

ΧΑΝΙΑ -ΑΥΓΟΥΣΤΟΣ 2018

ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΚΡΗΤΗΣ

ΝΕΥΡΟ-ΑΣΑΦΕΣ ΜΟΝΤΕΛΟ
ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΠΩΛΗΣΕΩΝ
ΕΛΑΙΟΛΑΔΟΥ. ΕΡΓΑΣΙΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΟΥ
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΟΣ ΣΠΟΥΔΩΝ "ΟΡΓΑΝΩΣΗΣ &
ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ" ΤΟΥ ΤΜΗΜΑΤΟΣ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ & ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ



Χαιρετάκης Εμμανουήλ-Α.Μ:201519053
Επιβλέπων: Ατσαλάκης Γεώργιος

Περίληψη

Βασικός στόχος αυτής της εργασίας αποτελεί η δημιουργία ενός μοντέλου που θα έχει την ικανότητα να προβλέπει τις μελλοντικές πωλήσεις μια επιχείρησης. Πιο συγκεκριμένα έχει επιλεγεί μια επιχείρηση που ασχολείται με το εμπόριο του ελαιόλαδου έχει την έδρα της στη Κρήτη και θα επικεντρωθούμε στη βασική κατηγορία από τα προϊόντα της, τα έξτρα παρθένα ελαιόλαδα. Θα αναπτυχθεί ένα προσαρμοστικό νεύρο-ασαφές σύστημα (Adaptive Neuro-Fuzzy Network - ANFIS) και σαν δεδομένα εισόδου, εκπαίδευσης και επαλήθευσης θα χρησιμοποιηθούν οι ημερήσιες πωλήσεις που έχουν πραγματοποιηθεί τα τελευταία χρόνια. Θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα και η ευστοχία του μοντέλου ώστε να ολοκληρωθεί και ο στόχος της εργασίας.

Λέξεις κλειδιά: σύστημα, ANFIS, πρόβλεψη πωλήσεων, ελαιόλαδο

Abstract

The main goal of this paper is to create a model that has the ability to predict future sales of a business. More specifically, a company that deals with the olive oil trade and has its headquarters in Crete is chosen and we will focus on the main category of its products, the extra virgin olive oils. An Adaptive Neuro-Fuzzy Network (ANFIS) will be developed, and daily sales that have been made in recent years will be used as input for training and verification data. The results and the relevance of the model will be presented in order to complete the main goal of the paper.

Key words: system, ANFIS, sales forecast, olive oil

Πίνακας περιεχομένων

Περίληψη.....	2
Abstract	2
1. Εισαγωγή.....	5
2. Θεωρητική προσέγγιση πωλήσεων- προβλέψεων	6
2.1. Εισαγωγή στο κλάδο των πωλήσεων	6
2.2. Ο ρόλος των προβλέψεων στις πωλήσεις	8
3. Ασαφής λογική	11
3.1. Εισαγωγικά.....	11
3.2. Ιστορική ανασκόπηση.....	12
3.3. Βασικές έννοιες	13
3.4. Λογικοί τελεστές ασαφών συνόλων.....	15
3.5. Ιδιότητες και πράξεις μεταξύ ασαφών συμβόλων.....	17
3.6. Γλωσσικές μεταβλητές.....	19
3.7. Συναρτήσεις συμμετοχής.....	19
3.8. Δομή συστημάτων ασαφούς λογικής.....	20
4. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	24
4.1. Εισαγωγικά.....	24
4.2. Ιστορική ανασκόπηση.....	25
4.3. Δομή και αρχιτεκτονική ΤΝΔ.....	28
4.4. Βιολογικά και Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	32
4.5. Εκπαίδευση ΤΝΔ.....	33
4.6. Έλεγχος απόδοσης ΤΝΔ	36
4.7. Ομάδες ΤΝΔ	37
4.8. Πλεονεκτήματα-Μειονεκτήματα ΤΝΔ	40
5. Προσαρμοζόμενα Νεύρο-ασαφή συστήματα(ANFIS)	42
5.1. Εισαγωγικά.....	42
5.2. Δομή-Αρχιτεκτονική ANFIS.....	43
5.3. Εκπαίδευση ANFIS	46
5.4. Έλεγχος ANFIS.....	47
5.4. Σχεδιασμός ANFIS.....	49
6. Διαχρονικά παραδείγματα μοντέλων πρόβλεψης τύπου (ANFIS) στο τομέα των πωλήσεων γενικά...	51

7. Διαχρονικά παραδείγματα διάφορων τύπων μοντέλων πρόβλεψης στο τομέα των πωλήσεων αγροτικών προϊόντων	58
8. Μελέτη περίπτωσης -Εφαρμογή μοντέλουANFISστη πρόβλεψη πωλήσεων ελαιόλαδου	62
8.1. Επιχειρηματολογία επιλογής ελαιόλαδού για μοντελοποίηση.....	62
8.2. Δεδομένα πειράματος και επεξεργασία-μοντελοποίηση	63
8.3. Παράθεση αποτελεσμάτων	65
8.4. Συμπεράσματα	74
9. Επίλογος.....	76
10. Βιβλιογραφία	77
10.1. Έντυπη βιβλιογραφία	77
10.2. Ηλεκτρονική βιβλιογραφία	80

1. Εισαγωγή

Πάντα οι προβλέψεις αποτελούσαν κύριο κομμάτι της ζωής του ανθρώπου. Δεν είναι τυχαίο άλλωστε ότι όποιος άνθρωπος-έθνος είχε τις πιο ακριβείς προβλέψεις ήταν και σε πλεονεκτική θέση έναντι των ανταγωνιστών του και τις περισσότερες φορές έβγαινε νικητής στο τέλος. Από την αρχαιότητα ο άνθρωπος στρεφόταν σε μάντεις ώστε να εξασφαλίσει εύστοχες προβλέψεις για το μέλλον. Έτσι θα αποκτούσε συγκριτικό πλεονέκτημα έναντι των αντιπάλων του. Δεν είναι τυχαίο άλλωστε ότι οι μάντεις κατείχαν διακεκριμένη κοινωνική θέση στην αρχαιότητα.

Ακόμα και σήμερα οι προβλέψεις όχι μόνο δεν έχουν χάσει τη σημαντικότητα τους αλλά είναι πιο πολύτιμες από ποτέ. Ολόκληρα επιστημονικά ρεύματα ασχολούνται με αυτές και πληθώρα επιστημόνων έχουν αφιερώσει τη καριέρα τους σε αυτές. Στις μέρες μας πλέον ο άνθρωπος δεν στηρίζει σε μάντεις και προφητείες αλλά αξιοποιεί τα επιστημονικά εργαλεία που έχει στη κατοχή του για να κάνει τις προβλέψεις του. Μια κατηγορία από αυτά τα εργαλεία αποτελείται από τα λεγόμενα μοντέλα πρόβλεψης. Ένα τέτοιο μοντέλο θα αναπτυχθεί και σε αυτήν την εργασία. Στόχο του θα έχει την εύστοχη πρόβλεψη των πωλήσεων μια επιχείρησης που ασχολείται με το εμπόριο ελαιόλαδων. Η συγκεκριμένη επιχείρηση προσπαθεί να ενσωματώσει στη λειτουργία της νέες τεχνολογίες οπότε είναι ιδιαίτερα σημαντικό να δούμε το βαθμό στον οποίο το μοντέλο που θα δημιουργηθεί θα έχει την ικανότητα να χρησιμοποιηθεί και στη καθημερινότητα.

Από όλους τους τύπους των μοντέλων που χρησιμοποιούνται διαχρονικά στη συγκεκριμένη εργασία θα αναπτυχθεί ένα προσαρμοστικό νεύρο-ασαφές σύστημα (Adaptive Neuro-Fuzzy Network - ANFIS). Παρακάτω θα παρουσιαστούν οι ιδιότητες και τα χαρακτηριστικά του, τα οποία μας έκαναν να επιλέξουμε αυτό το είδος για το μοντέλο πρόβλεψης μας. Τα δεδομένα-παρατηρήσεις που θα χρησιμοποιηθούν σας είσοδοι στο μοντέλο είναι αρκετά αφού περιέχουν στοιχεία πωλήσεων των τελευταίων 14 ετών. Επομένως είναι αρκετά για να εκπαιδευτεί το μοντέλο και παράλληλα να ελέγξουμε και την ευστοχία του στη συνέχεια. Συμπερασματικά, σε αυτή την εργασία πέρα από τη θεωρητική παρουσίαση των πωλήσεων, των μοντέλων ANFIS και γενικότερα της ασαφούς λογικής θα παρουσιαστεί και το τεχνικό μέρος της δημιουργίας του μοντέλου πρόβλεψης.

2. Θεωρητική προσέγγιση πωλήσεων- προβλέψεων

2.1. Εισαγωγή στο κλάδο των πωλήσεων

Ένα πρόσωπο ή ένας οργανισμός που εκδηλώνει ενδιαφέρον για την απόκτηση ενός προσφερόμενου στοιχείου αξίας αναφέρεται ως δυνητικός αγοραστής, ενδεχόμενος πελάτης ή γενικότερα προοπτική αγοραπωλησίας. Η αγορά και η πώληση θεωρούνται δύο πλευρές του ίδιου "νομίσματος". Τόσο ο πωλητής όσο και ο αγοραστής συμμετέχουν σε μια διαδικασία διαπραγμάτευσης για την ολοκλήρωση της ανταλλαγής αξιών. Η διαδικασία ανταλλαγής ή πώλησης συνεπάγεται κανόνες νομικούς και ηθικούς καθώς και αναγνωρίσιμα στάδια. Υπονοείται ότι η διαδικασία πώλησης θα προχωρήσει δίκαια και ηθικά, ώστε όλες οι πλευρές να καταλήξουν σχεδόν εξίσου ικανοποιημένες. Τα στάδια της πώλησης και της αγοράς προϋποθέτουν την εξοικείωση, την εκτίμηση της ανάγκης κάθε συναλλασσόμενου μέρους, καθώς και τη γνώση για το προσδιορισμό του εάν οι αξίες που ανταλλάσσονται είναι ισοδύναμες ή σχεδόν τέτοιες τουλάχιστον.

Γενικότερα από την άποψη της διοίκησης μιας επιχείρησης θεωρείται ως τμήμα του μάρκετινγκ, αν και οι απαιτούμενες δεξιότητες είναι πολύ συχνά τελείως διαφορετικές. Οι πωλήσεις αποτελούν συχνά μια ξεχωριστή ομάδα σε μια εταιρική δομή, με τη χρήση ξεχωριστών εξειδικευμένων συνεργείων γνωστών ως "πωλητές". Η πώληση θεωρείται από πολλούς ως ένα είδος τέχνης "πειθούς". Σε αντίθεση με τη δημοφιλή πεποίθηση, η μεθοδολογική προσέγγιση της πώλησης αναφέρεται σε μια συστηματική διαδικασία επαναληπτικών και μετρήσιμων ορόσημων, με τις οποίες ένας πωλητής συνδέει την προσφορά ενός προϊόντος ή μιας υπηρεσίας με αντάλλαγμα, επιτρέποντας στον αγοραστή να επιτύχει τον στόχο συνήθως με οικονομικό τρόπο. Ενώ η διαδικασία πωλήσεων αναφέρεται σε μια συστηματική διαδικασία επαναληπτικών και μετρήσιμων ορόσημων, ο ορισμός της πώλησης είναι κάπως ασαφής λόγω της στενής φύσης της διαφήμισης, της προώθησης, των δημόσιων σχέσεων και του άμεσου μάρκετινγκ με αυτή.

"Πώληση" είναι ο όρος που αφορά το επάγγελμα, όπως και ο όρος «Μάρκετινγκ» που ορίζει ένα άλλο, διαφορετικό επάγγελμα. Πρόσφατα γίνονται προσπάθειες να γίνει σαφέστερος ο διαχωρισμός αυτού που είναι στο επάγγελμα του πωλητή και αυτού που δεν είναι. Υπάρχουν πολλά άρθρα που εξετάζουν το μάρκετινγκ, τη διαφήμιση, τις προωθήσεις, ακόμα και τις

δημόσιες σχέσεις ως τρόπους δημιουργίας μιας μοναδικής συναλλαγής-πώλησης για αυτό το λόγο η πώληση συχνά εμπεριέχεται σε άλλους διαφορετικούς τομείς.

Δύο συνηθισμένοι όροι που χρησιμοποιούνται για να περιγράψουν έναν πωλητή είναι "Αγρότης" και "Κυνηγός". Η πραγματικότητα είναι ότι οι περισσότεροι επαγγελματίες άνθρωποι των πωλήσεων έχουν λίγο και από τα δύο. Ένας κυνηγός συνδέεται συχνά με επιθετικές προσωπικότητες που χρησιμοποιούν επιθετική-επεκτατική τεχνική στις πωλήσεις. Όσον αφορά τη μεθοδολογία των πωλήσεων, ένας κυνηγός αναφέρεται σε ένα πρόσωπο που επικεντρώνεται στην προσφορά και το κλείσιμο των διαπραγματεύσεων. Ένα παράδειγμα είναι μια πώληση βασικών καθημερινών προϊόντων, ένας πωλητής παπουτσιών αλλά ακόμα και ένας πωλητής αυτοκινήτων. Η δουλειά τους είναι να βρουν άτομα με ανάγκες και να τους μετατρέψουν σε αγοραστές. Από την άλλη, ένας αγρότης πωλήσεων είναι κάποιος που δημιουργεί ζήτηση πωλήσεων από δραστηριότητες που επηρεάζουν άμεσα και αλλάζουν τη διαδικασία αγοράς. Τέτοιο παράδειγμα αποτελεί η φιλοσοφία ολόκληρης της εταιρείας "Apple", η οποία δεν είναι πελατοκεντρική, αλλά δημιουργεί καινοτόμα προϊόντα, τα οποία με τη σειρά τους δημιουργούν νέες ανάγκες στους ανθρώπους και έτσι δημιουργεί συνεχώς νέους πελάτες.

Πολλοί θεωρούν ότι το επίκεντρο της πώλησης είναι οι ανθρώπινοι παράγοντες που συμμετέχουν στην ανταλλαγή μεταξύ αγοραστή και πωλητή. Η αποτελεσματική πώληση απαιτεί επίσης μια προσέγγιση συστημάτων, που να περιλαμβάνει τουλάχιστον τους ρόλους της πραγματοποίησης μιας πώλησης και παράλληλα να μπορούν να αναπτύσσουν δυνατότητες νέων πωλήσεων. Η πώληση περιλαμβάνει επίσης πωλητές που διαθέτουν συγκεκριμένο σύνολο δεξιοτήτων παράλληλα με τις γνώσεις που απαιτούνται για τη διευκόλυνση της ανταλλαγής αξιών μεταξύ αγοραστών και πωλητών που είναι μοναδική και ξεχωριστή από το μάρκετινγκ, τη διαφήμιση κλπ.

Στο πλαίσιο αυτών των τριών αρχών, παραθέτετέ ακόλουθος ορισμός της επαγγελματικής πώλησης που έχει δοθεί από την Αμερικανική Εταιρεία Κατάρτισης και Ανάπτυξης (ASTD¹):

¹Η "American Society for Training and Development" - " Αμερικάνικη Ένωση για Εκπαίδευση και Κατάρτιση" αποτελεί μια μη κερδοσκοπική ένωση που αφορά όλους τους κλάδους των επαγγελματιών. Στόχος της είναι η συνεχόμενη παροχή νέων πληροφοριών και μεθοδολογιών συναλλαγών στους επαγγελματίες ώστε να επιτυγχάνεται μια συνεχόμενη ανάπτυξη του κλάδου των επιχειρήσεων.

"Το ολιστικό επιχειρηματικό σύστημα που απαιτείται για την αποτελεσματική ανάπτυξη, διαχείριση, ενεργοποίηση και εκτέλεση μιας αμοιβαία επωφελούς, διαπροσωπικής ανταλλαγής αγαθών ή υπηρεσιών για δίκαιη αξία."

2.2. Ο ρόλος των προβλέψεων στις πωλήσεις

Οι διάφοροι μέθοδοι πρόβλεψης των πωλήσεων των προϊόντων αποτελούν τις διαφορετικές διαδικασίες με τις οποίες ο άνθρωπος-επιχείρηση προσπαθεί να προβλέψει τη μελλοντική κατάσταση και θέση των προϊόντων μέσα στις αγορές στις οποίες κυκλοφορούν. Οι προβλέψεις πωλήσεων κατέχουν υψηλής σημασίας ρόλο για την επιχείρηση διότι μπορούν να επηρεάζουν πληθώρα παραγόντων μέσα σε αυτή όπως τη μελλοντική παραγωγή, τη παραγωγική δυναμικότητα κατ' επέκταση, τα αποθέματα, το προσωπικό και γενικότερα όλες τα τμήματα της επιχείρησης που ασχολούνται με τα προϊόντα, από τη παραγωγή έως το marketing.

Κατηγοριοποίηση προβλέψεων

Γενικά σύμφωνα με τη βιβλιογραφία οι μέθοδοι προβλέψεων χωρίζονται σε δύο κύριες κατηγορίες: τις ποσοτικές και τις ποιοτικές μεθόδους.

Αρχικά, οι μέθοδοι ποιότητας βασίζονται σε γνώμες τρίτων, θεωρητικά ενημερωμένων για το θέμα, και για αυτό το λόγο χαρακτηρίζονται και υποκειμενικές. Συνήθως χρησιμοποιούνται περισσότερο όταν μια κατάσταση είναι καινούρια και δεν υπάρχουν αρκετά στοιχεία για να βασιστεί κάποιος για τη πιθανή αντίδραση της αγοράς. Χρησιμοποιούν κυρίως την εμπειρία των συμμετεχόντων από αντίστοιχες περιπτώσεις και παράλληλα βασίζονται στο ένστικτο τους.

Οι ποσοτικές μέθοδοι από την άλλη μεριά στηρίζονται σε αριθμητικά στοιχεία και για αυτό το λόγο θεωρούνται και πιο αντικειμενικές. Γενικά χρησιμοποιούνται σε σταθερότερες καταστάσεις και εφόσον υπάρχουν επαρκή αριθμητικά δεδομένα από παρελθόν. Χρησιμοποιούν μαθηματικές και στατιστικές τεχνικές και είναι αυτές στις οποίες επιλέγουν πιο συχνά οι επιχειρήσεις να στηριχθούν για τη χάραξη του μελλοντικού σχεδιασμού τους.

Παράλληλα, ανάλογα με το χρονικό διάστημα το οποίο καλύπτει η πρόβλεψη, τις χωρίζουμε σε τρεις κατηγορίες:

- Βραχυπρόθεσμες, οι οποίες αφορούν προβλέψεις χρονικού ορίζοντα έως ενός έτους.
- Μεσοπρόθεσμες, οι οποίες αφορούν προβλέψεις από ένα έως δύο έτη.
- Μακροπρόθεσμες, οι οποίες αφορούν προβλέψεις μεγαλύτερες των δύο ετών.

Στάδια πραγματοποίησης προβλέψεων

Οι μέθοδοι πρόβλεψης βασίζονται όπως είπαμε είτε σε μαθηματικά μοντέλα χρησιμοποιώντας ιστορικά δεδομένα προηγούμενων περιόδων είτε σε ποιοτικές μεθόδους χρησιμοποιώντας την εμπειρία των στελεχών της επιχείρησης είτε σε συνδυασμούς αυτών των δυο. Σε κάθε περίπτωση τα στοιχεία και οι πληροφορίες που χρησιμοποιούνται για τις προβλέψεις θα πρέπει να ανανεώνονται με υψηλή συχνότητα. Έτσι, εξασφαλίζεται η επικαιροποίηση των προβλέψεων, μειώνονται τα πιθανά σφάλματα και παράλληλα αυξάνεται η ακρίβεια των προβλέψεων.

Η διαδικασία προβλέψεων περιλαμβάνει συνήθως τρεις κυρίες φάσεις ως ακολούθως:

- Συλλογή και ανάλυση ιστορικών στοιχείων και πληροφοριών (Collect & analysing data)
- Αξιολόγηση παραγόντων που επηρεάζουν τη ζήτηση (Adding deterministic overrides)
- Παρακολούθηση των προβλέψεων (Management Action)

Φάση 1^η: Συλλογή και ανάλυση ιστορικών στοιχείων και πληροφοριών

Η 1^η φάση της διαδικασίας πρόβλεψης περιλαμβάνει τη συλλογή ιστορικών στοιχείων και πληροφοριών από διάφορες πηγές δεδομένων που σχετίζονται είτε άμεσα είτε έμμεσα με τη ζήτηση. Στη συνέχεια, τα στοιχεία αναλύονται με στόχο το ξεκαθάρισμα και την επιλογή εκείνων που αποτυπώνουν καλύτερα την παρελθοντική εικόνα της ζήτησης. Τέλος, παράγεται μια προκαταρκτική στατιστική πρόβλεψη της ζήτησης χρησιμοποιώντας τη τεχνική πρόβλεψης που ταιριάζει καλύτερα με το προφίλ και τα χαρακτηριστικά της ζήτησης.

Η συλλογή και η επιλογή των κατάλληλων στοιχείων είναι ίσως το κρίσιμότερο βήμα. Έστω ότι πρόκειται να χρησιμοποιηθούν στοιχεία από εντολές πωλήσεων της προηγούμενης διαχειριστικής περιόδου για την πρόβλεψη της ζήτησης ενός συγκεκριμένου προϊόντος. Αν υποθεθεί ότι για κάποιο χρονικό διάστημα είχαν παρατηρηθεί ελλείψεις στο απόθεμα του υπό εξέταση προϊόντος, οι πωλήσεις στο αντίστοιχο χρονικό διάστημα θα εμφανίζουν κάμψη, οι

οποίες θα οδηγήσουν σε μια ενδεχόμενη υποεκτίμηση της μελλοντικής ζήτησης. Σε γενικές γραμμές μπορεί να λεχθεί ότι όσο αυξάνει ο όγκος των διαθέσιμων δεδομένων τόσο αυξάνει η ακρίβεια των προβλέψεων υπό την προϋπόθεση ότι τα δεδομένα είναι καθαρά και δεν επισύρουν στρεβλώσεις.

Φάση 2^η: Αξιολόγηση παραγόντων που επηρεάζουν τη ζήτηση

Η 2^η φάση περιλαμβάνει τη μελέτη, αξιολόγηση και προσθήκη παραγόντων εξωτερικών ή εσωτερικών που πιθανώς επηρεάζουν τη ζήτηση. Πιο συγκεκριμένα, στόχος της 2^{ης} φάσης είναι ο καθορισμός του αντίκτυπου των παραγόντων που επηρεάζουν τη ζήτηση, έτσι ώστε να αναθεωρηθούν και να αναπροσαρμοστούν κατάλληλα οι αρχικές προβλέψεις ζήτησης. Οι εξωτερικοί παράγοντες σχετίζονται συνήθως με το πολιτικοοικονομικό πλαίσιο, τον ανταγωνισμό και τις ιδιαίτερες συνθήκες που επικρατούν στις αγορές. Για παράδειγμα, το πλήθος των ανταγωνιστών, τα νέα προϊόντα, η διαφήμιση, οι τεχνολογικές αλλαγές και ο τρόπος διάθεσης επηρεάζουν τις προτιμήσεις των καταναλωτών και συνεπώς τη ζήτηση. Από την άλλη πλευρά, η τιμή, η στρατηγική προώθησης, ο τρόπος παρουσίασης των ιδιαίτερων χαρακτηριστικών και η ποιότητα των προϊόντων είναι παράγοντες που ρυθμίζονται εσωτερικά από την εκάστοτε επιχείρηση και επηρεάζουν πολλές φορές καθοριστικά τη ζήτηση.

Φάση 3^η: Παρακολούθηση των προβλέψεων

Η τελευταία φάση αφορά στην παρακολούθηση και τη συνεχή αξιολόγηση των προβλέψεων σε σύγκριση με την πραγματική διακύμανση της ζήτησης. Γίνεται εύκολα αντιληπτό ότι η αξιοπιστία της πρόβλεψης μπορεί να βελτιωθεί θεαματικά μέσα από την κατανόηση των αιτιών που ενδεχομένως οδήγησαν σε σφάλματα ή λανθασμένες εκτιμήσεις. Παράλληλα με τη συνεχή βελτίωση των προβλέψεων, δίνεται η δυνατότητα στην επιχείρηση να κάνει διορθωτικές κινήσεις (π.χ. επαναπροσδιορισμό τιμών των προϊόντων, πολιτικής marketing) και να πάρει αποφάσεις που θα αυξήσουν την αποδοτικότητα και την ανταγωνιστικότητα της έναντι του ανταγωνισμού.

Μειονεκτήματα προβλέψεων

Γενικά οι προβλέψεις δεν μπορούν να χαρακτηριστούν ποτέ τέλειες και μάλιστα η ακρίβεια τους μειώνεται όσο αυξάνεται το χρονικό διάστημα της πρόβλεψης. Επιπλέον οι περισσότερες από τις μεθόδους πρόβλεψης των πωλήσεων υποθέτουν κάποια υποκείμενη σταθερότητα προκειμένου να κάνουν την πρόβλεψη, γεγονός το οποίο αυξάνει τις πιθανότητες να αποφέρουν άστοχο αποτέλεσμα. Άλλες συχνές αδυναμίες των μεθόδων πρόβλεψης είναι το υψηλό κόστος που απαιτεί μια εύστοχη πρόβλεψη πωλήσεων, η στενότητα των χρονικών περιθωρίων για την προετοιμασία των προβλέψεων, το γεγονός ότι ακόμα και στην καλύτερη περίπτωση τα περισσότερα δεδομένα αποτελούνται μόνο από εκτιμήσεις και τέλος το γεγονός ότι απρόβλεπτες αλλαγές στο περιβάλλον αγοράς μπορεί να επηρεάσουν τα αποτελέσματα από μικρό έως μεγάλο βαθμό, αχρηστεύοντας έτσι όποιες τυχόν προβλέψεις έχουν πραγματοποιηθεί.

Αξίζει να σημειωθεί ότι μεγάλο κομμάτι της πίτας των προβλέψεων στις πωλήσεις κατέχουν και οι προβλέψεις πωλήσεων που αφορούν νέα προϊόντα και οι βασικές μέθοδοι που πραγματοποιούνται είναι με χρήση των γνώμων ειδικών της αγοράς ή / και στελεχών της επιχείρησης (expert opinions), με εξέταση περιπτώσεων εισαγωγής στην αγορά ανάλογων προϊόντων (analogies), με χρήση εξειδικευμένων στατιστικών μοντέλων πρόβλεψης της διάχυσης του νέου προϊόντος (diffusion models), με έρευνα αγοράς με δημοσκοπήσεις (surveys) ή τέλος με πειράματα μάρκετινγκ (test marketing).

3. Ασαφής λογική

3.1. Εισαγωγικά

Η Ασαφής λογική αποτελεί μια επέκταση της κλασσικής-παραδοσιακής δίτιμης Αριστοτέλειας λογικής, που μας εφοδιάζει με έναν αποτελεσματικό μαθηματικό σκελετό για την έκφραση γλωσσικών εννοιών και για την παράσταση γνώσεων και πληροφοριών σε περιβάλλον ασάφειας και αβεβαιότητας. Πιο απλά, κατά μια έννοια η "Θεωρία των Ασαφών Συνόλων" μπορεί να θεωρηθεί ότι στοχεύει να μαθηματικοποιήσει, δηλαδή να μοντελοποιήσει τη φυσική-καθομιλουμένη γλώσσα και τη κοινή λογική.

Γενικότερα η προσπάθεια των επιστημόνων, στη περίοδο της "κοινωνίας της πληροφορίας" έχει εστιασθεί στη κατανόηση του ίδιου του ανθρώπου και κυρίως πάνω στους μηχανισμούς πάνω

στους οποίους στηρίζεται η ανθρώπινη ευφυΐα. Για αυτό το λόγο η σημαντικότερη συνέπεια της μετάβασης στη κοινωνία της πληροφορίας αποτελεί η μετάβαση του κέντρου-στόχου του ενδιαφέροντος από τα μαθηματικά της φύσης στα μαθηματικά του ανθρώπου.

Με λίγα λόγια κι αν μπορούμε να δώσουμε έναν ορισμό που να αφορά την ασαφή λογική αυτός θα ήταν κάπως έτσι (Θεοδώρου 2012):

"Η ασαφής λογική αποτελεί τη προσπάθεια των επιστημόνων και κυρίως αυτών που ασχολούνται με τη "τεχνητή νοημοσύνη" να μελετήσουν και να κατανοήσουν τη δομή της φυσικής γλώσσας του ανθρώπου."

3.2. Ιστορική ανασκόπηση

Όταν εξετάζουμε την ιστορία της Ασαφής Λογικής, διαπιστώνουμε ότι το πρώτο σημαντικό πρόσωπο για την ανάπτυξή της ήταν ο Βούδας. Ζούσε στην Ινδία γύρω στο 500 π.Χ. και ίδρυσε μια θρησκεία που ονομάζεται Βουδισμός. Η φιλοσοφία του βασίστηκε στη σκέψη ότι ο κόσμος είναι γεμάτος αντιφάσεις, ότι σχεδόν τα πάντα περιέχουν κάτι από το αντίθετό τους, ή με άλλα λόγια, ότι τα πράγματα μπορούν να είναι "Α" και "όχι Α" ταυτόχρονα. Εδώ μπορούμε να δούμε μια σαφή σύνδεση μεταξύ της φιλοσοφίας του Βούδα και της σύγχρονης ασαφούς λογικής.

Περίπου 200 χρόνια αργότερα, ο Έλληνας φιλόσοφος Αριστοτέλης ανέπτυξε τη δυαδική λογική. Αντίθετα με τον Βούδα, ο Αριστοτέλης σκέφτηκε ότι ο κόσμος αποτελείται από αντίθετα, για παράδειγμα άνδρες και γυναίκες, ζεστά ενάντια σε κρύα, ξηρό-υγρό, ενεργού έναντι παθητικού. Όλα πρέπει να είναι "Α" ή "όχι Α", δεν μπορεί να είναι και τα δύο.

Κατά τη διάρκεια των αιώνων, αυτές οι δύο φιλοσοφίες αναπτύχθηκαν και εξαπλώθηκαν ανεξάρτητα. Ο Βουδισμός επεκτάθηκε ως θρησκεία της Ινδίας και των γύρω κρατών. Η λογική του Αριστοτέλη, όμως, έγινε αποδεκτή από τους Έλληνες μελετητές-επιστήμονες και αργότερα εξαπλώθηκε σε ολόκληρη την Ευρώπη. Αρχικά από τους Ρωμαίους και μετέπειτα μέσα από το Χριστιανισμό. Η χριστιανική εκκλησία δημιούργησε έναν διάβολο στον απέναντι Θεό, μίλησε για τον ουρανό και την κόλαση και έβαλε μια ιερή Μαρία εναντίον μιας αμαρτωλής Εύας.

Η δυαδική λογική του Αριστοτέλη έγινε η βάση της επιστήμης. αν κάτι έχει αποδειχθεί με λογική, ήταν και εξακολουθεί να γίνεται δεκτό ως επιστημονικά σωστό. Όπως πολλοί άλλοι, όπως ο Russell προσπάθησαν να μειώσουν τα μαθηματικά που εμπεριέχονταν μέσα στη λογική.

Όταν ανακάλυψε το παράδοξό του ενώ εργαζόταν, ο ίδιος φοβήθηκε τον εαυτό του. Ωστόσο αυτό, του έδωσε την τιμή να είναι ένας από τους πατέρες της ασαφούς λογικής.

Στη πιο σύγχρονη ιστορία τώρα φτάνουμε στο 1964, όπου ο καθηγητής Zadeh άρχισε να αναρωτιέται αν υπήρχε μια καλύτερη λογική για να χρησιμοποιηθεί πάνω στη μηχανική. Είχε την ιδέα εάν θα μπορούσαμε να πούμε σε ένα κλιματιστικό να δουλεύει λίγο ταχύτερα όταν γίνεται θερμότερο η θερμοκρασία από το να δουλεύει με την ίδια ένταση συνεχώς ή παρόμοια προβλήματα. Σκέφτηκε ότι θα να είναι πολύ πιο αποτελεσματικό από το να πρέπει να δώσουμε έναν κανόνα για κάθε θερμοκρασία ξεχωριστά. Αυτή ήταν η αρχική μορφή της ασαφούς λογικής όπως τη ξέρουμε σήμερα. Με ασαφή λογική, μπορούμε να πούμε σε ένα κλιματιστικό να επιβραδύνει μόλις θα γίνει ψυχρότερος ο αέρας και να επιταχύνει τη λειτουργία του αντίστοιχα σε αντίθετη περίπτωση.

Χρειάστηκε πολύς χρόνος μέχρι να γίνει δεκτή η ασαφής λογική, παρόλο που γοητεύτηκε μερικούς ανθρώπους από την αρχή. Εκτός από τους μηχανικούς, οι φιλόσοφοι, οι ψυχολόγοι και οι κοινωνιολόγοι σύντομα ενδιαφέρονταν να εφαρμόσουν τις ασαφείς λογικές στις επιστήμες τους ο καθένας. Κατά το έτος 1987, κατασκευάστηκε το πρώτο σύστημα μετρό το οποίο επεξεργάστηκε το σύστημα αυτόματης ρύθμισης λειτουργίας αμαξοστοιχίας με ασαφή λογική στην Ιαπωνία. Ήταν μια μεγάλη επιτυχία και είχε ως αποτέλεσμα μια έκρηξη «ασάφειας». Τα πανεπιστήμια καθώς και οι βιομηχανίες ενδιαφέρθηκαν να αναπτύξουν τις νέες ιδέες. Αρχικά, αυτό συνέβη κυρίως στην Ιαπωνία. Δεδομένου ότι ήδη οι θρησκείες και τα ισχύοντα γνωμικά στην Ιαπωνία επέμεναν ότι τα πράγματα μπορούν να περιέχουν τμήματα των αντιθέτων τους, δεν ήταν τόσο τρομακτική ιδέα όπως στα περισσότερα άλλα μέρη του κόσμου. Και η ασαφής λογική υποσχέθηκε πολλά χρήματα στις βιομηχανίες, κάτι που φυσικά ήταν ευπρόσδεκτο. Σήμερα, σχεδόν κάθε έξυπνη μηχανή εμπεριέχει τεχνολογία ασαφούς λογικής μέσα της.

3.3. Βασικές έννοιες

Σύμφωνα με τους κανόνες της λογικής για την εξαγωγή συμπερασμάτων, εάν είναι γνωστό ένα μόνο μέρος από κάποια δεδομένα ή από κάποιο μέρος της γνώσης, τότε νέα γνώση μπορεί να εξαχθεί μέσω μιας διαδικασίας που ονομάζεται λογική εξαγωγής συμπερασμάτων. Η βασική μορφή της έχει ως εξής:

Δεδομένα: Το x είναι μέρος του συνόλου X και το y είναι μέρος του συνόλου Y .

Κανόνας: Αν το x είναι μέρος του συνόλου X και το y είναι μέρος του συνόλου Y , τότε το z είναι μέρος του συνόλου Z .

Συμπέρασμα: Το z είναι μέρος του συνόλου Z .

Αν όμως τα δεδομένα εκφράζονται μέσω αβέβαιων όρων όπως αυτοί που χρησιμοποιούνται στην καθημερινή ζωή και στις συναλλαγές ανάμεσα στους ανθρώπους, όπως π.χ. "το x είναι σχεδόν X " ή "το y είναι λίγο Y ", τότε η χρήση της κοινής λογικής δε μπορεί να οδηγήσει στην εξαγωγή οποιουδήποτε συμπεράσματος. Αν ωστόσο τα σύνολα X , Y και Z είναι ασαφή, η ασαφής λογική παρέχει μια μέθοδο εξαγωγής συμπερασμάτων από τέτοιου είδους ανακριβή δεδομένα. Συγκεκριμένα, αν είναι γνωστό το "πόσο πολύ" το x είναι X και το y είναι Y , τότε μπορεί να συναχθεί «πόσο πολύ» το z είναι Z , όπως ακριβώς μπορεί να συμπεράνει ένας άνθρωπος αποτέτοιου είδους δεδομένα.

Η ασαφής λογική χρησιμοποιείται σε διάφορες επιστημονικές και τεχνικές εφαρμογές, γιατί είναι εννοιολογικά απλή. Οι μαθηματικές έννοιες πίσω από τον ασαφή λογική είναι πολύ απλές. Επιπλέον, είναι ανεκτική σε ανακριβή στοιχεία. Ένα άλλο πλεονέκτημά της είναι ότι μπορεί να ενσωματώσει εύκολα την εμπειρία των ειδικών. Η ασαφής λογική μπορεί να συνδυαστεί με τις συμβατικές τεχνικές ελέγχου, δεν τις αντικαθιστά απαραίτητως. Σε πολλές περιπτώσεις τα ασαφή συστήματα αυξάνουν αυτές τις τεχνικές και απλοποιούν την εφαρμογή τους. Τέλος η ασαφής λογική είναι βασισμένη στη φυσική γλώσσα. Η βάση για την ασαφή λογική είναι βάση για την ανθρώπινη επικοινωνία. Η φυσική γλώσσα, αυτή που χρησιμοποιείται από τους απλούς ανθρώπους καθημερινά, έχει διαμορφωθεί από χιλιάδες έτη ανθρώπινης ιστορίας για να είναι κατάλληλη και αποδοτική. Δεδομένου ότι η ασαφής λογική χτίζεται επάνω στις δομές της ποιοτικής περιγραφής που χρησιμοποιούνται στην καθημερινή γλώσσα, είναι εύχρηστη.

Στη κλασσική θεωρία των συνόλων, ένα σύνολο αποτελείται από ένα πεπερασμένο ή ένα άπειρο αριθμό στοιχείων. Τα στοιχεία όλων των συνόλων ανήκουν σε ένα υπερσύνολο αναφοράς. Τα στοιχεία ενός υπερσυνόλου αναφοράς που περιέχει το σύνολο υπό μελέτη A ανήκουν ή όχι στο σύνολο αυτό. Το γεγονός αυτό μπορεί να εκφραστεί με τη χαρακτηριστική συνάρτηση του Bool (Boolean characteristic function) f_a του σαφούς συνόλου A , όπου ορίζει την τιμή 1 σε κάθε στοιχείο που ανήκει στο σύνολο A και την τιμή 0 σε κάθε στοιχείο που δεν ανήκει στο σύνολο

A. Η ασάφεια μπορεί να εισαχθεί στη θεωρία των συνόλων εάν γενικευθεί η χαρακτηριστική συνάρτηση έτσι ώστε να λαμβάνει άπειρο αριθμό τιμών στο διάστημα $[0,1]$.

$$f_A(x) = \begin{cases} = 1, & \text{εάν } x \in A \\ = 0, & \text{εάν } x \notin A \end{cases}$$

Εάν X είναι το υπερσύνολο αναφοράς με επί μέρους στοιχεία x , τότε $X=\{x\}$. Ένα ασαφές σύνολο A του υπερσυνόλου αναφοράς X , μπορεί να εκφρασθεί συμβολικά ως ένα σύνολο διατεταγμένων ζευγών:

$$A = \{ \{ (x, \mu_A(x)) \} / x \in X \}$$

,όπου όπου $\mu_A(x)$ είναι η συνάρτηση συμμετοχής (membership function) του x στο σύνολο A και είναι μια απεικόνιση από το υπερσύνολο αναφοράς X στο κλειστό διάστημα $[0,1]$. Η συνάρτηση συμμετοχής υποδεικνύει το βαθμό κατά τον οποίο το στοιχείο x ανήκει στο σύνολο A , δηλαδή:

$$\mu_A(x):X \rightarrow [0,1]$$

3.4. Λογικοί τελεστές ασαφών συνόλων

Ο ασαφής λογικός συλλογισμός είναι ένα υπερσύνολο της τυποποιημένης λογικής του Bool. Εάν κρατηθούν ασαφείς τιμές στα άκρα, 1 (απολύτως αληθής), και 0 (απολύτως ψευδής), ισχύουν οι τυποποιημένες λογικές διαδικασίες. Για παράδειγμα, εξετάζονται τα πρότυπα αλήθειας στον παρακάτω πίνακα:

A	B	A and B
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

AND

A	B	A or B
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1

OR

A	not A
0	1
1	0

NOT

Figure1. Κλασσικοί-Λογικοί τελεστές AND, OR, NOT

Στην ασαφή λογική η αλήθεια οποιασδήποτε δήλωσης είναι θέμα βαθμού. Οι τιμές εισόδου μπορούν να είναι πραγματικοί αριθμοί μεταξύ 0 και 1. Η δήλωση $A \text{ AND } B$, όπου το A και το B περιορίζονται στο διάστημα $[0,1]$, επιλύεται με τη χρησιμοποίηση της συνάρτησης $\min(A,B)$.

Χρησιμοποιώντας τον ίδιο συλλογισμό, μπορεί να αντικατασταθεί η λειτουργία OR με την μέγιστη λειτουργία, έτσι ώστε το $OR\ B$ να γίνεται ισοδύναμο με το $\max(A,B)$. Τέλος, η λειτουργία NOT A γίνεται ισοδύναμη με τη λειτουργία $1-A$. Σαν αποτέλεσμα έχουμε ο πίνακας αλήθειας που ακολουθεί όπου έχουν γίνει οι προαναφερόμενες αντικαταστάσεις να παραμένει απολύτως αμετάβλητος.

A	B	$\min(A,B)$
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

AND

A	B	$\max(A,B)$
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1

OR

A	$1-A$
0	1
1	0

NOT

Figure2. Αντικατάσταση των κλασσικών-λογικών τελεστών με τις συναρτήσεις $\min(A,B)$, $\max(A,B)$ και $1-A$

Δεδομένου ότι υπάρχει μια συνάρτηση πίσω από τον πίνακα αλήθειας, παρά ακριβώς ο ίδιος ο πίνακας αλήθειας, μπορούν όπως είναι λογικό να εξεταστούν και τιμές εκτός από 1 και 0. Η επόμενη εικόνα χρησιμοποιεί μια γραφική παράσταση για να παρουσιάσει τις ίδιες πληροφορίες. Στο σχήμα αυτό, ο πίνακας αλήθειας έχει απεικονισθεί με τη μορφή γραφικής παράστασης δύο ασαφών συνόλων μαζί, για αναδημιουργήσει ένα ασαφές σύνολο. Το ανώτερο μέρος της εικόνας επιδεικνύει τις γραφικές παραστάσεις που αντιστοιχούν σε δύο τιμές αλήθειας, ενώ το κατώτερο μέρος της, επιδεικνύει πώς οι διαδικασίες λειτουργούν και με πολλές τιμές αλήθειας A και B .

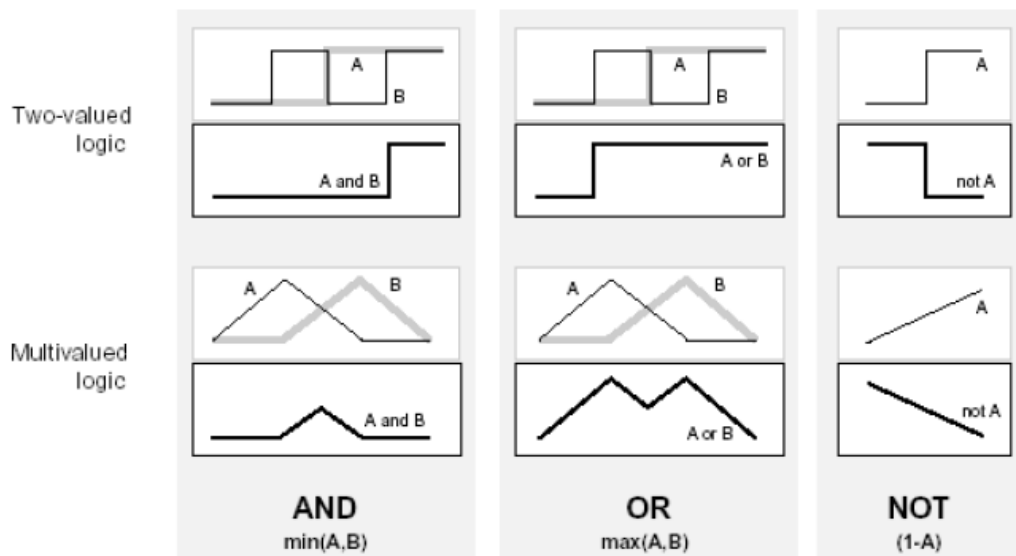


Figure3. Χρήση λογικών τελεστών στα ασαφή σύνολα

3.5. Ιδιότητες και πράξεις μεταξύ ασαφών συμβόλων

Οι βασικότερες ιδιότητες που συναντήσαμε στη βιβλιογραφία των ασαφών συνόλων και οι πράξεις που πραγματοποιούνται μεταξύ τους αναφέρονται παρακάτω συνοπτικά σύμφωνα με τον Driankov (1993):

- Ένα ασαφές σύνολο A του X θεωρείται κενό (null), εάν η συνάρτηση συμμετοχής του είναι μηδενική παντού, πιο συγκεκριμένα:

$$A = \emptyset \text{ εάν } \mu_A(x) = 0, \forall x \in X$$

- Το συμπλήρωμα A (complement) ενός ασαφούς συνόλου A , είναι ένα νέο ασαφές σύνολο με συνάρτηση συμμετοχής:

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x), \forall x \in X$$

- Δύο ασαφή σύνολα θεωρούνται ισοδύναμα (equivalent), όταν οι συναρτήσεις συμμετοχής τους είναι ίσες παντού, δηλαδή:

$$A = B \text{ εάν } \mu_A(x) = \mu_B(x), \forall x \in X \quad (3.6)$$

- Ένα ασαφές σύνολο B είναι υποσύνολο (subset) ενός συνόλου A , εάν η συνάρτηση συμμετοχής του B είναι μικρότερη ή ίση με αυτή του A παντού στο X , δηλαδή:

$$B \subset A \text{ εάν } \mu_B(x) \leq \mu_A(x), \forall x \in X \quad (3.7)$$

- Η ένωση (union) δυο ασαφών συνόλων A και B στο X, ορίζεται με την ακόλουθη συνάρτηση συμμετοχής:

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)], \forall x \in X \quad (3.8)$$

- Η τομή (intersection) δυο ασαφών συνόλων A και B στο X, ορίζεται ως:

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)], \forall x \in X \quad (3.9)$$

- Το γινόμενο (algebraic product) δύο ασαφών συνόλων A και B στο X, ορίζεται ως:

$$\mu_{A \otimes B}(x) = \mu_A(x) \cdot \mu_B(x), \forall x \in X \quad (3.10)$$

- Το άθροισμα (algebraic sum) δύο ασαφών συνόλων A και B στο X, ορίζεται ως:

$$\mu_{A \oplus B}(x) = \mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x) \mu_B(x), \forall x \in X \quad (3.11)$$

Παράλληλα με τα παρακάτω ένα ακόμα χρήσιμο εύρημα από την υπάρχουσα βιβλιογραφία αποτελεί ο παρακάτω πίνακας που εμπεριέχει τις ιδιότητες των Ασαφών Συνόλων κατά τον Θεοδώρου (2012).

$\overline{\overline{A}} = A$	Αυτοπαθής (Involution)
$A \cup B = B \cup A$	Αντιμεταθετικότητα (Commutativity)
$A \cap B = B \cap A$	
$(A \cup B) \cup C = A \cup (B \cup C)$	Προσεταιριστικότητα (Associativity)
$(A \cap B) \cap C = A \cap (B \cap C)$	
$(A \cap (B \cup C)) = (A \cap B) \cup (A \cap C)$	Επιμεριστικότητα (Distributivity)
$(A \cup (B \cap C)) = (A \cup B) \cap (A \cup C)$	
$A \cup A = A, \quad A \cap A = A$	Ταυτοδύναμη (Idempotence)
$(A \cup (A \cap B)) = A, \quad (A \cap (A \cup B)) = A$	Απορροφητικότητα (Absorption)
$A \cup X = X, \quad A \cap \emptyset = \emptyset$	Απορροφητικότητα από X και \emptyset
$A \cup \emptyset = A, \quad A \cap X = A$	Ταυτότητα - ουδέτερα (Identity)
$\overline{A \cup B} = \overline{A} \cap \overline{B}, \quad \overline{A \cap B} = \overline{A} \cup \overline{B}$	De Morgan νόμοι
$A \cup A' = X - 1$	Δεν ισχύει ο νόμος της Αντίθεσης
$A \cap A' = \emptyset - 0$	Δεν ισχύει ο νόμος Συμπλήρωματος

Figure4. Ιδιότητες Ασαφών Συνόλων

3.6. Γλωσσικές μεταβλητές

Οι τιμές μιας ασαφούς μεταβλητής θεωρούνται όροι ασαφών συνόλων. Για παράδειγμα, το "Ύψος" μπορεί να θεωρηθεί ως μια ασαφής μεταβλητή που μπορεί να λάβει τιμές όπως χαμηλό, κανονικό, ψηλό και οι οποίες στη συνέχεια είναι δυνατόν να περιγράψουν εύκολα από ασαφή σύνολα. Μια ασαφής μεταβλητή δηλαδή, λαμβάνει τιμές που είναι προτάσεις μιας φυσικής ή τεχνητής γλώσσας για να περιγράψει τα ασαφή σύνολα. Σε αυτήν την περίπτωση καλείται γλωσσική μεταβλητή. Συνήθως είναι ένας σύνθετος όρος αποτελούμενος από επιμέρους όρους. Οι όροι αυτοί διαιρούνται στις ακόλουθες υποκατηγορίες:

- ο πρωτεύοντες όροι: είναι όροι ασαφών συνόλων του υπερσυνόλου αναφοράς (π.χ. Ψηλό, Χαμηλό, Μέσο, Μικρό, Μηδέν).
- ο άρνηση ΟΧΙ και τα συνδετικά ΚΑΙ και Ή.
- ο γλωσσικά περιγράμματα όπως: πολύ, ελαφρά, σχετικά.

Τα συνδετικά ΚΑΙ και Ή και η άρνηση ΟΧΙ, μπορούν να ορισθούν μέσω των πράξεων του συμπληρώματος, της ένωσης και της τομής. Τα γλωσσικά περιγράμματα χρησιμεύουν στη δημιουργία ενός ευρύτερου συνόλου γλωσσικών τιμών μιας γλωσσικής μεταβλητής από μια μικρότερη συλλογή πρωτευόντων όρων. Χρησιμοποιώντας το περίγραμμα πολύ σε συνδυασμό με τα συνδετικά ΟΧΙ, ΚΑΙ και τον πρωτεύοντα όρο μεγάλο, μπορούν να δημιουργηθούν ταεπιπλέον ασαφή σύνολα πολύ μεγάλο, πάρα πολύ μεγάλο, ΟΧΙ πολύ μεγάλο, μεγάλο ΚΑΙ ΟΧΙ πολύ μεγάλο, κλπ.

3.7. Συναρτήσεις συμμετοχής

Μια συνάρτηση συμμετοχής είναι μια καμπύλη που κάθε σημείο της αντιστοιχεί σε ένα σημείο εισόδου, σε μια τιμή συμμετοχής (ή ένα βαθμό συμμετοχής) μεταξύ 0 και 1 πάντα. Οι απλούστερες συναρτήσεις συμμετοχής διαμορφώνονται χρησιμοποιώντας ευθείες γραμμές. Από αυτές, οι απλούστερες είναι η τριγωνική και η τραπεζοειδής συνάρτηση συμμετοχής. Η τριγωνική συνάρτηση είναι μια συλλογή τριών σημείων τα οποία διαμορφώνουν ένα τρίγωνο. Τραπεζοειδής συνάρτηση συμμετοχής πάλι, έχει μια επίπεδη κορυφή και είναι ακριβώς μια περικομμένη καμπύλη τριγώνων. Παρακάτω σχηματοποιούνται παραδείγματα τους:

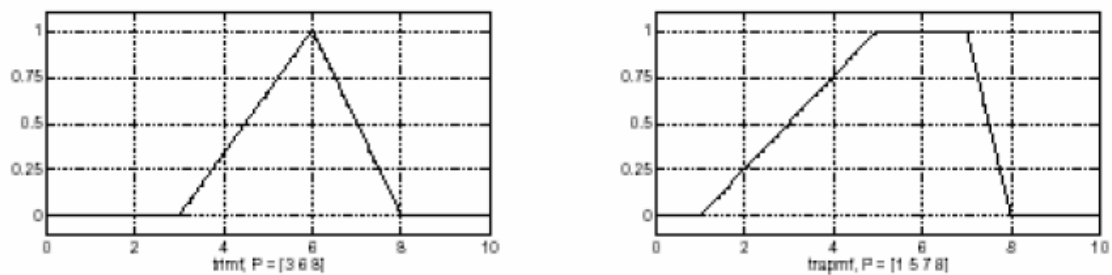


Figure5. Τριγωνική και τραπεζοειδής συναρτήσεις

Οι παραπάνω μορφές αποτελούν τις πιο απλές μορφές συναρτήσεων. Όπως είναι λογικό ανάλογα τη πολυπλοκότητα των τιμών της εισόδου διαμορφώνονται αντίστοιχα και το σχήμα της καμπύλης. Συχνά συναντώμαι συναρτήσεις σιγμοειδείς ανοικτές είτε προς την αριστερή είτε προς τη δεξιά μεριά. Επιπλέον ασύμμετρες και ανοικτές συναρτήσεις μπορούν να σχηματιστούν με την ένωση δύο σιγμοειδών συναρτήσεων. Παρακάτω ακολουθούν σχηματικά παραδείγματα πολύπλοκων συναρτήσεων συμμετοχής.

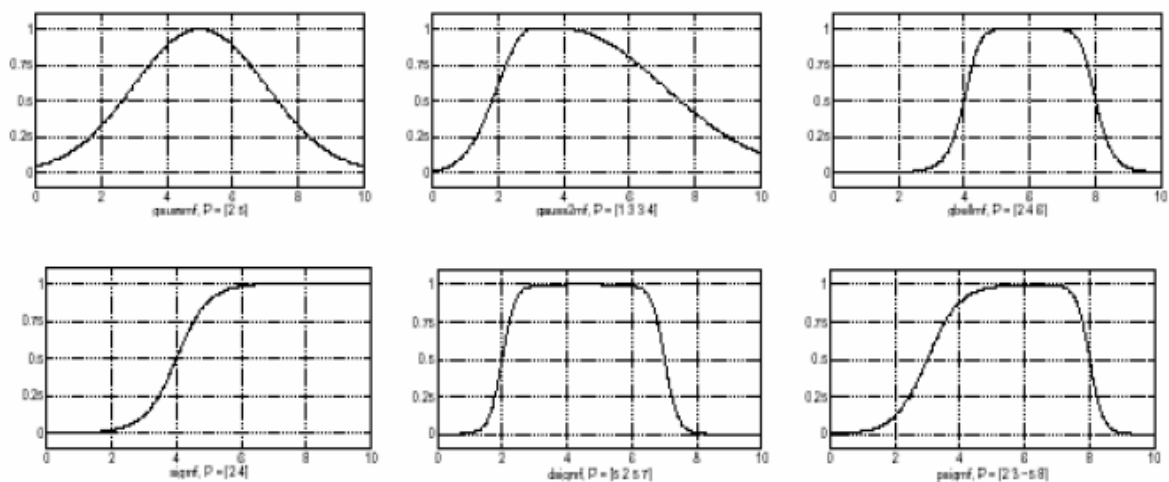


Figure6. Πολύπλοκες συναρτήσεις συμμετοχής

3.8. Δομή συστημάτων ασαφούς λογικής

○ Ασαφοποίηση

Η ασαφοποίηση είναι η διαδικασία της μετατροπής των αρχικών δεδομένων σε ασαφείς αριθμούς, μέσω των συναρτήσεων συμμετοχής. Τα δεδομένα είναι πάντα μια αριθμητική τιμή,

περιορισμένη στο υπερσύνολο αναφοράς της εισαγόμενης μεταβλητής και η έξοδος είναι ένας ασαφής βαθμός συμμετοχής. Στη συνέχεια ακολουθεί μια εικόνα που κάνει τα παραπάνω πιο κατανοητά.

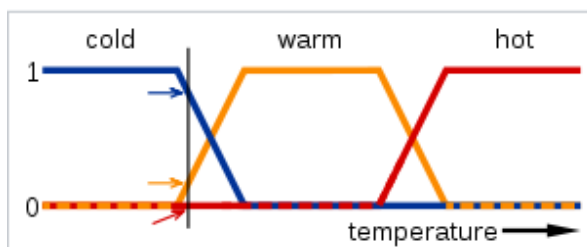


Figure7. Ασαφής λογική στη θερμοκρασία

Σε αυτή την εικόνα, οι έννοιες των εκφράσεων κρύο, ζεστό και καυτό αντιπροσωπεύονται από λειτουργίες που αντιστοιχούν σε κλίμακα θερμοκρασίας. Ένα σημείο στην κλίμακα αυτή έχει τρεις "αξίες αλήθειας" -ένα για καθεμία από τις τρεις λειτουργίες. Η κάθετη γραμμή στην εικόνα αντιπροσωπεύει μια συγκεκριμένη θερμοκρασία που μετράει τα τρία βέλη (τιμές αλήθειας). Δεδομένου ότι το κόκκινο βέλος δείχνει μηδέν, αυτή η θερμοκρασία μπορεί να ερμηνευτεί ως "όχι καυτό". Το πορτοκαλί βέλος (που δείχνει στο 0,2) μπορεί να την περιγράψει ως "ελαφρώς ζεστό" και το μπλε βέλος (που δείχνει στο 0,8) "αρκετά κρύο"

ο Εφαρμογή λογικών τελεστών και κανόνα IF-THEN

Εάν ένας κανόνας έχει πάνω από ένα μέρος, εφαρμόζονται οι ασαφείς τελεστές για να καθορισθεί ένας αριθμός που αντιπροσωπεύει το αποτέλεσμα για αυτόν τον κανόνα. Αυτός ο αριθμός εφαρμόζεται στη συνάρτηση εξόδου. Η είσοδος στον ασαφή τελεστή είναι δύο ή περισσότερες τιμές συμμετοχής από τις αλατοποιημένες μεταβλητές εισόδου. Η έξοδος είναι πάντα μια τιμή αληθείας. Αυτό μπορεί να γίνει είτε χρησιμοποιώντας τους λογικούς τελεστές που έχουμε συναντήσει και προηγουμένως (AND, OR, NOT), είτε με το κανόνα "IF-THEN". Ο κανόνας αυτός ρυθμίζει το χάρτη εισαγωγής ή υπολογίζει τις τιμές αλήθειας στις επιθυμητές τιμές αλήθειας εξόδου. Καθημερινό παράδειγμα αποτελεί η λειτουργία του κλιματιστικού ανάλογα των επιλεγμένη επιθυμητική θερμοκρασία.

ο *Άθροιση των εξόδων*

Η άθροιση των εξόδων είναι η διαδικασία του συνδυασμού όλων των ασαφών συνόλων που αντιπροσωπεύουν την έξοδο κάθε κανόνα, σε ένα και μόνο ασαφές σύνολο, ώστε να γίνει έπειτα η αποασαφοποίηση. Η άθροιση αυτή γίνεται μόνο μια φορά για κάθε κανόνα και δεν έχει σημασία η σειρά με την οποία γίνεται.

ο *Αποασαφοποίηση*

Ο στόχος είναι να έχουμε μια συνεχή μεταβλητή από ασαφείς αξίες αλήθειας. Αυτό θα ήταν εύκολο εάν οι τιμές αλήθειας εξόδου ήταν ακριβώς αυτές που λαμβάνονται από τη Αποασαφοποίηση ενός δεδομένου αριθμού. Ωστόσο, δεδομένου ότι όλες οι αξίες αλήθειας εξόδου υπολογίζονται ανεξάρτητα, στις περισσότερες περιπτώσεις δεν αντιπροσωπεύουν ένα τέτοιο σύνολο αριθμών. Κάποιος πρέπει τότε να αποφασίσει για έναν αριθμό που ταιριάζει καλύτερα με την αρχική "πρόθεση" που κωδικοποιείται στην τιμή της αλήθειας. Οι σημαντικότεροι τρόποι για τον έλεγχο των διαδικασιών είναι οι εξής Yager και Zadeh (1992):

- 1) Αποασαφοποίηση μεγίστου: επιλέγεται η τιμή που αντιστοιχεί στο σημείο του συνόλου εξόδου με την μεγαλύτερη τιμή. Η μέθοδος δεν δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα, ειδικά όταν υπάρχουν πολλαπλά τοπικά μέγιστα.
- 2) Αποασαφοποίηση με μέσο όρο των μεγίστων: επιλέγεται ως τιμή ο μέσος όρος των τιμών των σημείων που παρουσιάζουν μέγιστο στο σύνολο εξόδου. Στην περίπτωση που υπάρχει μόνο ένα μέγιστο τότε η τεχνική αυτή είναι όμοια με την προηγούμενη. Αν όμως υπάρχει πλήθος τιμών με μέγιστη τιμή, τότε υπολογίζεται ο μέσος όρος κανονικά.
- 3) Αποασαφοποίηση κέντρου βάρους: πρόκειται για την πιο πολύπλοκη υπολογιστικά μέθοδο, που επιλέγει ως τιμή, την τιμή του σημείου που αποτελεί το κέντρο βάρους της γραφικής παράστασης. Ένα σημαντικό πλεονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ότι παρουσιάζει σχεδόν πάντα ομαλή συμπεριφορά ελέγχου. Η κύρια ιδέα της είναι να ληφθούν υπόψη οι κανόνες σύμφωνα με το βαθμό δυνατότητας εφαρμογής τους. Ένα μειονέκτημά της είναι ότι μπορεί να χρειαστεί περισσότερο χρόνο από άλλες απλούστερες μεθόδους. Η τεχνική αυτή δίνει θεωρητικά καλύτερα αποτελέσματα από τις άλλες.

Τα συστήματα ασαφούς συμπεράσματος, εφαρμόζονται επιτυχημένα εδώ και χρόνια σε τομείς όπως: ο αυτόματος έλεγχος, η κατηγοριοποίηση των δεδομένων, η ανάλυση των αποφάσεων, τα έμπειρα συστήματα και η τεχνητή όραση.

Συμπερασματικά τα συστήματα ασαφούς επαγωγής αναφέρονται με πολλά ονόματα όπως: ασαφές σύστημα βασιζόμενο σε κανόνες (fuzzy-rule-based system), ασαφές έμπειρο σύστημα (fuzzy expert system), ασαφές μοντέλο (fuzzy model), ασαφής λογικός ελεγκτής (fuzzy logic controller) ή απλούστερα ασαφές σύστημα. Η γενική δομή ενός συστήματος ασαφούς λογικής παρουσιάζεται στο ακόλουθο σχήμα:

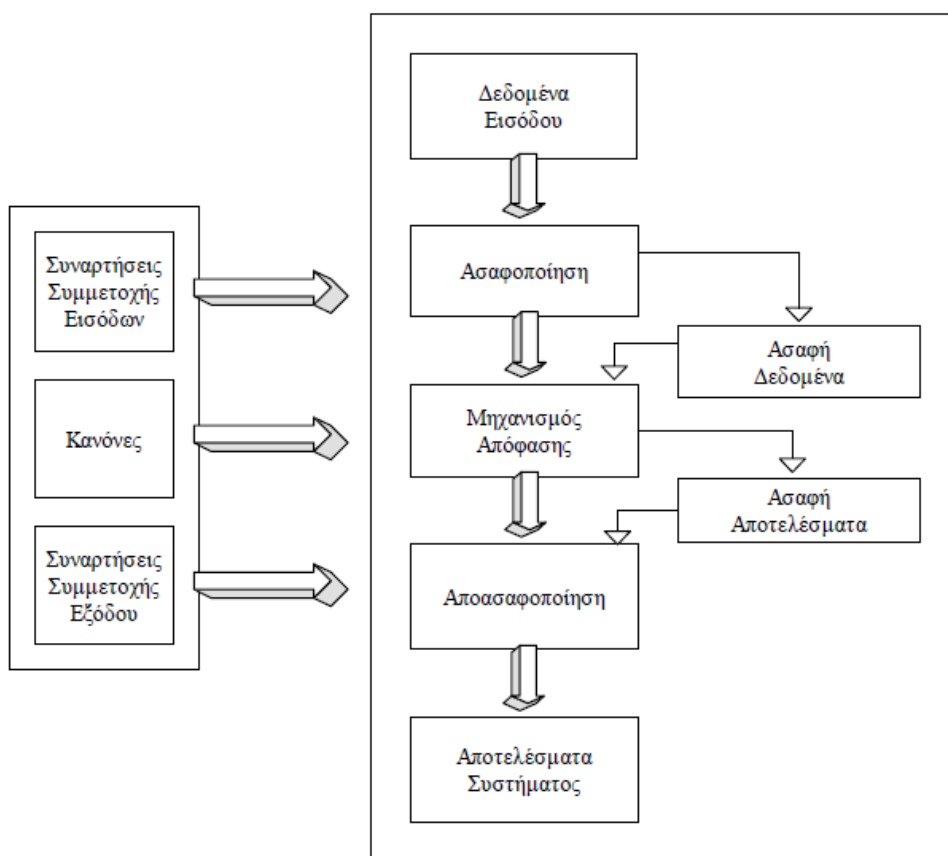


Figure8. Γενική δομή ενός συστήματος ασαφούς λογικής

Τα κυριότερα στοιχεία που περιέχονται είναι τα εξής:

Οι ασαφείς μεταβλητές, τα ασαφή σύνολα και τις συναρτήσεις συμμετοχής τους.

Οι κανόνες, που είναι ένα σύνολο προτάσεων, οι οποίες συνδέουν το σύνολο των εισαγόμενων δεδομένων με τα αποτελέσματα. Καθορίζονται έτσι ώστε το σύστημα να μπορεί να μετατρέπει οποιαδήποτε εισερχόμενη τιμή σε κάποιο αποτέλεσμα, καλύπτοντας όλους τους δυνατούς συνδυασμούς δεδομένων αποτελεσμάτων. Οι κανόνες είναι αυτοί που καθορίζουν την ακρίβεια των αποτελεσμάτων και την αξιοπιστία του συστήματος. Για τη δημιουργία των κανόνων, χρησιμοποιούνται οι γνώσεις ενός εμπειρογνώμονα της υπό μελέτη διαδικασίας.

Τα δεδομένα, όπως εισάγονται ως αριθμητικές τιμές.

Η διαδικασία ασαφοποίησης, κατά την οποία οι τιμές των φυσικών μεταβλητών μετατρέπονται σε ασαφείς αριθμούς.

Ο μηχανισμός εξαγωγής της απόφασης, κατά τον οποίο αξιολογούνται όλοι οι κανόνες και μετά τη διαδικασία συνεπαγωγής, ανάλογα με το βαθμό εκπλήρωσης συμμετοχής του καθενός, το σύστημα εξάγει ένα συμπέρασμα.

Η αποασαφοποίηση κατά την οποία τα ασαφή σύνολα των εξόδων μετατρέπονται σε σαφή αποτελέσματα.

Μεταξύ των τριών τελευταίων διαδικασιών παρεμβάλλονται άλλες δύο βοηθητικές: η εφαρμογή των λογικών τελεστών και η συγκέντρωση των εξόδων όλων των κανόνων.

4. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

4.1. Εισαγωγικά

Η ενασχόληση με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα που συνήθως αναφέρονται και ως νευρωνικά δίκτυα ξεκίνησε από την έναρξη της αναγνώρισης ότι ο ανθρώπινος εγκέφαλος λειτουργεί τελείως διαφορετικά από τον συμβατικό ψηφιακό υπολογιστή. Ο εγκέφαλος αποτελεί ένα εξαιρετικά σύνθετο, μη γραμμικό και παράλληλο υπολογιστή (πιο συγκεκριμένα ένα σύστημα επεξεργασίας δεδομένων). Έχει την ικανότητα να οργανώνει τα δομικά συστατικά του, γνωστά ως νευρώνες, ώστε να εκτελεί συγκεκριμένους υπολογισμούς. Τέτοια παραδείγματα υπολογισμών είναι η αναγνώριση προτύπων συμπεριφοράς, η αντίληψη του τι και πως γίνεται κάτι, ο χειρισμός της λειτουργίας ενός κινητήρα και πολλά άλλα. Πολλές φορές μάλιστα η δομή

του εγκεφάλου είναι τέτοια ώστε να καταφέρνει να εκτελεί κάποιες εργασίες ταχύτερα και από τους πλέον σύγχρονους ψηφιακούς υπολογιστές.

Για παράδειγμα σκεφτείτε το έργο "Ανθρώπινο όραμα" των Marr 1982, Levine 1985, Churchl και Sejnowski 1992, το οποίο αποτελεί βασικά ένα έργο επεξεργασίας πληροφοριών. Παρουσιάζει τη λειτουργία του οπτικού συστήματος να παρέχει μια αναπαράσταση του περιβάλλοντος γύρω από εμάς και, πιο σημαντικό να παρέχουμε τις πληροφορίες που πρέπει για να υπάρξει αλληλεπίδραση με το περιβάλλον. Για να γίνουμε πιο κατανοητοί και συγκεκριμένοι με τη παράθεση αριθμών, σκεφτείτε ότι ο ανθρώπινος εγκέφαλος φέρνει εις πέρας τα καθήκοντα αντιληπτικής αναγνώρισης (π.χ. αναγνωρίζοντας ένα γνωστό πρόσωπο ενσωματωμένο σε μια άγνωστη σκηνή.) σε περίπου 100 με 200 ms, ενώ τέτοιου είδους καθήκοντα πολύ μικρότερης πολυπλοκότητας μπορεί να διαρκέσουν ακόμα και μέρες σε ένα συμβατικό υπολογιστή.

Με λίγα λόγια για να επιτύχουμε καλές επιδόσεις, τα νευρικά μας δίκτυα χρησιμοποιούν μια τεράστια διασύνδεση απλών κυψελών που μεταφέρονται ως "νευρώνες" ή μονάδες επεξεργασίας. Με τα παραπάνω υπόψη μπορεί να δοθεί σε αυτό το σημείο ο εξής ορισμός (Haykin 1996).

"Το νευρωνικό δίκτυο αποτελεί ένα μαζικό επεξεργαστή που αποτελείται από απλές επεξεργαστικές μονάδες, ο οποίος έχει τη φυσική τάση να αποθηκεύει γνώσεις και να τις έχει διαθέσιμες για χρήση. Μοιάζει με τον ανθρώπινο εγκέφαλο σε δύο σημεία:

- 1) Αποκτάται γνώση από το δίκτυο διαμέσου του περιβάλλοντος που δρα μέσα από διάφορες διαδικασίες εκμάθησης.*
- 2) Η ενδονευρωνική σύνδεση δυναμώνει, γνωρίζοντας τα συναπτά βάρη, χρησιμεύοντας στην αποθήκευση της αποκτώμενης γνώσης."*

4.2. Ιστορική ανασκόπηση

Η μελέτη του ανθρώπινου εγκεφάλου είναι χιλιάδων ετών. Με την έλευση της σύγχρονης ηλεκτρονικής, ήταν φυσικό να προσπαθήσουμε να αξιοποιήσουμε αυτή τη διαδικασία σκέψης.

Σε αυτό το σημείο θα παρουσιαστούν τα σημαντικότερα ιστορικά σημεία των τελευταίων δεκαετιών.

Το πρώτο βήμα προς τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα πραγματοποιήθηκε το 1943 όταν οι McCulloch και Pitts που δημοσίευσαν το έργο τους το 1943, έδειξαν ότι ακόμη και οι απλοί τύποι νευρωνικών δικτύων θα μπορούσαν, καταρχήν, να υπολογίζουν οποιαδήποτε αριθμητική ή λογική λειτουργία. Άλλοι ερευνητές, όπως ο Norbert Wiener και ο von Neumann, έγραψαν ένα βιβλίο και εργασίες στα οποία μελετήθηκε η πρόταση-ιδέα ότι η έρευνα για τον σχεδιασμό υπολογιστών με δομή είτε "ανθρώπινου εγκεφάλου", είτε εμπνευσμένα από τον ανθρώπινο εγκέφαλο μπορεί να είναι ενδιαφέρουσα.

Στη συνέχεια το 1949 ο Hebb έγραψε ένα βιβλίο με τίτλο "The organization of behavior" και ακολούθησε την ιδέα ότι η κλασική ψυχολογική προετοιμασία είναι παρούσα στα ζώα, επειδή είναι συνεπακόλουθο των μεμονωμένων νευρώνων. Αυτή η ιδέα δεν ήταν καινούργια, αλλά ο Hebb την ανέπτυξε περισσότερο από οποιονδήποτε προηγουμένως. Στη συνέχεια ο Hebb χρησιμοποίησε τον μαθησιακό νόμο που ανέπτυξε για να δημιουργήσει μια ποιοτική ερμηνεία ορισμένων πειραματικών αποτελεσμάτων μέσα από την ψυχολογία. Παρόλο που υπήρχαν πολλοί άλλοι που εξέταζαν τα ζητήματα που αφορούσαν τη νεύρο-υπολογιστική τη δεκαετία του 1940 και του 1950, το έργο τους είχε περισσότερο ως αποτέλεσμα να δημιουργηθούν οι προϋποθέσεις για μεταγενέστερες εξελίξεις παρά να προκαλεί πραγματικά αυτές τις εξελίξεις. Χαρακτηριστικό εκείνης της εποχής ήταν η κατασκευή του πρώτου νεύρο-υπολογιστή (Snark) από τον Marvin Minsky το 1951. Το "Snark" λειτούργησε με επιτυχία από τεχνικής άποψης αλλά ποτέ δεν πραγματοποίησε καμία ιδιαίτερα ενδιαφέρουσα επεξεργασία πληροφοριών.

Η πρώτη χρυσή δεκαετία των νευρωνικών δικτύων ήταν αυτή του 1960. Ο πρώτος επιτυχημένος νεύρο-ηλεκτρονικός υπολογιστής (Mark I perceptron) κατασκευάστηκε κατά 1957-1958 από τον Frank Rosenblatt, τον Charles Wightman και άλλους επιστήμονες. Πρωταρχικό ενδιαφέρον αποτελούσε η αναγνώριση μοτίβων. Εκτός από την επινόηση του perceptron², ο Rosenblatt έγραψε επίσης ένα βιβλίο για τη νεύρο-υπολογιστή, "Artificial Intelligence". Λίγο αργότερα από τον Rosenblatt, ο Bernard Widrow, ανέπτυξε έναν διαφορετικό τύπο νευρικού συστήματος επεξεργασίας δικτύου που ονομάζεται "ADALINE", το οποίο ήταν εξοπλισμένο με ένα ισχυρό

²Perceptron: Είναι ένα υπολογιστικό μοντέλο ή μια υπολογιστική μηχανή σχεδιασμένη να αντιπροσωπεύει ή να προσομοιώνει την ικανότητα του εγκεφάλου να αναγνωρίζει και να διακρίνει.

νέο νόμο για την εκμάθηση, ο οποίος, σε αντίθεση με τον νόμο του perceptron, εξακολουθεί να είναι ευρέως διαδεδομένος ακόμα και σήμερα. Ο Widrow εφάρμοσε επιτυχώς το ADALINE σε ένα μεγάλο αριθμό προβλημάτων παιγνίων και παρήγαγε αρκετά συμπεράσματα από τις επιτυχίες τους. Βέβαια πρέπει να σημειωθεί ότι εκτός των Rosenblatt και Widrow, υπήρχαν και αρκετοί άλλοι στα τέλη της δεκαετίας του 1950 και στις αρχές της δεκαετίας του '60 που είχαν σημαντική επιτυχία στην ανάπτυξη του νευρωνικών δικτύων. Παρά την αξιοσημείωτη επιτυχία αυτών των πρώιμων νεύρο-υπολογιστών, ο τομέας υπέφερε από δύο εμφανώς προφανή προβλήματα. Πρώτον, η πλειοψηφία των ερευνητών προσέγγισε το θέμα από ποιοτική και πειραματική άποψη. Αυτή η πειραματική έμφαση οδήγησε σε μια σημαντική έλλειψη αυστηρότητας καμία χαλαρότητα της σκέψης που ενοχλούσε πολλούς καθιερωμένους επιστήμονες και μηχανικούς που καθιέρωσαν αυτό το πεδίο. Δεύτερον, ένα ατυχές μεγάλο ποσοστό επιστημόνων των νευρωνικών δικτύων παρασύρθηκαν από ενθουσιασμό στις δηλώσεις και τις γραφές τους. Για παράδειγμα, υπήρχαν ευρέως δημοσιευμένες προβλέψεις ότι τεχνητοί εγκέφαλοι ήταν μόλις λίγα χρόνια μακριά από την ανάπτυξη, και άλλες παρόμοιες απίστευτες δηλώσεις. Το τελευταίο επεισόδιο αυτής της εποχής ήταν μια εκστρατεία με επικεφαλής τον Marvin Minsky και Seymour Papert για να δυσφημήσουν την έρευνα νευρωνικών δικτύων και να εκτρέψουν τη ερευνητική χρηματοδότηση από το πεδίο της "Τεχνητής Νοημοσύνης".

Παρά τις επιδείξεις των Minsky και Papert για τους περιορισμούς των perceptrons, η έρευνα για το νευρωνικά δίκτυα συνεχίστηκε και μετά το 1970. Στην πραγματικότητα πολλοί από τους σημερινούς ηγέτες στον τομέα άρχισαν να δημοσιεύουν το έργο τους κατά τη διάρκεια της δεκαετίας του 1970. Παραδείγματα περιλαμβάνουν τον Amari, τον Fukushima, τον Grossberg και τους Klopff και Gose. Αυτοί οι άνθρωποι, και αυτοί που ήρθαν τα επόμενα 13 χρόνια, ήταν οι άνθρωποι που έβαλαν το πεδίο των νευρωνικών δικτύων σε σταθερή βάση και προετοίμασαν το δρόμο για την μελλοντική αναγέννηση του.

Μέχρι τις αρχές της δεκαετίας του '80 πολλοί ερευνητές των νεύρο-υπολογιστών έγιναν αρκετά τολμηροί αρχίζοντας να υποβάλλουν προτάσεις για την ανάπτυξη των νεύρο-υπολογιστών και των εφαρμογών των νευρωνικών δικτύων. Στα χρόνια 1983-1986 ο John Hopfield, ένας καθιερωμένος φυσικός παγκόσμιας φήμης, είχε αρχίσει να ενδιαφέρεται για ορισμένα νευρωνικά δίκτυα. Ο Hopfield έγραψε δύο πολύ ευανάγνωστα έγγραφα για τα νευρωνικά δίκτυα το 1982 και 1984 αντίστοιχα και αυτά, μαζί με τις πολυάριθμες διαλέξεις του σε όλο τον κόσμο, έπεισαν

εκατοντάδες επιστήμονες να ενταχθούν στον αναδυόμενο τομέα των νευρωνικών δικτύων. Το 1986, με τη δημοσίευση των "βιβλίων PDP" (Parallel Distributed Processing, Τόμοι Ι και ΙΙ, εκδοθέντες από τους Rumelhart και McClelland), το πεδίο εξερράγη. Το 1987, πραγματοποιήθηκε το πρώτο ανοικτό συνέδριο για τα νευρωνικά δίκτυα στη σύγχρονη εποχή, - στο Διεθνές Συνέδριο IEEE για τα νευρικά δίκτυα πραγματοποιήθηκε στο Σαν Ντιέγκο και ιδρύθηκε η Διεθνής Εταιρεία Νευρωνικών Δικτύων (INNS). Το 1988, το INNS ίδρυσε το περιοδικό Neural Networks και ακολούθησε η Νευρωνική Υπολογιστική το 1989. Από τότε ο κλάδος ακολουθεί μια σταθερή ανοδική πορεία με πλήθος επιστημών να των αναπτύσσουν συνεχώς. (Springer 2007)

4.3. Δομή και αρχιτεκτονική ΤΝΔ

Η αρχιτεκτονική ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου καθορίζει πώς είναι διατεταγμένοι ή τοποθετημένοι οι διάφοροι νευρώνες του μεταξύ τους. Οι ρυθμίσεις αυτές είναι δομημένες καθορίζοντας κυρίως τις συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων. Η σχηματολογία ενός νευρωνικού δικτύου, μέσα σε μια συγκεκριμένη αρχιτεκτονική, μπορεί να είναι αυτή που κάνει τα νευρωνικά δίκτυα να ξεχωρίζουν μεταξύ τους.

Σε γενικές γραμμές, ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο μπορεί να χωριστεί σε τρία δομικά μέρη που είναι γνωστά ως:

- 1) Στρώμα εισόδου: Αυτό το επίπεδο είναι υπεύθυνο για τη λήψη πληροφοριών (δεδομένων), σημάτων, χαρακτηριστικών ή μετρήσεων από το εξωτερικό περιβάλλον. Αυτές οι εισοδοί (δείγματα ή μοτίβα) συνήθως κανονικοποιούνται εντός των οριακών τιμών που παράγονται από τους κανόνες λειτουργίας. Αυτή η εξομάλυνση οδηγεί σε καλύτερη αριθμητική ακρίβεια για τις μαθηματικές εργασίες που εκτελούνται από το δίκτυο.
- 2) Κρυφές, ενδιάμεσες ή αόρατες στρώσεις: Αυτά τα στρώματα αποτελούνται από νευρώνες οι οποίοι είναι υπεύθυνοι για την εξαγωγή προτύπων που σχετίζονται με τη διαδικασία ή το σύστημα που αναλύεται. Αυτά τα στρώματα εκτελούν το μεγαλύτερο μέρος της εσωτερικής επεξεργασίας σε ένα δίκτυο.
- 3) Στρώμα εξόδου: Αυτό το στρώμα αποτελείται επίσης από νευρώνες και έτσι είναι υπεύθυνο για την παραγωγή και παρουσίαση των τελικών εξόδων του δικτύου, που

προκύπτουν από την επεξεργασία που γίνεται από τους νευρώνες στα προηγούμενα στρώματα. Οι κύριες αρχιτεκτονικές των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, λαμβάνοντας υπόψη το σχηματισμό των νευρώνων που έχουν στη διάθεσή τους, καθώς και τον τρόπο με τον οποίο είναι διασυνδεδεμένοι και πώς είναι τα στρώματά τους μπορεί να χωριστούν ως εξής: (i) δίκτυο προώθησης μονού στρώματος, (ii) δίκτυα πολλαπλών στρωμάτων, (iii) επαναλαμβανόμενα δίκτυα και (iv) πλέγμα δικτύων.

Αρχιτεκτονική προσοδοτροφοδότησης ενός επιπέδου

Αυτό το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο έχει μόνο ένα στρώμα εισόδου και ένα μόνο νευρωνικό στρώμα, που αποτελεί επίσης και το στρώμα εξόδου. Η εικόνα σχήμα που ακολουθεί απεικονίζει ένα δίκτυο μονής τύπου προσοδοτροφοδότησης αποτελούμενο από n εισόδους και m εξόδους. Οι πληροφορίες πάντοτε ρέουν σε μία μόνο κατεύθυνση η οποία είναι από το στρώμα εισόδου στο στρώμα εξόδου. Από την εικόνα είναι δυνατό να δούμε ότι στα δίκτυα που ανήκουν σε αυτήν την αρχιτεκτονική, ο αριθμός των εξόδων δικτύου θα είναι πάντοτε ίδιος με την ποσότητα των νευρώνων. Αυτά τα δίκτυα χρησιμοποιούνται συνήθως για τη ταξινόμηση προτύπων και τα προβλήματα γραμμικής διήθησης.

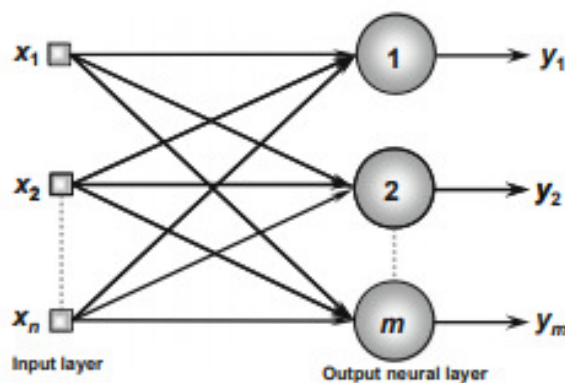


Figure9. Υπόδειγμα δικτύου αρχιτεκτονικής μονής στρώσης

Αρχιτεκτονική προσοδοτροφοδότησης πολλαπλών επιπέδων

Διαφορετικά από τα δίκτυα που ανήκουν στην προηγούμενη αρχιτεκτονική, τα δίκτυα με πολλαπλά στρώματα αποτελούνται από ένα ή περισσότερα κρυμμένα νευρωνικά στρώματα.

Χρησιμοποιούνται στην επίλυση διαφόρων προβλημάτων, όπως αυτά που σχετίζονται με ταξινόμηση προτύπων, αναγνώριση μοτίβων, διαδικασίες ελέγχου, βελτιστοποίηση, ρομποτική και ούτω καθεξής. Η ακόλουθη εικόνα δείχνει ένα δίκτυο προώθησης με πολλαπλά στρώματα αποτελούμενα από ένα στρώμα εισόδου με n δείγματα σήματος, δύο κρυμμένα νευρωνικά στρώματα αποτελούμενα από n_1 και n_2 νευρώνες αντιστοίχως και, τέλος, ένα νευρωνικό στρώμα εξόδου που αποτελείται από m νευρώνες που αντιπροσωπεύει τις αντίστοιχες τιμές εξόδου του προβλήματος που αναλύεται.

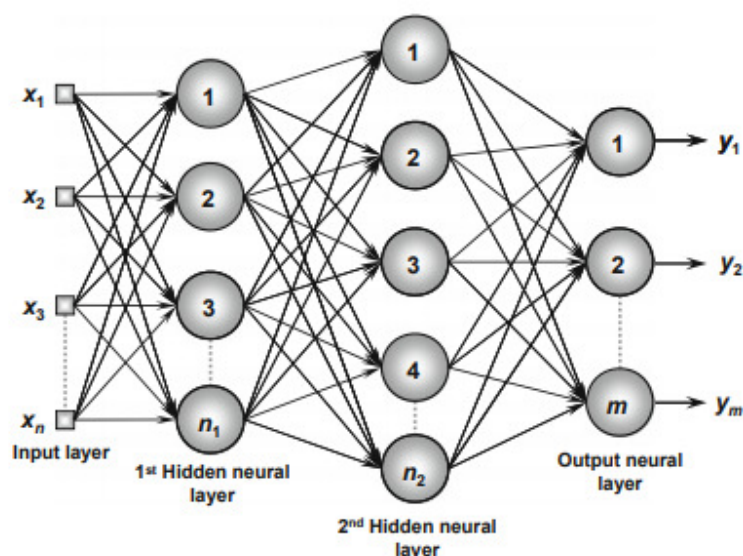


Figure10. Υπόδειγμα δικτύου αρχιτεκτονικής πολλαπλών στρώσεων

Μπορούμε να κατανοήσουμε ότι η ποσότητα των νευρώνων που συνθέτουν το πρώτο κρυφό στρώμα είναι συνήθως διαφορετικό από τον αριθμό των σημάτων που συνθέτουν την είσοδο του δικτύου.

Αρχιτεκτονική συνεχόμενης τροφοδότησης

Σε αυτά τα δίκτυα, οι εξοδοί των νευρώνων χρησιμοποιούνται ως εισροές τροφοδότησης για άλλους νευρώνες. Η λειτουργία ανατροφοδότησης προσδιορίζει αυτά τα δίκτυα για δυναμική επεξεργασία πληροφοριών, που σημαίνει ότι μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε συστήματα χρονικής παραλλαγής, όπως π.χ. πρόβλεψη χρονοσειρών, αναγνώριση και βελτιστοποίηση του συστήματος, έλεγχου των διαδικασιών και ούτω καθεξής. Μεταξύ των κύριων δικτύων ανατροφοδότησης είναι το Hopfield και το Perceptron με ανατροφοδότηση μεταξύ νευρώνων

από διαφορετικά στρώματα, των οποίων οι μαθησιακοί αλγόριθμοι χρησιμοποιούνται ως διαδικασίες κατάρτισης και βασίζονται, αντίστοιχα, στην ελαχιστοποίηση της ενεργειακής λειτουργίας. Η επόμενη απεικονίζει ένα παράδειγμα ενός δικτύου Perceptron με ανατροφοδότηση, όπου ένα από τα σήματα εξόδου του τροφοδοτείται πίσω στο μεσαίο στρώμα.

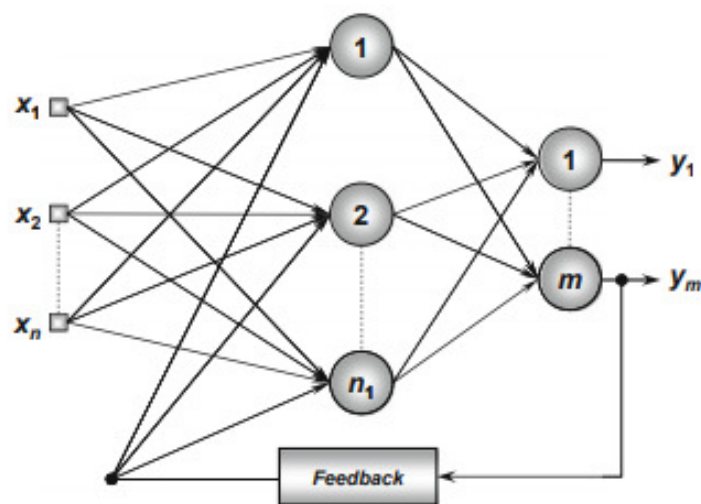


Figure11. Υπόδειγμα δικτύου αρχιτεκτονικής συνεχόμενης τροφοδότησης

Έτσι, χρησιμοποιώντας τη διαδικασία ανατροφοδότησης, τα δίκτυα με αυτήν την αρχιτεκτονική παράγουν τις τρέχουσες εξόδους λαμβάνοντας επίσης υπόψη τις προηγούμενες τιμές εξόδου.

Αρχιτεκτονική πλέγματος

Τα κύρια χαρακτηριστικά των δικτύων με δομές πλέγματος βρίσκονται στην ανάλυση της διάταξης των νευρώνων για σκοπούς εξαγωγής προτύπων, δηλαδή, ο χωρικός εντοπισμός των νευρώνων συνδέεται άμεσα με τη διαδικασία προσαρμογής των βαρών και των κατώτατων ορίων. Αυτά τα δίκτυα εξυπηρετούν ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών που αφορούν τη συγκέντρωση δεδομένων, την αναγνώριση προτύπων, τη βελτιστοποίηση του συστήματος, γραφήματα κ.ο.κ. Το δίκτυο Kohonen είναι ο κύριος εκπρόσωπος των αρχιτεκτονικών πλέγματος και απεικονίζεται ένα παράδειγμα του στην επόμενη εικόνα όπου οι νευρώνες του είναι διατεταγμένοι μέσα σε ένα δισδιάστατο χώρο. Πρέπει επίσης να παρατηρήσουμε ότι σε αυτήν την κατηγορία δικτύου, τα σήματα εισόδου διαβάζονται από όλους τους νευρώνες μέσα στο δίκτυο.

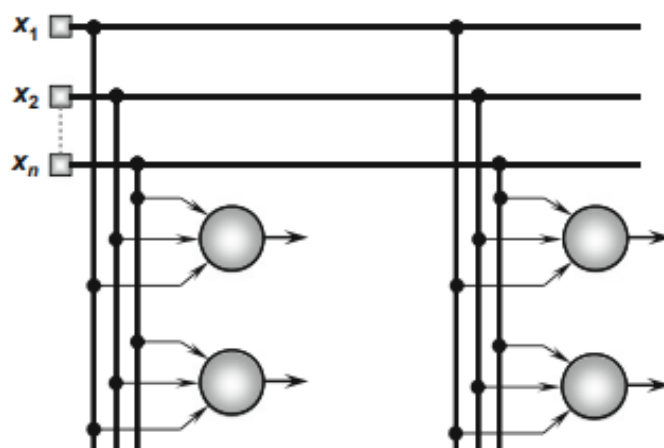


Figure12. Υπόδειγμα δικτύου αρχιτεκτονικής πλέγματος

4.4. Βιολογικά και Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα Βιολογικά σε σχέση με τα Τεχνητά δίκτυα είναι τελείως διαφορετικά τόσο όσον αφορά τη δομή όσο και τη λειτουργία τους. Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο είναι βασικά ένα μαθηματικό μοντέλο που δημιουργήθηκε από απλές λειτουργίες με μεταβαλλόμενες παραμέτρους. Ακριβώς όπως ένας βιολογικός νευρώνας έχει όργανα εισόδου για να λαμβάνει σήματα, ένα σώμα κυττάρων για να τα επεξεργαστεί και ένα δίαυλο για την αποστολή σημάτων σε άλλους νευρώνες. Ο τεχνητός νευρώνας έχει έναν αριθμό εισόδων, ένα στάδιο επεξεργασίας και μία έξοδο που μπορεί να εξάγει σε πολλούς άλλους τεχνητούς νευρώνες. Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο βασικά προσπαθεί να μιμηθεί ένα βιολογικό νευρωνικό δίκτυο μέσα σε ένα βασικό περιβάλλον. Αποτελεί δηλαδή τον αρχικό σκοπό δημιουργίας του.

Κάποιες από τις βασικές διαφορές τους ακολουθούν επιγραμματικά:

- Πεδίο εφαρμογής: Τα ΤΝΔ είναι εξειδικευμένα. Μπορούν να εκτελέσουν μία εργασία. Μπορεί να είναι τέλεια στο παιχνίδι σακακιού, αλλά αποτυγχάνουν σε ένα παιχνίδι ζωγραφικής. Τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα μπορούν να μάθουν πολύ εύκολα εντελώς νέα πράγματα.
- Μεταφορά και επεξεργασία σήματος: Ο ανθρώπινος εγκέφαλος λειτουργεί ασύγχρονα, ενώ τα ΤΝΔ λειτουργούν συγχρονισμένα.

- Αριθμός παραμέτρων: Οι άνθρωποι έχουν πολλά δισεκατομμύρια ρυθμιζόμενων παραμέτρων. Ακόμη και τα πιο περίπλοκα ΤΝΔ έχουν μόνο μερικά εκατομμύρια μαθησιακές παραμέτρους.
- Σχεδιασμός-Μορφή: Τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα έχουν πολύπλοκους σχεδιασμούς και μορφές, ενώ τα ΤΝΔ τα συναντάμε συνήθως σε μορφή δέντρων.
- Κατανάλωση ενέργειας: Τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούν πολύ μικρή ισχύ σε σύγκριση με τα τεχνητά δίκτυα.
- Χρόνος εκπαίδευσης: Τα βιολογικά δίκτυα συνήθως δεν σταματούν/αρχίζουν να μαθαίνουν. Κάνουν και τα δύο σχεδόν συνεχώς. Τα ΤΝΔ έχουν διαφορετικές φάσεις προσαρμογής-σχεδιασμού και πρόβλεψης-αξιολόγησης απόδοσης .

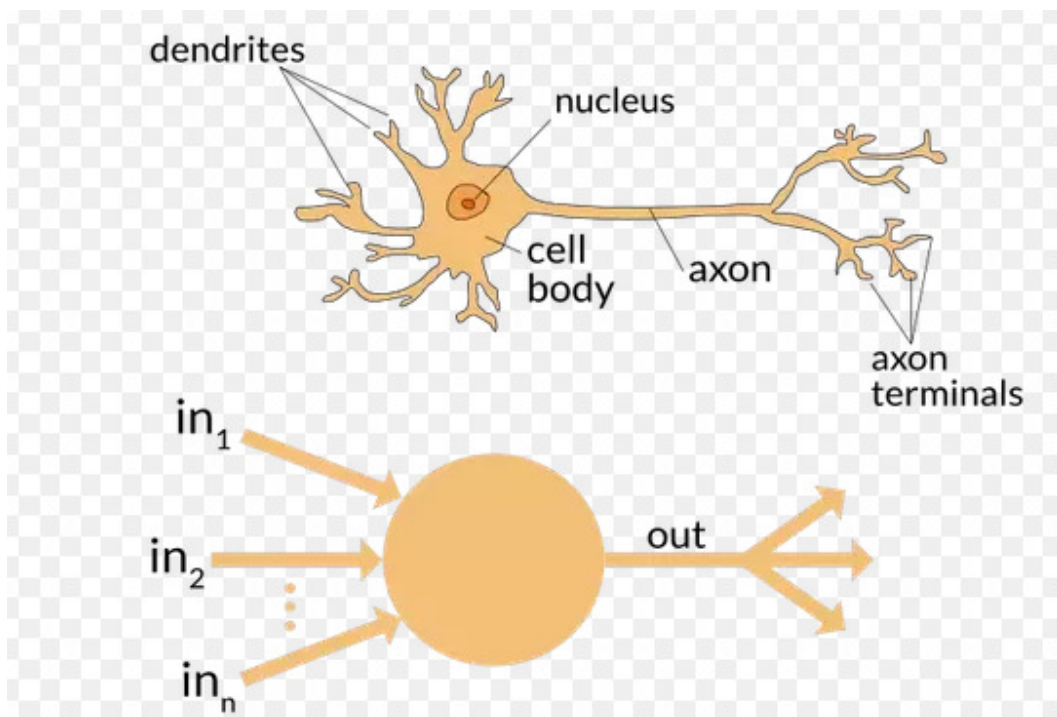


Figure13. Δείγμα βιολογικού(πάνω) και Τεχνητού(κάτω) νευρωνικού δικτύου

4.5. Εκπαίδευση ΤΝΔ

Από τα σημαντικότερα τμήματα του σχεδιασμού ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι ότι αφορά την εκπαίδευση του. Η ικανότητα που έχουν αυτά τα δίκτυα να

εκπαιδεύονται είναι το χαρακτηριστικό που τα κάνει να ξεχωρίζουν. Σκοπός της εκπαίδευσης του δικτύου είναι η δημιουργία των κατάλληλων προϋποθέσεων ώστε το ΤΝΔ να δίνει κάποια συγκεκριμένης μορφής αποτελέσματα ανάλογα πάντα με αυτά που του δίνονται σαν δεδομένα εισόδου. Πιο συγκεκριμένα να υπάρχει ένα μοτίβο-σύνδεση μεταξύ των δεδομένων εισόδου και των εξόδων του δικτύου. Μέσα από αυτή τη διαδικασία σχηματίζονται οι κατάλληλες μαθηματικές σχέσεις ανάμεσα στα δεδομένα και μέσα από αυτές ορίζονται και τα βάρη των δεδομένων εισόδου. Τις περισσότερες φορές ένα ποσοστό των δεδομένων μας χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του δικτύου, πριν αυτό τελειοποιηθεί και αρχίσουμε να το χρησιμοποιούμε "τυφλά", όντας βέβαιοι για την ορθότητα των αποτελεσμάτων του. Οι βασικότεροι τρόποι εκπαίδευσης ΤΝΔ είναι δύο και ακολουθούν παρακάτω με μια μικρή περιγραφή του καθένα.

Εκπαίδευση με επίβλεψη (Supervised learning)

Η εκπαίδευση με επίβλεψη χρησιμοποιεί ένα σύνολο παραδειγμάτων από ζεύγη (x, y) , $x \in X$, $y \in Y$ και ο στόχος είναι να βρούμε μια συνάρτηση $f: X \rightarrow Y$ στην επιτρεπόμενη κατηγορία λειτουργιών που ταιριάζει με τα παραδείγματα που έχουν δοθεί. Με άλλα λόγια, θέλουμε να συμπεράνουμε τη καθοδήγηση που υπονοείται από τα δεδομένα. η συνάρτηση κόστους σχετίζεται με την αναντιστοιχία μεταξύ της καθοδήγησης και των δεδομένων μας και εμπεριέχει έμμεσα προηγούμενες γνώσεις σχετικά με τον τομέα των προβλημάτων που αναλύει.

Χρησιμοποιείται συχνά ο έλεγχος του σφάλματος του μέσου τετραγώνου, το οποίο προσπαθεί να ελαχιστοποιήσει το μέσο τετραγωνικό σφάλμα μεταξύ της εξόδου του δικτύου $f(x)$ και της τιμής στόχου y . Η ελαχιστοποίηση αυτού του σφάλματος ονομάζονται multilayer perceptrons (MLP) και παράγει τον αλγόριθμο backpropagation που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου.

Οι εργασίες που περιέχονται στο πρότυπο της εκπαίδευσης υπό επιτήρηση είναι η αναγνώριση προτύπων και η παλινδρόμηση (επίσης γνωστή ως προσέγγιση των λειτουργιών). Το παράδειγμα εκπαίδευσης υπό επίβλεψη ισχύει επίσης για διαδοχικά δεδομένα (π.χ. για αναγνώριση ομιλίας και χειρονομίας). Αυτό μπορεί να θεωρηθεί ως εκπαίδευση με ένα "δάσκαλο", με τη μορφή μιας λειτουργίας που παρέχει συνεχή ανατροφοδότηση για την αναβάθμιση της ποιότητας των λύσεων που έχουν παρουσιαστεί μέχρι τη δεδομένη χρονική στιγμή.

Εκπαίδευση χωρίς επίβλεψη (Unsupervised learning)

Στην εκπαίδευση χωρίς επίβλεψη, δίνονται κάποια δεδομένα x και η συνάρτηση λάθους, δηλαδή η πιθανότητα εμφάνισης λάθους πρέπει να ελαχιστοποιηθεί, μπορεί να πραγματοποιηθεί με οποιαδήποτε συνάρτηση που συνδέει τα δεδομένα x και τις αντίστοιχες εξόδους του δικτύου f . Η συνάρτηση κόστους εξαρτάται από τον τομέα-ομάδα του μοντέλου και από τις τυχόν έμμεσες ιδιότητες του μοντέλου, τις παραμέτρους του και τις παρατηρούμενες μεταβλητές).

Ως παράδοξο παράδειγμα, θεωρήστε το μοντέλο $f(x) = a$ όπου a είναι μια σταθερά και $C = E(x \cdot f)$. Η ελαχιστοποίηση αυτού του κόστους παράγει μια τιμή a που είναι ίση με το μέσο όρο των δεδομένων. Η λειτουργία κόστους μπορεί βέβαια να είναι πολύ πιο περίπλοκη. Η μορφή της εξαρτάται από την εφαρμογή: για παράδειγμα, στην εκτέλεση υπό συμπίεση (χρησιμοποιώντας δηλαδή λιγότερα από τα δοσμένα δεδομένα εισόδου) μπορεί να σχετίζεται με την αμοιβαία πληροφορία μεταξύ x και $f(x)$.

Τα εργασίες-καθήκοντα που εμπίπτουν στο πρότυπο της των ΤΝΔ με εκπαίδευση χωρίς επίβλεψη είναι γενικά προβλήματα εκτίμησης. Πιο συγκεκριμένα περιλαμβάνονται συνήθως εφαρμογές εκτίμησης στατιστικών κατανομών, Ομογενοποίηση δεδομένων³ και φιλτράρισμα.

Άλλοι τρόποι εκπαίδευσης

- Ενισχυμένη εκπαίδευση (Reinforced learning): Οι μέθοδοι που βασίζονται στην ενισχυμένη εκπαίδευση θεωρούνται μια παραλλαγή των μεθόδων υπό επίβλεψη, διότι αναλύουν διαρκώς τη διαφορά μεταξύ του αποτελέσματος-έξοδος που παράγεται από το δίκτυο και από την αντίστοιχη επιθυμητή έξοδο.
- Εκπαίδευση εκτός ροής (Offline learning): Στην "offline" εκπαίδευση, οι προσαρμογές στα ύψη των βαρών καθώς και των κατώτατων ορίων του δικτύου εκτελούνται μετά την παρουσίαση του συνόλου της εκπαίδευσης.
- Εκπαίδευση εντός ροής (Online learning): Αντίθετα με την "offline" εκπαίδευση, σε αυτή τη περίπτωση, οι προσαρμογές στα βάρη και τα κατώτατα όρια του δικτύου εκτελούνται μετά την παρουσίαση κάθε ζευγαριού δείγματος εκπαίδευσης. Με αυτό το τρόπο μετά

³Με τον όρο "Ομογενοποίηση δεδομένων" εννοούμε τις ενέργειες που γίνονται και στοχεύουν στη τροποποίηση ενός συνόλου αντικειμένων με τέτοιο τρόπο ώστε τα αντικείμενα της ίδιας ομάδας (που ονομάζεται συχνά και σύμπλεγμα) να είναι περισσότερο παρόμοια (με κάποια έννοια) μεταξύ τους παρά με άλλα που ανήκουν σε διαφορετικές ομάδες.

την εκτέλεση του βήματος προσαρμογής, το αντίστοιχο δείγμα μπορεί να απορριφθεί αν κριθεί ακατάλληλο-εκτός ορίων.

Υπάρχουν βέβαια ακόμα περισσότεροι τρόποι εκπαίδευσης. Δεν έχουν παρουσιαστεί όλοι αλλά αυτοί που χαρακτηρίζονται από υψηλή συχνότητα εμφάνισης στα επιστημονικά έργα. Αξίζει να σημειωθεί ότι για τη γρηγορότερη και χωρίς προβλήματα εκπαίδευση ενός δικτύου οφείλουμε να ομογενοποιούμε τα δεδομένα εισόδου, ώστε να μη προσθέτουμε αχρείαστες πολυπλοκότητες και επηρεάζουμε αρνητικά τη λειτουργία του. Αυτό αποτελεί βασική αρχή στη σχεδίαση των ΤΝΔ και ισχύει για όλους τους τύπους.

4.6. Έλεγχος απόδοσης ΤΝΔ

Ο έλεγχος της απόδοσης και της λειτουργίας είναι και αυτό ένα από τα βασικά βήματα που πραγματοποιούνται για τη δημιουργία ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου. Σαν σειρά, ακολουθεί την εκπαίδευση που λαμβάνει το δίκτυο. Χρησιμοποιεί τα εναπομείναντα στοιχεία-δεδομένα εισόδου για να εκτελέσει τις ενέργειες του. Πιο συγκεκριμένα το 80% των δεδομένων εισόδου που έχει στη διάθεση του ο σχεδιαστής να αξιοποιεί για την εκπαίδευση του δικτύου, ενώ το υπόλοιπο 20% για την επικύρωση της ακρίβειας του όσον αφορά τις εξόδους που δίνει.

Ο έλεγχος που αναφέρουμε αφορά την ακρίβεια που έχουν οι έξοδοι που δίνει το δίκτυο σε σχέση με τις επιθυμητές εξόδους που είναι μέσα στα πλαίσια που έχει ορίσει ο σχεδιαστής. Αν οι έξοδοι αυτοί ικανοποιούν τα κριτήρια, τότε το δίκτυο κρίνεται αποτελεσματικό και περνάει στο επόμενο στάδιο. Βέβαια πολλές φορές τα αποτελέσματα δεν είναι τα επιθυμητά και από μπορεί να οφείλονται σε αρκετούς λόγους. Οι συχνότεροι αναφέρονται επιγραμματικά παρακάτω:

- ο Υπερβάλλουσα εκπαίδευση του δικτύου. Έχουν χρησιμοποιηθεί τόσο πολλά δεδομένα για την εκπαίδευση ώστε αυτά έχουν θεσπίσει αυστηρά κριτήρια για να γίνει αποδεκτή μια έξοδος. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να έχει δημιουργηθεί "θόρυβος" στη λειτουργία του δικτύου και να μη μπορεί να αξιοποιηθεί σε πιο γενικευμένα δεδομένα εισόδου.

- Ελλιπής εκπαίδευση του δικτύου. Σε αυτή τη περίπτωση συμβαίνουν τα ακριβώς αντίθετα σε σχέση με τη προηγούμενη περίπτωση με το ίδιο αποτέλεσμα. Την αδυναμία αξιοποίησης-χρήσης του δικτύου.
- Πρόβλημα ή ελάττωμα στο σχεδιασμό του δικτύου. Αυτό ακολουθείτε από μη ορθή λειτουργία του δικτύου, επομένως ούτε εδώ έχουμε σωστή απόδοση.

Ο επανασχεδιασμός του δικτύου ή αλλιώς ο επανέλεγχος της δομής του δικτύου αποτελεί και το πρώτο βήμα στη διόρθωση-σάρωση του δικτύου για σφάλματα. Επίσης ο σχεδιασμός και ο αριθμός των νευρώνων που χρησιμοποιούνται ελέγχεται καθώς και η σωστή απόδοση των βαρών. Αυτά είναι τα πρώτα βήματα που ακολουθούνται για τη βελτίωση του δικτύου μετά τον πραγματοποιηθέν έλεγχο της απόδοσης του.

4.7. Ομάδες ΤΝΔ

Όπως και στους περισσότερους κλάδους της επιστήμης, έτσι και εδώ διακρίνουμε μια διαφοροποίηση μεταξύ των ΤΝΔ. Με λίγα λόγια υπάρχουν κάποια χαρακτηριστικά τα οποία αποτελούν ικανές προϋποθέσεις για κατανομή των δικτύων σε διάφορες ομάδες. Παρακάτω ακολουθούν οι τρεις βασικότερες ομάδες, καθώς και τα κυριότερα χαρακτηριστικά που διακρίνονται στα δίκτυα της κάθε ομάδας.

Δίκτυα προσοτροφodότησης (Feed forward neural networks)

Ένα μοντέλο αυτού του τύπου τεχνητών νευρωνικών δικτύων αποτελείται από στρώματα εισόδου, κρυφής και εξόδου. Για την εκπαίδευση αυτών των δικτύων χρησιμοποιείται αλγόριθμος εκπαίδευσης αναπαράστασης προς τα πίσω. Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης αυτού του δικτύου, πραγματοποιούνται υπολογισμοί από το στρώμα εισόδου του δικτύου προς το επίπεδο εξόδου και οι τιμές σφάλματος στη συνέχεια διαδίδονται στα προηγούμενα επίπεδα. Τα δίκτυα προώθησης της τροφοδοσίας συχνά έχουν ένα ή και περισσότερα κρυμμένα στρώματα sigmoid νευρώνων ακολουθούμενα από ένα στρώμα εξόδου γραμμικών νευρώνων. Πολλαπλά στρώματα νευρώνων με μη γραμμικές λειτουργίες μεταφοράς επιτρέπουν στο δίκτυο να μάθει μη γραμμικές και γραμμικές σχέσεις μεταξύ των διανυσμάτων εισόδου και εξόδου. Αν οι εξοδοι ενός δικτύου που παράγονται είναι για παράδειγμα μεταξύ 0 και 1, τότε το

στρώμα εξόδου θα πρέπει να χρησιμοποιεί μια λειτουργία σιγμοειδούς μεταφοράς (tansig).

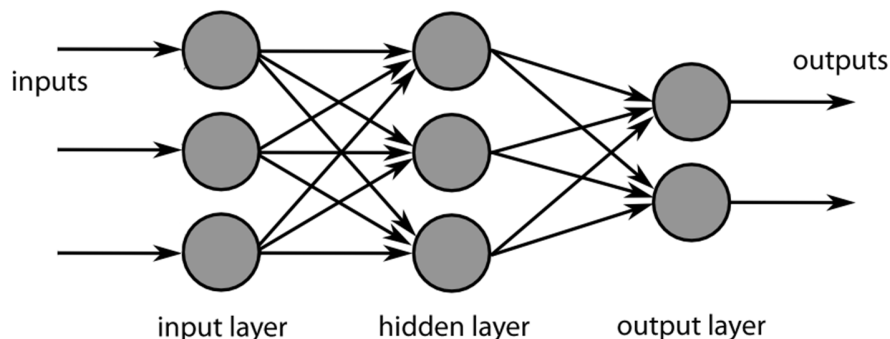


Figure 1. Υπόδειγμα ΤΝΔ Προστροφοδότησης

Δίκτυα ακτινωτής λειτουργίας (Radial Basis Function Networks-RBF)

Το δίκτυο ακτινωτής λειτουργίας είναι δίκτυο τροφοδοσίας τριών επιπέδων που χρησιμοποιεί μια γραμμική λειτουργία μεταφοράς για τις μονάδες εξόδου και μια μη γραμμική συνάρτηση μεταφοράς (συνήθως Gaussian) για τους κρυμμένους νευρώνες. Τα δίκτυα ακτινωτής βάσης ενδέχεται να απαιτούν περισσότερους νευρώνες από τα τυπικά δίκτυα προώθησης, αλλά συχνά μπορούν και σχεδιάζονται σε μικρότερο χρονικό διάστημα. Λαμβάνουν καλά αποτελέσματα όταν υπάρχουν πολλά στοιχεία εκπαίδευσης. Μεγάλο μέρος της έμπνευσης για αυτά τα δίκτυα προέρχεται από παραδοσιακές στατιστικές τεχνικές ταξινόμησης προτύπων. Το στρώμα εισόδου είναι απλά ένα fan-out στρώμα και δεν κάνει καμία επεξεργασία. Το δεύτερο ή το κρυφό επίπεδο εκτελεί μια μη γραμμική χαρτογράφηση από τον χώρο εισόδου σε ένα (συνήθως) υψηλότερο χώρο διαστάσεων, του οποίου η λειτουργία ενεργοποίησης επιλέγεται από μια κατηγορία λειτουργιών που ονομάζονται λειτουργίες βάσης. Το νευρωνικό δίκτυο με βάση την ακτινική λειτουργία (RBF) είναι κατάλληλο για τέτοιες περιπτώσεις. Η αυθαιρεσία στο σχεδιασμό ενός νευρικού δικτύου που έχει εκπαιδευτεί από έναν αλγόριθμο τέτοιου τύπου, για τον αριθμό των κρυμμένων στρωμάτων του και τον αριθμό των νευρώνων ανά κρυφή στρώση, αφαιρείται στο νευρικό δίκτυο RBF έχοντας μόνο ένα κρυφό στρώμα και τον αριθμό των νευρώνων στο κρυμμένο στρώμα βελτιστοποιημένο για ένα συγκεκριμένο σύνολο συστημάτων δεδομένων εισόδου δεδομένων. Το δίκτυο λειτουργιών ακτινικής βάσης (RBF) έχει μια δομή προώθησης που αποτελείται από τρία

στρώματα, ένα στρώμα εισόδου, ένα μη γραμμικό κρυμμένο στρώμα και ένα γραμμικό στρώμα εξόδου. Οι κρυμμένοι κόμβοι είναι οι μονάδες λειτουργικής ακτινικής βάσης και οι κόμβοι εξόδου είναι απλές αθροίσεις.

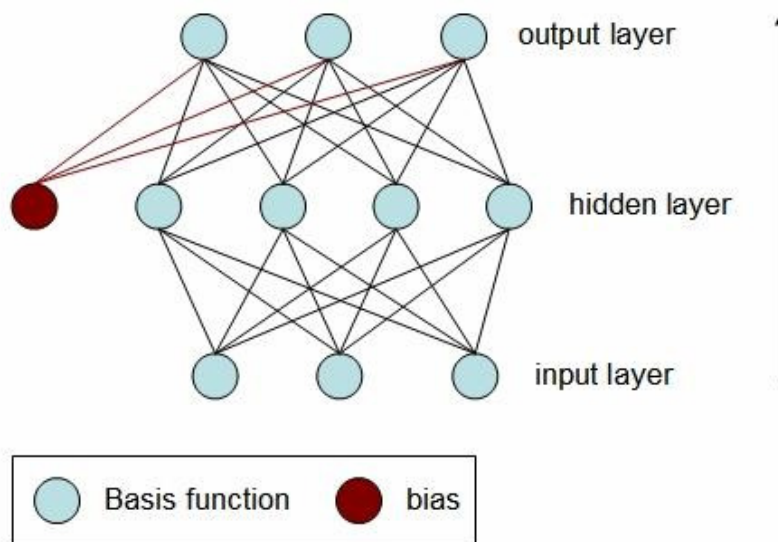


Figure15. Υπόδειγμα ΤΝΔ Ακτινωτής λειτουργίας

Δίκτυα Ανατροφοδότησης (Cascade forward back propagation neural networks)

Τα μοντέλα αυτού του τύπου είναι παρόμοια με τα δίκτυα προσοτροφοδότησης, αλλά περιλαμβάνουν μια σύνδεση βάρους από την είσοδο κάθε στρώσης και από το κάθε στρώμα έως τα διαδοχικά στρώματα. Ενώ τα δίκτυα προώθησης δύο επιπέδων μπορούν δυνητικά να μάθουν σχεδόν οποιαδήποτε σχέση εισόδου-εξόδου, τα δίκτυα προσοτροφοδότησης (feed-forward) με περισσότερα επίπεδα μπορούν να μάθουν πολύπλοκες σχέσεις πιο γρήγορα. Το μοντέλο ΤΝΔ τύπου ανατροφοδότησης προς τα πίσω είναι παρόμοιο με το νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο διάδοσης προς τα πίσω για την ενημέρωση των βαρών, αλλά το κύριο σύμπτωμα αυτού του δικτύου είναι ότι κάθε στρώμα νευρώνων σχετίζεται με όλα τα προηγούμενα στρώματα. Το δίκτυο τριών επιπέδων έχει επίσης συνδέσεις από την είσοδο και στα τρία επίπεδα. Οι πρόσθετες συνδέσεις μπορεί να βελτιώσουν την ταχύτητα με την οποία το δίκτυο μαθαίνει την επιθυμητή σχέση. Η συνάρτηση μεταφοράς Tan-sigmoid, η λειτουργία log-sigmoid transfer και οι καθαρές γραμμικές λειτουργίες κατωφλίου χρησιμοποιούνται για

την επίτευξη της βελτιστοποιημένης κατάστασης. Οι επιδόσεις των δικτύων τύπου ανατροφοδότησης αξιολογείται με τη χρήση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος της ρίζας (δείκτης RMSE).

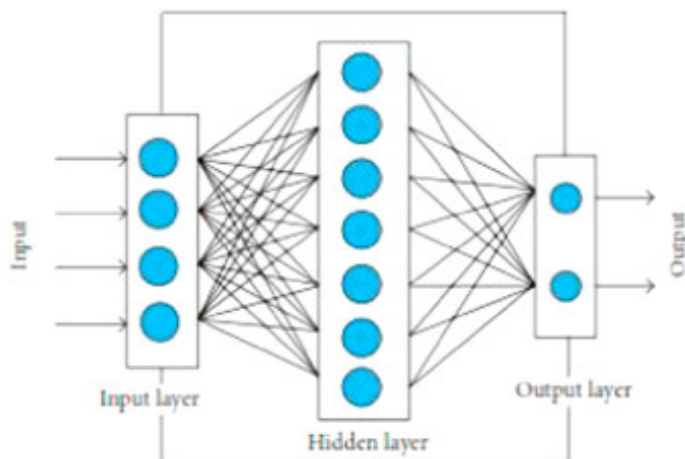


Figure16. Υπόδειγμα ΤΝΔ Ανατροφοδότησης

4.8. Πλεονεκτήματα-Μειονεκτήματα ΤΝΔ

Μέσα από τις δεκαετίες και τη τόσο ευρεία χρήση των Τεχνικών Νευρωνικών Δικτύων όπως είναι λογικό έχουν έρθει πια στην επιφάνεια τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα από τη χρήση τους. Η αξιοποίηση τους έχει επεκταθεί σε πολλούς κλάδους . Σε κάποιους αποδίδουν καλύτερα και σε κάποιους άλλους όχι και τόσο. Βέβαια πρέπει να σημειωθεί ότι με τη πάροδο των ετών τα Δίκτυα έχουν εξελιχθεί, έχουν γίνει πιο αποδοτικά αλλά πάντα παραμένει η ύπαρξη ορισμένων μειονεκτημάτων. Παρακάτω ακολουθούν επιγραμματικά τα σημαντικότερα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα των Τεχνικών Νευρωνικών Δικτύων.

Πλεονεκτήματα

- Αποθήκευση πληροφοριών σε ολόκληρο το δίκτυο: Πληροφορίες όπως και στον παραδοσιακό προγραμματισμό αποθηκεύονται σε ολόκληρο το δίκτυο και όχι σε κάποια βάση δεδομένων. Επομένως μια ενδεχόμενη εξαφάνιση κάποιων πληροφοριών σε κάποιο σημείο δεν εμποδίζει την ομαλή λειτουργία του δικτύου.

- Δυνατότητα εργασίας με ελλιπείς γνώσεις: Μετά την κατάρτιση του ΤΝΔ, τα δεδομένα μπορεί να παράγουν αποτελέσματα ακόμη και με ελλιπή πληροφόρηση. Η τυχόν απώλεια απόδοσης εξαρτάται από τη σημασία που χαρακτηρίζει τις πληροφορίες που λείπουν.
- Ύπαρξη ανοχής σφάλματος: Η διαφθορά ενός ή περισσότερων κυττάρων του ΤΝΔ δεν το εμποδίζει από το να παράγει αποτελέσματα. Αυτό το χαρακτηριστικό καθιστά τα δίκτυα ανεκτικά στην εμφάνιση σφαλμάτων.
- Έχουν καταναεμημένη μνήμη: Για να μπορέσει το ΤΝΔ να εκπαιδευτεί, είναι απαραίτητο να προσδιορίσουμε τα παραδείγματα και να διδάξουμε το δίκτυο σύμφωνα με την επιθυμητή έξοδο, δείχνοντας αυτά τα παραδείγματα στο δίκτυο. Η επιτυχία του δικτύου είναι ευθέως ανάλογη με τις επιλεγμένες περιπτώσεις και εάν το συμβάν δεν μπορεί να εμφανιστεί στο δίκτυο από όλες τις απόψεις του, το δίκτυο μπορεί να παράγει ψευδή αποτελέσματα
- Σταδιακή διαφθορά: Ένα δίκτυο επιβραδύνεται με την πάροδο του χρόνου και υφίσταται σχετική υποβάθμιση. Το πρόβλημα του δικτύου δεν το καταστρέφουν αμέσως. Η φθορά πραγματοποιείται σταδιακά.
- Δυνατότητα μηχανικής μάθησης: Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα μαθαίνουν γεγονότα και λαμβάνουν αποφάσεις σχολιάζοντας παρόμοια γεγονότα.
- Ικανότητα παράλληλης επεξεργασίας: Τα τεχνητά νευρικά δίκτυα έχουν αριθμητική ισχύ που μπορεί να πραγματοποιήσει περισσότερες από μία εργασίες ταυτόχρονα.

Μειονεκτήματα

- Εξάρτηση από μηχανολογικό εξοπλισμό(Hardware): Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα απαιτούν επεξεργαστές με παράλληλη ισχύ επεξεργασίας, σύμφωνα με τη δομή τους. Για το λόγο αυτό, η ύπαρξη του εξοπλισμού είναι τόσο σημαντική για τη λειτουργία του δικτύου.
- Ανεξήγητη συμπεριφορά του δικτύου: Αυτό είναι το σημαντικότερο πρόβλημα των ΤΝΔ. Όταν το ΤΝΔ παράγει μια λύση ανίχνευσης, δεν δίνει ιδέα για το γιατί και πώς. Αυτό μειώνει την εμπιστοσύνη του χρήστη στο δίκτυο. Δεν μπορείς να είσαι πάντα σίγουρος για τα αποτελέσματα.

- Καθορισμός κατάλληλης δομής δικτύου: Δεν υπάρχει κανένας ειδικός κανόνας για τον προσδιορισμό της δομής των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Η κατάλληλη διάρθρωση του δικτύου επιτυγχάνεται μέσω εμπειρίας και συνεχών δοκιμών και διόρθωσης σφαλμάτων.
- Δυσκολία στην εμφάνιση του προβλήματος του δίκτυο: Το δίκτυο μπορεί να λειτουργήσει με αριθμητικές πληροφορίες. Τα προβλήματα επομένως πρέπει να μεταφραστούν σε αριθμητικές τιμές πριν εισαχθούν στο ΤΝΔ. Ο μηχανισμός απεικόνισης που θα καθοριστεί εδώ επηρεάζει άμεσα την απόδοση του δικτύου. Επομένως η ικανότητα-εμπειρία του χρήστη παίζει και σε αυτό το σημείο ουσιαστικό ρόλο.
- Η διάρκεια του δικτύου είναι άγνωστη: Το δίκτυο μειώνει σε μια συγκεκριμένη τιμή τη συχνότητα των σφαλμάτων του στο δείγμα και αυτό σημαίνει ότι η εκπαίδευση ολοκληρώθηκε. Αυτή η τιμή βέβαια δεν μας δίνει απαραίτητα και τα βέλτιστα αποτελέσματα.

Η επιστήμη των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων έχει ενταχθεί στον κόσμο στα μέσα του 20ού αιώνα και αναπτύσσεται ταχύτατα. Εδώ είδαμε τα πλεονεκτήματα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και τα προβλήματα που αντιμετωπίστηκαν κατά τη διάρκεια της χρήσης τους. Δεν πρέπει να ξεχνάμε ότι τα μειονεκτήματα των ΤΝΔ, τα οποία όπως είπαμε αποτελούν αναπτυσσόμενο επιστημονικό κλάδο, εξαλείφονται ένα προς ένα και τα πλεονεκτήματά τους παράλληλα αυξάνονται καθημερινά. Αυτό σημαίνει ότι η πιθανότητα τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα να αποτελέσουν αναπόσπαστο κομμάτι της ζωής μας γίνεται ολοένα και μεγαλύτερη. (Maad Mijwel, 2018)

5. Προσαρμοζόμενα Νεύρο-ασαφή συστήματα (ANFIS)

5.1. Εισαγωγικά

Τα προσαρμοζόμενα Νεύρο-Ασαφή συστήματα (ANFIS) αποτελούν ένα συνδυασμό δύο υπολογιστικών μεθόδων, των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ΤΝΔ) και της Ασαφούς Λογικής σύμφωνα με τον Jang 1993. Η Ασαφής Λογική έχει την ικανότητα αλλαγής των ποιοτικών πτυχών της ανθρώπινης γνώσης και των γνώσεων στην διαδικασία της ακριβούς ποσοτικής

ανάλυσης. Ωστόσο, δεν έχει καθορισμένη μέθοδο που να μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως οδηγός στη διαδικασία του μετασχηματισμού της ανθρώπινης σκέψης σε ένα σύστημα κανόνων βασισμένο στην Ασαφής Λογική (FIS—Fuzzy Intelligent System) και χρειάζεται πολύ χρόνο για να προσαρμοστεί (Jang 1993). Σε αντίθεση με τα ΤΝΔ, έχει μεγαλύτερη ευχέρεια κατά τη διαδικασία εκμάθησης να προσαρμοστεί στο περιβάλλον της. Επομένως, το ΤΝΔ μπορεί να είναι χρήσιμο για την αυτόματη προσαρμογή και τη μείωση του ποσοστού σφαλμάτων στον προσδιορισμό των κανόνων στην Ασαφή Λογική.

Το προσαρμοστικό δίκτυο είναι ένα παράδειγμα δίκτυο προσοδοτροφοδοσίας με πολλαπλά στρώματα νευρωνικών δικτύων (παρουσιάζεται στην εικόνα που ακολουθεί παρακάτω). Στη διαδικασία εκπαίδευσης, αυτά τα δίκτυα χρησιμοποιούν συχνά αλγορίθμους με εκπαίδευση υπό επίβλεψη. Επιπλέον, το προσαρμοστικό δίκτυο έχει τα χαρακτηριστικά αρχιτεκτονικής που αποτελείται από έναν αριθμό προσαρμοστικών κόμβων που διασυνδέονται άμεσα μεταξύ τους χωρίς των ύπαρξη κανενός βάρους μεταξύ τους. Κάθε κόμβος σε αυτό το δίκτυο έχει διαφορετικές λειτουργίες και η έξοδος εξαρτάται από τα εισερχόμενα σήματα-δεδομένα και τις παραμέτρους που είναι διαθέσιμες στους κόμβους. Ένας κανόνας εκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκε μπορεί να επηρεάσει τις παραμέτρους του κόμβου και μπορεί επίσης να μειώσει την εμφάνιση σφαλμάτων στην έξοδο του προσαρμοστικού δικτύου (Jang 1993). Ο Jang (1993) επίσης πρότεινε έναν εναλλακτικό αλγόριθμο εκπαίδευσης, πιο συγκεκριμένα ένα αλγόριθμο υβριδικής μάθησης, ο οποίος έχει την αυξημένη ικανότητα στο να επιταχυνθεί η σύγκλιση και να αποφευχθεί η εμφάνιση εξόδων που είναι εγκλωβισμένες μέσα στα τοπικά ελάχιστα.

5.2. Δομή-Αρχιτεκτονική ANFIS

Η αρχιτεκτονική του ANFIS αποτελείται από ένα προσαρμοστικό δίκτυο που χρησιμοποιεί αλγορίθμους εκπαίδευσης υπό επίβλεψη, έτσι έχει μια μοτίβο λειτουργίας παρόμοιο με το ασαφές μοντέλο συστήματος συμπερασμάτων του Takagi-Sugeno⁴. Η επόμενη εικόνα δείχνει τον σχηματισμό της ασαφούς αιτιολογίας του σχεδίου για το μοντέλο Takagi-Sugeno και την αρχιτεκτονική του ANFIS από κάτω.

⁴Για περισσότερες λεπτομέρειες μπορείτε να ανατρέξετε στη διαθέσιμη βιβλιογραφία που είναι διαθέσιμη ευρέως στο διαδίκτυο.

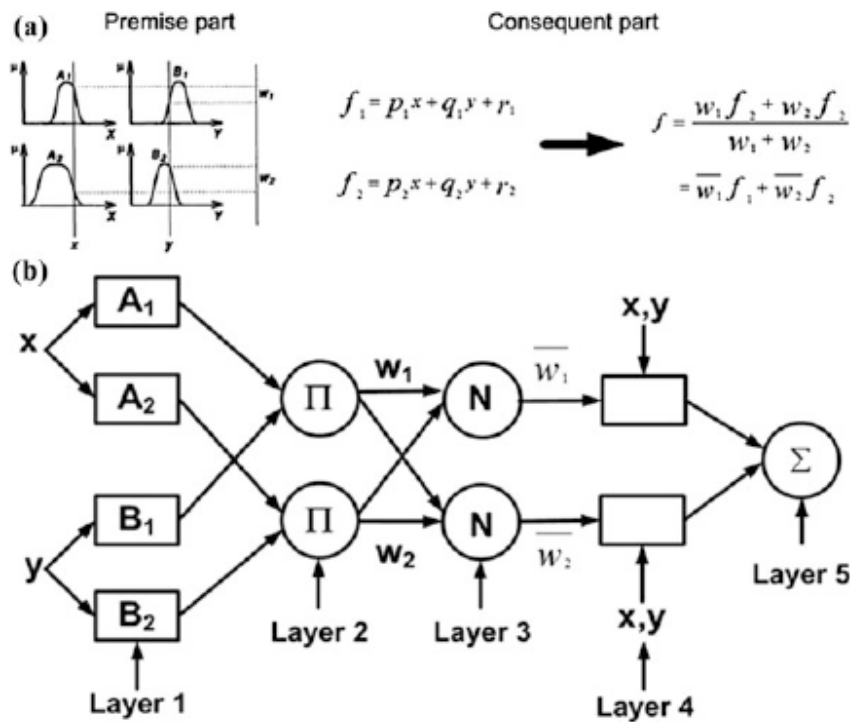


Figure17. (a)Υπόδειγμα του ασαφούς μοντέλου συμπερασμάτων Takagi-Sugeno και του μηχανισμού της Ασαφούς Λογικής (b) Υπόδειγμα αρχιτεκτονικής ANFIS

Για απλότητα και ευκολία στη κατανόηση, υποθέτουμε ότι υπάρχουν δύο εισόδοι x και y και μία έξοδος f . Δύο κανόνες χρησιμοποιήθηκαν στη μέθοδο «If-Then» για το μοντέλο Takagi-Sugeno, ως εξής:

Κανόνας 1ος: If x is A_1 and y is B_1 Then $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$

Κανόνας 2ος: If x is A_2 and y is B_2 Then $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

όπου A_1, A_2 και B_1, B_2 είναι οι κανόνες λειτουργίας-διαστήματα περιορισμών κάθε εισόδου x και y , ενώ τα p_1, q_1, r_1 και p_2, q_2, r_2 αποτελούν γραμμικές παράμετροι στο τμήμα "-THEN" του ασαφούς μοντέλου συμπερασμάτων Takagi-Sugeno. Η αρχιτεκτονική του ANFIS έχει πέντε στρώματα. Το πρώτο και το τέταρτο από τα επίπεδα περιέχουν έναν προσαρμοστικό κόμβο, ενώ τα άλλα επίπεδα περιέχουν έναν σταθερό κόμβο. Σύντομη περιγραφή κάθε επιπέδου ακολουθεί στη συνέχεια:

1ο Επίπεδο: Κάθε κόμβος i σε αυτό το επίπεδο είναι ένας προσαρμοστικός κόμβος με συνάρτηση κόμβου:

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x), \text{ για } i = 1, 2, \text{ ή}$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y), \text{ για } i = 3, 4,$$

όπου x (ή y) είναι η είσοδος στον κόμβο i και A_i (ή B_{i-2}) είναι η γλωσσική περιγραφική λέξη (όπως μικρός «small» ή μεγάλος «large») που σχετίζεται με αυτόν τον κόμβο. Δηλαδή $O_{1,i}$ είναι ο βαθμός συμμετοχής (membership grade) ενός ασαφούς συνόλου A ($=A_1, A_2, B_1$ ή B_2) και προσδιορίζει το βαθμό στον οποίο δεδομένη είσοδος x (ή y) ανήκει στο A . Με την αλλαγή των τιμών αυτών των παραμέτρων τροποποιείται και η συνάρτηση αναλόγως, για αυτό και προκύπτουν διάφορες μορφές συναρτήσεων συμμετοχής για το ασαφές σύνολο A . Οι παράμετροι σε αυτό το επίπεδο αναφέρονται ως παράμετροι προϋποθέσεων (premise parameters).

2ο Επίπεδο: Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο αποτελεί ένα σταθερό κόμβο συμβολισμένο με Π , του οποίου η έξοδος είναι το γινόμενο όλων των εισερχόμενων σημάτων:

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y), i = 1, 2.$$

Κάθε έξοδος κόμβου αντιπροσωπεύει τη δύναμη πυροδότησης ενός κανόνα. Γενικότερα, κάθε τελεστής που εκτελεί ασαφή ΚΑΙ (AND) μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως συνάρτηση κόμβου σε αυτό το στρώμα του μοντέλου.

3ο Επίπεδο: Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός κόμβος (fixed node) συμβολισμένος με N . Ο i -οστός κόμβος υπολογίζει τον λόγο της δύναμης πυροδότησης του i -οστού κανόνα προς το σύνολο όλων των δυνάμεων πυροδότησης των κανόνων:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1, 2.$$

Για ευκολία, οι έξοδοι σε αυτό το επίπεδο ονομάζονται κανονικοποιημένες δυνάμεις πυροδότησης.

4ο Επίπεδο: Κάθε κόμβος i σε αυτό το επίπεδο είναι ένας προσαρμοστικός κόμβος με συνάρτηση κόμβου:

$$O_{4,i} = \overline{w_i} f_i = \overline{w_i} (p_i x + q_i y + r_i), \quad i = 1, 2$$

Όπου $\overline{w_i}$ είναι μια κανονικοποιημένη δύναμη πυροδότησης από το επίπεδο 3 και $\{p_i, q_i, r_i\}$ είναι το σύνολο των παραμέτρων αυτού του κόμβου. Οι παράμετροι σε αυτό το επίπεδο αναφέρονται ως παράμετροι συμπερασμάτων (consequent parameters).

5ο Επίπεδο: Ο μοναδικός κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός κόμβος συμβολισμένος με Σ , ο οποίος υπολογίζει την ολική έξοδο ως το άθροισμα όλων των εισερχόμενων σημάτων:

$$\text{Ολική έξοδος} = O_{5,i} = \sum_i \overline{w_i} \cdot f_i = \frac{\sum_i w_i \cdot f_i}{\sum_i w_i}$$

Το προσαρμοστικό αυτό δίκτυο είναι λειτουργικός ισοδύναμο με το ασαφές μοντέλο Sugeno. Η δομή αυτού του προσαρμοστικού δικτύου δεν είναι μοναδική. Μπορούν να συνδυαστούν τα επίπεδα 3 και 4 για να αποκτηθεί ένα ισοδύναμο δίκτυο με τέσσερα μόνο επίπεδα. Με το ίδιο δείγμα μπορεί να πραγματοποιηθεί κανονικοποίηση των βαρών στο τελευταίο επίπεδο. Εκτός από το σύστημα τύπου Sugeno, μπορεί να κατασκευαστεί ANFIS και με το μοντέλο Mamdani. Προκύπτει όμως ένα περισσότερο περίπλοκο ANFIS σε σχέση με το Sugeno, που δεν σημαίνει ότι έχει και καλύτερες δυνατότητες εκπαίδευσης και υπολογισμού. Το Sugeno χρησιμοποιείται περισσότερο μιας και διακρίνεται για την διαφάνεια και την αποτελεσματικότητά του.

5.3. Εκπαίδευση ANFIS

Τα ANFIS προσοδοτροφοδότησης εκπαιδεύονται με τον αλγόριθμο της οπισθόδρομης διάδοσης των σφαλμάτων (back propagation of error), που επίσης ονομάζεται και γενικευμένος κανόνας του Δέλτα (generalized delta rule). Η εκπαίδευση επιτυγχάνεται με την παρουσίαση μιας αλληλουχίας διανυσμάτων εκπαίδευσης (training vectors), το καθένα από τα οποία είναι αντιστοιχισμένο με ένα διάνυσμα εξόδου. Επομένως, το κάθε διάνυσμα εκπαίδευσης αποτελεί τη διέγερση και το αντιστοιχισμένο διάνυσμα εξόδου την επιθυμητή απόκριση του ANFIS. Οι τιμές των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής μεταβάλλονται σύμφωνα με τον αλγόριθμο εκπαίδευσης που ακολουθείται, με στόχο το διάνυσμα που παράγεται στην έξοδο, να είναι όσο

το δυνατόν πλησιέστερο στην επιθυμητή απόκριση. Ένα πέρασμα από όλα τα ζευγάρια διανυσμάτων εκπαίδευσης εισόδου και διανυσμάτων στόχων εξόδου, ονομάζεται εποχή (epochs) ή κύκλος επανάληψης. Σχεδόν πάντα χρειάζεται ένας μεγάλος αριθμός εποχών (επαναλήψεων) για την εκπαίδευση ενός ANFIS προσοδοτροφοδότησης, δηλαδή να επιτευχθεί η σύγκλιση του σφάλματος κάτω από ένα προκαθορισμένο επίπεδο. Το σφάλμα είναι μια συνάρτηση με μεταβλητές τις παραμέτρους των συναρτήσεων συμμετοχής και στόχος είναι ελαχιστοποίησή του μεταβάλλοντας τις τιμές των παραμέτρων. Συνηθέστερα εκφράζεται μέσω του αθροιστικού τετραγωνικού σφάλματος (Sum Square Error-SSE) ή μέσω του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (Mean Square Error-MSE).

Το κυριότερο πρόβλημα που αντιμετωπίζεται κατά την εκπαίδευση των ANFIS, είναι το φαινόμενο της απομνημόνευσης των δεδομένων (overfitting). Στις συγκεκριμένες περιπτώσεις, το μοντέλο έχει την ικανότητα να μαθαίνει τα δεδομένα εκπαίδευσης με σφάλμα που τείνει στο μηδέν, αλλά το σφάλμα γενίκευσής του είναι πάρα πολύ μεγάλο. Αυτό σημαίνει ότι η μάθηση αφορά στα συγκεκριμένα δεδομένα εκπαίδευσης και μόνο σε αυτά, γεγονός που καθιστά το μοντέλο ανεπαρκές για να χρησιμοποιηθεί για προβλέψεις με βάση άλλα δεδομένα εισαγωγής. Η εμφάνιση του γεγονότος αυτού οφείλεται, τις περισσότερες φορές, στη χρήση αρκετά πολύπλοκων συστημάτων.

Η προσέγγιση μοντελοποίησης που χρησιμοποιείται από το ANFIS αποδίδει καλά, εάν τα δεδομένα εκπαίδευσης είναι πλήρως αντιπροσωπευτικά των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων των δεδομένων που το εκπαιδευμένο ANFIS προορίζεται να μοντελοποιήσει. Σε πολλές περιπτώσεις τα δεδομένα εκπαίδευσης δεν μπορούν να είναι αντιπροσωπευτικά όλων των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων των δεδομένων που θα παρουσιαστούν στο πρότυπο. Για να ξεπεραστεί αυτό το πρόβλημα, μια άλλη διαδικασία, γνωστή ως πρότυπη επικύρωση, είναι απαραίτητη. Πρότυπη επικύρωση είναι η διαδικασία από την οποία τα διανύσματα εισόδου από τα σύνολα δεδομένων εισόδου/ εξόδου στα οποία το πρότυπο δεν εκπαιδεύθηκε, παρουσιάζονται στο εκπαιδευμένο πρότυπο, για να εξεταστεί η ακρίβεια της πρόβλεψης.

5.4. Έλεγχος ANFIS

Η προσέγγιση μοντελοποίησης που χρησιμοποιείται από το ANFIS είναι παρόμοια με πολλές τεχνικές προσδιορισμού του συστήματος. Πρώτον, υποθέτετε μια παραμετροποιημένη δομή

μοντέλου (σχετίστε τις εισροές με τις λειτουργίες συμμετοχής, τους κανόνες, με τις εξόδους στις λειτουργίες ιδιότητας μέλους κ.λπ.). Στη συνέχεια, συλλέγετε τα δεδομένα εισόδου / εξόδου σε μια μορφή που θα μπορεί να χρησιμοποιηθεί από ANFIS για εκπαίδευση. Μπορείτε στη συνέχεια να χρησιμοποιήσετε το ANFIS για να εκπαιδεύσετε το μοντέλο FIS για να ταυτιστούν τα δεδομένα εκπαίδευσης που του παρουσιάζονται με την τροποποίηση των παραμέτρων συνάρτησης σύμφωνα με ένα επιλεγμένο κριτήριο σφάλματος.

Σε γενικές γραμμές, αυτός ο τύπος μοντελοποίησης λειτουργεί καλά αν τα δεδομένα εκπαίδευσης που παρουσιάζονται στο ANFIS για την κατάρτιση (εκτίμηση) των παραμέτρων συνάρτησης μέλους είναι πλήρως αντιπροσωπευτικά των χαρακτηριστικών των δεδομένων που το εκπαιδευμένο FIS προορίζεται να μοντελοποιήσει. Αυτό όμως δεν συμβαίνει πάντοτε. Σε ορισμένες περιπτώσεις, τα δεδομένα συλλέγονται χρησιμοποιώντας θορυβώδεις μετρήσεις και τα δεδομένα εκπαίδευσης δεν μπορούν να είναι αντιπροσωπευτικά όλων των χαρακτηριστικών των δεδομένων που θα παρουσιαστούν στο μοντέλο.

Ένα πρόβλημα με την επικύρωση του μοντέλου για τα μοντέλα που κατασκευάζονται με τη χρήση προσαρμοστικών τεχνικών είναι η επιλογή ενός συνόλου δεδομένων που αντιπροσωπεύει ταυτόχρονα τα δεδομένα που το εκπαιδευμένο μοντέλο προορίζεται να μιμηθεί, αλλά επαρκώς διαφορετικό από το σύνολο εκπαιδευτικών δεδομένων, ώστε να μην καθίσταται ασήμαντη η διαδικασία επικύρωσης. Αν έχετε συγκεντρώσει ένα μεγάλο όγκο δεδομένων, ελπίζουμε ότι αυτά τα δεδομένα περιέχουν όλα τα απαραίτητα αντιπροσωπευτικά χαρακτηριστικά, έτσι ώστε να διευκολύνεται η διαδικασία επιλογής ενός συνόλου δεδομένων για έλεγχο ή δοκιμασία. Ωστόσο, εάν αναμένετε να παρουσιάσετε θορυβώδεις μετρήσεις στο μοντέλο σας, είναι πιθανό το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης να μην περιλαμβάνει όλα τα αντιπροσωπευτικά χαρακτηριστικά που θέλετε να διαμορφώσετε.

Η βασική ιδέα πίσω από τη χρήση ενός συνόλου δεδομένων ελέγχου για την επικύρωση του μοντέλου είναι ότι μετά από ένα συγκεκριμένο σημείο στην εκπαίδευση, το μοντέλο αρχίζει να υπερκερματίζει το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Κατ'αρχήν, το σφάλμα μοντέλου για το σύνολο δεδομένων ελέγχου τείνει να μειώνεται καθώς η εκπαίδευση λαμβάνει χώρα μέχρι το σημείο που αρχίζει η υπερφόρτωση και στη συνέχεια αυξάνεται ξαφνικά το σφάλμα μοντέλου για τα δεδομένα ελέγχου.

5.4. Σχεδιασμός ANFIS

Στο λογισμικό του Matlab είναι συχνό φαινόμενο ο σχεδιασμός μοντέλων τύπου ANFIS. Παρακάτω αναφέρεται ένας υπερσύνδεσμος ο οποίος οδηγεί σε μια ιστοσελίδα "Mathworks", όπου περιέχονται πληροφορίες βοηθητικές σχετικά με τη σχεδίαση ενός μοντέλου.

<https://www.mathworks.com/help/fuzzy/adaptive-neuro-fuzzy-inference-systems.html>

Παρακάτω παρουσιάζονται και εικόνες από τη παραπάνω ιστοσελίδα όπου φαίνεται το μενού με τις κατηγορίες βοήθειας που υπάρχουν σχετικά με το διαθέσιμο βοηθητικό υλικό.

The screenshot shows the MathWorks website navigation bar with links for Products, Solutions, Academia, Support (highlighted), Community, and Events. Below the navigation bar is a blue header with the word "Documentation". On the right side of the page, there are links for Trial Software, Product Updates, and Translate This Page. The main content area is titled "Adaptive Neuro-Fuzzy Modeling" with a version indicator "R2018a". Below the title, there is a brief description: "Build Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS), train Sugeno systems using neuro-adaptive learning". A paragraph follows, explaining that ANFIS is a fuzzy system whose membership function parameters have been tuned using neuro-adaptive learning methods similar to methods used in training neural networks. It mentions that Fuzzy Logic Toolbox™ software provides command-line functions and an app for training Sugeno-type fuzzy inference systems using given input/output training data. For more information, it refers to "Neuro-Adaptive Learning and ANFIS". Below this text, there are two sections: "Apps" and "Functions". The "Apps" section contains a table with one entry: "Neuro-Fuzzy Designer" with the description "Design, train, and test Sugeno-type fuzzy inference systems". The "Functions" section contains a table with two entries: "anfis" with the description "Tune Sugeno-type fuzzy inference system using training data" and "anfisOptions" with the description "Option set for anfis command".

Apps	
Neuro-Fuzzy Designer	Design, train, and test Sugeno-type fuzzy inference systems

Functions	
Create Sugeno Systems	
Train ANFIS	
anfis	Tune Sugeno-type fuzzy inference system using training data
anfisOptions	Option set for anfis command

▼ Evaluate and Visualize Fuzzy Systems	
<code>evalfis</code>	Evaluate fuzzy inference system
<code>evalfisOptions</code>	Option set for evalfis function
<code>gensurf</code>	Generate fuzzy inference system output surface
<code>gensurfOptions</code>	Option set for gensurf command
<code>surfview</code>	Open Surface Viewer
<code>plotfis</code>	Plot Fuzzy Inference System
<code>showfis</code>	Display annotated Fuzzy Inference System

▼ Import and Export	
<code>readfis</code>	Load Fuzzy Inference System from file
<code>writefis</code>	Save fuzzy inference system to file

Topics

ANFIS Basics

Fuzzy Inference Process

Fuzzy inference maps an input space to an output space using a series of fuzzy if-then rules.

What Is Sugeno-Type Fuzzy Inference?

In Sugeno systems, the output of each if-then rule is either constant or a linear function of the input variables. The final output value is the weighted average of all rule outputs.

Neuro-Adaptive Learning and ANFIS

You can tune Sugeno fuzzy inference systems using neuro-adaptive learning techniques similar to those used for training neural networks.

Comparison of anfis and Neuro-Fuzzy Designer Functionality

You can design neuro-fuzzy systems either at the command line or using the Neuro-Fuzzy Designer app.

Train and Test ANFIS

Train Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems

Interactively create, train, and test neuro-fuzzy systems using the Neuro-Fuzzy Designer app.

Test Data Against Trained System

Validate trained neuro-fuzzy systems using checking data that is different from training data.

Save Training Error Data to MATLAB Workspace

When using Neuro-Fuzzy Designer, you can export your trained neuro-fuzzy model and training error data to the MATLAB® workspace for further analysis.

Case Studies

Predict Chaotic Time-Series

Train a neuro-fuzzy system for time-series prediction using the `anfis` command.

Modeling Inverse Kinematics in a Robotic Arm

Determine the joint angles required to place the tip of a robotic arm in a desired location using a neuro-fuzzy model.

Adaptive Noise Cancellation Using ANFIS

Perform adaptive nonlinear noise cancellation using the `anfis` and `genfis` commands.

6. Διαχρονικά παραδείγματα μοντέλων πρόβλεψης τύπου (ANFIS) στο τομέα των πωλήσεων γενικά

Παρακάτω ακολουθούν επιστημονικά άρθρα και εργασίες που έχουν δημοσιευτεί σε επιστημονικά περιοδικά, ιστοσελίδες ή έχουν παρουσιαστεί σε συνέδρια κτλ. Όλα τα άρθρα έχουν αρκετά κοινά στοιχεία. Έχουν επιλεχθεί με γνώμονα να αφορούν την ανάπτυξη μοντέλων με νευρωνικά δίκτυα και να αφορούν τη πρόβλεψη πωλήσεων γενικά. Η θεματολογία περιέχει τη πρόβλεψη ζήτησης διαφόρων κατηγοριών, από αυτοκίνητα έως προϊόντα υγείας. Αυτό είναι ένα στοιχείο όπου μπορούμε να διακρίνουμε την αυξημένη χρήση τέτοιων μοντέλων και το βαθμό εξάπλωσης τους σε πολλούς κλάδους των πωλήσεων. Τα άρθρα παρουσιάζονται με χρονολογική σειρά από τα πιο πρόσφατα στα πιο παλιά.

"A Sales Forecasting Model in Automotive Industry using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (Anfis) and Genetic Algorithm (GA)", 2016, Amirmahmood Vahabi, Shahrooz Seyyedi Hosseininia, Mahmood Alborzi

Σήμερα, η πρόβλεψη πωλήσεων είναι ζωτικής σημασίας για κάθε επιχείρηση που λειτουργεί σε μια ανταγωνιστική ατμόσφαιρα. Για ακριβή πρόβλεψη, θα πρέπει να ληφθούν υπόψη οι σωστές μεταβλητές. Σε αυτή την εργασία, αντιμετωπίζουμε αυτά τα προβλήματα και προτείνεται μια τεχνική που συνδυάζει δύο αλγορίθμους τεχνητής νοημοσύνης για να προβλέψει τις μελλοντικές πωλήσεις αυτοκινήτων στον όμιλο Saïra, ο οποίος είναι κορυφαίος κατασκευαστής αυτοκινήτων στο Ιράν. Το Anfis χρησιμοποιείται ως βασική τεχνική που συνδυάζεται με GA. Το GA χρησιμοποιείται για να συντονιστούν τα αποτελέσματα του Anfis. Επιπλέον, η πρόβλεψη των πωλήσεων επιτυγχάνεται με τα ετήσια στοιχεία των ετών μεταξύ του 1990 και του 2016. Με αυτό το σκεπτικό επιλέγονται ως αποτελεσματικές μεταβλητές το κατά κεφαλήν εισόδημα, ο πληθωρισμός, η στέγαση, η Εισαγωγή, το Νόμισμα (USD), τα επιτόκια δανείων και τα τιμολόγια εισαγωγής αυτοκινήτων στο προτεινόμενο μοντέλο. Τέλος, συγκρίνουμε το μοντέλο μας με το πρότυπο ANN, το οποίο είναι ένα πολύ γνωστό μοντέλο πρόβλεψης.

"Forecasting NOKIA Sale by Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems (ANFIS)", 2016, M. Esmaeili, P. Fkhrzad and M. Hasanzadeh

Η πρόβλεψη των πωλήσεων παίζει βασικό ρόλο για κάθε επιχείρηση σε αυτό το ανταγωνιστικό περιβάλλον. Δεδομένου ότι η πώληση εξαρτάται από πολλούς παράγοντες, η πρόβλεψη πώλησης δεν είναι εύκολη δουλειά. Είναι αρκετά δύσκολο ιδιαίτερα όταν πρόκειται για προϊόντα υψηλής τεχνολογίας, όπως κινητό τηλέφωνο, κάμερα κ.λπ. Για τους μικρούς κύκλους ζωής τους, η ακρίβεια της πρόβλεψης θα μειωθεί. Ωστόσο, υπάρχουν μερικές μέθοδοι για την αύξηση της ακρίβειας, όπως η μέθοδος Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems (ANFIS). Στη παρόν εργασία προβλέπουμε την πώληση του κινητού τηλεφώνου της Nokia στην Τεχεράνη με βάση την τιμή και την ποιότητα της κάμερα ως μεταβλητές εισόδου με τη μέθοδο ANFIS. Επιπλέον, θεωρούμε ότι το μέσο ποσοστό απόλυτου ποσοστού σφάλματος (MAPE) ως κλίμακα για τη σύγκριση του ANFIS με την παλινδρόμηση. Με τη χρήση ορισμένων δεδομένων από τα τηλεφωνικά κέντρα της Nokia στην Τεχεράνη, φαίνεται ότι η μέθοδος ANFIS είναι καλύτερη από την παλινδρόμηση που βασίζεται στην κλίμακα MAPE.

"A Business Intelligence Technique for Forecasting the Automobile Sales using Adaptive Intelligent Systems (ANFIS and ANN)", 2013, Alekh Dwivedi, Maheshwari Niranjan, Kalicharan Sahu

Σήμερα, η πρόβλεψη των πωλήσεων διαδραματίζει βασικό ρόλο για κάθε επιχείρηση στο υπάρχον ανταγωνιστικό περιβάλλον. Η πρόβλεψη των στοιχείων πωλήσεων στην αυτοκινητοβιομηχανία έχει γίνει πρωταρχικό μέλημα για την ακριβή πρόβλεψη στις μελλοντικές πωλήσεις. Αυτή η εργασία αντιμετωπίζει το προβλημα των μηνιαίων προβλέψεων πωλήσεων στην αυτοκινητοβιομηχανία (αυτοκίνητο Maruti). Το σύνολο των δεδομένων βασίζεται σε μηνιαίες πωλήσεις (στοιχεία προηγούμενων 5 ετών από το 2008 έως το 2012). Κατά κύριο λόγο, χρησιμοποιήσαμε δύο προβλέψεις μεθόδους, δηλαδή Moving Average και εκθετική εξομάλυνση για να προβλέψουμε το παρελθοντικό σύνολο δεδομένων και στη συνέχεια χρησιμοποιούμε αυτές τις προβλέψεις ως τιμές εισόδου για το ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference Σύστημα). Εδώ, οι MA και ES πρόβλεψαν τις τιμές που χρησιμοποιήθηκαν ως εισροές για την ANFIS για την επίτευξη των τελικών ακριβών προβλέψεων πωλήσεων. Τέλος συγκρίνουμε το μοντέλο μας με δύο άλλα μοντέλα πρόβλεψης: το ANN (Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο) και τη Γραμμικό Παλινδρόμηση. Τα εμπειρικά αποτελέσματα δείχνουν ότι το μοντέλο ANFIS δίνει καλύτερα αποτελέσματα από άλλα δύο μοντέλα.

"Using adaptive network-based fuzzy inference system to forecast automobile sales", 2011, Fu-Kwun Wanga, Ku-Kuang Chang, Chih-Wei Tzeng.

Η βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων των πωλήσεων έχει καταστεί πρωταρχικό μέλημα της αυτοκινητοβιομηχανίας. Εδώ, εστιάζουμε μόνο στις νέες πωλήσεις αυτοκινήτων στην Ταϊβάν. Το σύνολο δεδομένων βασίζεται σε μηνιαίες πωλήσεις και τα δεδομένα μπορούν να χωριστούν σε τρεις ομάδες πωλήσεων αυτοκινήτων. Για να αντιμετωπίσουμε την ανησυχία μας, αναπτύξαμε μια μεθοδολογία πρόβλεψης των πωλήσεων που εξετάζει διάφορες μεταβλητές όπως η τρέχουσα ποσότητα πωλήσεων αυτοκινήτων, ο δείκτης που συμπίπτει, ο κύριος δείκτης, ο δείκτης τιμών χονδρικής και το εισόδημα. Καταρχάς, χρησιμοποιούμε τη βαθμιαία παλινδρόμηση για να επιλέξουμε τις πιο σημαντικές μεταβλητές ως μεταβλητές εισόδου. Στη συνέχεια, εισάγουμε τις σημαντικές μεταβλητές και τις πωλήσεις στο προσαρμοστικό σύστημα ασαφής εξαγωγής (ANFIS) για να λάβουμε την πρόβλεψη. Τέλος, συγκρίνουμε το μοντέλο μας με δύο άλλα μοντέλα πρόβλεψης: το μοντέλο αυτορρυθμιζόμενου κινούμενου μέσου όρου (ARIMA) και ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN). Τα εμπειρικά αποτελέσματα δείχνουν ότι η εφαρμογή του μοντέλου ANFIS ξεπερνά τα δύο άλλα μοντέλα. Επιπλέον, τροποποιήσαμε την ιστορική περίοδο και την περίοδο αναμονής για να βελτιώσουμε την ακρίβεια των προβλέψεων, λαμβάνοντας υπόψη την επίδραση του οικονομικού τσουνάμι το 2008.

"Monthly electricity demand forecasting based on a weighted evolving fuzzy neural network approach", 2011, Pei-Chann Chang, Chin-Yuan Fan, Jyun-Jie Lin

Αυτή η έρευνα αναπτύσσει ένα προσαρμοζόμενο ασαφές νευρωνικό δίκτυο με βάρη για την μηνιαία πρόβλεψη της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας στην Ταϊβάν. Αυτή η μελέτη τροποποιεί το πλαίσιο του προσαρμοζόμενου ασαφούς νευρωνικού δικτύου (πλαίσιο EuvNN) υιοθετώντας έναν σταθμισμένο παράγοντα για τον υπολογισμό της σημασίας κάθε παράγοντα μεταξύ των διαφόρων κανόνων. Επιπλέον, μια εκθετική συνάρτηση μεταφοράς ($\exp(-D)$) χρησιμοποιείται για να μεταφέρει την απόσταση οποιωνδήποτε δύο παραγόντων με την τιμή της ομοιότητας μεταξύ διαφορετικών κανόνων, και έτσι αναπτύσσεται διαφορετικά η μέθοδος ομαδοποίησης των κανόνων. Επτά παράγοντες που εντοπίζονται από την Taiwan Power Company θα επηρεάσουν την κατανάλωση ενέργειας στη Ταϊβάν. Αυτοί οι επτά παράγοντες θα εισαχθούν

στο WEFuNN για την πρόβλεψη της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας από το εργοστάσιο. Τα ιστορικά δεδομένα θα χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση του WEFuNN. Μετά την εκπαίδευση, το εκπαιδευμένο πλέον μοντέλο θα προβλέψει τις μελλοντικές απαιτήσεις ηλεκτρικής ενέργειας. Τέλος, το μοντέλο WEFuNN συγκρίνεται με άλλες προσεγγίσεις, οι οποίες προτείνονται στη βιβλιογραφία. Τα πειραματικά αποτελέσματα αποκαλύπτουν ότι στο μοντέλο WEFuNN ο δείκτης MAPE είναι 6,43%, ο οποίος είναι καλύτερος από την τιμή MAPE για άλλες προσεγγίσεις. Έτσι, το μοντέλο WEFuNN είναι πιο ακριβές στην πρόβλεψη της μηνιαίας ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας από ό, τι οι άλλες προσεγγίσεις. Συνοπτικά, το μοντέλο WEFuNN μπορεί πρακτικά να εφαρμοστεί ως εργαλείο πρόβλεψης της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας στην Ταιβάν.

"Health products sales forecasting using computational intelligence and adaptive neuro fuzzy inference systems", 2010, Dimitrios E. Koulouriotis, Georgios Mantas

Στις μέρες μας η σημασία της μείωσης του επιπέδου των αποθεμάτων στην οργάνωση υγείας αυξάνεται γρήγορα. Ως εκ τούτου, η αξία μιας πρόβλεψης ακρίβειας της προσφοράς γίνεται όλο και πιο σημαντική. Ο κύριος στόχος αυτού του εγγράφου είναι να αναλύσει και να συγκρίνει μερικές από τις πιο δημοφιλείς και ευρέως χρησιμοποιούμενες τεχνικές διαθέσιμες με βάση την υπολογιστική τεχνητή νοημοσύνη. Επιπροσθέτως, στοχεύει να αποδείξει την ανταγωνιστικότητα των προαναφερθέντων με τη χρήση πραγματικών δεδομένων. Οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται περιλαμβάνουν τα νευρωνικά δίκτυα (feed forward, radial basis, generalized regression και επαναλαμβανόμενα δίκτυα) και το υβριδικό νευρικό ασαφές σύστημα (ANFIS). Το πειραματικό μέρος αυτής της μελέτης διεξάγεται με τη χρήση δεδομένων πωλήσεων που εξάγονται από τη βάση δεδομένων ενός μεγάλου Έλληνα ιατρικού προμηθευτή. Μια περίοδος δύο ετών χρησιμοποιήθηκε για τη συγκέντρωση των κατάλληλων στοιχείων πωλήσεων για ορισμένα από τα πιο δημοφιλή φάρμακα και, στη συνέχεια, η ικανότητα πρόβλεψης κάθε τεχνικής δοκιμάστηκε σε ένα τρίτο έτος. Οι παράμετροι κάθε τεχνικής ρυθμίζονται στη συνέχεια για να εξομαλύνουν τις λειτουργίες απόδοσης. Τέλος, γίνεται μια σύντομη στατιστική ανάλυση των χρησιμοποιούμενων τεχνικών για να διευκολυνθεί η σύγκριση μεταξύ αυτών και να προσδιοριστεί η πιο κατάλληλη μέθοδος για το συγκεκριμένο ζήτημα.

"Data clustering and fuzzy neural network for sales forecasting: A case studying printed circuit board industry", 2009, Pei-Chann Chang, Chen-Hao Liu, Chin-Yuan Fan

Προκειμένου να επιτευχθεί καλύτερος έλεγχος της τάσης και του κέρδους της αγοράς για την εταιρεία, ο έγκαιρος εντοπισμός της τάσης των πωλήσεων είναι πολύ σημαντικός για τις επιχειρήσεις. Οι ανοδικές και οι καθοδικές τάσεις στις πωλήσεις σηματοδοτούν νέες τάσεις της αγοράς και η κατανόηση των τάσεων των πωλήσεων είναι σημαντική για το μάρκετινγκ καθώς και για τη διατήρηση των πελατών. Αυτή η έρευνα αναπτύσσει ένα υβριδικό μοντέλο με την ενσωμάτωση του K-mean cluster και του ασαφούς νευρωνικού δικτύου (KFNN) για να προβλέψει τις μελλοντικές πωλήσεις ενός εργοστασίου τυπωμένων κυκλωμάτων. Με βάση την τεχνική ομαδοποίησης K-mean, τα ιστορικά δεδομένα μπορούν να ταξινομηθούν σε διαφορετικές ομάδες. Η ακρίβεια του προβλεπόμενου μοντέλου μπορεί να βελτιωθεί περαιτέρω με αναφορά των νέων δεδομένων που πρόκειται να προβλεφθούν από μια πιο εστιασμένη περιοχή, δηλαδή μια μικρότερη υποομάδα μετά την ομαδοποίηση. Τα αριθμητικά στοιχεία διαφόρων παραγόντων που επηρεάζουν και η πραγματική ζήτηση των τελευταίων 5 ετών του εργοστασίου τυπωμένου κυκλώματος (PCB) συλλέγονται και εισάγονται στο υβριδικό μοντέλο για μελλοντικές μηνιαίες πωλήσεις που προβλέπονται. Τα πειραματικά αποτελέσματα που προέκυψαν από το προτεινόμενο μοντέλο δείχνουν την αποτελεσματικότητα του υβριδικού μοντέλου σε σύγκριση με άλλες προσεγγίσεις.

"A Hybrid Model for Forecasting Sales in Turkish Paint Industry", 2009, Alp Ustundag

Η πρόβλεψη των πωλήσεων είναι σημαντική για τη διευκόλυνση της αποτελεσματικής και αποδοτικής κατανομής των πόρων. Ωστόσο, ο καλύτερος τρόπος υπολογισμού και πρόβλεψης των πωλήσεων είναι ένα μακροχρόνιο ζήτημα. Δεν υπάρχει απόλυτα καλύτερη μέθοδος πρόβλεψης που να ισχύει σε όλες τις περιπτώσεις. Επομένως, η εμπιστοσύνη στην ακρίβεια των προβλέψεων πωλήσεων επιτυγχάνεται επιβεβαιώνοντας τα αποτελέσματα χρησιμοποιώντας δύο ή περισσότερες μεθόδους. Αυτό η εργασία προτείνει ένα υβριδικό μοντέλο πρόβλεψης που χρησιμοποιεί μια μέθοδο τεχνητής νοημοσύνης (AI) με πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση (MLR) για να προβλέψει τις πωλήσεις προϊόντων για τον μεγαλύτερο τουρκικό κατασκευαστή

χρωμάτων. Στο υβριδικό μοντέλο χρησιμοποιούνται και συγκρίνονται τρεις διαφορετικές μέθοδοι AI, σύστημα βασισμένο σε ασαφή κανόνια (FRBS), τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN) και προσαρμοστικό νευρωνικό δίκτυο (ANFIS). Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι το FRBS αποδίδει καλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης σε σχέση με το μέσο ριζικό τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) και το μέσο απόλυτο ποσοστό σφάλματος (MAPE).

"A decision support system for demand forecasting with artificial neural networks and Neuro-fuzzy models: A comparative analysis", 2009, Tug̃ba Efendigil, Semih Onut, Cengiz Kahraman

Ένας οργανισμός πρέπει να λαμβάνει τις σωστές αποφάσεις εγκαίρως, ανάλογα με τις πληροφορίες της ζήτησης, για να ενισχύσει το εμπορικό ανταγωνιστικό πλεονέκτημα σε ένα διαρκώς μεταβαλλόμενο επιχειρηματικό περιβάλλον. Επομένως, η εκτίμηση της ποσότητας ζήτησης για την επόμενη περίοδο πιθανότατα είναι κρίσιμη. Αυτή η εργασία παρουσιάζει μια συγκριτική μεθοδολογία πρόβλεψης σχετικά με τις αβέβαιες απαιτήσεις των πελατών μέσα σε μια δομή αλυσίδας εφοδιασμού (SC) πολλαπλών επιπέδων μέσω νευρικών τεχνικών. Σκοπός της εργασίας είναι να προτείνει έναν νέο μηχανισμό πρόβλεψης ο οποίος να διαμορφώνεται από προσεγγίσεις τεχνητής νοημοσύνης, συμπεριλαμβανομένης της σύγκρισης τόσο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων όσο και των προσαρμοστικών τεχνικών του συστήματος ασαφούς συμπερασμού με βάση το δίκτυο για τη διαχείριση της ασαφούς ζήτησης με ελλιπείς πληροφορίες. Η αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης προσέγγισης στο ζήτημα της πρόβλεψης της ζήτησης αποδεικνύεται με δεδομένα πραγματικού κόσμου από μια εταιρεία που δραστηριοποιείται στον κλάδο των διαρκών καταναλωτικών αγαθών στην Κωνσταντινούπολη της Τουρκίας.

"The development of a weighted evolving fuzzy neural network for PCB sales forecasting", 2007, Pei-Chann Chang *, Yen-Wen Wang, Chen-Hao Liu

Η έρευνα αυτή αναπτύσσει ένα ασαφές νευρωνικό δίκτυο με ύπαρξη βαρών για την πρόβλεψη των πωλήσεων PCB και περιλαμβάνει τέσσερα σημαντικά βήματα: πρώτον, τη συλλογή 15

παραγόντων μακροοικονομικών δεδομένων, της μεταγενέστερης παραγωγής και των συνολικών εξόδων της βιομηχανικής παραγωγής και στη συνέχεια χρησιμοποιεί την ανάλυση Gray Relation Analysis για να επιλέξει ένα συνδυασμό βασικών παραγόντων που έχουν τη μεγαλύτερη επίδραση στις πωλήσεις PCB. Δεύτερον, λαμβάνοντας υπόψη τον παράγοντα χρόνοσειράς, εφαρμόζεται η μέθοδος εκθετικής εξομάλυνσης του Winter για την πρόβλεψη της τάσης της διακύμανσης των πωλήσεων των PCBs και των επιδράσεων των εποχιακών επιδράσεων. Τρίτον, χρησιμοποιεί τα ιστορικά δεδομένα για να προχωρήσουμε στην εκπαίδευση του Weighted Evolving Fuzzy Neural Network (WEFuNN) και στη συνέχεια προβλέπει τις μελλοντικές πωλήσεις PCB μέσω του μοντέλου WEFuNN. Τέλος, συγκρίνονται τρία είδη μετρήσεων απόδοσης για κάθε μοντέλο. Τα πειραματικά αποτελέσματα αποκαλύπτουν ότι το μοντέλο MAPE για WEFuNN είναι το 2,11% το οποίο είναι το καλύτερο σε σύγκριση με άλλα. Συνοπτικά, το μοντέλο WEFuNN μπορεί να εφαρμοστεί πρακτικά ως εργαλείο πρόβλεψης των πωλήσεων στη βιομηχανία των PCB.

"Demand Forecasting Using Time Series Modelling and ANFIS Estimator", 2006, S. Mohammadi, H. Keivani, M. Bakhshi

Η παρούσα εργασία παρέχει μια μέθοδο πληροφοριών για τη μεσοπρόθεσμη και μακροπρόθεσμη πρόβλεψη της ζήτησης ενέργειας ενός περίπλοκου ηλεκτρικού συστήματος. Σε αυτή τη μέθοδο χρησιμοποιούμε τα ενεργειακά δεδομένα αρκετών ετών για να εκπαιδεύσουμε ένα προσαρμοστικό δίκτυο βασισμένο στο σύστημα ασαφούς συμπερασμού (ANFIS). Χρησιμοποιούμε αυτό το δίκτυο πληροφοριών για να υπολογίσουμε τη συμπεριφορά της κατανάλωσης ενέργειας σε χρονολογικές σειρές για αρκετά επόμενα χρόνια. Πραγματοποιήθηκαν αρκετές προσομοιώσεις για να εξεταστεί η αποτελεσματικότητα της μεθόδου.

7. Διαχρονικά παραδείγματα διάφορων τύπων μοντέλων πρόβλεψης στο τομέα των πωλήσεων αγροτικών προϊόντων

Σε αυτό το κεφάλαιο της εργασίας θα παρουσιαστούν εργασίες και επιστημονικά άρθρα τα οποία έχουν ως θέμα την ανάπτυξη μοντέλων για τη πρόβλεψη είτε των τιμών διαφόρων αγροτικών προϊόντων, είτε το ύψος της ζήτησης τους. Δεν υπάρχουν άρθρα μόνο με χρήση νευρωνικών δικτύων αλλά παρουσιάζονται άρθρα που αναπτύσσουν διάφορα μοντέλα. Το σημαντικότερο είναι ότι στα περισσότερα από αυτά οι συγγραφείς αναφέρουν και το ποσοστό επιτυχίας που είχε κάθε μοντέλο μετά τη χρήση του. Τα άρθρα θα παρουσιαστούν με χρονική σειρά δημοσίευσης τους από το πιο πρόσφατο στο πιο παλιό.

"Adaptive neuro-fuzzy inference system for forecasting rubber milk production", 2018, R F Rahmat, Nurmawan, S Sembiring, M F Syahputra, Fadli

Το φυσικό καουτσούκ κατατάσσεται ως το κορυφαίο προϊόν εξαγωγής στην Ινδονησία. Η υψηλή του παραγωγή οδηγεί σε σημαντική συνεισφορά στο ξένο συνάλλαγμα της Ινδονησίας. Πριν φυσικά το καουτσούκ είναι έτοιμο να εξαχθεί σε άλλη χώρα, η παραγωγή γάλακτος από καουτσούκ αποτελεί τη πρωταρχική ανησυχία. Σε αυτή την έρευνα, χρησιμοποιούμε το προσαρμοστικό σύστημα νεύρο-ασαφούς λογικής εξαγωγής συμπερασμάτων (ANFIS) πρόβλεψη παραγωγής γάλακτος από καουτσούκ Τα δεδομένα που παρουσιάζονται εδώ προέρχονται από το PT. Anglo Eastern Plantation (AEP), η οποία έχει μεγάλη διακύμανση δεδομένων και εύρος για την παραγωγή γάλακτος από καουτσούκ. Τα δεδομένα μας θα κυμανθεί από τον Ιανουάριο του 2009 έως τον Δεκέμβριο του 2015. Το καλύτερο αποτέλεσμα της πρόβλεψης είναι 1,182% μέσος όρος του μέσου σφάλματος απόλυτου ποσοστού (MAPE).

"Demand Forecasting of Agricultural Products Logistics in Community", 2015, Guangshu Xu, Shangjun Piao, Zilong Song

Το παρόν επιστημονικό άρθρο ασχολείται με τα χαρακτηριστικά της εφοδιαστικής των κοινοτικών γεωργικών προϊόντων και της δυσκολία της πρόβλεψης της ζήτησης της εφοδιαστικής των γεωργικών προϊόντων στην κοινότητα. Τα στοιχεία συγκεντρώθηκαν κατά τη

διάρκεια των ετών και σχετίζονται με την εφοδιαστική των γεωργικών προϊόντων στην κοινότητα και αποκτήθηκαν μέσω ερωτηματολογίων. Στη συνέχεια, χρησιμοποιώντας το μοντέλο πρόβλεψης Gray, διεξάγεται η πρόβλεψη της ζήτησης των γεωργικών προϊόντων logistics στην κοινότητα. Η μελέτη αυτού του εγγράφου μπορεί να παράσχει στοιχεία αναφοράς για τα καταστήματα γεωργικών προϊόντων κοντά στην κοινότητα του Πεκίνο, και στοχεύει να λύσει το πρόβλημα της αντιστοίχισης της προσφοράς και της ζήτησης. Τα καταστήματα της κοινότητας να ικανοποιούν τη ζήτηση των καταναλωτών και να μεγιστοποιούν τα οφέλη των φορέων. Εκτός αυτού, μπορεί επίσης να παράσχει κάποιες αναφορές που σημαίνει πολλά για τις εταιρείες ηλεκτρονικού εμπορίου του Πεκίνου, όπως η τοποθεσία μέσα στη κοινότητα για τα σημεία διανομής προϊόντων στο μοντέλο ηλεκτρονικού εμπορίου O2O, τη λύση του προβλήματος του "τελευταίου μιλίου" και ούτω καθεξής.

"The Development and Evaluation of Onion and Cabbage Wholesale Price Forecasting Models, 2015, Sohyun Kim, Kuk Hyun Nam, Cheolho Song, Youngchan Choe

Αυτή η έρευνα προβλέπει την 12μηνη χονδρική τιμή κρεμμυδιού και κρεμμυδιού-λάχανο με τη χρήση των τιμών ως εισροές δεδομένων για τη γεωργική χονδρική αγορά του Garak από τον Ιανουάριο του 2004 έως Μάρτιος το 2014, και τα ετήσια στοιχεία παραγωγής από τη Στατιστική υπηρεσία της Κορέας. Η HW εξομάλυνση, ARIMA, VAR, X-12 ARIMA, και μοντέλα ARDL επιλέγονται για την ανάλυση και τη δύναμη πρόβλεψής τους. Η εξομάλυνση HW, ARIMA και VAR είναι τα μοντέλα που προβλέπουν ότι οι χονδρικές τιμές εκτός δείγματος κυμαίνονται μεταξύ 650 και 800 won. Στο μοντέλο X-12, οι τιμές χονδρικής πώλησης προβλέπεται να υπερβούν τα 1000 won. Για το λάχανο, το μοντέλο HW Smoothing, ARIMA και VAR προβλέπουν την τιμή χονδρικής για το λάχανο μεταξύ 450 και 490won. Το μοντέλο X-12 ARIMA προβλέπει την υψηλότερη τιμή έως το 558 won. Το μοντέλο ARDL υποδηλώνει ότι ο Σεπτέμβριος είναι ο μήνας με την υψηλότερη τιμή και αυτή θα φτάσει τα 780 won.

"Forecasting of Fresh Agricultural Products Demand Based on the ARIMA Model", 2013, Haoxiong Yang, Jing Hu

Η τιμή των νωπών γεωργικών προϊόντων μεταβάλλεται γρήγορα. Για την ακριβή πρόβλεψη της ζήτησης για αγροτικά προϊόντα, ένα μοντέλο πρόβλεψης βασισμένο στο ARIMA παρέχεται σε αυτή τη μελέτη. Μπορεί να βρεθεί ότι οι ασύμμετρες πληροφορίες και η έλλειψη ισορροπίας όσον αφορά την προσφορά και τη ζήτηση υπάρχουν στην αγορά μέσω της ανάλυσης των λόγων. Το μοντέλο ARIMA για τα φρέσκα γεωργικά προϊόντα μπορεί να προβλέψει τη ζήτηση και να προσφέρει κάποιες οδηγίες προς τους αγρότες. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η τιμή πρόβλεψης είναι σε καλή κατάσταση όταν συγκρίνεται με τα πραγματικά δεδομένα. Επιπλέον αυτό το μοντέλο είναι διαθέσιμο για ευρεία χρήση.

"Applicability of ARIMA Models in Wholesale Vegetable Market: An Investigation", 2011, Manish Shukla and Sanjay Jharkharia

Η διερεύνηση της δυνατότητας εφαρμογής των μοντέλων ARIMA στα μοντέλα χονδρικής πώλησης λαχανικών βασίζεται σε δεδομένα πωλήσεων ενός ευπαθούς λαχανικού από την αγορά χονδρικής πώλησης της πόλης Ahmedabad στην Ινδία. Έχει βρεθεί ότι αυτά τα μοντέλα μπορούν να εφαρμοστούν για την πρόβλεψη της ζήτησης μέσω του μέσου σφάλματος του απόλυτου ποσοστού (MAPE) της τάξης του 30%. Αυτό το σφάλμα είναι αποδεκτό στην αγορά νωπών προϊόντων όπου η ζήτηση και οι τιμές είναι εξαιρετικά ασταθείς. Το μοντέλο είναι επιτυχές και επικυρώθηκε με τη χρήση δεδομένων πώλησης άλλου λαχανικού από την ίδια αγορά. Αυτό το μοντέλο μπορεί να διευκολύνει τους αγρότες και χονδρεμπόρους στην αποτελεσματική λήψη αποφάσεων.

"Demand forecasting of perishable farm products using support vector machine", 2011, Xiao Fang Du, Stephen C. H. Leung

Αυτό το άρθρο παρουσιάζει έναν νέο αλγόριθμο για την πρόβλεψη της ζήτησης για φθαρτά αγροτικά προϊόντα, με βάση τη μέθοδο της μηχανής φορέα υποστήριξης (SVM). Εφόσον οι SVM έχουν μεγαλύτερη απόδοση γενίκευσης και εγγυώνται τα παγκόσμια ελάχιστα για δεδομένα εκπαίδευσης, πιστεύεται ότι η υποβάθμιση του φορέα υποστήριξης θα αποδώσει ικανοποιητικά για την πρόβλεψη της ζήτησης για φθαρτά αγροτικά προϊόντα. Προκειμένου να βελτιωθεί η ακρίβεια των προβλέψεων (FP), το άρθρο αυτό ποσοτικοποιεί τους παράγοντες που

επηρεάζουν τις προβλέψεις πωλήσεων των φθαρτών αγροτικών προϊόντων βάσει της ασαφούς θεωρίας, η οποία είναι κατάλληλη για πραγματικές καταστάσεις. Τα αριθμητικά πειράματα δείχνουν ότι τα συστήματα πρόβλεψης με SVM και ασαφή θεωρία ξεπερνούν το νευρωνικό δίκτυο της ακτινικής βάσης, με βάση τα κριτήρια του απόλυτου σφάλματος ημέρας, του σχετικού μέσου σφάλματος και της FP. Δεδομένου ότι δεν υπάρχει δομημένος τρόπος για να επιλέξετε τις ελεύθερες παραμέτρους των SVM, το ποικίλο εύρος των ελεύθερων παραμέτρων και οι επιδράσεις των παραμέτρων στην απόδοση πρόβλεψης συζητούνται σε αυτό το άρθρο. Η ανάλυση των πειραματικών αποτελεσμάτων αποδεικνύει ότι είναι επωφελές να εφαρμοστεί το σύστημα πρόβλεψης του SVM στην πρόβλεψη της ζήτησης φθαρτών γεωργικών προϊόντων.

"Retail sales forecasting of agricultural products marts in a mid-sized city using the Huff model", 2010, Pan-Jin Kim, Myoung-Kil Youn

Η μελέτη αυτή αποσκοπούσε στην πρόβλεψη των πωλήσεων λιανικής πώλησης αγροτικών προϊόντων σε μεσαίες πόλεις της Νότιας Κορέας σε συνδυασμό με το μοντέλο Huff. Το Huff μοντέλο χρησιμοποιείται ευρέως στις προβλέψεις λιανικών πωλήσεων λόγω της ευκολίας χρήσης και της ακρίβειας των προβλέψεών του. Για να προβλεφθεί όγκος των πωλήσεων χρησιμοποιώντας το μοντέλο, η παράμετρος λ θα πρέπει να εκτιμηθεί. Παρόλο που αρκετές μελέτες έχουν αναφέρει την εκτίμηση του λ , η αξία του εκχωρείται συχνά αυθαίρετα. Εκτός αυτό, καμία προηγούμενη μελέτη δεν έχει πραγματοποιήσει πρόβλεψη όγκου πωλήσεων για αγροτικά προϊόντα. Για το σκοπό αυτό, οι πρώτες μελέτες περιλάμβαναν την πρόβλεψη των πωλήσεων αγροτικών προϊόντων σε μια μεσαίου μεγέθους πόλη, που ορίστηκε να είναι η Daejeon και διερευνήθηκε η ιδέα ότι η παράμετρος μπορεί να είναι διαφορετική ως προς το μέγεθος της εάν η πόλη διαφέρει. Οι καταναλωτές σε μια πόλη μεσαίου μεγέθους ήταν λιγότερο ευαίσθητοι στο χρόνο ταξιδιού (ή πιο ευαίσθητοι στο μέγεθος του καταστήματος) από αυτούς σε μητροπολιτικές περιοχές. Μας η εκτίμηση της λ για την πόλη μεσαίου μεγέθους είναι 0,38, γεγονός που δείχνει ότι το μέγεθος του καταστήματος έχει μεγαλύτερη επίδραση από το χρόνο ταξιδιού, ενώ οι υπάρχουσες μελέτες στο οι μητροπολιτικές περιοχές αναφέρουν λ μεγαλύτερη από 1, υποδεικνύοντας την αντίστροφη κατάσταση. Η συνέπεια από τα αποτελέσματα είναι να βοηθηθούν οι υπεύθυνοι λήψης αποφάσεων των τοποθεσιών εκτιμήστε έναν πιθανό όγκο πωλήσεων σε μια πόλη μεσαίου μεγέθους, ειδικά στο πλαίσιο της Κορέας.

"A structural model for analysis of fruit supply and demand applied to grapes in China", 2007, Mu Weisong, Zhang Xiaoshuan, Zhang Lingxian & Fu Zettan

Ένα δομικό μοντέλο για την προμήθεια και ζήτηση φρούτων καθορίστηκε με βάση τη θεωρία της οικονομικής πρόβλεψης και μια υπόθεση για τη συμπεριφορά του παραγωγού φρούτων χρησιμοποιήθηκαν σαν είσοδοι κάτω από συνθήκες κινδύνου. Το μοντέλο επικαλείται την υπόθεση μερικής προσαρμογής και τη χρήση μιας παραπλανητικής μεθόδου. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί για ποσοτικούς σκοπούς ανάλυσης της σχέσης μεταξύ της προσφοράς φρούτων και της ζήτησης, καθώς και τους κύριους παράγοντες που επηρεάζουν προσφορά φρούτων, ζήτηση και τιμή. Λαμβάνοντας σταφύλια ως ένα παράδειγμα, το μοντέλο δημιουργήθηκε χρησιμοποιώντας τη κλασσική μέθοδο οικοδόμησης ενός οικονομετρικού μοντέλου. Η σχέση μεταξύ της προσφοράς σταφυλιών, της τιμής και της ζήτησης στην Κίνα αναλύεται και οι κύριοι παράγοντες που επηρεάζουν την προσφορά και τη ζήτηση που προσδιορίστηκαν και ποσοτικοποιήθηκαν. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η προσφορά, η τιμή και η ζήτηση για τα σταφύλια έχουν σημαντικές συνδέσεις με την κατάστασή τους στον προηγούμενο κύκλο παραγωγής. Η τιμή των υποκατάστατων προϊόντων επηρεάζει σημαντικά τη τιμή σταφυλιών, αλλά δεν έχει προφανή επιρροή σχετικά με την προσφορά και τη ζήτηση. Ωστόσο, οι εισαγωγές έχουν μία σημαντική αρνητική επίπτωση στο εγχώριο σταφύλι. Εν τω μεταξύ, η εξαγωγή και η επεξεργασία δεν έχουν θετικές επιδράσεις στην αύξηση του αθροίσματος της ζήτησης σταφυλιών. Επιπλέον, η αύξηση της προσφοράς σταφυλιών δεν οδηγεί αναγκαστικά σε πτώση της τιμής. Τέλος, εμφανίζεται ότι το δομικό μοντέλο που αναπτύχθηκε είναι εφαρμόσιμο για τη προσφορά και τη ζήτηση φρούτων στην Κίνα.

8. Μελέτη περίπτωσης -Εφαρμογή μοντέλουANFISστη πρόβλεψη πωλήσεων ελαιόλαδου

8.1. Επιχειρηματολογία επιλογής ελαιόλαδου για μοντελοποίηση

Το ελαιόλαδο είναι το υπ' αριθμόν ένα διατροφικό προϊόν που παράγει η κριτική γη, πηγή υγείας και ζωής, ένα πλούσιο φυσικό προϊόν που όχι μόνο μας τρέφει σωστά, αλλά συμβάλει και στην πρόληψη πολλών παθήσεων. Η παρουσία της ελιάς στην Κρήτη επιβεβαιώνεται με μαρτυρίες από ανασκαφές κατά την 3η π.χ. χιλιετία και παρέχουν σημαντικές πληροφορίες για την καλλιέργεια της βρώσιμης ελιάς από την προμινωική κιόλας περίοδο (2800-2100 π.χ.). Με

την τόσο χαρακτηριστική διαχρονική παρουσία του στο νησί της Κρήτης λογικό είναι πέρα από τις διατροφικές συνήθειες να επηρεάζει και άλλους τομείς. Ένα τέτοιο παράδειγμα είναι και ο οικονομικός κλάδος. Μεγάλο ποσοστό του πρωτογενή τομέα του νησιού ασχολείται με τη καλλιέργεια της ελιάς. Δεν είναι τυχαίο άλλωστε ότι σήμερα το 65% (2.350.000 στρ.) της γεωργικής έκτασης του νησιού είναι ελαιώνες, που περιλαμβάνουν τουλάχιστο 35 εκατομμύρια δένδρα. Στην Κρήτη παράγονται ετησίως από 80.000 έως 120.000 τόνοι ελαιόλαδου το οποίο αποτελεί το 1/3 περίπου της εγχώριας παραγωγής. Μάλιστα από τη παραγόμενη ποσότητα του νησιού το 90% ανήκει στην κατηγορία του εξαιρετικά παρθένου. Τα ανώτερα ποιοτικά χαρακτηριστικά του Κρητικού ελαιόλαδου οφείλονται στο ήπιο κλίμα που επικρατεί στο νησί, ιδιαίτερα κατά την περίοδο του φθινοπώρου και του χειμώνα, περίοδο κατά την οποία δημιουργείται το λάδι, στις ιδιαίτερες εδαφολογικές συνθήκες που ευνοούν την καλλιέργεια καθώς και στις ποικιλίες που ευδοκιμούν στο νησί. Επίσης, η συγκομιδή και η μεταφορά του ελαιόκαρπου γίνεται σε σύντομο χρονικό διάστημα και με την βοήθεια των σύγχρονων μηχανημάτων εξαγωγής που χρησιμοποιούνται από τα ελαιουργεία σήμερα στην Κρήτη, παράγεται ελαιόλαδο υψηλής ποιότητας.

Για αυτό το λόγο, σε αυτήν την εργασία έχουμε επιλέξει μια επιχείρηση που δραστηριοποιείται στο συγκεκριμένο κλάδο με απώτερο στόχο την δημιουργία ενός μοντέλου που ίσως να αποτελέσει βοήθημα για την επιχείρηση. Για λόγους εχεμύθειας δεν δημοσιεύεται η επωνυμία της συνεργαζόμενης επιχείρησης.

8.2. Δεδομένα πειράματος και επεξεργασία-μοντελοποίηση

Αρχικά πρέπει να αναφερθεί ότι χρησιμοποιήθηκε το λογισμικό της "Matlab". Πιο συγκεκριμένα στα πλαίσια της εργασίας δημιουργήθηκε ένας αλγόριθμος προσαρμοσμένος στο παραπάνω λογισμικό, του οποίου τα δικαιώματα χρήσης έχει στη κατοχή του το Πολυτεχνείο Κρήτης. Μελετήθηκαν οι δυνατότητες και οι εναλλακτικές που μας πρόσφερε το λογισμικό και τελικά επιλέχθηκε να χρησιμοποιηθεί το εργαλείο "Fuzzy logic toolbox" του λογισμικού που περιέχει στη δομή του όλα τα απαραίτητα μέσα για την ανάπτυξη και εκτέλεση ενός μοντέλου ANFIS. Το μοντέλο αυτής της εργασίας που αναπτύχθηκε έχει ως στόχο του τη πρόβλεψη των πωλήσεων ενός προϊόντος και πιο συγκεκριμένα του προϊόντος "Έξτρα παρθένο ελαιόλαδο". Τα δεδομένα των πωλήσεων είναι πραγματικά και μας τα παρείχε η εταιρεία με την οποία ήρθαμε σε επαφή.

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν αποτελούν της ημερήσιες πωλήσεις σε κιλά για το προϊόν "Έξτρα παρθένο ελαιόλαδο", καλύπτουν τη περίοδο από 1/1/2004 έως τις 31/12/2017 και αποτελούνται από 4.275 παρατηρήσεις. Ο ρόλος τους ήταν τόσο για την εκπαίδευση του μοντέλου όσο και για την επαλήθευση των αποτελεσμάτων του μοντέλου ANFIS που αναπτύχθηκε στα πλαίσια της εργασίας.

Το μοντέλο ANFIS εκτελέσθηκε ξεχωριστά για κάθε είδους συνάρτηση συμμετοχής που επιλέχθηκε ώστε να μπορέσουμε να συμπεράνουμε ποια μας δίνει τα μικρότερα σφάλματα. Με αυτό το τρόπο θα βρούμε την πιο αποτελεσματική συνάρτηση ώστε να την χρησιμοποιήσουμε και να εξορύξουμε τα πιο αξιόπιστα αποτελέσματα από τη χρήση του μοντέλου μας.

Οι συναρτήσεις συμμετοχής που επιλέχθηκαν να χρησιμοποιηθούν είναι οι εξής:

gbellmf,	trimf
gauss2mf,	gaussmf
trapmf,	pimf

Τα σφάλματα που επιλέχθηκαν να μελετηθούν και παράλληλα να υπολογισθούν είναι τα εξής:

- **MSE** (Mean Square Error) - (Μέσο τετραγωνικό σφάλμα)

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^n \left(\frac{F_k - A_k}{A_k} \right)^2$$

- **RMSE** (Root Mean Square Error) - (Ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=0}^n \left(\frac{F_k - A_k}{A_k} \right)^2}$$

- ο **MAE** (Mean Absolute Error) - (Μέσο απόλυτο σφάλμα)

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^n I \frac{F_k - A_k}{A_k} I$$

8.3. Παράθεση αποτελεσμάτων

Τα δεδομένα που επεξεργάστηκα έχουμε αναφέρει ότι είναι πραγματικά δεδομένα και αφορούν ημερήσιες πωλήσεις επιχείρησης που δραστηριοποιείται στο κλάδο του ελαιόλαδου. Λειτουργεί όλο το χρόνο κανονικά και αδιάλειπτα, επομένως αποτελεί αξιόπιστο δείγμα προς μελέτη.

Η έκδοση του λογισμικού Matlab που χρησιμοποιήθηκε είναι αυτή που έχει στη κατοχή του το πολυτεχνείο Κρήτης και πιο συγκεκριμένα είναι η έκδοση Matlab-R2014b σε λειτουργικό Windows 10.

Αξίζει να αναφέρουμε ότι ο αριθμός των επαναλήψεων που επιλέξαμε να γίνονται σε κάθε περίπτωση για την εκπαίδευση του μοντέλου είναι 500. Δηλαδή epoch_no=500.

Παράλληλα ο αριθμός των γλωσσικών μεταβλητών κατά την είσοδο κυμαίνεται από 2 έως 6, δηλαδή το membership functions θα κυμαίνεται από mf_no=2 έως mf_no=6. Επιπλέον τα δεδομένα προς εκπαίδευση έχουν χωριστεί σε 2 σετ δεδομένων (x, y) και από 2 έως 6 γλωσσικές μεταβλητές.

Table1. Αποτελέσματα σφαλμάτων ANFIS για mf_no=2

mf_no:2 epoch_no=500	Mean square Error (MSE)	Root Mean Square Error (RMSE)	Mean Absolute Error (MAE)
gbellmf	6.2530	0.0025	0.0017
trimf	6.2498	0.0025	0.0017
gauss2mf	6.2583	0.0025	0.0017
gaussmf	6.2521	0.0025	0.0017
trapmf	6.2536	0.0025	0.0017
pimf	5.0112	0.0002	0.0002

Table2. Αποτελέσματα σφαλμάτων ANFIS για mf_no=3

mf_no:3 epoch_no=500	Mean square Error (MSE)	Root Mean Square Error (RMSE)	Mean Absolute Error (MAE)
gbellmf	6.2557	0.0025	0.0017
trimf	6.2672	0.0025	0.0017
gauss2mf	6.2591	0.0025	0.0017
gaussmf	6.2567	0.0025	0.0017
trapmf	6.2614	0.0025	0.0017
pimf	-	-	0.0017

Table3. Αποτελέσματα σφαλμάτων ANFIS για mf_no=4

mf_no:4 epoch_no=500	Mean square Error (MSE)	Root Mean Square Error (RMSE)	Mean Absolute Error (MAE)
gbellmf	6.2667	0.0025	0.0017
trimf	6.2546	0.0025	0.0017
gauss2mf	6.2523	0.0025	0.0017
gaussmf	6.2530	0.0025	0.0017
trapmf	6.2670	0.0025	0.0017
pimf	6.2847	0.0025	0.0017

Table4. Αποτελέσματα σφαλμάτων ANFIS για mf_no=5

mf_no:5 epoch_no=500	Mean square Error (MSE)	Root Mean Square Error (RMSE)	Mean Absolute Error (MAE)
gbellmf	6.2583	0.0025	0.0017
trimf	6.2569	0.0025	0.0017
gauss2mf	6.2468	0.0025	0.0017
gaussmf	6.2452	0.0025	0.0017
trapmf	6.2462	0.0025	0.0017
pimf	6.2516	0.0025	0.0017

Table5. Αποτελέσματα σφαλμάτων ANFIS για mf_no=6

mf_no:6 epoch_no=500	Mean square Error (MSE)	Root Mean Square Error (RMSE)	Mean Absolute Error (MAE)
gbellmf	6.2658	0.0025	0.0017
trimf	6.2742	0.0025	0.0017
gauss2mf	6.2547	0.0025	0.0017
gaussmf	6.2469	0.0025	0.0017
trapmf	6.2498	0.0025	0.0017
pimf	6.2616	0.0025	0.0017

Στο πίνακα που ακολουθεί παρουσιάζονται συγκεντρωμένα τα ευρήματα μετά από την συνεχόμενη εκτέλεση του κώδικα στο λογισμικό του Matlab. Πιο συγκεκριμένα έχουμε τη συνάρτηση συμμετοχής που παρουσίασε τα μικρότερα σφάλματα.

mf_no:5 epoch_no=500	Mean square Error (MSE)	Root Mean Square Error (RMSE)	Mean Absolute Error (MAE)
gaussmf	6.2452	0.0025	0.0017

Βλέπουμε ότι η Γκαουσιανή συνάρτηση συμμετοχής εμφάνισε τα μικρότερα σφάλματα κατά την εκτέλεση της. Αξίζει να σημειωθεί ότι ο παραπάνω συνδυασμός εκτελέστηκε και για 1000 επαναλήψεις χωρίς να αλλάξει κάποιο από τα παραπάνω ευρήματα. Αυτό ίσως να είναι και το αποτέλεσμα του φαινομένου του παπαγαλισμού όπου ο μεγάλος αριθμός επαναλήψεων εκπαίδευσης δεν φέρνει και το αναμενόμενο αποτέλεσμα και χαρακτηρίζεται αναποτελεσματικός.

Στη συνέχεια ακολουθούν κάποια από τα γραφήματα-διαγράμματα αποτελεσμάτων που μας έδωσε το Matlab κατά το παραπάνω συνδυασμό των συναρτήσεων συμμετοχής-επαναλήψεων εκπαίδευσης κτλ.

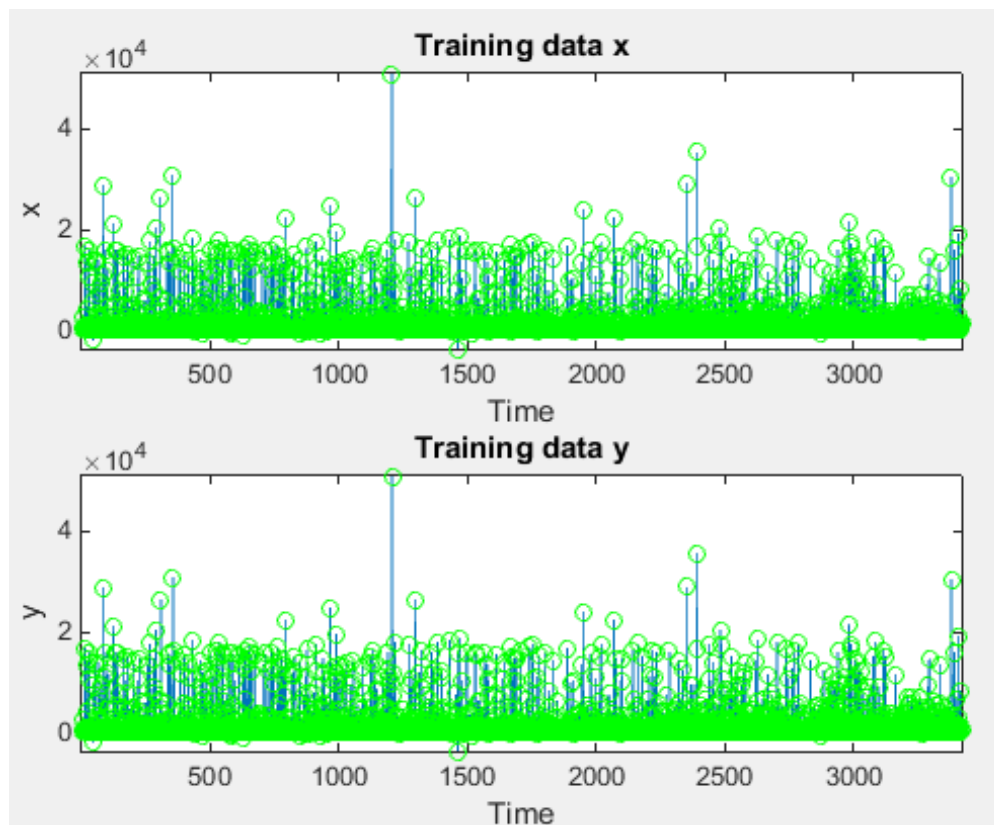


Figure 18. Διασπορά παρατηρήσεων εκπαίδευσης

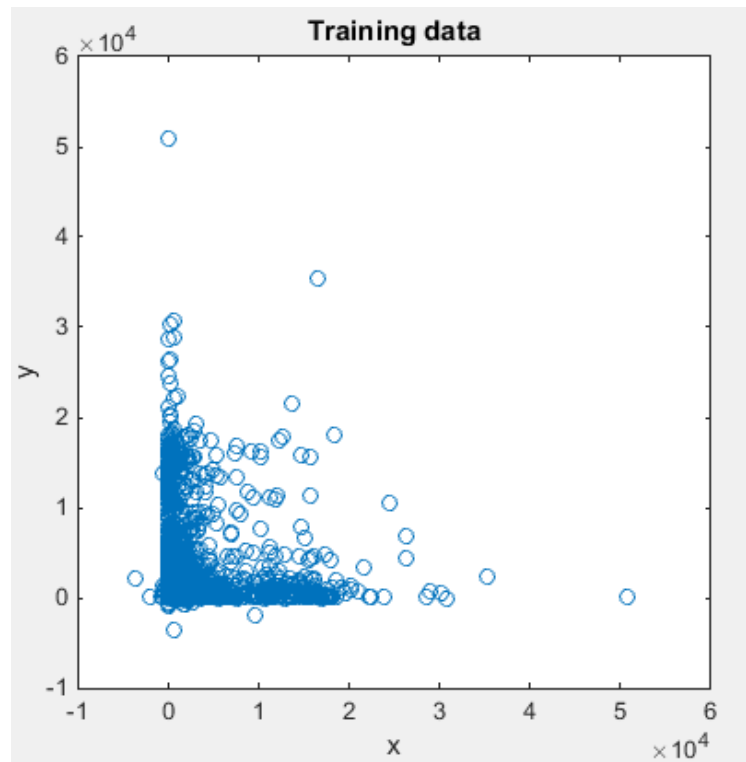


Figure 19. Διασπορά παρατηρήσεων εκπαίδευσης 2D

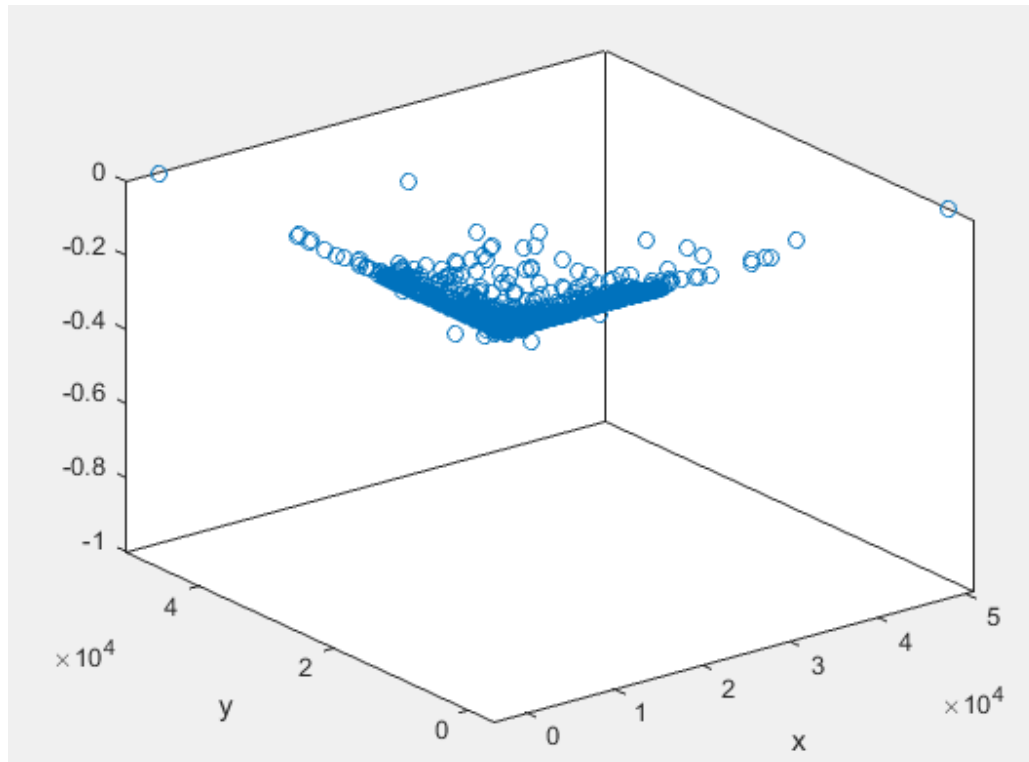


Figure20. Διασπορά παρατηρήσεων εκπαίδευσης 3D

Στις προηγούμενες τρεις εικόνες παρατηρούμε τη διασπορά που είχαν τα δεδομένα μας. Μπορούμε να διακρίνουμε μια μέση τιμή αλλά η ζήτηση σε αυτό το κλάδο δεν είναι τόσο σταθερή μέσα στο χρόνο ώστε να μπορέσουμε να διακρίνουμε ένα συγκεκριμένο μοτίβο για τις διακυμάνσεις των τιμών της. Για αυτό και υπάρχουν κάποιες υψηλές τιμές συγκεκριμένα που ξεχωρίζουν αισθητά αλλά αυτό σε καμιά περίπτωση δεν είναι ικανό να επηρεάσει τα ευρήματά μας.

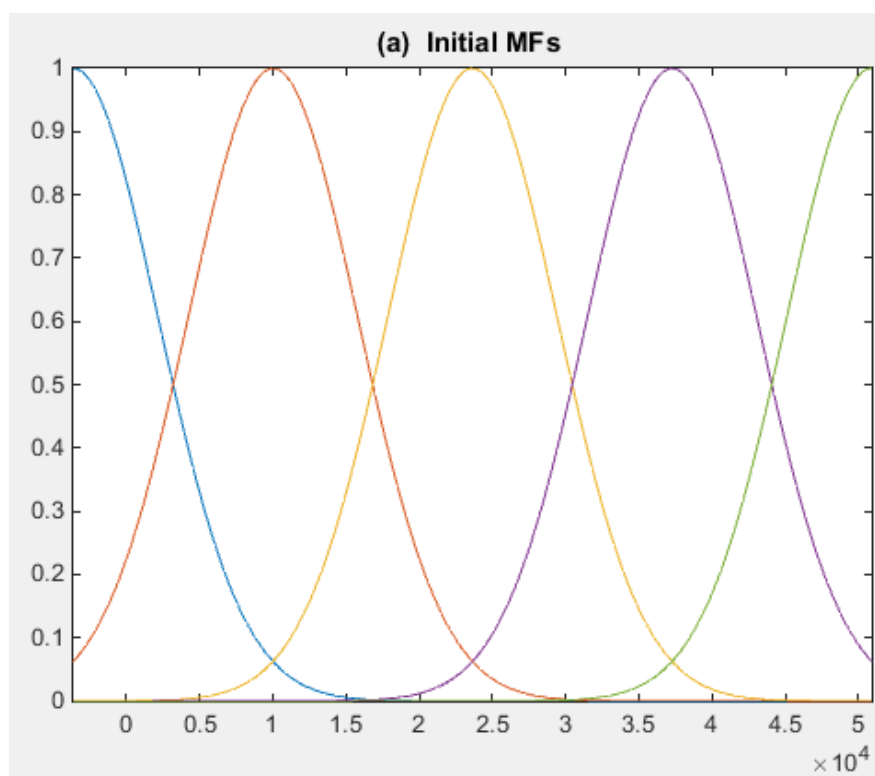


Figure21. Αρχικές μορφές γλωσσικών μεταβλητών

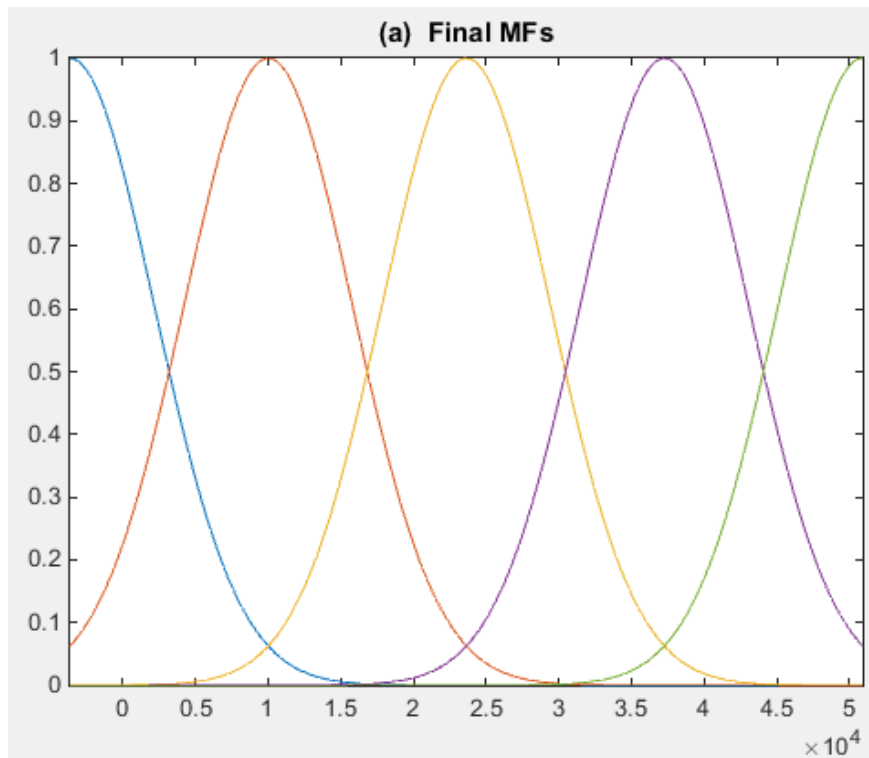


Figure22. Τελικές μορφές γλωσσικών μεταβλητών

Στις δύο παραπάνω εικόνες βλέπουμε τις μορφές των γλωσσικών μεταβλητών. Αυτό που έχει σημασία να διακρίνουμε και να επισημάνουμε είναι ότι δεν παρατηρείτε κάποια αλλαγή στη τελική μορφή των μεταβλητών σε σχέση με τις αρχικές τους μορφές.

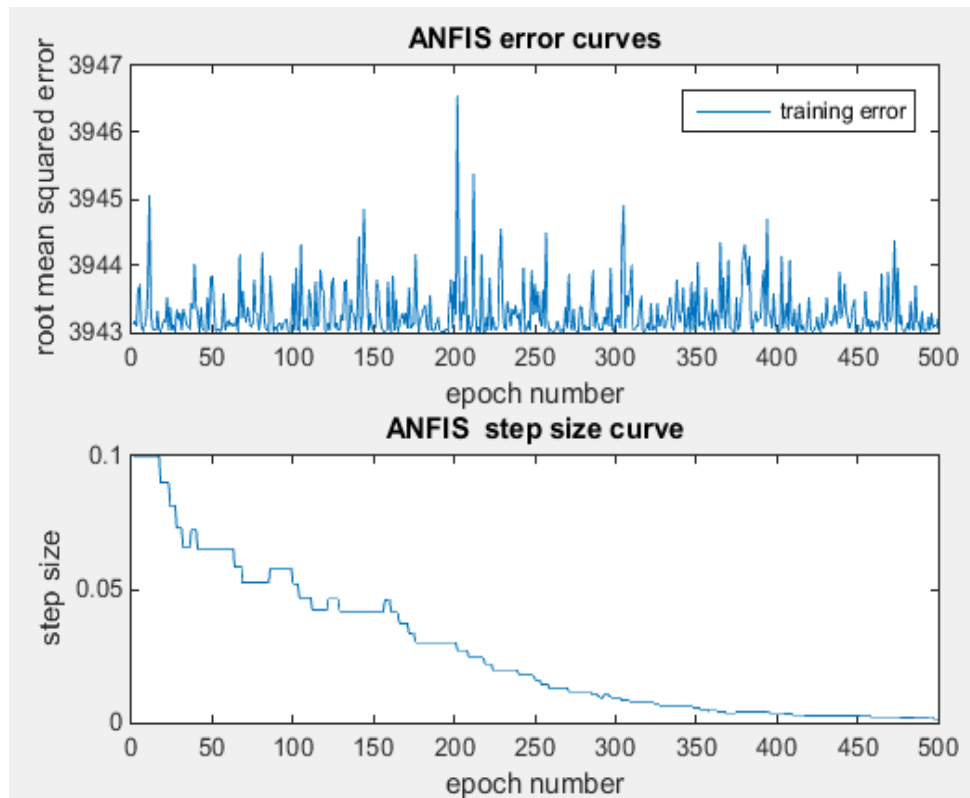


Figure23. Καμπύλες σφαλμάτων εκπαίδευσης και καμπύλες βήματος της δοκιμής με το ANFIS

Στη παραπάνω εικόνα μας παρουσιάζονται δύο χαρακτηριστικά. Ξεκινάμε από το κάτω μέρος της εικόνας όπου βλέπουμε τη καμπύλη του βήματος δοκιμής σε συνάρτηση του αριθμού των επαναλήψεων εκπαίδευσης. Αυτό φαίνεται να μειώνεται γραμμικά και αναλογικά με την αύξηση του αριθμού των επαναλήψεων εκπαίδευσης που πραγματοποιούνται. Επισημαίνουμε ότι στη περίπτωση μας επιλέχθηκαν 500 επαναλήψεις για την εκπαίδευση. Στο πάνω μέρος τώρα βλέπουμε τη καμπύλη σφαλμάτων συνάρτηση του αριθμού επαναλήψεων εκπαίδευσης. Διακρίνεται ένα μοτίβο συνεχόμενης αύξων-μείωσης του σφάλματος. Στον αριθμό των επαναλήψεων (500) που επιλέξαμε διακρίνουμε ότι το σφάλμα κυμαίνεται σε αδιάκριτα χαμηλά επίπεδα.

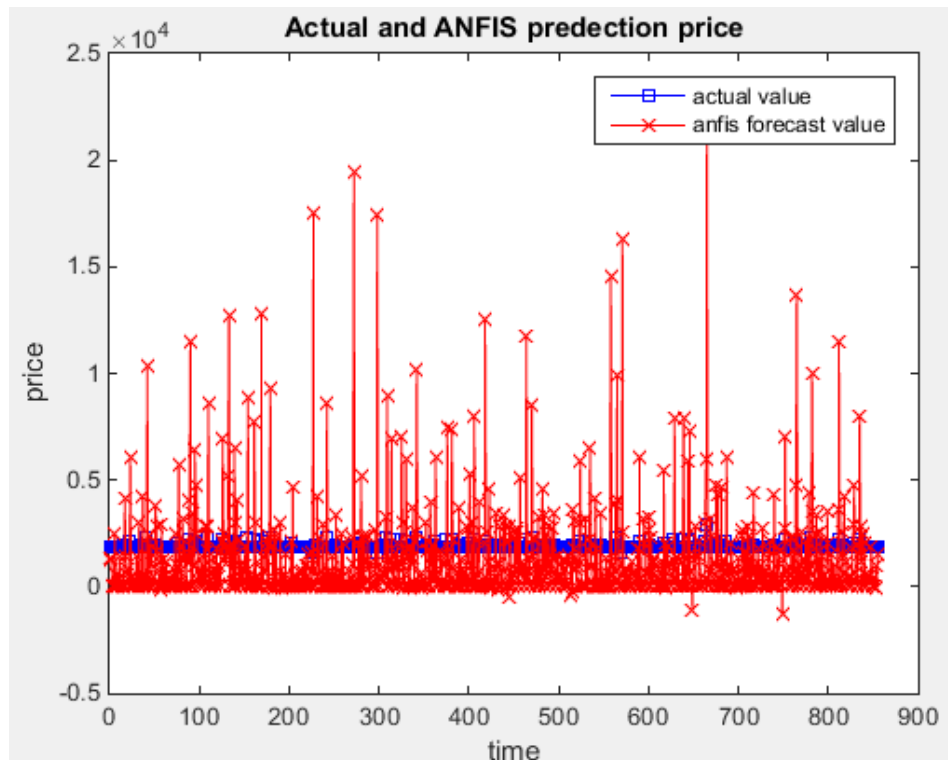


Figure24. Πραγματικές τιμές και τιμές πρόβλεψης του ANFIS συναρτήση του χρόνου

Στη παραπάνω εικόνα παρατηρούμε τη γραφική απεικόνιση των πραγματικών και των τιμών πρόβλεψης του μοντέλου ANFIS. Η μπλε γραμμή με τα τετράγωνα αντιπροσωπεύει τις πραγματικές τιμές, των οποίων τις διακυμάνσεις πρέπει κάποιος να εστιάσει καλά για να διακρίνει. Από την άλλη οι κόκκινες γραμμές απεικονίζουν τις τιμές πρόβλεψης του ANFIS. Και εδώ φαίνεται να υπάρχει μια σταθερότητα αλλά εμφανίζονται βέβαια και λίγες σχετικά τιμές με μεγάλη απόσταση από το μέσο όρο που διακρίνεται. Αυτό είναι κάτι που πρέπει να προσεχθεί αλλά δε νομίζω σε καμία περίπτωση να αποτελεί μεγάλο πρόβλημα στην αξιοποίηση του μοντέλου.

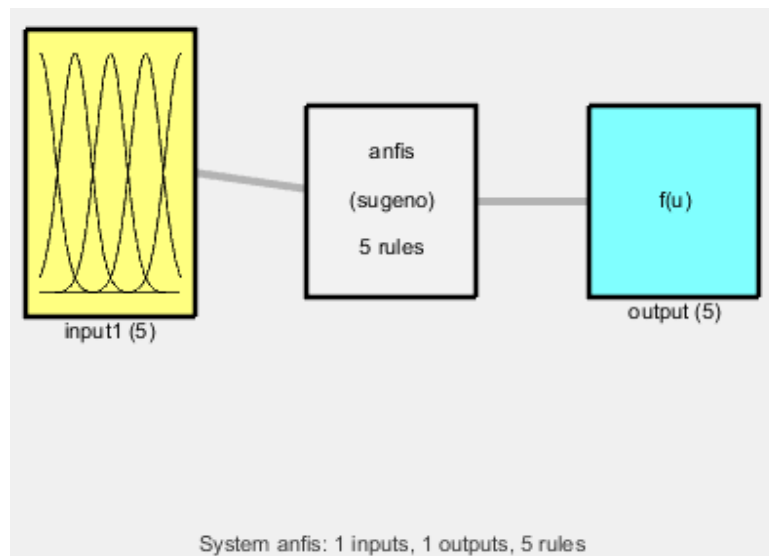


Figure 25. Τελική δομή του ANFIS

8.4. Συμπεράσματα

Σε αυτό το σημείο της εργασίας και μετά από την ανάλυση του μοντέλου που δημιουργήθηκε είναι μια καλή στιγμή για να αναφερθούν δύο τρία βασικά ευρήματα.

Ανακεφαλαιώνοντας λοιπόν ας ξανά αναφέρουμε ότι το αντικείμενο της ανάλυσης μας – τα δεδομένα δηλαδή που χρησιμοποιήσαμε προέρχονται από το κλάδο των πωλήσεων τροφίμων και πιο συγκεκριμένα από το κλάδο των ελαιόλαδων. Τα δεδομένα-παρατηρήσεις μας αποτελούνται από πωλήσεις πολλών ετών και είναι ιδιαίτερα επαρκή για μια σωστή μελέτη. Το μοντέλο μας το δοκιμάσαμε με έξι διαφορετικές συναρτήσεις συμμετοχής και παράλληλα υπολογίστηκαν και 3 σφάλματα ώστε να μπορέσουμε να εντοπίσουμε το συνδυασμό που δίνει τα βέλτιστα αποτελέσματα. Πάντα για την εκπαίδευση του μοντέλου είχαμε ορίσει στις 500 τον αριθμό των επαναλήψεων που πραγματοποιούνταν για την εκπαίδευσης του. Αξίζει να σημειωθεί ότι μετά την εύρεση του βέλτιστου συνδυασμού αυξήσαμε τον αριθμό των επαναλήψεων και δεν είδαμε κάποια διαφορά στα ευρήματα. Τα σφάλματα περιέμεναν τα ίδια και αυτό ίσως να αποτελεί και ένα παράδειγμα του φαινομένου του «παπαγαλισμού» όπου οι περισσότερες επαναλήψεις δεν έχουν κάποιο αποτέλεσμα παρά μόνο δυσχεραίνουν τη λειτουργία του μοντέλου. Ο βέλτιστος συνδυασμός που βρήκαμε με τα ελάχιστα σφάλματα

αποτελούνταν από τη Γκαουσιανή συνάρτηση συμμετοχής. Το λογισμικό πραγματοποίησε εξαγωγή διαγραμμάτων προς μελέτη (είναι διαθέσιμα στο προηγούμενο κεφάλαιο της εργασίας). Από αυτά άξιο αναφοράς σε αυτό το σημείο της εργασίας αποτελεί το γεγονός ότι το μοντέλο προβλέπει κάποιες τιμές που έχουν μεγάλη απόσταση από το μέσο όρο των υπόλοιπων τιμών. Αυτό θα μπορούσε να οδηγήσει σε άστοχες προβλέψεις. Η συχνότητα αυτού του φαινομένου είναι βέβαια τόσο μικρή που δε μπορεί σε καμία περίπτωση να επηρεάσει τη γενική απόδοση του μοντέλου. Επιπλέον τα σφάλματα που παρουσιάζονται κυμαίνονται σε χαμηλά - ανεκτά επίπεδα, συνεπώς αυτό αφήνει ένα αίσθημα ικανοποίησης σχετικά με την αξιοπιστία του μοντέλου.

Συμπερασματικά λοιπόν μπορούμε να πούμε ότι το νεύρο-ασαφές μοντέλο πρόβλεψης ANFIS παρουσιάζει γενικά μια αρκετά καλή απόδοση. Τα ευρήματα της έρευνας είναι πολύ ενθαρρυντικά και αποδεικνύουν ότι το μοντέλο αποδίδει και έτσι μπορεί να χρησιμοποιηθεί ουσιαστικά πάνω στη πρόβλεψη πωλήσεων. Αυτό αποτελεί και το πιο ενθαρρυντικό εύρημα της εργασίας καθώς αποδεικνύει ότι αυτά τα μοντέλα μπορούν πλέον να αξιοποιηθούν από τις επιχειρήσεις πάνω στο βραχυπρόθεσμο και μακροπρόθεσμο σχεδιασμό τους. Έχουν δημιουργηθεί πια οι βάσεις πάνω στις οποίες θα στηριχθούν οι μελλοντικοί επιστήμονες για να εξελίξουν περαιτέρω το κλάδο των προβλέψεων μέσω τέτοιου είδους μοντέλων.

9. Επίλογος

Στη παρούσα εργασία είδαμε μια αξιοποίηση των δυνατοτήτων του ANFIS στη πρόβλεψη πωλήσεων. Στα πρώτα κεφάλαια της εργασίας έγινε μια παρουσίαση του κλάδου των πωλήσεων γενικά ώστε ο αναγνώστης να μπορέσει να μπει στο πνεύμα της εργασίας. Στη συνέχεια παρουσιάστηκαν και αναλύθηκαν έννοιες όπως η Ασαφής Λογική και τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα. Προπομποί για τη θεωρητική παρουσίαση των Προσαρμοζόμενων Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ANFIS), όπου είναι και το κυρίως θέμα της εργασίας. Αναφέρθηκαν τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα τους, οι δομές του καθώς και οι χρήσεις του. Στη συνέχεια ακολούθησε παράθεση παραδειγμάτων χρήσης μοντέλων Προσαρμοζόμενων Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ANFIS) γενικά στο κλάδο των πωλήσεων, καθώς και πιο συγκεκριμένα και παραδείγματα στον αγροτικό τομέα.

Μετέπειτα φτάνουμε στο πρακτικό κομμάτι της εργασίας όπου παρουσιάζεται το μοντέλο και τα αποτελέσματα του ύστερα από την εκτέλεση του στο λογισμικό του Matlab. Αποτελέσματα που έδειξαν ότι τέτοιου είδους μοντέλα έχουν τα εχέγγυα να αποτελέσουν βασικό εργαλείο για εκείνους που ασχολούνται με τις προβλέψεις. Τα χαμηλά σφάλματα και η ακρίβεια των προβλέψεων τους είναι χαρακτηριστικά ικανά να κατατάξουν τα μοντέλα ANFIS στις πρώτες θέσεις όσο αφορά τη συχνότητα χρήσης τους από τους αναλυτές. Για αυτό το λόγο τα τελευταία χρόνια όλο και μεγαλύτερο μέρος της επιστημονικής κοινότητας και του επιχειρηματικού κλάδου έχουν στραφεί στη χρήση νευρωνικών δικτύων και ασαφής λογικής ως βοηθητικές μεθόδους για πληθώρα εφαρμογών. Είναι άξιο σημείωσης ότι αυτές οι μέθοδοι δεν είναι ανταγωνιστικές μεταξύ τους αλλά συμπληρωματικές. Το αποδοτικότερο-αποτελεσματικότερο όλων είναι να χρησιμοποιούνται παράλληλα και με άλλες μεθόδους επίλυσης προβλημάτων.

Μόνο έτσι επιτυγχάνονται βέλτιστα αποτελέσματα. Αυτό επειδή ο συνδυασμός της ασαφούς λογικής και των νευρωνικών δικτύων μπορεί σε λίγο χρόνο και με μειωμένο κόστος ανάπτυξης μοντέλων να βελτιστοποιήσει τη λειτουργία καθώς και την απόδοση του μοντέλου.

Στη εργασία παρουσιάστηκε ένα μικρό μόνο δείγμα των δυνατοτήτων που προσφέρουν. Από την άλλη μεριά όμως υπάρχουν και κάποια μειονεκτήματα που δυσκολεύουν τη χρήση τους. Αναμένουμε στο μέλλον τη περαιτέρω βελτίωση των δομών των μοντέλων ώστε να αποτελέσουν ένα ακόμα πιο προσιτό εργαλείο για πληθώρα αναλυτών-επιστημόνων.

10. Βιβλιογραφία

10.1. Έντυπη βιβλιογραφία

- *Amirmahmood Vahabi, Shahrooz Seyyedi Hosseininia, Mahmood Alborzi, 2016, A Sales Forecasting Model in Automotive Industry using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (Anfis) and Genetic Algorithm (GA)», Vol:7. No: 11. (pp:24-25), Published by: (IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications*
- *Andina Diego, Duc Truong Pham, 2007, Computational Intelligence for engineering and manufacturing, (pp:1-2), Holland, Published by: Springer*
- *Bojadziev G., Bojadziev M., 1997, Fuzzy logic for business, finance and management, (pp:37-59), Singapore, Published by: World Scientific*
- *ChangPei-Chann, Fan Chin-Yuan, Lin Jyun-Jie, 2011, Monthly electricity demand forecasting based on a weighted evolving fuzzy neural network approach, Vol:33. Issue: 1. (pp 17-18), Published by: Science Direct*
- *Chang Pei-Chann, Liu Chen-Hao, Fan Chin-Yuan, 2009, Data clustering and fuzzy neural network for sales forecasting: A case study in printed circuit board industry, Vol:22. Issue: 5. (pp 344-346), Published by: Science Direct*
- *Chang Pei-Chann, Wang Yen-Wen, Liu Chen-Hao, 2007, The development of a weighted evolving fuzzy neural network for PCB sales forecasting, Vol: 32. Issue: 1. (pp 86), Published by: Science Direct*
- *Da Silva I.N-Hernane Spatti D.-Andrade Flauzino R., 2017, Artificial Neural Networks, A Practical Course, (pp 21-28), Liboni, Published by: Springer*
- *Dwivedi Alekh, Niranjana Maheshwari, Sahu Kalicharan, 2013, A Business Intelligence Technique for Forecasting the Automobile Sales using Adaptive Intelligent Systems (ANFIS and ANN), Vol: 74(9). (pp 7-8), Published by: International Journal of Computer Applications*
- *Efendigil Tug̃ba, Onut Semih, Kahraman Cengiz, 2009, A decision support system for demand forecasting with artificial neural networks and neuro-fuzzy models: A comparative analysis, Vol: 36. Issue: 3. (pp 6697-6698), Published by: Science Direct*
- *Esmaeili M., Fkhrzad P. and Hasanazadeh M. ,2016, Forecasting NOKIA Sale by Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems (ANFIS), Published by: Proceedings of the 2012*

International Conference on Industrial Engineering and Operations Management (pp: 1608), Istanbul, Turkey

- Guangshu Xu, Shangjun Piao, Zilong Song, **2015**, *Demand Forecasting of Agricultural Products Logistics in Community*, published by: *American Journal of Industrial and Business Management*, Vol: 3. No:7. (pp 507), Retrieved June 2018 from <https://www.scirp.org/Journal/PaperInformation.aspx?PaperID=58472>
- Haikin Simon, **2008**, *Neural networks, A Comprehensive Foundation*, (pp 23-27, 56-59, 185-189), New Jersey, Published by: Prentice Hall
- Haoxiong Yang, Jing Hu, **2013**, *Forecasting of Fresh Agricultural Products Demand Based on the ARIMA Model*, Vol:5(7), (pp 855), Published by *Advance Journal of Food Science and Technology*
- Kim, Kuk Hyun Nam, Cheolho Song, Youngchan Choe, **2015**, *The Development and Evaluation of Onion and Cabbage Wholesale Price Forecasting Models*, Vol:9(8), (pp 37), Published by: *International Journal of Software Engineering and Its Applications*, Retrieved June 2018 from https://www.researchgate.net/publication/283431261_The_Development_and_Evaluation_of_Onion_and_Cabbage_Wholesale_Price_Forecasting_Models
- Koulouriotis Dimitrios, Mantas Georgios, **2012**, *Health products sales forecasting using computational intelligence and adaptive neuro fuzzy inference systems*, Vol:12, Issue:1, (pp 29), Published by: Springer
- Lohani A.K., Goel N.K., Bhatia K.K.S., **2006**, *Takagi-Sugeno fuzzy inference system for modeling stage-discharge relationship*, Vol: 331. Issue: 1-2. (pp 146), Published by: Science Direct
- Mohammadi S., Keivani H., Bakhshi M., **2006**, *Demand Forecasting Using Time Series Modelling and ANFIS Estimator*, Published by: *Universities Power Engineering Conference*, Retrieved June 2018 from <https://ieeexplore.ieee.org/document/4218699/>
- Navneet Walia, Harsukhpreet Singh, Anurag Sharma, **2015**, *ANFIS: Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System-A Survey*, Vol: 123. No: 13. (pp 32-38), Published by: *International Journal of Computer Application*

- Pan-Jin Kim, Myoung-Kil Youn, **2010**, *Retail sales forecasting of agricultural products marts in a mid-sized city using the Huff model*, Vol: 8. (pp 945), Published by: *Journal of Food, Agriculture & Environment*
- Rahmat R F, Nurmawan, S Sembiring, M F Syahputra, Fadli, **2018**, *Adaptive Neuro-fuzzy inference system for forecasting rubber milk production*, Presented at 10th International Conference Numerical Analysis in Engineering under license by IOP Publishing Ltd, Retrieved June 2018 from <http://iopscience.iop.org/article/10.1088/1757-899X/308/1/012014>
- Shukla Manish, Jharkharia Sanjay, **2011**, *Applicability of ARIMA Models in Wholesale Vegetable Market: An Investigation*, (pp 1125), Paper presented at: *International Conference on Industrial Engineering and Operations Management Kuala Lumpur, Malaysia*
- Suparta W., Alhasa K.M., **2016**, *Modeling of Tropospheric Delays Using ANFIS*, (pp 5-18), Published by: Springer
- Ustundag Alp, **2009**, *A Hybrid Model for Forecasting Sales in Turkish Paint Industry*, Vol: 2. Issue: 3. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, Retrieved June 2018 from <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/18756891.2009.9727660>
- Wang Fu-Kwun, Chang Ku-Kuang, Tzeng Chih-Wei, **2011**, *Using adaptive network-based fuzzy inference system to forecast automobile sales*, Vol: 38. Issue: 8, (pp 10587), Published by: Science Direct
- Weisong Mu, Xiaoshuan Zhang, Lingxian Zhang, Zettan Fu, **2007**, *A structural model for analysis of fruit supply and demand applied to grapes in China*, (pp 29), Presented at: *New Zealand Journal of Agricultural Research*, Retrieved June 2018 from https://www.ishs.org/ishs-article/492_2
- Xiao Fang Du, Stephen C. H. Leung, **2011**, *Demand forecasting of perishable farm products using support vector machine*, Vol: 42. Issue:7 *International Journal of Systems Science*, Retrieved June 2018 from <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00207721.2011.617888>
- Yager R. - Zadeh Lotfi A., **1992**, *An introduction to fuzzy logic application in intelligent systems* (pp 27-44), Boston, Published by: Kluwer Academic

- Θεοδώρου Γ., **2012**, Εισαγωγή στην ασαφή λογική, Συλλέχθηκαν πληροφορίες από πολλά κεφάλαια του βιβλίου, Αθήνα, Εκδόσεις: Τζιόλα
- Ματσατσίνης Ν., Σπανουδάκης Ν., Σαμαράς Α., **2005**, Εισαγωγή στην τεχνική νοημοσύνη και στα συστήματα πολλαπλών πρακτόρων, Συλλέχθηκαν πληροφορίες από πολλά κεφάλαια του βιβλίου, Αθήνα, Εκδόσεις: Νέων τεχνολογιών

10.2. Ηλεκτρονική βιβλιογραφία

- Εγκυκλοπέδια της Wikipedia, Γενική περιγραφή του όρου "Πώληση", ανακτήθηκε το Μάιο του 2018 από την ιστοσελίδα <https://en.wikipedia.org/wiki/Sales>
- Mijwel M. Maad, **2018**, Artificial Neural Networks Advantages and Disadvantages, ανακτήθηκε το Μάιο του 2018 από την ιστοσελίδα <https://www.linkedin.com/pulse/artificial-neural-networks-advantages-disadvantages-maad-m-mijwel>
- Επίσημη ιστοσελίδα του λογισμικού Matlab, αντλήθηκαν γενικές πληροφορίες για το λογισμικό όσον αφορά τη δομή και τη λειτουργία του το Μάιο του 2018 από την ιστοσελίδα https://www.mathworks.com/?s_tid=gn_logo
- Ιστοσελίδα με πληθώρα δημοσιευμένες ακαδημαϊκών εργασιών, Αντλήθηκαν γενικές πληροφορίες το Μάιο του 2018 από την ιστοσελίδα <https://www.uniassignment.com/>
- Ιστοσελίδα επιστημονικού περιεχομένου "Investopedia", Αντλήθηκαν πληροφορίες για τον ορισμό της λέξης "Πώληση" το Μάιο του 2018 από την ιστοσελίδα <https://www.investopedia.com/terms/s/sale.asp>
- Ιστοσελίδα επιστημονικού περιεχομένου "Wikibooks", Μελέτη άρθρων και απόψεων επιστημόνων πάνω στο κλάδο των πωλήσεων, ανακτήθηκαν πληροφορίες το Μάιο του 2018 από την ιστοσελίδα https://en.wikibooks.org/wiki/Main_Page