμα 4.4). Σε αντίθεση με την logistic συνάρτηση , η υπερβολική εφαπτομένη έχει διπλή τιμή για το OUT χαρακτηριστικό που φαίνετε να είναι ευεργετικό για ορισμένα δίκτυα.



Τα απλά μοντέλα των ΤΝ αγνοούν πολλά από τα χαρακτηριστικά των βιολογικών τους προτύπων .Για παράδειγμα , δεν παίρνουν υπόψη τους τον χρόνο καθυστέρησης πράγμα που έχει επίδραση πάνω στην δυναμική του συστήματος (η είσοδος παράγει αμέσως έξοδο). Ακόμα δεν περιλαμβάνουν την αποτελεσματικότητα του συγχρονισμού η της συχνά μοντελοποιήσεις των λειτουργιών των βιολογικών νευρώνων , χαρακτηριστικά των οποίων μερική ερευνητές βρίσκουν πολύ κρίσιμα .
Παρά τους περιορισμούς , δίκτυα που είχαν σχηματιστεί από τέτοιου είδους νευρώνια παρουσιάζουν ιδιότητες που μας θυμίζουν πολύ έντονα τα βιολογικά συστήματα . Ίσως αρκετή από την βασική φύση των βιολογικών νευρώνων έχει χρησιμοποιηθεί ώστε να έχουμε ανταπόκριση παρόμοια με αυτή των βιολογικών συστημάτων , ίσως η ομοιότητα αυτή να είναι σύμπτωση , μόνο ο χρόνος και η έρευνα θα δείξει .

4.1.4 Single-Layer (ενός στρώματος) Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Μολονότι ένα μόνο του νευρώνιο μπορεί να εκτελέσει μερικές απλές λειτουργίες που αφορούν την ανίχνευση απλών προτύπων , η δύναμη της υπολογιστικότητας των νευρωνίων ανοίγεται μπροστά μας μόνο όταν αυτά συνδεθούν σε δίκτυο . Το πιο απλό δίκτυο αποτελείται από μια ομάδα από νευρώνια διατεταγμένα σε στρώμα , όπως φαίνετε στην δεξιά πλευρά του παρακάτω Σχήματος 4.4. Σημειώνουμε ότι , οι κύκλοι που φαίνονται στα αριστερά εργάζονται μόνο για το μοίρασμα των τιμών εισόδου , δεν εκτελούν υπολογισμούς , και έτσι δεν θεωρούνται ότι αποτελούν στρώμα, αντίθετα τα νευρώνια που εκτελούν υπολογισμούς έχουν την μορφή τετραγώνων . Το σετ των τιμών εισόδου X έχει το κάθε του στοιχείο συνδεδεμένο σε κάθε ΤΝ διαμέσου διαφορετικών βαρών . Τα πρώτα ΤΝΔ δεν ήταν περισσότερο πολύπλοκα από ότι αυτό εδώ . Το κάθε νευρώνιο απλά παράγει ένα άθροισμα από τις τιμές εισόδου του δικτύου που έχουν πολλαπλασιαστεί με τα αντίστοιχα βάρη .Στην πραγματικότητα στα τεχνητά και βιολογικά δίκτυα πολλές από τις συνδέσεις τους μπορεί να μην υπάρχουν , όμως φαίνονται όλες οι για λόγους γενικότητας .



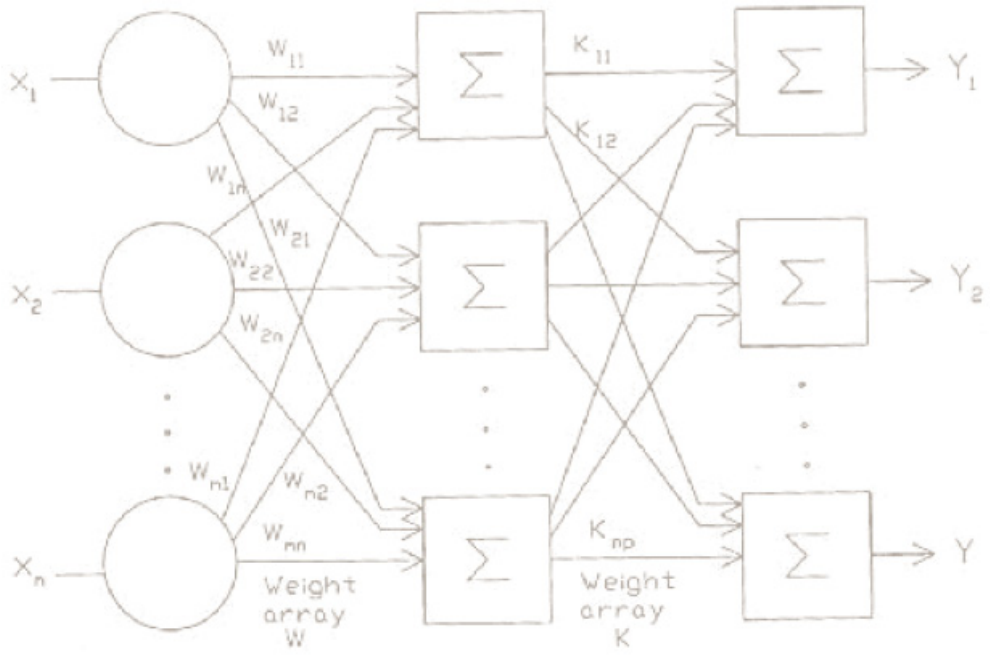
Σχήμα 4.5

Είναι πιο συμφέρον να θεωρούμε τα βάρη σαν τα στοιχεία ενός πίνακα W . Οι διστάσεις του πίνακα είναι m γραμμές και n στήλες , όπου m ο αριθμός των εισόδων και n ο αριθμός των νευρώνων . Για παράδειγμα , το βάρος που συνδέει την 3η είσοδο με το 2ο νευρώνιο είναι το $w_{3,2}$.Με αυτό τον τρόπο φαίνετε ότι ο υπολογισμός του σετ των νευρώνων NET τιμών εξόδου N για ένα στρώμα πετυχαίνετε με πολλαπλασιασμό πινάκων .
Έτσι N=X*W , όπου N και X είναι διανύσματα σειράς (row vectors).

4.1.5 Multilayer (Πολύστρωμα) Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Μεγαλύτερα , περισσότερο πολύπλοκα δίκτυα , γενικά , προσφέρουν μεγαλύτερη ικανότητα υπολογισμών . Μολονότι τα δίκτυα έχουν κατασκευαστεί με κάθε δυνατό τρόπο διάταξής τους , διατάσσοντας τα νευρώνια σε στρώμα μιμούνται την στρωματική δομή των διάφορων τμημάτων του εγκεφάλου .Τα πολύστρωμα δίκτυα, έχει αποδειχθεί, ότι έχουν ικανότητες πέρα από αυτές των μονόστρωμων δικτύων και στα πρόσφατα χρόνια αναπτύχθηκαν αλγόριθμοι για να τα εκπαιδεύσουν.

Τα πολύστρωμα δίκτυα μπορούν να σχηματιστούν από ομάδες μονόστρωμων δικτύων, η έξοδος ενός στρώματος αποτελεί την είσοδο του απομένουν στρώματος . Στο παρακάτω Σχήμα 4.6 φαίνετε ένα τέτοιο δίκτυο , όπου έχουν σχεδιαστεί όλες οι ενώσεις .



Σχήμα 4.6

4.1.6 Η μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης

Τα πολύστρωμα δίκτυα δεν παρέχουν αύξηση της υπολογιστικής δύναμης από ότι ένα μονόστρωμο δίκτυο εκτός και αν υπάρχει μια μη-γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης ανάμεσα στα στρώματα .Υπολογίζοντας την έξοδο από ένα στρώμα πρέπει να πολλαπλασιάσουμε το vector εισόδου με τον πρώτο πίνακα βάρους και στην συνέχεια (αν δεν υπάρχει κάποια μη-γραμμική συνάρτηση ενεργοποιήσεις) το αποτέλεσμα πολλαπλασιάζεται με τον δεύτερο πίνακα βάρους . Αυτό μπορεί να εκφραστή ως εξής :

$$(x * w_1) * w_2$$

Η αντιμεταθετική ιδιότητα ισχύει στους πίνακες , έτσι :

$$x * (w_1 * w_2)$$

Αυτό δείχνει ότι ένα δίκτυο με δυο στρώματα μπορεί να θεωρηθεί σαν ένα μονόστρωμο δίκτυο που έχει τον πίνακα βάρους του ίσο με τον γινόμενο τον δυο

πινάκων των βαρών . Έτσι το κάθε πολύστρωμο δίκτυο μπορεί να αντικατασταθεί με το ισοδύναμο μονόστρωμο δίκτυο. Το μονόστρωμο δίκτυο έχει σοβαρούς περιορισμούς πάνω στην υπολογιστική του ικανότητα , έτσι οι μη-γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης είναι ζωτικές για την επέκταση της ικανότητας των δικτύων πέρα από αυτήν των μονόστρωμων δικτύων .

4.1.7 Επαναλαμβανόμενα Νευρωνικά Δίκτυα

Τα δίκτυα που είδαμε μέχρι τώρα έχουν αναφερθεί δεν έχουν συνδέσεις επανατροφοδοσίας feedback δηλαδή συνδέσεις μέσω βαρών που ξεκινούν από την έξοδο ενός στρώματος και καταλήγουν στην είσοδο του ίδιου ή ενός άλλου προηγούμενου στρώματος . Αυτή είναι ειδική τάξη δικτύων που ονομάζονται non recurrent ή feedforward δίκτυα .Γενικά , δίκτυα που περιλαμβάνουν feedback συνδέσεις λέγεται ότι επαναλαμβάνονται . Τα nonrecurrent δίκτυα δεν έχουν μνήμη έτσι η έξοδος τους καθορίζεται πάντα από την παρούσα είσοδος και από τις τιμές των βαρών .Σε μερικές διατάξεις δικτύων τα recurrent δίκτυα επανατροφοδοτούν με προηγούμενες έξοδος την είσοδο ,έτσι η έξοδος τους καθορίζεται και από τις αντίστοιχες εισόδους και από τις προηγούμενες εξόδους . Για αυτό τον λόγο τα recurrent δίκτυα μπορούν να παρουσιάσουν ιδιότητες παρόμοιες με αυτές της μικρόχρονης ανθρώπινης μνήμης, έτσι η κατάσταση των εξόδων του δικτύου εξαρτάται κατά ένα μέρος από τις προηγούμενες τους εισόδους .

4.1.8 Εκπαιδεύοντας ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο

Το πιο σημαντικό χαρακτηριστικό, από όλα , που αφορά τα ΤΝΔ είναι η ικανότητα τους να μαθαίνουν. Η εκπαίδευση τους δείχνει τόσους πολλούς παραλληλισμούς με την διανοητική ανάπτυξη των ανθρώπων , πράγμα που μας κάνει να πιστεύουμε ότι έχουμε πετύχει την βασική κατανόηση αυτής της διαδικασίας . Η ευφορία μας πρέπει να τερματιστεί εδώ γιατί η μάθηση στα ΤΝΔ είναι περιορισμένη και πολλές είναι οι δυσκολίες που πρέπει να λυθούν πριν πούμε ότι βρισκόμαστε στο σωστό δρόμο.

Όμως πολλές εντυπωσιακές παρουσιάσεις έχουν γίνει , όπως το NetTalk του Sejnowski και πολλές πρακτικές εφαρμογές άρχισαν να ξεπροβάλουν .

Το αντικείμενο της εκπαίδευσης

Ένα δίκτυο εκπαιδεύεται έτσι ώστε η εφαρμογή ενός σετ από εισόδους δίνει το επιθυμητό σετ από εξόδους. Κάθε τέτοιο σετ από εισόδους ή εξόδους αναφέρεται σε μας σαν vector (διάνυσμα). Η εκπαίδευση πετυχαίνεται με συνεχή εφαρμογή από διανύσματα εισόδου καθώς τα βάρη του δικτύου προσαρμόζονται με βάση μια προκαθορισμένη διαδικασία . Κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης τα βάρη του δικτύου σταδιακά συγκλίνουν σε τιμές έτσι ώστε το κάθε διάνυσμα εισόδου να δίνει το επιθυμητό διάνυσμα εξόδου .

Εκπαίδευση με επίβλεψη

Οι αλγόριθμοι εκπαίδευσης είναι χωρισμένοι σε αυτούς που εποπτεύονται και σε αυτούς που δεν εποπτεύονται. Η εποπτευόμενη εκπαίδευση απαιτεί το ζευγάρωμα του κάθε διανύσματος εισόδου με το διάνυσμα στόχο που αντιπροσωπεύει την επιθυμητή έξοδο, μαζί ονομάζονται training pair (ζευγάρι εκπαίδευσης) . Για να εκπαιδευτεί ένα δίκτυο χρειάζεται κάποιος αριθμός τέτοιων ζευγαριών . Ένα διάνυσμα εισόδου εφαρμόζεται , η έξοδος του δικτύου υπολογίζεται και συγκρίνεται με το αντίστοιχο διάνυσμα στόχο και η διαφορά (λάθος) τροφοδοτείται πίσω διαμέσου του δικτύου και τα βάρη αλλάζουν σύμφωνα με ένα αλγόριθμο που τείνει να ελαττώσει το λάθος . Τα διανύσματα εισόδου εφαρμόζονται συνεχώς , και τα λάθη υπολογίζονται και τα βάρη προσαρμόζονται για το κάθε διάνυσμα μέχρι το λάθος ολόκληρου του σετ εκπαίδευσης να είναι σε ένα αποδεκτό χαμηλό επίπεδο.

Μη εποπτευόμενη εκπαίδευση

Παρά την επιτυχία μερικών εφαρμογών η εποπτευόμενη εκπαίδευση έχει κατηγορηθεί ότι είναι βιολογικά αδύνατη , είναι δύσκολο να συλλάβει κανείς ένα μηχανισμό εκπαίδευσης στο εγκέφαλο που συγκρίνει της επιθυμητές και της ενεργές εξόδους , που να εκτελεί διαδικασίες διόρθωσης τροφοδοτώντας πίσω διαμέσου του δικτύου. Αν ίσχυε αυτό τότε από πού αυτός ο μηχανισμός του εγκεφάλου θα είχε το πρότυπο της επιθυμητής εξόδου . Η μη εποπτευόμενη εκπαίδευση είναι πολύ περισσότερο εύλογη σαν μοντέλο της μάθησης στα βιολογικά συστήματα . Αναπτύχθηκε από τον Kohonen (1984) και πολλούς άλλους , δεν απαιτεί διανύσματα στόχους για την έξοδο και για αυτό δεν γίνεται σύγκριση με την κάποια προκαθορισμένη ιδανική απόκριση . Το σετ εκπαίδευσης αποτελείται μόνο από διανύσματα εισόδου . Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης αλλάζει τα βάρη του δικτύου για να παράγονται διανύσματα εξόδου που να είναι συνεπής , δηλαδή είτε η εφαρμογή ενός από τα διανύσματα εκπαίδευσης είτε η εφαρμογή ενός διανύσματος που είναι αρκετά όμοιος με αυτόν θα παράγει το ίδιο πρότυπο από εξόδους . Η διαδικασία εκπαίδευσης βγάζει της στατιστικές ιδιότητας του σετ εκπαίδευσης και ομαδοποιεί τα παρόμοια διανύσματα σε τάξης . Εφαρμόζοντας ένα διάνυσμα από δοσμένη τάξη στη είσοδο θα παράγει συγκεκριμένο διάνυσμα εξόδου , αλλά δεν υπάρχει κανένας τρόπος ώστε να καθοριστεί πριν από την εκπαίδευση ποιο συγκεκριμένο πρότυπο εξόδου θα παραχθεί από δοσμένη τάξη διανύσματος εισόδου. Για αυτό οι έξοδοι ενός τέτοιου δικτύου πρέπει γενικά να μετατραπούν σε μια κατανοητή μορφή που είναι επακόλουθο της διαδικασίας εκπαίδευσης . Αυτό δεν είναι κάποιο σοβαρό πρόβλημα . Είναι συνήθως απλό το θέμα της αναγνώρισης της σχέσης εισόδου-εξόδου , που έχει εγκαθιδρυθεί από το δίκτυο.

Αλγόριθμος εκπαίδευσης

Οι περισσότεροι σημερινοί αλγόριθμοι έχουν εξελιχθεί από τις ιδέες του D.O. Hebb (1962). Αυτός πρότεινε ένα μοντέλο της μη-εποπτευόμενης εκμάθησης στο οποίο τα βάρη αυξάνονται όταν και οι δυο νευρώνες πηγή - αποδέκτης ενεργοποιούνται . Με αυτό τον τρόπο οι συχνά χρησιμοποιούμενοι διάδρομοι στο δίκτυο είναι ενισχυμένοι και το φαινόμενο της συνήθειας και μάθησης διαμέσου της επανάληψης εξηγείται έτσι. Ένα ΤΝΔ που χρησιμοποιεί τον τρόπο μάθησης του Hebbian θα αυξήσει τα βάρη του δικτύου αυτού σύμφωνα με τα παράγωγα των ανώτερων επίπεδων των νευρώνων πηγής και αποδέκτη . Δηλαδή :

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + a * OUT_i * OUT_j$$

όπου:

$w_{ij}(n)$: η τιμή του βάρους από τον νευρώνα i στον νευρώνα j πρίν από την προσαρμογή

$w_{ij}(n+1)$: η τιμή του βάρους από τον νευρώνα i στον νευρώνα j μετά την προσαρμογή

α : ο συντελεστής των ορίων μάθησης

OUT_i : η έξοδος από τον νευρώνα i και η είσοδος στον νευρώνα j

OUT_j : η έξοδος από των νευρώνα j.

4.2 Νευροασαφή συστήματα

Τα **νευροασαφή συστήματα** αποτελούν μια υβριδική κατηγορία του Ευφυούς Ελέγχου, που έχει αναπτυχθεί σε μια προσπάθεια συνδυασμού των καλύτερων στοιχείων διαφόρων κατηγοριών. Τα ασαφή και τα νευρωνικά συστήματα μοντελοποιούν τη συμπεριφορά ενός ειδικού κατά την αντιμετώπιση μιας πολύπλοκης διεργασίας. Αυτό σημαίνει ότι στόχος κατά το σχεδιασμό τέτοιων συστημάτων δεν είναι η μοντελοποίηση του ίδιου του προβλήματος κατασκευάζοντας ένα αναλυτικό μαθηματικό μοντέλο, αλλά η αξιοποίηση της γνώσης και της εμπειρίας ενός ειδικού, κατασκευάζοντας ένα σύστημα ελέγχου που θα ελέγχει τη διεργασία όπως ο ειδικός.

Οι αρχές της ασαφούς λογικής και των ΤΝΔ είναι όμως εντελώς διαφορετικές: η ασαφής λογική επιδιώκει να αναπαραγάγει τους μηχανισμούς της ανθρώπινης σκέψης και την ικανότητα συλλογισμού, ενώ τα νευρωνικά δίκτυα επιχειρούν να μιμηθούν τους μηχανισμούς του ανθρώπινου νου σε βιολογικό επίπεδο. Έτσι, η δομή και ο τρόπος επεξεργασίας των ελεγκτών των δύο τεχνικών διαφέρουν ριζικά.

Το πιο σημαντικό χαρακτηριστικό των νευρωνικών δικτύων είναι η ικανότητά τους να μαθαίνουν από παραδείγματα. Χρησιμοποιώντας τους ήδη γνωστούς αλγόριθμους μάθησης, εκπαιδεύονται επεξεργαζόμενοι ένα σύνολο δεδομένων. Το κύριο μειονέκτημα που εμφανίζουν τα νευρωνικά δίκτυα είναι ότι δεν μπορεί να αποδειχθεί ότι δουλεύουν όπως ήταν αναμενόμενο. Εξαιτίας της κατανεμημένης του φύσης, δεν είναι σαφές το αν το δίκτυο έχει εκπαιδευτεί σωστά. Ένα νευρωνικό δίκτυο μαθαίνει, αλλά ο χρήστης δε μπορεί να μάθει από το δίκτυο. Για το χρήστη λειτουργεί ως ένα «μαύρο κουτί». Έτσι, αν υπάρχει κάποια γνώση
για τη συμπεριφορά του συστήματος πριν την εκπαίδευση, αυτή δε μπορεί να αξιοποιηθεί στη διαδικασία εκπαίδευσης του νευρωνικού ελεγκτή.

Αντίθετα, η δράση των ασαφών συστημάτων μπορεί εύκολα να κατανοηθεί, καθώς ακολουθούν διαδοχικά βήματα κατά τη διαδικασία συμπερασμού με πλήρη επεξήγηση των κανόνων που έχουν ενεργοποιηθεί. Το κύριο μειονέκτημά τους είναι ότι δεν έχουν τη δυνατότητα να ρυθμιστούν μέσω αλγορίθμων μάθησης. Δημιουργούνται μέσω σαφούς γνώσης που εκφράζεται με τη μορφή λεκτικών (ασαφών) κανόνων, κάποιες φορές όμως η διαθέσιμη γνώση δεν είναι αρκετή για να καθοριστούν με ακρίβεια όλες οι παράμετροί τους. Εάν η απόδοσή τους κρίνεται μη ικανοποιητική, οι παράμετροί τους πρέπει να ρυθμιστούν χειροκίνητα. Η διαδικασία

ρύθμισης είναι αρκετά χρονοβόρα και πολλές φορές οδηγεί σε λανθασμένα αποτελέσματα. Θα ήταν λοιπόν επιθυμητό να μπορούσε να εφαρμοσθεί ένας αλγόριθμος εκμάθησης στα ασαφή συστήματα, παρόμοιος με αυτόν της εκπαίδευσης των νευρωνικών συστημάτων.

Η ικανότητα εκπαίδευσης των νευρωνικών συστημάτων είναι ο κύριος λόγος συνδυασμού τους με τα ασαφή συστήματα. Αυτός ο συνδυασμός μπορεί να δημιουργήσει κανόνες για το ασαφές σύστημα ή να βελτιστοποιήσει τους ήδη υπάρχοντες, αυτοματοποιώντας τη ρύθμιση των παραμέτρων του ασαφούς συστήματος. Όσων αφορά στα νευρωνικά συστήματα, ο συνδυασμός τους με τα ασαφή αναιρεί τη συμπεριφορά τους ως «μαύρα κουτιά» κι έτσι οποιαδήποτε εκ των προτέρων γνώση για το σύστημα μπορεί να χρησιμοποιηθεί κατά τη διαδικασία εκμάθησης περιορίζοντας το χρόνο που αυτή απαιτεί.

Συνεπώς, συνδυάζοντας τα νευρωνικά με τα ασαφή συστήματα διατηρούνται τα πλεονεκτήματα και των δύο μεθόδων, ενώ εξαλείφονται κάποια από τα μειονεκτήματά τους.

4.2.1 Αρχιτεκτονικές Νευροασαφών ελεγκτών

Γενικά, υπάρχουν δύο κύριοι συνδυασμοί ανάμεσα στα νευρωνικά και στα ασαφή συστήματα. Στην πρώτη περίπτωση, το νευρωνικό και το ασαφές σύστημα δουλεύουν ανεξάρτητα το ένα από το άλλο και το νευρωνικό σύστημα καθορίζει διάφορες παραμέτρους του ασαφούς, σε πραγματικό ή μη πραγματικό χρόνο. Αυτός ο συνδυασμός ονομάζεται *νεύρο-ασαφές σύστημα συνεργασίας (cooperative neuro-fuzzy system),* διότι το νευρωνικό δίκτυο συνεργάζεται με το ασαφές ώστε να το βοηθήσει να βρει τις κατάλληλες παραμέτρους του.

Η δεύτερη περίπτωση συνδυασμού νευρωνικού και ασαφούς συστήματος είναι το υβριδικό νευρο-ασαφές σύστημα. Ο όρος υβριδικό χρησιμοποιείται διότι το σύστημα που προκύπτει μπορεί να αντιμετωπιστεί είτε ως νευρωνικό είτε ως ασαφές σύστημα, αλλά είναι ένα ομογενές σύστημα που δεν μπορεί να διαιρεθεί σε δύο ξεχωριστά υποσυστήματα. Ένα γνωστό παράδειγμα υβριδικού νεύρο-ασαφή ελεγκτή είναι το μοντέλο ANFIS (Adaptive Network Based Fuzzy Inference System).

4.2.2 Νευροασαφή συστήματα κατηγορίας

Το Σχήμα 4.7 απεικονίζει τις τέσσερις διαφορετικές κατηγορίες νευρο-ασαφών συστημάτων συνεργασίας

.

1η κατηγορία*:*

Το νευρωνικό δίκτυο ρυθμίζει τις συναρτήσεις συμμετοχής του ασαφούς δικτύου χρησιμοποιώντας τα δεδομένα εκπαίδευσης (training data), Σχ. 4.7(α). Τα ασαφή σύνολα που ρυθμίζονται με αυτόν τον τρόπο (σε μη πραγματικό χρόνο) συνδυάζονται με τους ασαφείς κανόνες που δίνονται από τον έμπειρο χειριστή ώστε να σχεδιασθεί το τελικό ασαφές σύστημα. Σε αυτή την περίπτωση, τα δεδομένα εκπαίδευσης πρέπει να αφορούν βαθμούς συμμετοχής που αντιστοιχούν σε δεδομένες τιμές εισόδων.

2η κατηγορία:

Το νευρωνικό δίκτυο σχηματίζει τους ασαφείς κανόνες από τα δεδομένα εκπαίδευσης, Σχ. 4.7(β). Αυτή η διαδικασία γίνεται σε μη πραγματικό χρόνο. Οι ασαφείς κανόνες που προκύπτουν συνδυάζονται με δεδομένες συναρτήσεις συμμετοχής για να προκύψει το τελικό ασαφές σύστημα.

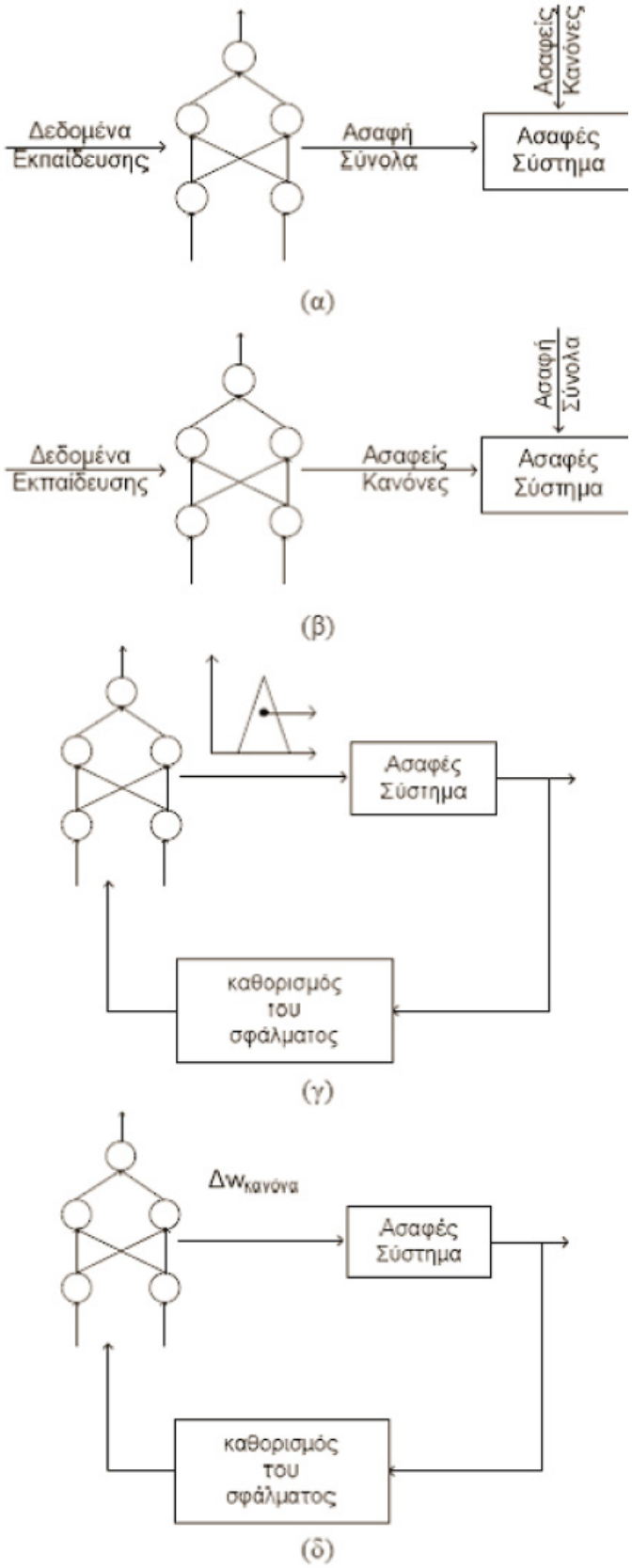
***3η κατηγορία*:**

Το σύστημα ρυθμίζεται σε πραγματικό χρόνο, δηλαδή κατά τη διάρκεια λειτουργίας του ασαφούς συστήματος, για να προσαρμοσθούν οι συναρτήσεις συμμετοχής, Σχ. 4.7(γ). Σε αυτή την περίπτωση πρέπει να δοθούν εκ των προτέρων οι ασαφείς κανόνες και οι συναρτήσεις συμμετοχής. Επιπρόσθετα, πρέπει να καθορισθεί ένα μέτρο σφάλματος το οποίο οδηγεί τη διαδικασία εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου. Σε αυτή την περίπτωση συνήθως δεν υπάρχει πραγματικό νευρωνικό δίκτυο, αλλά ένας νευρωνικός αλγόριθμος εκπαίδευσης, όπως αυτός της οπισθόδρομης διάδοσης.

***4η κατηγορία*:**

Το νευρωνικό δίκτυο (ή ένας νευρωνικός αλγόριθμος εκπαίδευσης) καθορίζει τα βάρη των κανόνων, είτε σε πραγματικό είτε σε μη πραγματικό χρόνο, Σχ. 4.7(δ). Και σε αυτή

την περίπτωση, πρέπει να δοθούν εκ των προτέρων οι ασαφείς κανόνες και οι συναρτήσεις συμμετοχής.



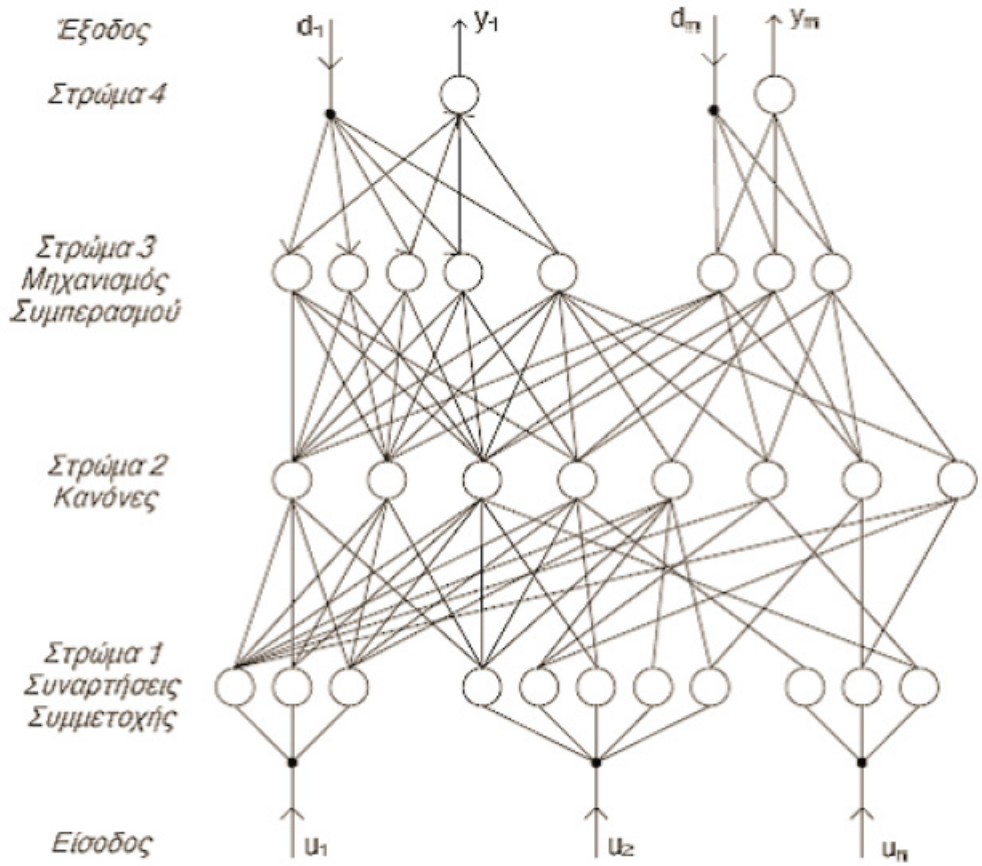
Κατηγορίες νευρο-ασαφών συστημάτων.

Σχήμα 4.7

4.2.3 Νευροασαφή συστήματα κατηγορίας

Υβριδικά νευρο-ασαφή συστήματα

Το Σχήμα 4.8 παρουσιάζει ένα παράδειγμα ενός υβριδικού νεύρο-ασαφούς ελεγκτή. Αποτελείται από ένα πολυστρωματικό δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης που υλοποιεί τα βασικά στοιχεία ενός κλασσικού ασαφούς ελεγκτή με αντιστοιχία ένα προς ένα.
Τα αίτια και τα συμπεράσματα αντιστοιχούν στους κόμβους εισόδου και εξόδου, ενώ στα κρυφά στρώματα οι νευρώνες εκτελούν τις λειτουργίες υπολογισμού των συναρτήσεων συμμετοχής και βάσης κανόνων. Στην αρχιτεκτονική του ελεγκτή του σχήματος κάθε στρώμα αντιστοιχεί ένα προς ένα στα στάδια υλοποίησης ενός ασαφούς ελεγκτή. Ο ελεγκτής επιτυγχάνει την αντιστοιχία σε τέσσερα στρώματα



Παράδειγμα υβριδικού νευρο-ασαφή ελεγκτή.

Σχήμα 4.8

Οι κόμβοι στο πρώτο στρώμα της εισόδου τροφοδοτούν τα επόμενα στρώματα και το τέταρτο στρώμα παράγει την έξοδο. Κάθε νευρώνας στο πρώτο στρώμα αντιστοιχεί στις συναρτήσεις συμμετοχής. Στο δεύτερο στρώμα, κάθε νευρώνας αντιπροσωπεύει έναν κανόνα. Οι διασυνδέσεις μεταξύ του δεύτερου και του τρίτου στρώματος είναι το συνδεσμικό ισοδύναμο του μηχανισμού συμπερασμού του ελεγκτή. Οι νευρώνες στο τρίτο στρώμα υπολογίζουν τις συναρτήσεις συμμετοχής των αντίστοιχων γλωσσικών μεταβλητών. Στο τέταρτο και τελευταίο στρώμα υπάρχει ένας κόμβος όπου εμφανίζεται η έξοδος του ελεγκτή και ένας νευρώνας από όπου εισάγονται τα υποδείγματα με τα οποία εκπαιδεύεται το δίκτυο. Οι νευρώνες του δικτύου έχουν χαρακτηριστικά ανάλογα με το στρώμα στο οποίο ανήκουν. Η γενικευμένη σχέση εισόδου-εξόδου κάθε νευρώνα εκφράζεται ως:

$$\omega = f(\sigma) \text{ , με } \sigma = \sum_{i=1}^{p} w_i u_i$$

όπου ω είναι η έξοδος και u οι είσοδοι του νευρώνα αντίστοιχα, **σ** το σταθμισμένο άθροισμα, **w** τα βάρη και **f** η συνάρτηση μεταφοράς ή παραμόρφωσης του νευρώνα. Υπάρχουν **p** διασυνδέσεις και ισάριθμα βάρη σε κάθε νευρώνα.

Στο πρώτο στρώμα, κάθε νευρώνας παραμορφώνει το σταθμισμένο άθροισμα των εισόδων του μη-γραμμικού στοιχείου f ώστε να αντιστοιχεί στην αντίστοιχη συνάρτηση συμμετοχής. Για παράδειγμα, στην περίπτωση συνάρτησης συμμετοχής της μορφής Gauss:

$$\sigma = -\frac{(x_i - \xi_{ij})^2}{s_{ij}^2} \text{ και } f(\sigma) = e^{\sigma}$$

όπου είναι το κέντρο και s_{ij} η διασπορά της συνάρτησης συμμετοχής. Στην περίπτωση αυτή, τα βάρη των συνδέσεων του πρώτου στρώματος είναι ίσα με τα κέντρα των συναρτήσεων συμμετοχής, δηλαδή $w_{ij} = \xi_{ij}$.

Στο δεύτερο στρώμα οι νευρώνες εκτελούν τον τελεστή ΚΑΙ της συνεπαγωγής min του Mamdani:

$$\sigma = \min(u_1, u_2, ..., u_p) \text{ και } f(\sigma) = \sigma$$

για να συνδυαστούν οι κανόνες που έχουν ενεργοποιηθεί. Όλα τα βάρη στο στρώμα αυτό έχουν τιμή 1.

Στο τρίτο στρώμα οι νευρώνες εκτελούν τον τελεστή Η οπότε:

$$\sigma = \sum_{i=1}^{p} u_i \quad f(\sigma) = \min(1, \sigma)$$

Στο τέταρτο και τελευταίο στρώμα υπάρχουν δύο ειδών κόμβοι. Το πρώτο είδος κόμβων αφορά στην από-ασαφοποίηση με την οποία υπολογίζεται η τελική δράση ελέγχου. Το δεύτερο είδος κόμβων σε αυτό το στρώμα μεταφέρει τα υποδείγματα εκπαίδευσης από το τέλος προς τα εμπρός, οπότε:

$$\sigma_i = d_i$$

4.3 Γενετικοί αλγόριθμοι

Οι Γενετικοί αλγόριθμοι ανήκουν στο κλάδο της επιστήμης υπολογιστών και αποτελούν μια μέθοδο αναζήτησης βέλτιστων λύσεων σε συστήματα που μπορούν να περιγραφούν ως μαθηματικό πρόβλημα. Είναι χρήσιμοι σε προβλήματα που περιέχουν πολλές παραμέτρους/διαστάσεις και δεν υπάρχει αναλυτική μέθοδος που να μπορεί να βρει το βέλτιστο συνδυασμό τιμών για τις μεταβλητές ώστε το υπό εξέταση σύστημα να αντιδρά με όσο το δυνατόν με το θεμιτό τρόπο. Είναι μια τεχνική προγραμματισμού που εισήγαγε στα τέλη της δεκαετίας του 1960 ο Τζον Χόλαντ, ερευνητής του Ινστιτούτου της Σάντα Φε (ΗΠΑ).

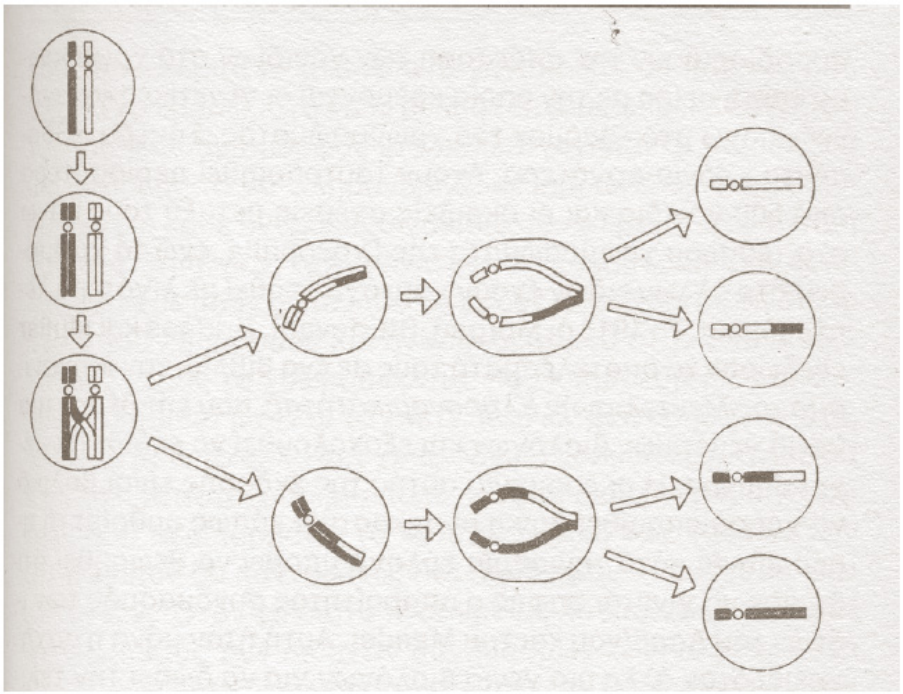
Υπάρχουν διάφορες εκδοχές της παραπάνω διαδικασίας για τους Γ.Α από τις οποίες κάποιες περιλαμβάνουν και τη διασταύρωση (ζευγάρωμα) γονιδίων/λύσεων ώστε ο αλγόριθμος να φτάσει στο αποτέλεσμα πιο γρήγορα. Καθώς υπάρχει το στοχαστικό (τυχαίο) συστατικό της μετάλλαξης και ζευγαρώματος, κάθε εκτέλεση του Γ.Α μπορεί να συγκλίνει σε διαφορετική λύση και σε διαφορετικό χρόνο. Η απόδοση του Γ.Α εξαρτάται επί το πλείστον από την συνάρτηση ικανότητας και συγκεκριμένα από το κατά πόσο το μέτρο της περιγράφει την βέλτιστη λύση. Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι ένα πεπερασμένο σύνολο οδηγιών για την εκπλήρωση ενός έργου, το οποίο δεδομένης μιας αρχικής κατάστασης θα οδηγήσει σε μια αναγνωρίσιμη τελική κατάσταση, και το οποίο προσπαθεί να μιμηθεί την διαδικασία της βιολογικής εξέλιξης.
Οι γενετικοί αλγόριθμοι προσπαθούν να βρουν τη λύση ενός προβλήματος με το να προσομοιώνουν την εξέλιξη ενός πληθυσμού «λύσεων» του προβλήματος.

Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι μια από τις βάσεις των Προγραμμάτων Τεχνητής Ζωής. Συγκεκριμένα, επιχειρεί να αναπαράγει στους υπολογιστές τους μηχανισμούς της βιολογικής εξέλιξης με τον ίδιο τρόπο που η τεχνητή νοημοσύνη επιχειρεί να αναπαραστήσει και να μιμηθεί τις διαδικασίες της γνώσης.

Τα προγράμματα εξελίσσονται μέχρι να φτάσουν, μέσω μεταλλάξεων, διασταυρώσεων και φυσικής επιλογής, σε μια αποτελεσματική φόρμουλα η οποία θα εκτελεί με τον καλύτερο δυνατό τρόπο μια συγκεκριμένη εργασία.

4.3.1 Πως λειτουργεί

Ο τρόπος λειτουργίας των Γενετικών Αλγορίθμων είναι εμπνευσμένος από την βιολογία. Χρησιμοποιεί την ιδέα της εξέλιξης μέσω γενετικής μετάλλαξης, φυσικής επιλογής και διασταύρωσης.



Σχήμα 4.9

Στην πράξη ο αλγόριθμος ξεκινά μ' ένα σύνολο λύσεων - ονομάζονται γονιδιώματα, δανειζόμενες το όνομά τους από τη βιολογία- οι οποίες συνιστούν τον "πληθυσμό". Κατόπιν ζητείται από τον υπολογιστή να δημιουργήσει μια σειρά τυχαίων ανασυνδυασμών και μεταλλάξεων των "γονιδιωμάτων".

Οι πιο ικανές λύσεις για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα συνεχίζουν να εξελίσσονται και ανασυνδυάζονται τυχαία, μέχρις ότου "επιβιώσουν" οι καλύτερες. Συνήθως, όσο περισσότερες γενιές περνούν τόσο καλύτερες λύσεις βρίσκονται, μπορεί όμως ο αλγόριθμος να βρεθεί σε σημείο του πεδίου των λύσεων από όπου και δεν μπορεί να προχωρήσει λόγο του ότι βρίσκεται σε τοπικό μέγιστο. Για το λόγο αυτό έχουν υπάρχουν διαφορετικές εκδοχές του αλγόριθμου ανάλογα με τη μορφή του προβλήματος.

4.3.2 Τρόπος υλοποίησης του αλγόριθμου

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι είναι αρκετά απλοί στην υλοποίησή τους. Οι τιμές για τις παραμέτρους του συστήματος πρέπει να κωδικοποιούνται με τρόπο ώστε να αναπαρασταθούν από μια μεταβλητή που περιέχει σειρά χαρακτήρων ή δυαδικών ψηφίων (0/1). Αυτή η μεταβλητή μιμείται το γενετικό κώδικα (γονιδίωμα) που υπάρχει στους ζωντανούς οργανισμούς.

Αρχικά, ο Γενετικός Αλγόριθμος παράγει πολλαπλά αντίγραφα της μεταβλητής/γενετικού κώδικα, συνήθως με τυχαίες τιμές, δημιουργώντας ένα πληθυσμό λύσεων. Κάθε λύση (τιμές για τις παραμέτρους του συστήματος) δοκιμάζεται για το πόσο κοντά φέρνει την αντίδραση
του συστήματος στην επιθυμητή, μέσω μιας συνάρτησης που δίνει το μέτρο ικανότητας της λύσης και η οποία ονομάζεται συνάρτηση ικανότητας (Σ.Ι).

Οι λύσεις που βρίσκονται πιο κοντά στην επιθυμητή, σε σχέση με τις άλλες, σύμφωνα με το μέτρο που μας δίνει η Σ.Ι, αναπαράγονται στην επόμενη γενιά λύσεων και λαμβάνουν μια τυχαία μετάλλαξη. Επαναλαμβάνοντας αυτή τη διαδικασία για αρκετές γενιές, οι τυχαίες μεταλλάξεις σε συνδυασμό με την επιβίωση και αναπαραγωγή των γονιδιωμάτων/λύσεων
που πλησιάζουν καλύτερα το επιθυμητό αποτέλεσμα θα παράγουν ένα γονίδιο/λύση που θα περιέχει τις τιμές για τις παραμέτρους που ικανοποιούν όσο καλύτερα γίνεται την Σ.Ι.

Εκδοχές Αλγορίθμου

Υπάρχουν διάφορες εκδοχές της παραπάνω διαδικασίας για τους Γ.Α από τις οποίες κάποιες περιλαμβάνουν και τη διασταύρωση (ζευγάρωμα) γονιδίων/λύσεων ώστε ο αλγόριθμος να φτάσει στο αποτέλεσμα ποιο γρήγορα. Καθώς υπάρχει το στοχαστικό (τυχαίο) συστατικό της μετάλλαξης και ζευγαρώματος, κάθε εκτέλεση του Γ.Α μπορεί να συγκλίνει σε διαφορετική λύση και σε διαφορετικό χρόνο. Η απόδοση του Γ.Α εξαρτάται επί το πλείστον από τη συνάρτηση ικανότητας και συγκεκριμένα από το κατά πόσο το μέτρο της περιγράφει την βέλτιστη λύση.

Χαρακτηριστικά

Οι γενετικοί αλγόριθμοι δεν επιλύουν το πρόβλημα με αναλυτικό/ μαθηματικό τρόπο αλλά με βιολογικό. Συνεπώς έχουν μεγαλύτερη ενδογενή ευελιξία και ελευθερία να επιλέγουν μια επιθυμητή βέλτιστη λύση σύμφωνα με τις προδιαγραφές του προβλήματος. Ουσιαστικά οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι αλγόριθμοι αναζήτησης (heuristics) που προσπαθούν να αναζητήσουν την λύση του προβλήματος που τους ανατίθεται.

Παράδειγμα

Έστω ότι υπάρχει μια διεργασία Ε η οποία εξαρτάται από τις μεταβλητές x' , x , x , x'. Η διεργασία Ε παράγει ένα προϊόν Α. Ποιες είναι οι τιμές των x', x ,x ,x' ώστε το κόστος του Α να είναι το μικρότερο δυνατό; Για να λύσει αυτό το πρόβλημα ο γενετικός αλγόριθμος, δημιουργεί κάποιες αρχικές τυχαίες λύσεις του προβλήματος. Δηλαδή, δημιουργεί ένα πληθυσμό χρωμοσωμάτων όπου το κάθε χρωμόσωμα αντιστοιχεί σε κάποιες τιμές των x. Για την εκτίμηση της καταλληλότητας του χρωμοσώματος αυτού, υπάρχει μια συνάρτηση καταλληλότητας (fitness function) η οποία και κρίνει το κατά πόσο είναι κατάλληλο το κάθε χρωμόσωμα. Κάθε χρωμόσωμα κρίνεται για την καταλληλότητά του, και στη συνέχεια επιλέγονται τα καλύτερα χρωμοσώματα. Αυτά «αναπαράγονται» χρησιμοποιώντας ορισμένους γενετικούς τελεστές, και παράγουν την επόμενη γενιά χρωμοσωμάτων. Μετά από πολλές γενιές, ο πληθυσμός θα έχει χρωμοσώματα τα οποία είναι αρκετά κατάλληλα για το πρόβλημα, οπότε μπορούμε να λάβουμε τα κατάλληλα x για την λύση του προβλήματος.

Εφαρμογές

Οι πιθανές εφαρμογές είναι πολλές:

• η καλύτερη δυνατή οργάνωση του ωραρίου ενός σχολείου,

• η μελέτη της βέλτιστης κατανομής ενός δικτύου από πλατφόρμες πετρελαίου αλλά και

• η δημιουργία υπολογιστών που θα βελτιώνουν τον τρόπο λειτουργίας τους "μαθαίνοντας" από την εμπειρία τους.

• εξερεύνηση των δυναμικών βιολογικών διαδικασιών, και της θεωρίας της εξέλιξης.

Παράδειγμα ο Κάρλ Σήμς (1994) έκανε Γενετικούς Αλγόριθμους που δημιούργησαν εικονικά "πλάσματα", κάποια από τα οποία θυμίζουν πραγματικά.

Κεφάλαιο 5
Μελέτη Περίπτωσης

5.1 Εισαγωγή

Σε αυτό το κεφάλαιο η ανάλυση μετακινείται από τα τεχνητά δεδομένα στα πραγματικά δεδομένα για να εξεταστεί πόσο καλά το μοντέλο νευρωνικού δικτύου εκτελείται σχετικά με το γραμμικό μοντέλο. Η μελέτη εστιάζεται στην βιομηχανία, στη ποσότητα των αυτοκινήτων που κατασκευάζονται στις Ηνωμένες Πολιτείες. Στη περίπτωσή μας οι παρατηρήσεις πραγματοποιούνται σε μηνιαία συχνότητα.

Τα νευρωνικά δίκτυα φυσικά εφαρμόζονται και σε προβλέψεις δεδομένων πολύ υψηλής συχνότητας. Σε αυτό το κεφάλαιο θα δείξουμε πως το νευρωνικό δίκτυο εκτελείται όταν εφαρμόζεται σε πιο συχνά χρησιμοποιούμενα και ευρέως προσβάσιμα σύνολα δεδομένων.

5.2 Πρόβλεψη παραγωγής σε αυτοκινητοβιομηχανία

Η αγορά των αυτοκινήτων είναι πολύ καλά αναπτυγμένη και υπάρχει ένας πλούτος από έρευνες τόσο σε θεωρητική βάση όσο και σε εμπειρική συμπεριφορά της αγοράς.

Αφότου ο Chow (1960) απέδειξε ότι είναι από τις πιο σταθερές και διαρκής καταναλωτικές αγορές η εμπειρική ανάλυση επικεντρώθηκε στη βελτίωση των συνολικών και αναλυτικών προβλέψεων της αγοράς με τις παραδοσιακές χρονοσειρές, τις συγκεντρωτικές χρονολογικές σειρές και τις συγκεντρωτικές μεθοδολογίες όπως η έρευνα του McCarthy (1996).

Η οργάνωση της αγοράς των αυτοκινήτων (για τα νέα οχήματα) είναι αναδρομική.

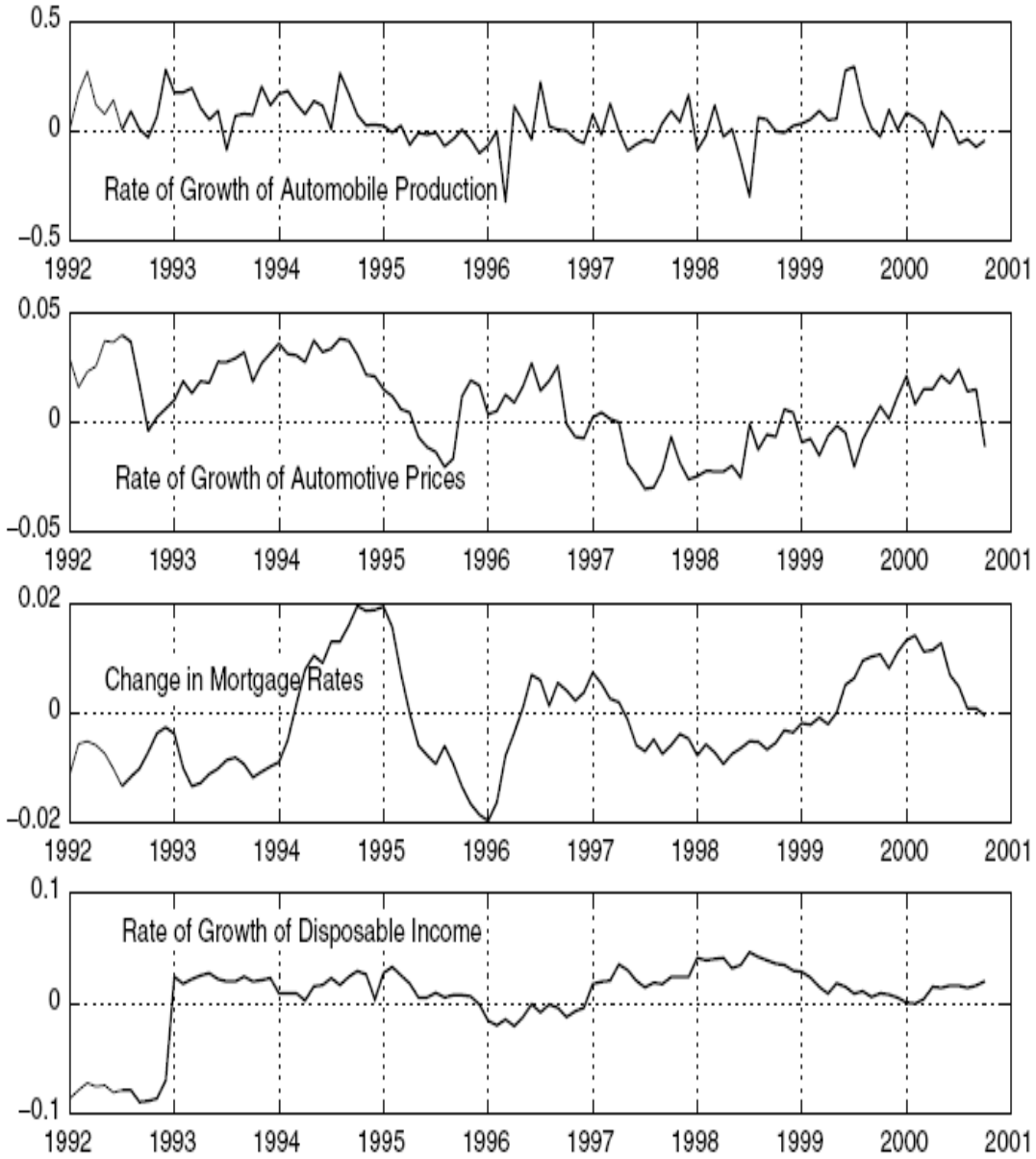
Οι κατασκευαστές αξιολογούν και προβλέπουν τη ζήτηση για το απόθεμα των αυτοκινήτων, τον αριθμό των αποσύρσεων και το μερίδιο αγοράς τους. Προσθέτοντας και μια δόση στρατηγικού σχεδιασμού αποφασίζουν πόσο θα παράγουν. Αυτές οι αποφάσεις πραγματοποιούνται πολύ πριν από τη παραγωγή και τη παράδοση. Οι κατασκευαστές παρέχουν μια ροή από κεφαλαιουχικά αγαθά για την αύξηση του υπάρχοντος αποθέματος. Από τη πλευρά τους οι καταναλωτές αποφασίζουν κατά τη

στιγμή της αγοράς βάσει του εισοδήματος τους, της τιμής, των απαιτήσεών τους, το βέλτιστο υλικό. Στην περίπτωση που η πρόθεση (απόφαση) των καταναλωτών να αυξήσουν τα περιουσιακά τους στοιχεία συμπίπτει με ή υπερβαίνει την ποσότητα παραγωγής από τους κατασκευαστές, οι τιμές θα προσαρμοστούν ώστε να αναθεωρηθεί το μέγιστο απόθεμα και να "εξισορροπηθεί" η αγορά. Στην περίπτωση που υπάρχει έλλειψη, ο αριθμός των αποσυρθέντων οχημάτων θα αυξηθεί και η τιμή των νέων οχημάτων θα πέσει για να 'εξισορροπηθεί" η αγορά.
Ο Chow (1960), ο Hess (1977) και ο McCarthy (1996) δείχνουν πως η πρόβλεψη της ζήτησης στις αγορές είναι επαρκής μεσολάβηση για τη μοντελοποίηση της βέλτιστης απόφασης του αποθέματος.

Τόσο η γενική σταθερότητα της δομής της αγοράς και ο αναδρομικός χαρακτήρας του παραγωγού έναντι στη λήψη αποφάσεων του καταναλωτή έχουν ως αποτέλεσμα η αγορά να υπόκειται σε λιγότερο πολύπλοκες μεθόδους εκτίμησης. Από τη στιγμή που η έρευνα το επιτρέπει, αυτό είναι ακριβώς το είδος της αγοράς στην οποία η γραμμική πρόβλεψη χρονοσειρών θα πραγματοποιηθεί αρκετά καλά και αποτελεί ένα πολύ καλό σημείο όπου θα δοκιμαστεί η χρησιμότητα των νευρωνικών δικτύων στη πρόβλεψη.

5.3 Δεδομένα

Χρησιμοποιήθηκε η ποσότητα και η τιμή των δεδομένων για τα αυτοκίνητα καθώς και το επιτόκιο και το διαθέσιμο εισόδημα για το σύνολο των μεταβλητών. Η ποσοτική μεταβλητή αντιπροσωπεύει τη συνολική παραγωγή των καινούριων οχημάτων εξαιρώντας τα βαρέα φορτηγά και μηχανήματα τα οποία λαμβάνονται από την Υπηρεσία Οικονομικής Ανάλυσης του Υπουργείου Εμπορίου. Τα επιτόκια των στεγαστικών δανείων διατίθενται από το διοικητικό Συμβούλιο της Ομοσπονδιακής Τράπεζας των Ηνωμένων Πολιτειών ενώ το διαθέσιμο προσωπικό εισόδημα προέρχεται από την Υπηρεσία Οικονομικής Ανάλυσης του Υπουργείου Εμπορίου. Τα επιτόκια στεγαστικών δανείων επελέγησαν ως σχετικά επιτόκια σύμφωνα με τον Hess (1977) ο οποίος δείχνει ότι οι καταναλωτές εξετάζουν τις αποφάσεις για τα ζητήματα στέγασης και την αγορά αυτοκινήτου από κοινού. Το προσωπικό διαθέσιμο εισόδημα δημιουργήθηκε από τη κατανάλωση και από την αποταμίευση. Οι σειρές κατανάλωσης αποτελούν το μέσο όρο του τριμήνου για να αντικατοπτρίζουν με μεγαλύτερη ακρίβεια τη μόνιμη έννοια του εισοδήματος.



Automotive industry data

Στο παραπάνω διάγραμμα απεικονίζεται η εξέλιξη των τεσσάρων μεταβλητών που χρησιμοποιήθηκαν στο παράδειγμα: τα ετήσια ποσοστά μεταβολής των δεικτών της ποσότητας και της τιμής που λήφθηκαν από την αμερικάνικη αυτοκινητοβιομηχανία καθώς και οι αντίστοιχες ετήσιες μεταβολές στα στεγαστικά επιτόκια των Η.Π.Α και το ετήσιο ποσοστό αύξησης του διαθέσιμου εισοδήματος των Η.Π.Α.

Εδώ σημειώνονται ορισμένα ενδιαφέροντα χαρακτηριστικά των δεδομένων: δεν υπήρξε καμία απότομη αύξηση του ποσοστού αύξησης των τιμών από τα μέσα της δεκαετίας του 90, ενώ το έτος αιχμής για την αύξηση της παραγωγής της αυτοκινητοβιομηχανίας σημειώθηκε μεταξύ του 1999 και του 2000 και όταν τα επίπεδα του διαθέσιμου εισοδήματος ήταν θετικά με εξαίρεση την ύφεση στο τέλος του πρώτου Πολέμου του Κόλπου το 1992 έως το 1993. Ο παρακάτω πίνακας παρουσιάζει μια στατιστική σύνοψη αυτών των δεδομένων.

Summary of Automotive Industry Data

	Annualized Growth Rates: 1992–2001			
	Quantity	Price	Mortgage Rates	Disposable Income
Mean	0.0450	0.0077	−0.0012	0.0050
Std. Dev.	0.1032	0.0188	0.0092	0.0335
	Correlation Matrix			
	Quantity	Price	Mortgage Rates	Disposable Income
Quantity	1.0000			
Price	0.2847	1.0000		
Mortgage Rates	0.1248	0.1646	1.0000	0.2142
Disp. Income	−0.1703	−0.3304	0.2142	1.0000

Παρατηρείται για ολόκληρη τη δεκαετία μια ετήσια αύξηση της παραγωγής των αυτοκινήτων της τάξης του 4.5%, ενώ η αύξηση των τιμών είναι ελαφρώς μικρότερη του 1% και το διαθέσιμο εισόδημα είναι περίπου στο 0.5%. Επίσης δεν παρατηρείται ισχυρή συσχέτιση μεταξύ των μεταβλητών. Στη πραγματικότητα υπάρχουν 2 λάθος σημεία: η αρνητική ταυτόχρονη συσχέτιση μεταξύ του διαθέσιμου εισοδήματος και της αύξησης της ποσότητας και η θετική ταυτόχρονη συσχέτιση μεταξύ των μεταβολών στα επιτόκια των στεγαστικών δανείων και της αύξησης της ποσότητας.

5.4 Περιγραφή νευρωνικού μοντέλου

Το νευρωνικό μας μοντέλο είναι ένα πρόσθιας τροφοδότησης (feedforward) νευρωνικό δίκτυο το οποίο εκπαιδεύεται από ένα γενετικό αλγόριθμο. Το μοντέλο αποτελείται από τρία στρωματά:

Α) ένα στρώμα εισόδου το οποίο έχει δυο εισόδους ,

Β) ένα κρυμμένο στρώμα που αποτελείται από τρεις νευρώνες και

Γ) ένα στρώμα εξόδου το οποίο έχει μια έξοδο .

Το μοντέλο χρησιμοποιεί ως εισόδους το ρυθμό ανάπτυξης της παραγωγής των αυτοκινήτων, το ρυθμό ανάπτυξης της τιμής των αυτοκινήτων, μεταβολή των επιτοκίων των στεγαστικών δανείων και το ρυθμό αύξησης του διαθέσιμου εισοδήματος ενώ η έξοδος είναι η πρόβλεψη του ρυθμού ανάπτυξης της παραγωγής των αυτοκινήτων.

Ο ρόλος του γενετικού αλγορίθμου είναι η εκπαίδευση του μοντέλου δηλαδή η εξεύρεση των καταλλήλων βαρών του μοντέλου ούτως ώστε να ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα πρόβλεψης. Ο αλγόριθμος έχει μέγιστο αριθμό γενεών 20 που σημαίνει ότι θα αλλάξει 20 φορές τα βάρη που συνδέονται οι νευρώνες για να μειώσει το σφάλμα πρόβλεψης.

Άρα κάθε φορά που εκπαιδεύει το μοντέλο , κάνει πρόβλεψη, υπολογίζει τα σφάλματα εκπαίδευσης και πρόβλεψης και επιστρέφει πάλι πίσω δίνοντας νέες τιμές στα βάρη (η επόμενη γενιά) από τα οποία θα πάρει νέα πρόβλεψη και νέα σφάλματα (εκπαίδευσης και πρόβλεψης) τα οποία πρέπει να είναι μικρότερα από τα προηγούμενα, άρα θα έχουμε και καλύτερη πρόβλεψη λόγω καλύτερης εκπαίδευσης.

Το μοντέλο χρησιμοποιεί το 80 % των δεδομένων για το στάδιο της εκπαίδευσης και το υπόλοιπο 20 % για το στάδιο της πρόβλεψης.

Συνοπτικά το πρόγραμμα διαβάζει τα στοιχειά χρησιμοποιώντας δυο εισόδους.

Οι είσοδοι του μοντέλου αλλά και η έξοδος φαίνονται παρακάτω.

```
%figures of the input data
figure(1)
plot(x(:,1))
title ('Rate of growth of Automobile production')
figure(2)
plot(x(:,2))
title('Rate of growth of Automobile prices')
figure(3)
plot(x(:,3))
```

```
title('Change in mortgage rates')
figure(4)
plot(x(:,4))
title('Rate of growth of disposable income')

%figure of output data
figure(11)
plot(y)% plot of data
title('Rate of growth of Automobile production')

x=mydata(:,2:5);
y=mydata(:,1);
```

Κατόπιν περνάει στο στάδιο της βελτιστοποίησης των βαρών. Η βελτιστοποίηση των βαρών γίνεται από το γενετικό αλγόριθμο. Το μοντέλο ρυθμίζει τα στοιχειά συμφωνά με τον αριθμό των καθυστερήσεων των μεταβλητών:

```
if nlag == 0,
y = assetx(1+delay:end,target);
x = assetx(:,target(end)+1:end,:);
else [y x] = mylagvv(assetx, nlag, target, delay);
end;
```

Τα φέρνει σε μορφή πίνακα:

```
yxmat = [y x];
[nrow ncol] = size(x);
[nrowy ncoly] = size(y);
```

Έπειτα διαχωρίζει τα στοιχειά σε δυο δείγματα: α) το δείγμα εκπαίδευσης δηλαδή τα στοιχειά που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του μοντέλου και β) το δείγμα πρόβλεψης δηλαδή τα στοιχειά που χρησιμοποιούνται για να κάνει πρόβλεψη το μοντέλο συμφωνά πάντα με το ποσοστό που έχει οριστεί και είναι 80% για την εκπαίδευση και 20% για τη πρόβλεψη:

```
nrow1 = round(percent * nrow);
nrow11 = nrow1 + 1;
[nrow12 nrow13] = size(x(1:nrow1,:));
yy = y(1:nrow1,:);
xx = [ x(1:nrow1,:)];
[nrow ncol] = size(x);
```

Ακολούθως μεταφέρει την τάση όλων των στοιχειών x και y και των δυο δειγμάτων με τη παρακάτω εντολή:

```
yz = detrend(y,0) ./ kron(ones(rx,1), sigy);
xz = detrend(x,0) ./ kron(ones(rx,1),sigx);;
```

Στο επόμενο του βήμα μετατρέπει τις τιμές των στοιχειών στο διάστημα 0 έως 1 με τη βοήθεια της μεθόδου Helga Peterson :

```
for i = 1:cy,
ys(:,i) = hsquasher(y(:,i), smax, smin);
yss(:,i) = 1 ./ (1+ exp(-(yz(:,i))));
end
for i = 1:cx,
xs(:,i) = hsquasher(x(:,i), smax, smin);
xss(:,i) = 1 ./(1+ exp(-(xz(:,i))));
end
```

και λύνει ένα γραμμικό μοντέλο για την εξεύρεση της πρόβλεψης το οποίο χρησιμοποιεί αντιστροφή και πολλαπλασιασμούς πινάκων:

```
betaols = inv(Praw1' * Praw1) * Praw1' * Traw;
```

όπου ο πίνακας Praw1 είναι ο πίνακας του πραγματικού x και ο πίνακας Traw είναι ο πίνακας του πραγματικού y.

Μόλις βρει την έξοδο η οποία είναι :

A1 = Praw1 * betaols ;

υπολογίζει το σφάλμα συγκρίνοντας πραγματικές και επιθυμητές τιμές:

err1 = Traw - A1;

Έπειτα καθορίζει τον αριθμό των παραμέτρων σε κάθε στρώμα.

```
if nlayer == 1, nparm = nneuron1*cp + nneuron1 + nneuron1 * ncoly +
ncoly;
elseif nlayer == 2, nparm = nneuron1 * cp + nneuron1 + nneuron1 *
nneuron2 + nneuron2 + nneuron2 * ncoly + ncoly;
else nparm = nneuron1 * cp + nneuron1 + nneuron1 * nneuron2 +
nneuron2 + nneuron2 * nneuron3 + nneuron3 + nneuron3 * ncoly + ncoly;
end
```

Έπειτα θα κινήσει όλη αυτή τη διαδικασία και για το δείγμα πρόβλεψης .
Έτσι ολοκληρώνεται ένας κύκλος εκπαίδευσης –πρόβλεψης και θα αρχίσει ένα καινούργιος με σκοπό τη βελτιστοποίηση των βαρών και τη μείωση των σφαλμάτων .
Όταν το μοντέλο φτάσει σε αυτό το σημείο της βέλτιστης λύσης τότε εκτυπώνει τα σφάλματα RMSE (root mean square error), MSE (mean square error), MAPE (Mean Absolute percentage Error), MAE (Mean Absolute Error), για την εκπαίδευση και τη πρόβλεψη. Επίσης εκτυπώνει το χρόνο που χρειάζεται το μοντέλο για να φτάσει στη λύση. Τα σφάλματα παρατίθενται από κάτω:

Η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος:

```
RMSE_nn_outof_SAMPLE=sqrt(norm(er_nn_ev)^2/length(er_nn_ev))
```

Μέσο απόλυτο σφάλμα:

```
MAE_nn_outof_SAMPLE=(1/length(er_nn_ev))*sum(abs(er_nn_ev))
```

Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα:

```
MAPE_nn_outof_SAMPLE=(100/length(er_nn_ev))*sum(abs(er_nn_ev)./a
```

bs(yyyout(:,1)))

Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα:

MSE_nn_outof_SAMPLE=(1/length(yyyout(:,1)))*norm(er_nn_ev)^2

Ενώ ο χρόνος υπολογίζεται με την εντολή

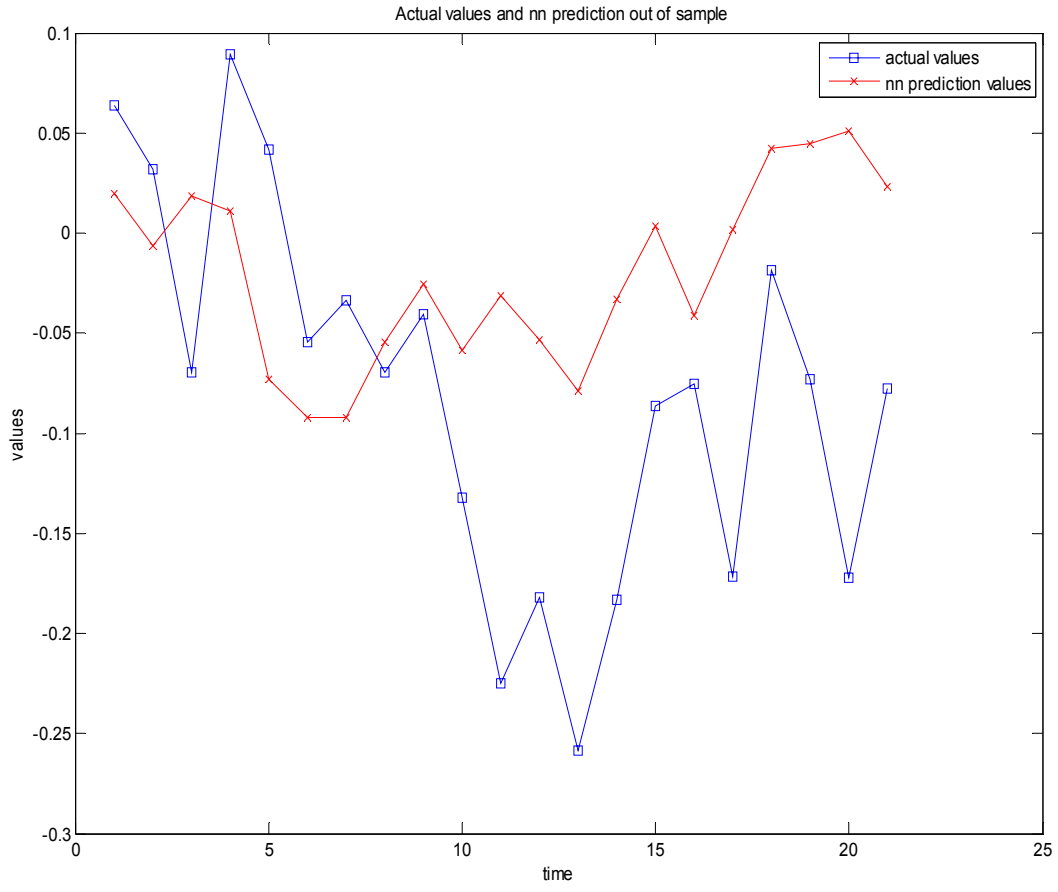
toc

minutes=toc/60

Κεφάλαιο 6

Αποτελέσματα - Συμπεράσματα

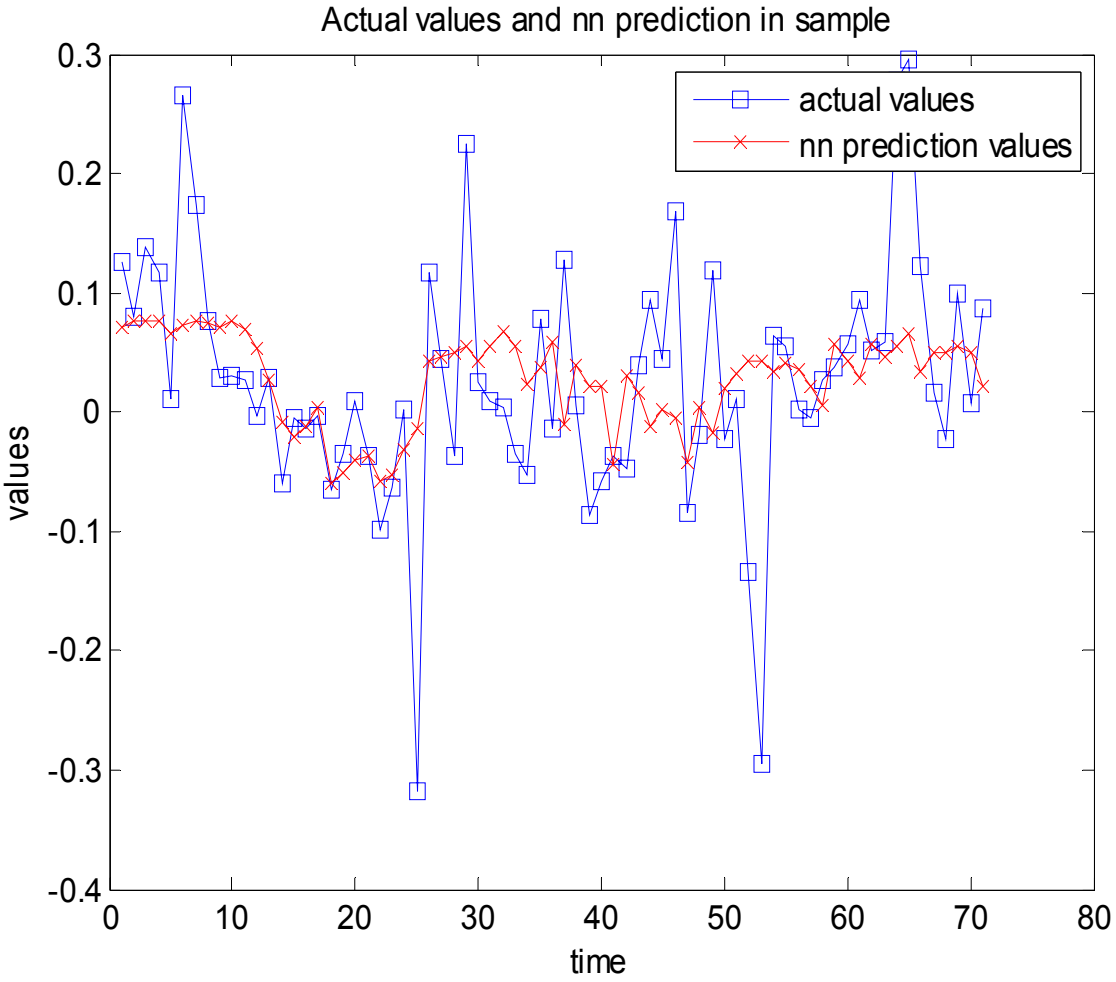
Από το παραπάνω πρόγραμμα παίρνουμε τα παρακάτω αποτελέσματα:
Στο σχήμα 6.1 μπορούμε να δούμε τη διαφορά μεταξύ ενός μέρους των πραγματικών και προβλέψιμων τιμών συμφωνά με το νευρωνικό μοντέλο πρόβλεψης με την χρήση δεδομένων εκτός δείγματος εκπαίδευσης (out of sample). Με μπλε χρώμα απεικονίζονται οι πραγματικές τιμές και με κόκκινο χρώμα οι τιμές που υπολογίζει το νευρωνικό δίκτυο.



Σχήμα 6.1:Σφάλμα πρόβλεψης

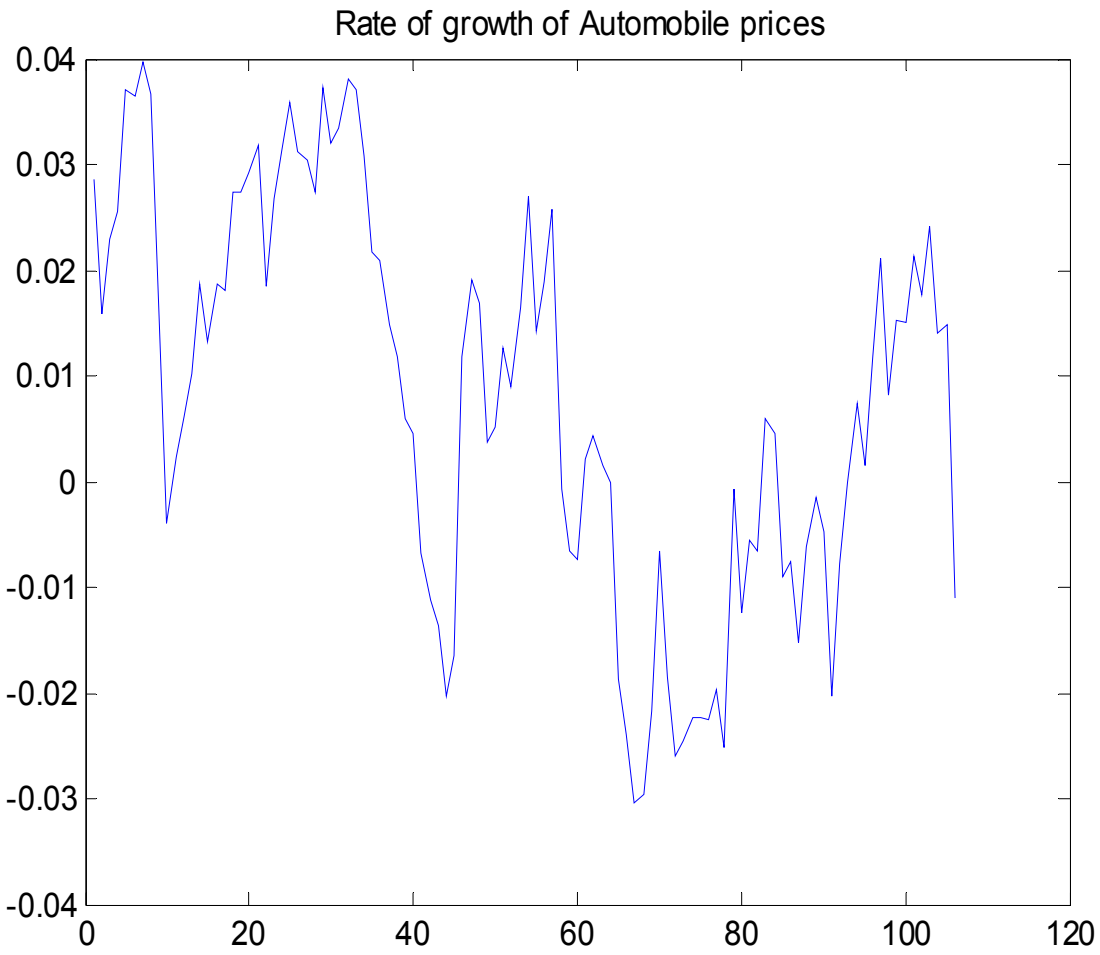
Στο σχήμα 6.2 μπορούμε να παρατηρήσουμε τις πραγματικές και προβλέψιμες τιμές του νευρωνικού μοντέλου για το δείγμα εκπαίδευσης (in sample). Άρα μπορούμε να

υπολογίσουμε και να δούμε την αυξομείωση του σφάλματος εκπαίδευσης.



Σχήμα 6.2:Σφάλμα εκπαίδευσης

Στο σχήμα 6.3 παρουσιάζεται ο ρυθμός ανάπτυξης των τιμών των αυτοκινήτων.



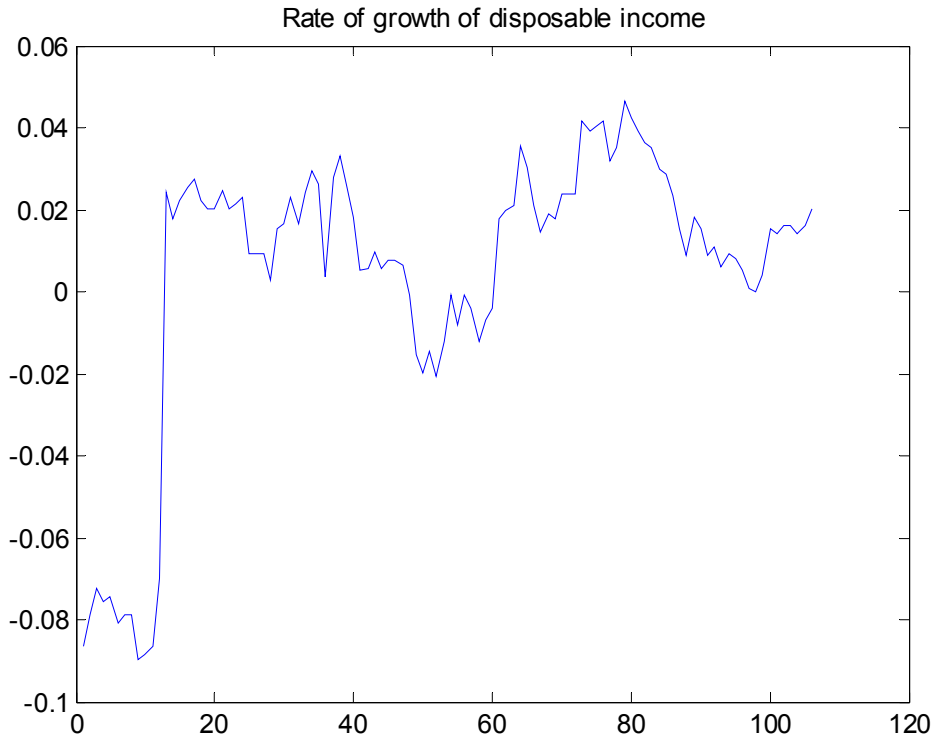
Σχήμα 6.3: Ρυθμός ανάπτυξης τιμών αυτοκινήτων

Στο σχήμα 6.4 παρουσιάζεται η μεταβολή των επιτοκίων των στεγαστικών δανείων.



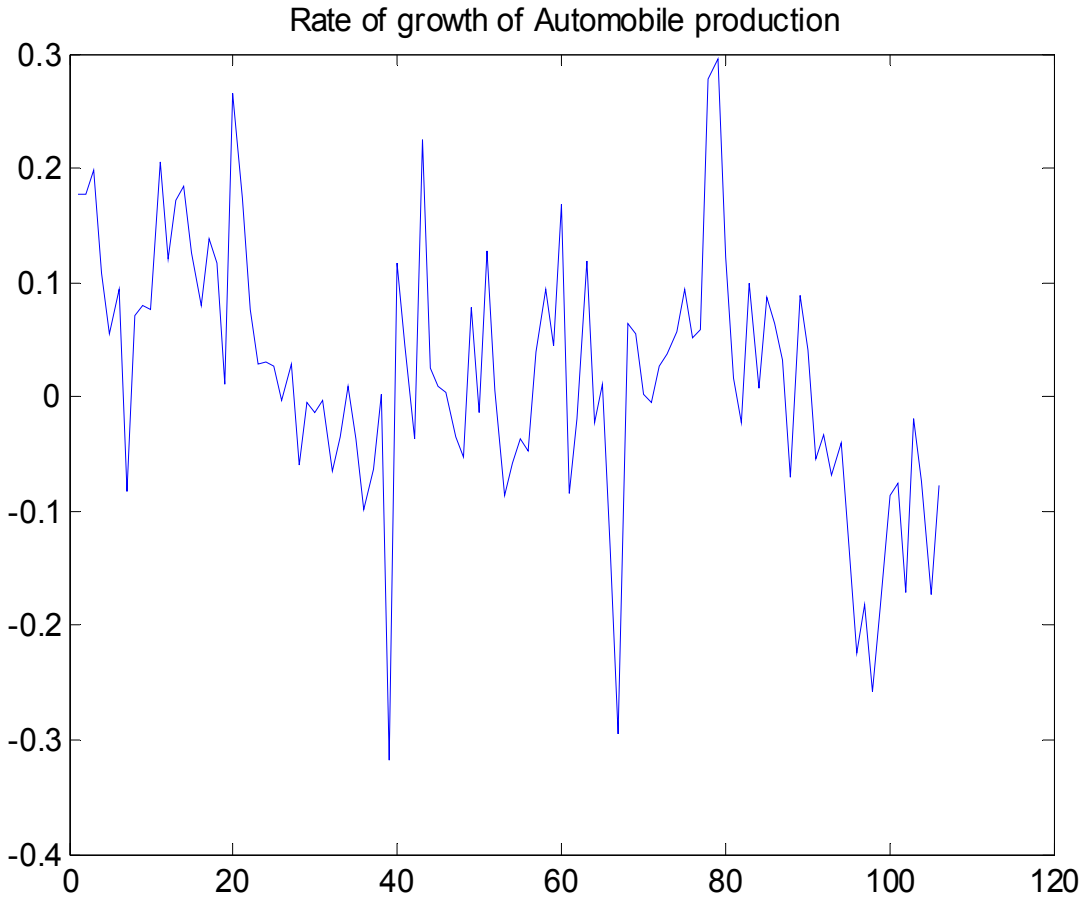
Σχήμα 6.4: Μεταβολή των επιτοκίων των στεγαστικών δανείων

Στο σχήμα 6.5 παρουσιάζεται ο ρυθμός αύξησης του διαθέσιμου εισοδήματος.



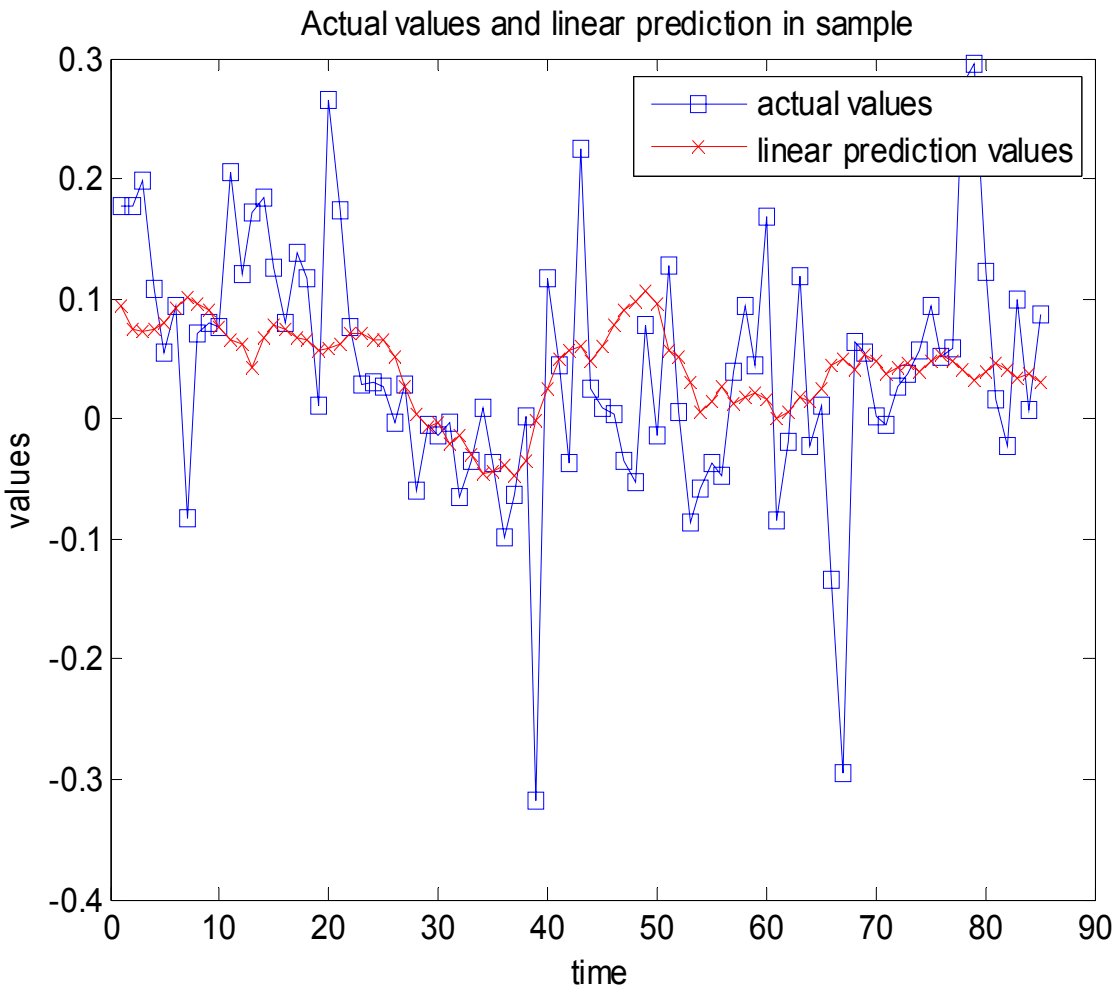
Σχήμα 6.5: Ο ρυθμός αύξησης του διαθέσιμου εισοδήματος

Στο σχήμα 6.6 παρουσιάζεται ο ρυθμός ανάπτυξης της παραγωγής των αυτοκινήτων μετά την έξοδο.



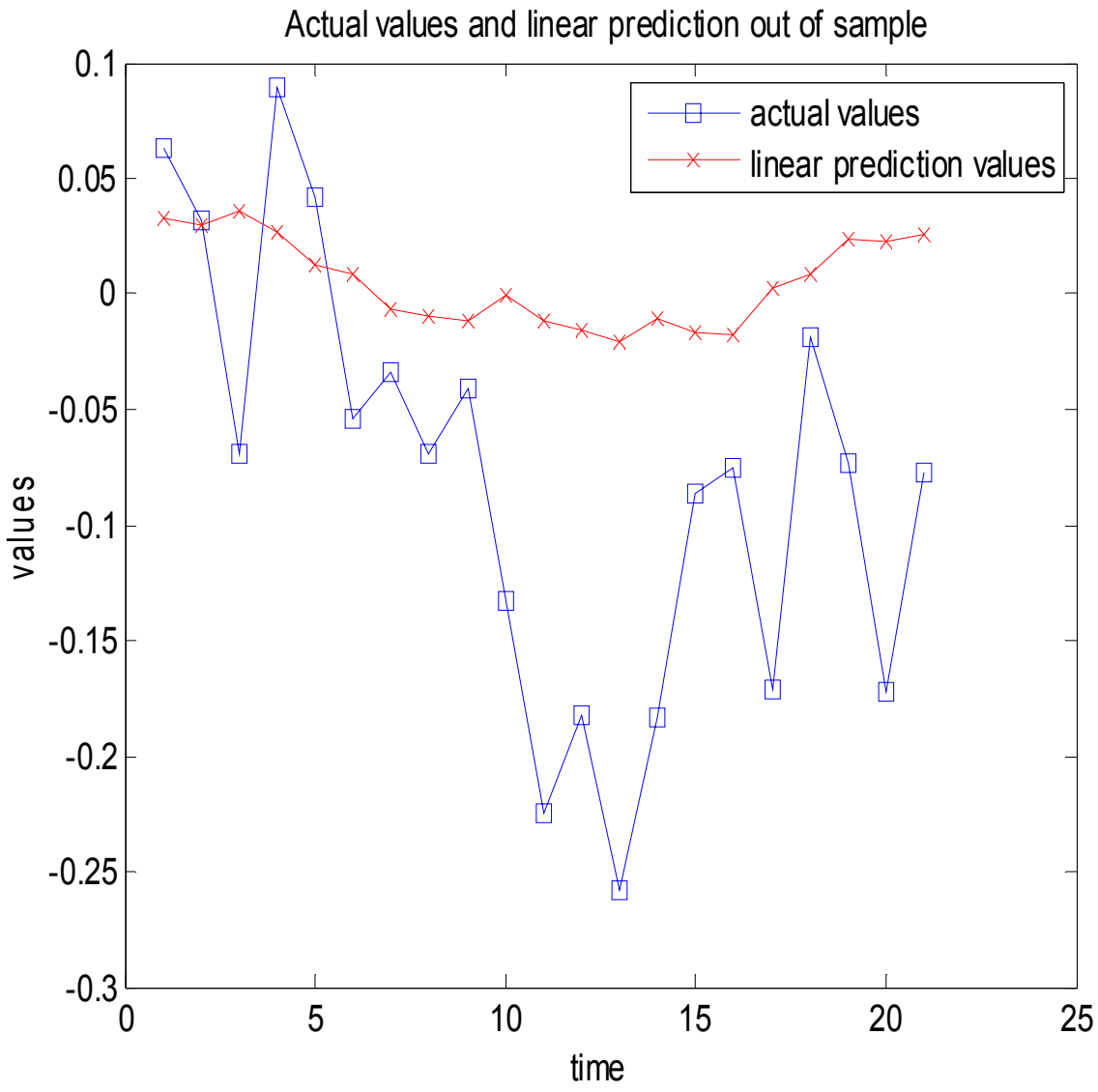
Σχήμα 6.6: Ο ρυθμός ανάπτυξης της παραγωγής των αυτοκινήτων

Στο σχήμα 6.7 μπορούμε να παρατηρήσουμε τις πραγματικές τιμές και τη γραμμική πρόβλεψη του νευρωνικού μοντέλου (in sample).



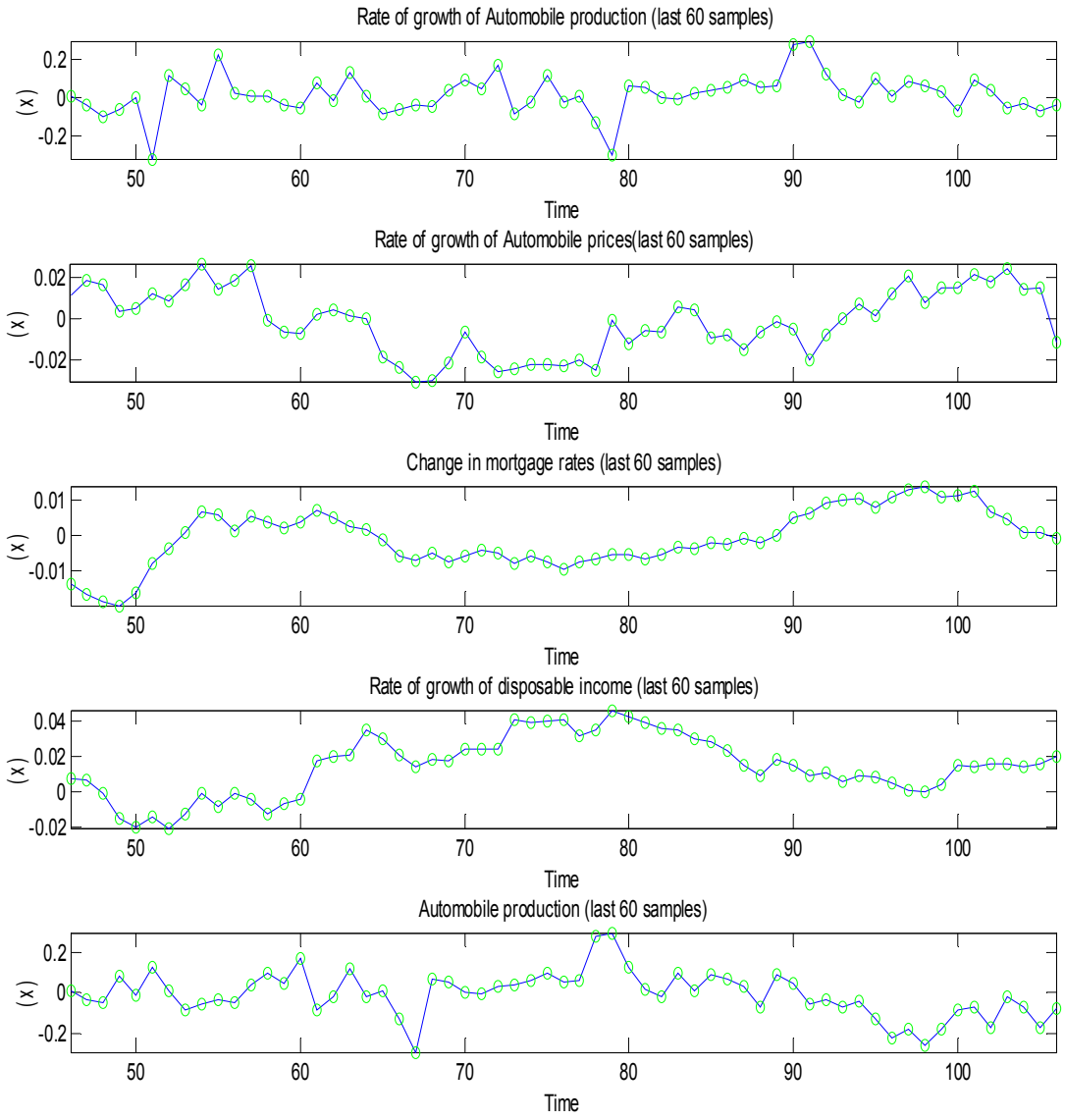
Σχήμα 6.7

Στο σχήμα 6.8 μπορούμε να παρατηρήσουμε τις πραγματικές τιμές και τη γραμμική πρόβλεψη του νευρωνικού μοντέλου (out of sample).



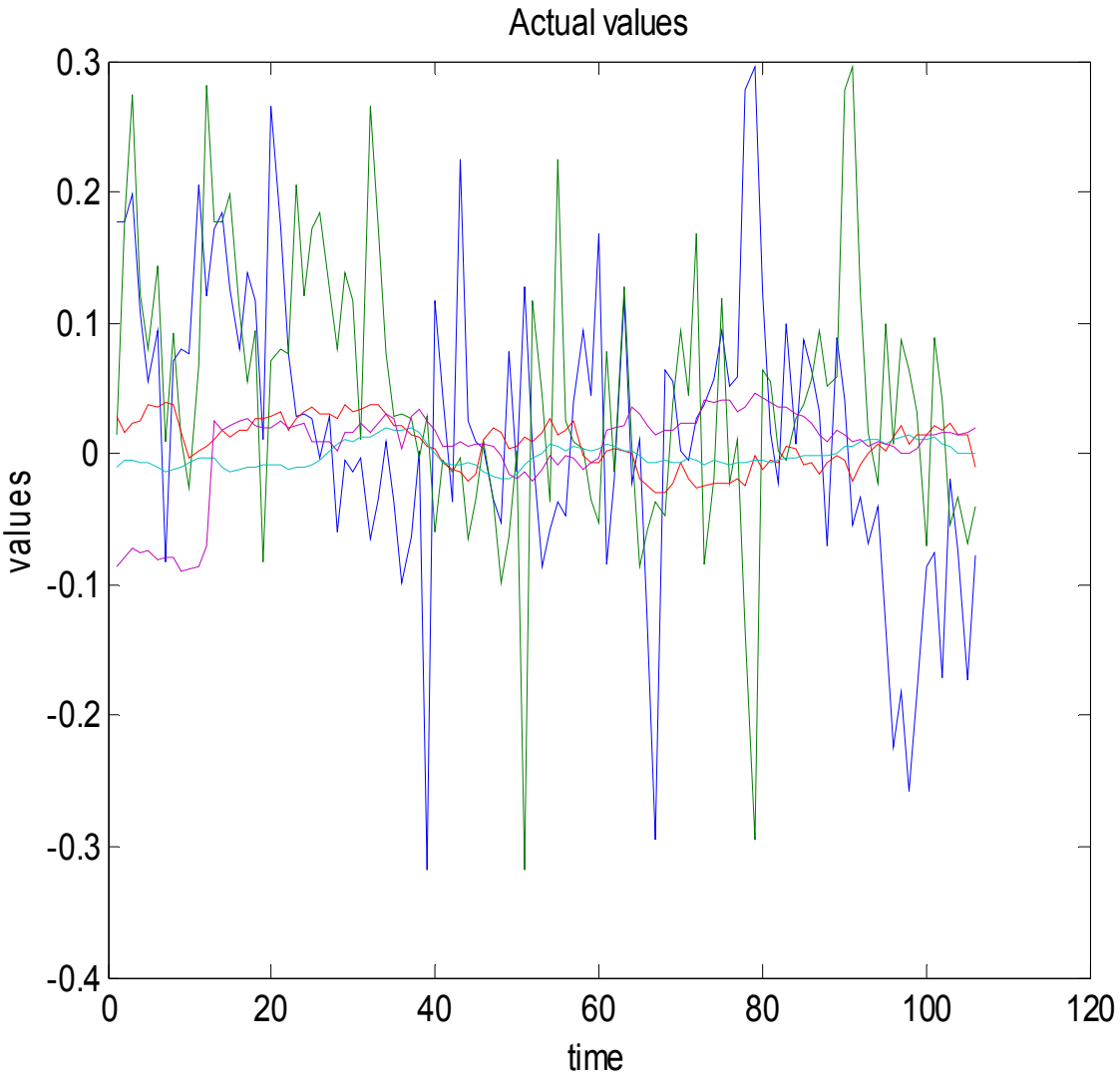
Σχήμα 6.8

Στο σχήμα 6.9 παρουσιάζονται οι παρατηρήσεις για τα τελευταία 60 δείγματα συναρτήσει του χρόνου.


Rate of growth of Automobile production (last 60 samples)
Rate of growth of Automobile prices(last 60 samples)
Change in mortgage rates (last 60 samples)
Rate of growth of disposable income (last 60 samples)
Automobile production (last 60 samples)
Time
(x)

Σχήμα 6.9

Τέλος στο σχήμα 6.10 μπορούμε να παρατηρήσουμε όλες τις πραγματικές τιμές δηλαδή όλο το δείγμα.



Σχήμα 6.10:Πραγματικές τιμές δείγματος

Τα σφάλματα για τα εντός δείγματος εκπαίδευσης (in sample) αλλά και τα εκτός δείγματος πρόβλεψης (out of sample) παρατίθενται στον πίνακα 1.

ΣΦΑΛΜΑΤΑ	**ΕΝΤΟΣ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ (IN SAMPLE)**	**ΕΚΤΟΣ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ (OUT OF SAMPLE)**
RMSE	0.08028526866767	0.11691943517843
MAE	0.05727866531783	0.09780851865988
MARE	1.771583611878852e+002	1.062105180013255e+002
MSE	0.00644572436504	0.01367015432244

Πίνακας 1: Σφάλματα πρόβλεψης και εκπαίδευσης νευρωνικού μοντέλου

Όπως φαίνεται παραπάνω τα αποτελέσματα που παίρνουμε έχουν μικρά σφάλματα άρα είναι αρκετά αξιόπιστα.

Σημασία σφαλμάτων:

Το MSE (Mean Square Error) είναι το μέσο τετραγωνικό σφάλμα δηλαδή παίρνουμε μια μέση τιμή του τετραγώνου του σφάλματος δηλαδή της διαφοράς της πραγματικής από τη προβλεπόμενη τιμή κατά μήκος των δυο δειγμάτων είτε είναι το δείγμα εκπαίδευσης είτε το δείγμα πρόβλεψης οπότε και παίρνουμε και τα αντίστοιχα μέσα τετραγωνικά σφάλματα.

Το RMSE (Root Mean Square Error) είναι η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος το οποίο αναλύσαμε προηγουμένως.

Το MAE (Mean Absolute Error) είναι το μέσο απόλυτο σφάλμα δηλαδή παίρνουμε τη μέση τιμή του απολύτου σφάλματος δηλαδή της διαφοράς της πραγματικής από τη προβλεπόμενη τιμή κατά μήκος των δυο δειγμάτων εκπαίδευσης και πρόβλεψης και παίρνουμε τα αντίστοιχα μέσα απόλυτα σφάλματα εκπαίδευσης και πρόβλεψης.

Το MAPE (Mean Absolute percentage Error) μέσο ποσοστιαίο απόλυτο σφάλμα δηλαδή το μέσο απόλυτο σφάλμα εκφρασμένο σε ποσοστό επί τις εκατό.

Τέλος όσον αφορά το χρόνο που χρειάστηκε για να βγάλει αποτελέσματα το πρόγραμμα χρειαστήκαν 0.36411270147463 min. ή ισοδύναμα 21.846743 seconds.

Βιβλιογραφία

[1] Tseng Fang-Mei, Gwo-Hshiung Tzeng, Hsiao-Cheng Yu (1999). Fuzzy Seasonal Time Series for Forecasting the Production Value of the Mechanical Industry in Taiwan. Technological Forecasting and Social Change 60, pp 263–273.

[2] Kuo R.J. (2001). A sales forecasting system based on fuzzy neural network with initial weights generated by genetic algorithm. European Journal of Operational Research 129.

.

[3] Steffens Paul R. (2001). An Aggregate Sales Model for Consumer Durables Incorporating a Time-varying Mean Replacement Age. Journal of Forecasting J. Forecast. 20, pp 63-77.

[4] Kung Chaang-Yung, Chung Chao Chaoyang, Ta Lin Chien (2003). An Application of GM (1,1) model for Automobile Industry. Systems, Man and Cybernetics IEEE International Conference on, pp 3244 - 3250 vol.4.

[5] Kuo R.J., K.C. Xue (1998). An intelligent sales forecasting system through integration of artificial neural network and fuzzy neural network. Computers in Industry 37, pp 1–15.

[6] Kuo R.J, P. Wu, C.P Wang (2002). An intelligent sales forecasting system through integration of artificial neural networks and fuzzy neural networks with fuzzy weight elimination. Neural Networks 15, pp 909–925.

[7] Hensher David A., Nariida C. Smith (1984). Automobile classification for choice and demand modelling. Transport reviews, vol. 4, No. 3, pp 245-271.

[8] Berkovec James (1985). Forecasting automobile demand using disaggregate choice models. Transpn. Res.-B Vol. 19B. No. 4. pp 315-329.

[9] Abu-Eisheh Sameer A., Fred L. Mannering (2002). Forecasting automobile demand for economies In transition: A dynamic simultaneous equation system approach. Transportation Planning and Technol. vol. 25, pp 311–331.

[10] Frank Celia, Les Sztandera, Balaji Vemulapali, Asish Garg, Amar Raheja (2004). Fuzzy Sales Forecasting. National Textile Center Annual Report.

[11] Ansuj Angela P., M. E. Camargo, R. Radharamanan, D. G. Petry (1996). Sales forecasting using time series and neural networks. Computers ind. Engng vol 31, No. 1/2, pp 421-424.

[12] Garetti Marco, Marco Taisch (1999). Neural networks in production planning and control. Production Planning & Control vol. 10, No. 4, 324–339.

[13] Graves Andrew P. (1993). IMVP Annual Sponsor's Briefing Meeting, Cape Cod.

[14] Syntentos Aris A., John E. Boylan (2005). The accuracy of intermittent demand estimates. International Journal of Forecasting 21, pp 303– 314.

[15] Dixon Peter B., Maureen T. Rimmer (1998). Forecasting and Policy Analysis with a Dynamic CGE Model of Australia. Preliminary Working Paper No. OP-90.

[16] Ferrer A. Garcia A, J. Del Hoyo, A. S. Martian-Arroyo (1997). Univariate Forecasting Comparisons: The Case of the Spanish Automobile Industry. Journal of Forecasting, vol. 16, pp 1-17.

[17] McNelis Paul D. (2005). Neural Networks in Finance: Gaining Predictive Edge in the Market.

[18] Γεωργόπουλος Ευστράτιος Φ., Σπυρίδων Δ. Λυκοθανάσης, (1999). Εισαγωγή στους Γενετικούς Αλγορίθμους.

[19] http://el.wikipedia.org/wiki/%CE%91%CF%85%CF%84%CE%BF%CE%BA%CE%AF%CE%BD%CE%B7%CF%84%CE%BF

[20] http://en.wikipedia.org/wiki/Automotive_industry

[21] http://egnatia.ee.auth.gr/~imatz/ann_chapter1.html

[22]
http://el.wikipedia.org/wiki/%CE%93%CE%B5%CE%BD%CE%B5%CF%84%CE%B9%CE%BA%CE%BF%CE%AF_%CE%91%CE%BB%CE%B3%CF%8C%CF%81%CE%B9%CE%B8%CE%BC%CE%BF%CE%B9