

ΠΟΛΥΤΕΧΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ



ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ

«Μεταπτυχιακή Διατριβή Πολυτεχνείου Κρήτης»

Τίτλος: Πρόβλεψη Δανείων Εμπορικών Ακινήτων με Νευροασαφή Τεχνικές

Ονοματεπώνυμο: Γεώργιος Τσουβαλάκης

Επιβλέπων Καθηγητής: Γεώργιος Ατσαλάκης

ΧΑΝΙΑ 2024

Πίνακας Εικόνων

Εικόνα 1 – Λειτουργία μέλους ασαφούς συνόλου \tilde{A}	14
Εικόνα 2 – Λειτουργία μέλους κλασσικού συνόλου A	14
Εικόνα 3- LR ασαφές σύνολο και το τραπεζοειδές ασαφές σύνολο.....	18
Εικόνα 4- Συνάρτηση Gaussian	20
Εικόνα 5- Συνάρτηση Καμπανοειδής	20
Εικόνα 6- Συνάρτηση Σιγμοειδής	21
Εικόνα 7- Ασαφής τομή	22
Εικόνα 8- Ασαφής ένωση.....	23
Εικόνα 9- Μέγιστη τιμή	23
Εικόνα 10- Ασαφής τομή	29
Εικόνα 11- Εφαρμογή της αρχής επέκτασης σε ασαφή σύνολα με διακριτά διαστήματα	33
Εικόνα 12-Νευρωνικά δίκτυα	37
Εικόνα 13- Συνάρτηση διάδοσης	39
Εικόνα 14- Νευρωνικό δίκτυο	40
Εικόνα 15- Επίπεδα νευρωνικού δικτύου	41
Εικόνα 16- Επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα	44
Εικόνα 17- Μαθηματική αναπαράσταση RNN	45
Εικόνα 18- Δίκτυο μακροπρόθεσμης μνήμης	45
Εικόνα 19- Αποσυνελκτικά νευρωνικά δίκτυα	48
Εικόνα 20- Gaussian Naive Bayes	49
Εικόνα 21- Αρχιτεκτονική ANFIS	55
Εικόνα 22-Μοντέλο Mamdani	59
Εικόνα 23- Μοντέλο Tsukamoto	60
Εικόνα 24- Ασαφή μοντέλο Tsukamoto μονής εισόδου μονής εξόδου (α) προηγούμενα MF. (β) τα επακόλουθα MF. (γ) την καμπύλη εξόδου κάθε κανόνα· (δ) συνολικά καμπύλη εισόδου-εξόδου (α), (β) δεύτερη εικόνα	61
Εικόνα 25- ANFIS editor	67
Εικόνα 26- Μοντέλο ANFIS (Commercial Real Estates Loans)	68
Εικόνα 27- Δομή Μοντέλου ANFIS.....	70
Εικόνα 28- Membership Function Editor(Input 1 (small)).....	73
Εικόνα 29- Membership Function Editor(Input 1 (large)).....	73
Εικόνα 30- Membership Function Editor(Input 2 (small)).....	74
Εικόνα 31- Membership Function Editor(Input 2 (large)).....	75
Εικόνα 32- Υπολογισμός του ANFIS.....	76
Εικόνα 33- Δομή μοντέλου ANFIS,input αρχικής συνάρτησης συμμετοχής.....	82
Εικόνα 34- Δομή μοντέλου ANFIS,input τελικής συνάρτησης συμμετοχής	82

Εικόνα 35- Αρχικές συναρτήσεις συμμετοχής ρ_{imf}	83
Εικόνα 36- Τελικές συναρτήσεις συμμετοχής ρ_{imf}	84
Εικόνα 37- Γράφημα διασποράς δεδομένων εκπαίδευσης.....	85
Εικόνα 38- Γράφημα διασποράς δεδομένων ελέγχου.....	85
Εικόνα 39- Συντελεστής συσχέτισης Pearson (r).....	88
Εικόνα 40- Σφάλμα εκπαίδευσης ελέγχου και μέγεθος βήματος.....	89
Εικόνα 41- Σφάλματα πρόβλεψης του μοντέλου ANFIS.....	90
Εικόνα 42- Πραγματικά δεδομένα των δανείων των εμπορικών ακινήτων.....	121
Εικόνα 43- Δεδομένα σειράς εκπαίδευσης των χρονοσειρών	123
Εικόνα 44- Δεδομένα σειράς αξιολόγησης των χρονοσειρών	124
Εικόνα 45- Σύγκριση πραγματικών τιμών και τιμών πρόβλεψης των δανείων των εμπορικών ακινήτων.....	125
Εικόνα 46- Σύγκριση πραγματικών τιμών και τιμών πρόβλεψης του μοντέλου παλινδρόμησης AR.....	126
Εικόνα 47- Σύγκριση πραγματικών τιμών και τιμών πρόβλεψης του μοντέλου παλινδρόμησης ARMA.....	126
Εικόνα 48- Επιφάνεια εισόδου-εξόδου σε τρισδιάστατη μορφή των δανείων των εμπορικών ακινήτων.....	128

Περιεχόμενα

Περίληψη	5
Εισαγωγή	7
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1-Προηγούμενες μελέτες πρόβλεψης επιτοκίου και δανείων	10
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2- Ασαφή σύνολα	13
2.1. Γιατί ασαφή σύνολα;	13
2.2. Συναρτήσεις συμμετοχής.....	14
2.3.Συναρτήσεις συμμετοχής μιας διάστασης.....	17
2.4. Που χρησιμοποιούνται τα ασαφή σύνολα	21
2.5.Ιδιότητες των ασαφών συνόλων.....	24
2.6. Ασαφής τομή και ένωση T-norm T –conorm	28
2.7. Αρχή της επέκτασης (extension principle) και ασαφείς σχέσεις (fuzzy relations)	32
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3- Νευρωνικά δίκτυα.....	35
3.1.Εισαγωγή στα νευρωνικά δίκτυα.....	35
3.2.Βασικές μονάδες.....	36
3.2.Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ)	38
3.2.1. Οι συνδέσεις φέρουν πληροφορίες που επεξεργάζονται οι νευρώνες	38
3.2.2 Η συνάρτηση διάδοσης μετατρέπει τις διανυσματικές εισόδους σε βαθμωτές εισόδους δικτύου	39
3.2.3 Η ενεργοποίηση είναι η «κατάσταση μεταγωγής» του α νευρώνα	39
3.3.Αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων	40
3.4.Τυπικά νευρωνικά δίκτυα.....	42
3.4.1. Το Perceptron	42
3.4.2.Δίκτυα τροφοδοσίας.....	43
3.4.3.Υπολειμματικά δίκτυα (ResNet).....	43
3.4.4.Επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα (RNN)	44
3.4.5.Το Δίκτυο Μακροπρόθεσμης Μνήμης (LSTM)	45
3.4.6. Echo State Networks (ESN)	46
3.4.7.Συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (CNN)	47
3.4.8.Τα αποσυνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (DNN).....	48
3.5.Αλγόριθμοι Bayesian.....	48
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4- Προσαρμοστικό νευρο-ασαφές σύστημα εξαγωγής συμπεράσματος – ANFIS.....	50
4.1.Νευρο-ασαφή συστήματα	50
4.2.Μοντέλο ANFIS (Adaptive Neuro- Fuzzy Inference System)	52

4.3. Αρχιτεκτονική ANFIS	53
4.4.Μοντέλο Mamdani	57
4.5.Μοντέλο Tsukamoto	59
4.6.Μοντέλο AR (Auto-Regression).....	61
4.7.Μοντέλο MA (Moving Average)	62
4.8.Μοντέλο ARMA (Auto Regression Moving Average)	63
4.9.Αξιολογήση Ακρίβειας Πρόβλεψης.....	64
4.10.Περιγραφή του Μοντέλου	67
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5-Μελέτη Περίπτωσης (Case Study)	77
5.1.Εισαγωγή	77
5.2.Επεξεργασία	78
5.3.Διαδικασία.....	78
5.4.Αποτελέσματα	91
Συμπεράσματα	129
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	131

Περίληψη

Στην παρούσα μεταπτυχιακή εργασία εξετάζονται οι προβλέψεις δανείων των εμπορικών ακινήτων με νεύρο- ασαφή τεχνικές. Γίνεται μια εκτενέστερη ανάλυση και εμβάθυνση στο θεωρητικό υπόβαθρο των νεύρο ασαφών τεχνικών και ακολουθώς στο πρακτικό κομμάτι της εργασίας μελετώνται τα δεδομένα των εμπορικών ακινήτων μέσω μοντέλων ANFIS ώστε να εξαχθούν οι τιμές των προβλέψεων.

Οι αγοραπωλησίες ακινήτων πρωτοεμφανίστηκαν τα αρχαία χρόνια ,οι συμφωνίες που διαδραματιζόντουσαν παρέμενα σε τοπικό επίπεδο και δεν ξεπερνούσαν τα σύνορα της εκάστοτε χώρας. Με την πάροδο των χρόνων εντάθηκαν οι επενδύσεις σε ακίνητα ,οι συμφωνίες είχαν την επιλογή να γίνουν με την βοήθεια τρίτων και οι αγορές έβγαιναν εκτός συνόρων και γίνονταν διεθνή. Καθώς η παγκόσμια ολοκλήρωση της αγοράς προόδευε και η παγκοσμιοποίηση στην οικονομία γινόταν ένα αναπόσπαστο κομμάτι της εκάστοτε οικονομίας. Οι διασυνοριακές ροές κεφαλαίων αύξησαν τις αγορές των περιουσιακών στοιχείων και οι αγορές των ακινήτων καταλάμβαναν σημαντικό ρόλο στην αγορά.

Αξιοσημείωτο είναι ότι ένα από τα βασικά πλεονεκτήματα στις επενδύσεις των ακινήτων παρέχουν ένα απόθεμα ασφαλείας μέσω των ετησίων ταμειακών ροών ,γεγονός που διασφαλίζει τον πλούτο του εκάστοτε ιδιόκτητη ιδιαίτερα σε περιόδους οικονομικής ύφεσης. Επίσης ένα άλλο πλεονέκτημα είναι ότι μπορούν να αποκτηθούν περιουσιακά στοιχεία σε τιμές που προσφέρουν ελκυστικές αποδόσεις για μεγάλο χρονικό διάστημα και να αποφέρουν με την σειρά τους μεγαλύτερο κέρδος στον επενδυτή. Εν αντιθέσει μπορούν όμως και να επιφέρουν αρνητικές συνέπειες αν διενεργηθούν λανθασμένες κινήσεις και ληφθούν λανθασμένες αποφάσεις αντίστοιχα ,με αποτέλεσμα να οδηγηθούν ακόμα και στην πτώχευση. Ακολουθώς τα ακίνητα αναλύονται σε δύο ομάδες : Πρώτον, στα ακίνητα κατοικίας και δεύτερον, στα εμπορικά ακίνητα. Η παρούσα εργασία επικεντρώνεται στην μελέτη των εμπορικών ακινήτων που έχουν ως στόχο στην ανάλυση των μοντέλων πρόβλεψης ώστε να αποτυπωθεί η μελλοντική εικόνα των δάνειων των εμπορικών ακινήτων ,στο πως αλληλοεπιδράει και επηρεάζεται με την παγκόσμια αγορά. Αναλυτικότερα ,τα εμπορικά ακίνητα περιλαμβάνονται σχεδόν πάντα από έναν ιδιόκτητη και ένα ενοικιαστή ενώ ο σκοπός τους είναι εμπορικός. Η αγορά των εμπορικών ακινήτων βασίζεται σε πολύπλοκες σχέσεις αμέτρητων αγορών ακινήτων και μακροχρόνιων παραγόντων. Γι' αυτό

τον λόγο η ανάγκη για προβλέψεις στην αγορά ακινήτων έχουν βρει πρόσφορο έδαφος και έντονο ενδιαφέρον στους ερευνητές και επαγγελματίες ώστε αποφευχθούν ή και να ελαχιστοποιηθούν οι κίνδυνοι με σκοπό να ληφθούν ορθότερες οι αποφάσεις με σκοπό το κέρδος.

Στην παρούσα διπλωματική χρησιμοποιείται μια νευροασαφή τεχνική η οποία βασίζεται πάνω στην θεωρία των νευρωνικών δικτύων ,η υλοποίηση της έγινε με την βοήθεια του λογισμικού MATLAB. Πιο συγκεκριμένα στην πρόβλεψη των εβδομαδιαίων δανείων των εμπορικών ακινήτων (τα δεδομένα χρονολογούνται από τις 02/06/2004 έως τις 14/06/2023). Στον κώδικα εντάχθηκαν τα δεδομένα των δανείων των εμπορικών ακινήτων των προηγούμενων εβδομάδων, ακολούθως εφαρμοστήκαν στα μοντέλα ANFIS που εμπεριέχουν τους κανόνες της ασαφής λογικής και τέλος εξήγαγαν την τιμή πρόβλεψης.

Εν κατακλείδι, η δομή που ακολουθήθηκε για την διεκπεραίωση την διπλωματικής εργασίας ήταν: στα πρώτα κεφάλαια έγινε μια βιβλιογραφική ανασκόπηση, έπειτα διατυπώθηκαν οι βασικές μεθοδολογίες και το θεωρητικό υπόβαθρο της εργασίας που είναι απαραίτητο για την κατανόηση της μελέτης. Στο τελευταίο κεφάλαιο έγινε μια εκτενέστερη ανάλυση των εξαγόμενων συμπερασμάτων που αναλύθηκαν με μαθηματικό υπόβαθρό στον τομέα των προβλέψεων και στο τέλος καταγράφηκε η αντίστοιχη βιβλιογραφία.

Εισαγωγή

Η ασαφής λογική έχει εφαρμοστεί με επιτυχία στον τομέα των οικονομικών λόγω της ικανότητάς της να αντιμετωπίζει ανακριβή, ελλιπή και ασαφή δεδομένα. Αυτή η μεθοδολογία έχει επίσης χρησιμοποιηθεί στον τραπεζικό τομέα, αν και σε μικρότερο βαθμό, με ιδιαίτερη σημασία σε τομείς όπως η διαχείριση κινδύνων και η πιστοληπτική αξιολόγηση.

Η έννοια του στεγαστικού δανείου καθιερώθηκε με βάση το γεγονός ότι οι άνθρωποι χρειάζονται μέρη για να ζήσουν, αλλά δεν έχουν την πολυτέλεια να πληρώσουν το υψηλό κόστος που σχετίζεται με τέτοια καταλύματα και επομένως πρέπει να λάβουν είτε μερική είτε πλήρη οικονομική υποστήριξη από μια τράπεζα (τράπεζα στεγαστικών δανείων). Τις περισσότερες φορές, ένα στεγαστικό δάνειο αναφέρεται ως δάνειο με ασφάλεια, δηλαδή όταν ένας δανειολήπτης παίρνει μια υποθήκη από την τράπεζα, έμμεσα το φυσικό ακίνητο που αγοράστηκε ή κατασκευάστηκε με το στεγαστικό δάνειο ανήκει στην τράπεζα και χρησιμοποιείται ως εξασφάλιση για το δάνειο έως ότου ο δανειολήπτης εξοφλήσει τα χρήματα. Όταν ο δανειολήπτης δεν μπορεί να αποπληρώσει εντός της καθορισμένης χρονικής περιόδου, το ενυπόθηκο ίδρυμα χρησιμοποιεί τον τίτλο ιδιοκτησίας για να το δημοπρατήσει προς πώληση, κάτι που μπορεί ή όχι να είναι υπέρ και των δύο μερών μετά την πώληση του ακινήτου από τον τράπεζα. Σε μια κατάσταση όπου οι πελάτες συναντούν νωρίτερα συμφωνημένους όρους στεγαστικού δανείου, το ίδρυμα πραγματοποιεί τα κέρδη του, γίνεται πιο σταθερό και λειτουργεί αποτελεσματικά. Ωστόσο, όταν οι πελάτες αποτυγχάνουν να ανταποκριθούν στις προηγούμενες συμφωνίες. Αυτό θέτει το ίδρυμα σε επικίνδυνη κατάσταση που συχνά οδηγεί σε ζημιά και επηρεάζει την ομαλή λειτουργία του. Τέτοιες ζημίες προκύπτουν συνήθως ως αποτέλεσμα μη καταβληθεισών δόσεων δανείου που περιλαμβάνουν το κεφάλαιο και τους τόκους, την απώλεια αξίας κατά την πώληση σε δημοπρασία σε σχέση με την τρέχουσα αγοραία τιμή και τα έξοδα διαχείρισης. Αυτές οι ζημίες έχουν αποδοθεί σε μεγάλο βαθμό στον κακό τρόπο με τον οποίο αξιολογούνται οι αιτούντες πιστώσεις πριν από τη χορήγηση τέτοιων δανείων. Προηγουμένως, οι παραδοσιακές μέθοδοι χορήγησης δανείων σε δανειολήπτες βασίζονταν σε κριτική αντίληψη χρησιμοποιώντας την εμπειρία των πιστωτικών υπαλλήλων και αυτές οι μέθοδοι συνδέονται με την υποκειμενικότητα, την ασυνέπεια και τις ατομικές προτιμήσεις που παρακινούν αποφάσεις (Hussein and John, 2011, Kirori and Ogutu, 2013). Σε μια προσπάθεια

να αντιμετωπιστούν οι προκλήσεις που σχετίζονται με τις παραδοσιακές μεθόδους χορήγησης στεγαστικών δανείων στους αιτούντες και να βοηθηθούν οι διαχειριστές πιστώσεων να λαμβάνουν σωστές αποφάσεις, έχει προταθεί ένας αριθμός μεθόδων για την αξιολόγηση του στεγαστικού δανείου. Πρώτα ήταν η ανάπτυξη συστημάτων βαθμολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας και η χρήση στατιστικών μεθόδων όπως η διακριτική ανάλυση και το μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης για την αξιολόγηση του κινδύνου δανείου. Με την πρόοδο της τεχνολογίας, έχουν προκύψει αρκετές τεχνικές όπως η ασαφής λογική, τα νευρωνικά δίκτυα, οι γενετικοί αλγόριθμοι, η αναλυτική διαδικασία ιεραρχίας, ο πλησιέστερος γείτονας μεταξύ άλλων. Η αύξηση της πολυπλοκότητας στη λήψη αποφάσεων, οι αθετήσεις δανείων, ο ανταγωνισμός στην τραπεζική αγορά και οι περιορισμοί των στατιστικών μεθόδων έχουν οδηγήσει στη χρήση των παραπάνω τεχνικών στη διαχείριση των κινδύνων δανείων. Για παράδειγμα, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN) είναι μια από τις έννοιες της τεχνητής νοημοσύνης που έχουν χρησιμοποιήσει οι ερευνητές για την ανάλυση της σχέσης μεταξύ των οικονομικών και χρηματοοικονομικών φαινομένων, την πρόβλεψη, τη δημιουργία χρονοσειρών, τη βελτιστοποίηση και τη λήψη αποφάσεων (Shachmurove, 2002). Αυτή η τεχνική έχει παράσχει με επιτυχία αποτελεσματικά μέσα για τη χορήγηση δανείων επειδή είναι ικανή να μοντελοποιήσει πολύ περίπλοκες γραμμικές και μη γραμμικές σχέσεις, μαθηματικές και λογικές σχέσεις που είναι άγνωστες στους διαχειριστές πιστώσεων και έχει επίσης ικανότητα μάθησης (Shorouq et al., 2010). Ωστόσο, ένα σημαντικό μειονέκτημα της προσέγγισης ANN είναι η φύση του μαύρου κουτιού που καθιστά δύσκολο για τους διαχειριστές πιστώσεων να κατανοήσουν πώς ελήφθη μια συγκεκριμένη απόφαση πίστωσης και είναι δύσκολο να τροποποιηθεί αφού έχει εκπαιδευτεί. Από την άλλη πλευρά, η ασαφής λογική (fuzzy logic-FL) είναι επίσης μια ισχυρή τεχνική επίλυσης προβλημάτων, η προσέγγιση της οποίας μιμείται τις στρατηγικές λήψης αποφάσεων στους ανθρώπους. Η ασαφής λογική έχει χρησιμοποιηθεί επιτυχώς για τη μοντελοποίηση ενός αριθμού μη γραμμικών συναρτήσεων αυθαίρετης πολυπλοκότητας σε επιθυμητό βαθμό ακρίβειας και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την εύκολη αντιστοίχιση του χώρου εισόδου σε έναν χώρο εξόδου (Atinc and Kursat, 2012). Ωστόσο, σε αντίθεση με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, οι κύριες προκλήσεις της ασαφούς λογικής περιλαμβάνουν αναποτελεσματικές δυνατότητες μάθησης και προσαρμογής, απαιτεί σημαντική προσπάθεια για την ανάπτυξη καλού συνόλου παραμέτρων συνάρτησης μέλους και η

κατασκευή βάσης κανόνων συνήθως απαιτεί εκτεταμένη γνώση ορισμένων ειδικών του τομέα.

Στο σημερινό ανταγωνιστικό και ταραγμένο επιχειρηματικό περιβάλλον, ένα από τα βασικά καθήκοντα που αναμένεται να χειριστούν οι τράπεζες είναι η ελαχιστοποίηση του δανειακού κινδύνου. Επιδιώκοντας να μειώσουν τις πιθανές ζημίες λόγω μη αξιόπιστων δανειοληπτών, οι τράπεζες πρέπει να είναι σε θέση να μετρούν σωστά τον κίνδυνο στεγαστικών δανείων. Για να επιτευχθεί αυτό, χρειάζεται να συνδυαστούν και οι δύο τεχνικές των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και της ασαφούς λογικής προκειμένου να αναπτυχθεί ένα αξιολογικό σύστημα αξιολόγησης κινδύνου στεγαστικού δανείου, καθώς τα μειονεκτήματα που σχετίζονται με τις δύο τεχνικές είναι συμπληρωματικά. Σε αυτή τη μελέτη, η έννοια του υβριδισμού νευρωνικών δικτύων και ασαφούς λογικής (Neuro-Fuzzy) που προτάθηκε το 1990 υιοθετείται για την αξιολόγηση του κινδύνου στεγαστικού δανείου με στόχο την παροχή ενός εργαλείου που θα βοηθούσε τα στεγαστικά ιδρύματα να ελαχιστοποιήσουν τον κίνδυνο δανείου τους, μεγιστοποιούν το κέρδος και βελτιώνουν την ποιότητα των υπηρεσιών τους. Η βασική σημασία αυτής της μελέτης ήταν η παροχή μιας αντικειμενικής και αποτελεσματικής πλατφόρμας για την αξιολόγηση των αιτούντων στεγαστικό δάνειο, η οποία επί του παρόντος λείπει από τα ιδρύματα στεγαστικών δανείων (Rajeev and Pankaj, 2015).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1-Προηγούμενες μελέτες πρόβλεψης επιτοκίου και δανείων

Προτάθηκε ένα μοντέλο αξιολόγησης πιστωτικού κινδύνου στον ενυπόθηκο δανεισμό που χρησιμοποιεί διακριτική ανάλυση για την ταξινόμηση του πιστωτικού κινδύνου των πελατών είτε ως υψηλό είτε ως χαμηλό (Rajeev and Pankaj, 2015). Μια αξιολόγηση του μοντέλου χρησιμοποιώντας αρχεία 250 πελατών αποκαλύπτει ότι οι τέσσερις εισροές που χρησιμοποιήθηκαν είχαν διαφορετική επίδραση στην ακρίβεια ταξινόμησης. Ο λόγος χρέους προς εισόδημα φαίνεται να είναι η καλύτερη συνεισφορά, ενώ το χρέος πιστωτικών καρτών ήταν το λιγότερο. Παρά την καλή απόδοση ταξινόμησης που καταγράφηκε, το μοντέλο χρησιμοποίησε περιοριστικές στατιστικές υποθέσεις που σπάνια ικανοποιούνται στην πραγματική ζωή. Οι Finando et al. (2014) περιέγραψαν ένα πλαίσιο για την προσαρμογή των αντισταθμίσεων μεταξύ των κριτηρίων αξιολόγησης των στεγαστικών δανείων, εφαρμόζοντας τεχνική αναλυτικής ιεραρχίας σε ένα υπάρχον σύστημα αξιολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας που χρησιμοποιείται από μια τράπεζα στην Πορτογαλία. Αυτό το μοντέλο αναπτύχθηκε με τη διεξαγωγή μιας σύγκρισης κατά ζεύγη με βάση τα δεδομένα που προέκυψαν από ένα σύνολο ερωτηματολογίων. Το αποτέλεσμα της ανάλυσης απέδειξε ότι το πλαίσιο είναι αποτελεσματικό για λίγους αριθμούς δεδομένων.

Ο Aida (2015) παρουσίασε μια ανάλυση πιστωτικού κινδύνου τράπεζας με ταξινομητή K-nearest near (K-NN). Ο στόχος ήταν να προβλεφθούν οι αθετήσεις των βραχυπρόθεσμων δανείων για μια τυνησιακή εμπορική τράπεζα. Η απόδοση του ταξινομητή K-NN αξιολογήθηκε χρησιμοποιώντας πιστωτικά αρχεία διαφόρων πελατών στους οποίους χορηγήθηκαν δάνεια μεταξύ 2003-2006. Η ταξινόμηση έγινε με διαφορετικές τιμές του K (2, 3, 4 και 5) και η καλύτερη (88,6%) επιτεύχθηκε όταν K=3. Οι Ghatge και Halkarnikar (2013) πρότειναν μια στρατηγική νευρωνικών δικτύων συνόλου για την πρόβλεψη αξιολόγησης πιστωτικής αθέτησης. Το μοντέλο χρησιμοποιήθηκε για την πρόβλεψη του πιστωτικού κινδύνου μιας ομάδας εθνικοποιημένης τράπεζας με αποτέλεσμα να δείχνει ότι το μοντέλο NN έχει στατιστικά σημαντικό πλεονέκτημα πρόβλεψης έναντι του χειροκίνητου υπολογισμού.

Οι Shorouq et al. (2010) ανέπτυξαν ένα μοντέλο βασισμένο σε νευρωνικά δίκτυα για τη λήψη αποφάσεων για δάνεια χρησιμοποιώντας τις εμπορικές τράπεζες της Ιορδανίας ως μελέτη

περίπτωσης. Ωστόσο, ο εντοπισμός των βασικών μεταβλητών που επηρεάζουν την έγκριση απόφασης δανείου ήταν ένα κρίσιμο ζήτημα και επίσης το NN χρειαζόταν μεγάλο χρόνο εκπαίδευσης για να το εκπαιδεύσει. Επίσης, η κατασκευή του μοντέλου NN χτίστηκε με βάση τη δοκιμή και το σφάλμα που τελικά χρειάστηκε πολλή προσπάθεια.

Ο Umar et al. (2014) χρησιμοποιεί ασαφή λογική για να αναπτύξει ένα μοντέλο αξιολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας για ιδρύματα μικρό-χρηματοδότησης στην Γκάνα, προκειμένου να ελαχιστοποιηθούν οι πιστωτικές αθετήσεις και να διασφαλιστεί η συνεχής ύπαρξη. Πραγματοποιήθηκε συγκριτική ανάλυση μεταξύ του υπάρχοντος και του αναπτυγμένου μοντέλου τους, το αποτέλεσμα δείχνει ότι το αναπτυγμένο μοντέλο είναι πιο αποτελεσματικό στην αξιολόγηση των πιστωτικών αιτήσεων όπου εμπλέκεται η ανθρώπινη κρίση. Ωστόσο, η χρήση νευρωνικού δικτύου για την ενσωμάτωση της μάθησης και της προσαρμογής σε συστήματα ασαφούς λογικής για την αξιολόγηση του κινδύνου στεγαστικών δανείων δεν έχει γίνει. Επιπλέον, προηγούμενες μελέτες σχετικά με τον κίνδυνο στεγαστικών δανείων έχουν περιοριστεί σε δύο πιθανές καταστάσεις παραγωγής. Ως εκ τούτου, προτείνεται σε αυτή την εργασία ένα υβριδικό σύστημα υποστήριξης αποφάσεων που βασίζεται σε νευρωνικά δίκτυα και έννοιες ασαφούς λογικής για την αξιολόγηση κινδύνου στεγαστικού δανείου με τέσσερις καταστάσεις εκροών.

Οι έρευνες εκμεταλλεύτηκαν την υπολογιστική ικανότητα και την ευρωστία των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και τα χρησιμοποιήθηκαν σε αποτίμηση ή εκτίμηση ακινήτων. Αυτή η κριτική ολοκληρώθηκε με επιτυχία και ταξινόμησε την εφαρμογή σε τρεις διαφορετικούς τομείς. Αυτοί είναι:

α) Εκτίμηση της αξίας της ακίνητης περιουσίας.

β) Πρόβλεψη τιμής ή πρόβλεψη ακινήτων.

γ) Άλλες εφαρμογές.

Η αποτίμηση της περιουσίας δεν περιορίζεται μόνο στην αποτίμηση ή εκτιμώντας ένα ακίνητο, προβλέπει επίσης την τιμή χρησιμοποιώντας ιστορικά δεδομένα για διάφορες μεταβλητές που επηρεάζουν την τιμή ή την αξία του ακινήτου. Η πράξη της πρόβλεψης περιλαμβάνει την εξαγωγή χρήσιμων πληροφοριών από δεδομένα ακατέργαστα δεδομένα σε άλλα προβλέπουν το άγνωστο. Οι συγκρίσεις είναι στη συνέχεια με τις τρέχουσες τιμές

πώλησης. Προβλέψεις είναι συχνά επαχθείς χρησιμοποιώντας τις παραδοσιακές μεθόδους αξιολόγησης αλλά η έλευση των υπολογιστών και των αλγορίθμων όπως π.χ το ANN έχει διευκολύνει τη διερεύνηση των συσχετισμών μεταξύ των μεταβλητών που επηρεάζουν την τιμή των ακινήτων και δημιουργούν πρότυπα μέσα σε πολυδιάστατες μεταβλητές (Li and Shi, 2011). Εργαλεία εξόρυξης δεδομένων χρησιμοποιούνται ευρέως σε αυτή την πτυχή (Li and Li, 2006). Συχνά, τα μοντέλα αξιολόγησης που χρησιμοποιούνται στην εκτίμηση ακινήτων χρησιμοποιούνται στην πρόβλεψη της τιμής. Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, η τυχαιότητα των μεταβλητών μειώνει την προγνωστική ακρίβεια των μοντέλων αξιολόγησης που μοντελοποιούνται κυρίως ως ντετερμινιστικές (Hu and Zhong, 2010). Η πρόβλεψη είναι ακριβής και ένας δείκτης για την επιτυχία ή την αποτυχία των ακινήτων. Ο υψηλός συντελεστής θετικής συσχέτισης είναι επιθυμητός για να δείξει ότι η πρόβλεψη είναι ακριβής (El Hamzaoui and Perez, 2011). Μπορούν να χρησιμοποιηθούν μεταβλητές των οικιστικών ακινήτων. Παραδείγματα είναι η τοποθεσία, οι προκαταβολικές τιμές, οι συνθήκες δόμησης, η περιοχή κατοικίας και ο αριθμός δωματίων, οι καταναλωτικές δαπάνες, η αξία των χρημάτων, η ζήτηση και η προσφορά, οι κυβερνητικές πολιτικές, η ασφάλεια, το διαθέσιμο εισόδημα και το επιτόκιο αναπροσαρμογής.

Η μοναδική δύναμη των τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι ότι καταγράφει τις αβεβαιότητες των μεταβλητών που αποτελούν το μοντέλο πρόβλεψης σε μειωμένο υπολογιστικό χρόνο και αυξημένη ακρίβεια. Μοναδικοί κύκλοι ή εποχιακές διακυμάνσεις στην τιμή των ακινήτων μπορεί να κατακρημνιστούν χρησιμοποιώντας τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Το μοντέλο ANN βοηθά στην αναγνώριση των μοναδικών παραγόντων που είναι πιο πιθανό να επηρεάσουν την τιμή των ιδιοτήτων. Αυτό βοηθά στη διευκόλυνση των γρήγορων αποφάσεων από επενδυτές, αγοραστές, κυβερνητικά και χρηματοπιστωτικά ιδρύματα (Yang and Shao, 2008).

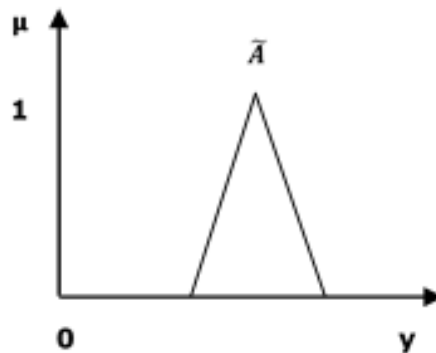
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2- Ασαφή σύνολα

2.1. Γιατί ασαφή σύνολα;

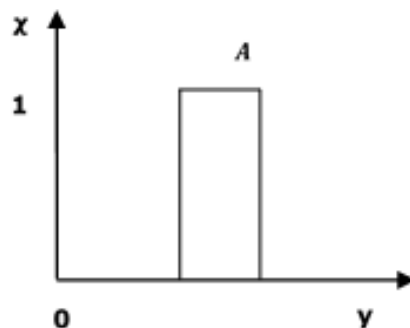
Η παραδοσιακή μαθηματική μοντελοποίηση όπως χρησιμοποιείται συνήθως στις επιστήμες, στη μηχανική και στα οικονομικά αναφέρεται στα τυπικά, κλασικά μαθηματικά. Για τη σύνδεση με αυτή τη μαθηματική μοντελοποίηση απαιτούνται συνήθως κάποιες εξιδανικεύσεις να μετατρέψουν τα προβλήματα από τη διαισθητική τους βάση σε μια μαθηματοποιημένη μορφή. Μια πτυχή μιας τέτοιας εξιδανίκευσης είναι συνήθως ο μετασχηματισμός των εννοιών που διαισθητικά, σε κάποιο βαθμό, καθορίζονται μόνο αόριστα και ξεκάθαρα. Μια άλλη πτυχή για μια τέτοια εξιδανίκευση είναι συχνά η υπόθεση ότι ακριβή δεδομένα ή δεδομένα με ακριβή όρια σφάλματος δεν είναι καθόλου διαθέσιμα. Υπάρχουν πολλές ενδιαφέρουσες εφαρμογές για τις οποίες είναι αδύνατο να αποκτηθούν σχετικά στοιχεία. Μπορεί να είναι αδύνατο να μετρηθούν οι βασικές παράμετροι κάποιας διαδικασίας, όπως η θερμοκρασία μέσα σε κάποιο φορτίο τήξης γυαλιού ή η ομοιογένεια ενός μείγματος μέσα σε κάποιο δοχείο δεξαμενής, μπορεί να μην υπάρχει μια κλίμακα μέτρησης καθόλου, ως προς την αξιολόγηση των προσβλητικών μυρωδιών, όπως και για τις ιατρικές διαγνώσεις με το άγγιγμα/δάχτυλο ή ως προς την αξιολόγηση της γεύσης των τροφίμων.

Τα ασαφή σύνολα μπορούν να θεωρηθούν ως επέκταση και κατάφωρη υπεραπλούστευση των κλασικών συνόλων. Μπορεί να γίνει καλύτερα κατανοητό στο πλαίσιο της συνδρομής. Βασικά επιτρέπει τη μερική συμμετοχή που σημαίνει ότι περιέχει στοιχεία που έχουν διαφορετικούς βαθμούς συμμετοχής στο σύνολο. Από αυτό, μπορεί κανείς να καταλάβει τη διαφορά μεταξύ κλασικού συνόλου και ασαφούς συνόλου. Το κλασικό σύνολο περιέχει στοιχεία που ικανοποιούν τις ακριβείς ιδιότητες της ιδιότητας μέλους ενώ το ασαφές σύνολο περιέχει στοιχεία που ικανοποιούν ανακριβείς ιδιότητες της ιδιότητας μέλους.

2.2. Συναρτήσεις συμμετοχής



Εικόνα 1 – Λειτουργία μέλους ασαφούς συνόλου \tilde{A}



Εικόνα 2 – Λειτουργία μέλους κλασσικού συνόλου A

Ένα ασαφές σύνολο \tilde{A} στο σύμπαν των πληροφοριών U μπορεί να οριστεί ως ένα σύνολο διατεταγμένων ζευγών και μπορεί να αναπαρασταθεί μαθηματικά ως

$$\tilde{A} = \{(y, \mu_{\tilde{A}}(y)) | y \in U\}$$

Εδώ $\mu_{\tilde{A}}(y)$ =συνάρτηση συμμετοχής (ή ΣΣ εν συντομία – membership function) του y στο $\{A\}$, υποθέτει τιμές στην περιοχή από 0 έως 1, δηλ. $\mu_{\tilde{A}}(y) \in [0,1]$. Ο καθορισμός ενός ασαφούς συνόλου αποτελεί την επέκταση από τον καθορισμό ενός κλασσικού συνόλου που επιτρέπεται η χαρακτηριστική του συνάρτηση να λαμβάνει τις τιμές 0 ή 1. Στην περίπτωση που η ΣΣ λάβει τιμές 0 ή 1, το σύνολο A αποτελεί κλασσικό σύνολο και η $\mu_{\tilde{A}}(y)$ αποτελεί χαρακτηριστική συνάρτηση του A . Το U αναφέρεται ως διάστημα αναφοράς και αποτελείται από διακριτά αντικείμενα ή συνεχή διαστήματα.

Το κλασικό σύνολο είναι μια συλλογή από διακριτά αντικείμενα. Για παράδειγμα, ένα σύνολο μαθητών που παίρνουν βαθμούς. Κάθε μεμονωμένη οντότητα σε ένα σύνολο ονομάζεται μέλος ή στοιχείο του συνόλου. Το κλασικό σύνολο ορίζεται με τέτοιο τρόπο ώστε το σύμπαν του λόγου χωρίζεται σε δύο ομάδες μέλη και μη μέλη. Ως εκ τούτου, σε περίπτωση κλασικών συνόλων, δεν υπάρχει μερική συμμετοχή.

Η θεωρία των ασαφών συνόλων είναι μια επέκταση της κλασικής θεωρίας συνόλων.

- Τα στοιχεία έχουν διαφορετικό βαθμό συμμετοχής. Βασισμένη στη λογική σε δύο αξίες αλήθειας,
- Το Σωστό και το Λάθος είναι μερικές φορές ανεπαρκές κατά την περιγραφή του ανθρώπινου συλλογισμού,
- Το Fuzzy Logic χρησιμοποιεί ολόκληρο το διάστημα μεταξύ 0 (λάθος) και 1 (αληθές) για να περιγραφεί ο ανθρώπινος συλλογισμός.
- Ασαφή σύνολο είναι οποιοδήποτε σύνολο που επιτρέπει στα μέλη του να έχουν διαφορετικό βαθμός συμμετοχής, που ονομάζεται συνάρτηση της ιδιότητας μέλους, με διάστημα $[0,1]$.

Παράδειγμα:

- Έστω $X = \{g_1, g_2, g_3, g_4, g_5\}$ το σύνολο αναφοράς των μαθητών.
- Έστω \tilde{A} το ασαφές σύνολο των «έξυπνων» μαθητών, όπου το «έξυπνο» είναι ασαφής όρος.

$$\tilde{A} = \{(g_1, 0,4)(g_2, 0,5)(g_3, 1)(g_4, 0,9)(g_5, 0,8)\}$$

Εδώ το \tilde{A} δείχνει ότι η εξυπνάδα του g_1 είναι 0,4 και ούτω καθεξής.

Λειτουργία μέλους

- Η συνάρτηση μέλους ορίζει πλήρως το ασαφές σύνολο
- Μια συνάρτηση μέλους παρέχει ένα μέτρο του βαθμού της ομοιότητας ενός στοιχείου με ένα ασαφές σύνολο

Οι συναρτήσεις μέλους μπορούν

- είτε επιλέγονται από τον χρήστη αυθαίρετα, με βάση την εμπειρία του χρήστη (MF που επιλέγεται από δύο χρήστες διαφορετικά ανάλογα με τις εμπειρίες τους, προοπτικές, κλπ.).
- Ή να σχεδιαστεί χρησιμοποιώντας μεθόδους μηχανικής μάθησης (π.χ. τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, γενετικοί αλγόριθμοι κ.λπ.).

Παράδειγμα: Ας υποθεθεί ότι κάποιος θέλει να περιγράψει την κατηγορία των αυτοκινήτων που έχουν την ιδιότητα να είναι ακριβά λαμβάνοντας υπόψη τις BMW, Rolls Royce, Mercedes, Ferrari, Fiat, Honda και Renault. Μερικά αυτοκίνητα όπως η Ferrari και η Rolls Royce είναι σίγουρα ακριβά και κάποια όπως η Fiat και η Renault δεν είναι ακριβά σε σύγκριση και δεν ανήκουν στο σύνολο. Χρησιμοποιώντας ένα ασαφές σύνολο, το ασαφές σύνολο ακριβών αυτοκινήτων μπορεί να περιγραφεί ως: {(Ferrari, 1), (Rolls Royce, 1), (Mercedes, 0.8), (BMW, 0.7), (Honda, 0.4)}. Προφανώς, η Ferrari και η Rolls Royce έχουν αξία μέλους 1 ενώ η BMW, η οποία είναι λιγότερο ακριβή, έχει αξία μέλους 0,7 και η Honda 0,4.

Το ασαφές σύνολο είναι παρόμοιο με το σύνολο της λογικής Boolean με επιπλέον λειτουργίες ιδιότητας μέλους μεταξύ «αληθούς» και «ψευδούς». Όπως υποδηλώνει το όνομά του, είναι η λογική που κρύβει τους τρόπους συλλογισμού που είναι κατά προσέγγιση παρά ακριβείς. Η σημασία της ασαφούς λογικής πηγάζει από το γεγονός ότι οι περισσότεροι τρόποι ανθρώπινης συλλογιστικής και ιδιαίτερα ο συλλογισμός της κοινής λογικής είναι κατά προσέγγιση φύση.

Τα βασικά χαρακτηριστικά της ασαφούς λογικής είναι τα ακόλουθα:

- Στην ασαφή λογική, ο ακριβής συλλογισμός θεωρείται ως μια περιοριστική περίπτωση κατά προσέγγιση συλλογισμού.
- Στην ασαφή λογική όλα είναι θέμα βαθμού.
- Οποιοδήποτε λογικό σύστημα μπορεί να ασαφοποιηθεί.
- Στην ασαφή λογική, η γνώση ερμηνεύεται ως μια συλλογή ελαστικών ή, ισοδύναμα, ασαφούς περιορισμού σε μια συλλογή μεταβλητών.
- Το συμπέρασμα θεωρείται ως μια διαδικασία διάδοσης ελαστικών περιορισμών.

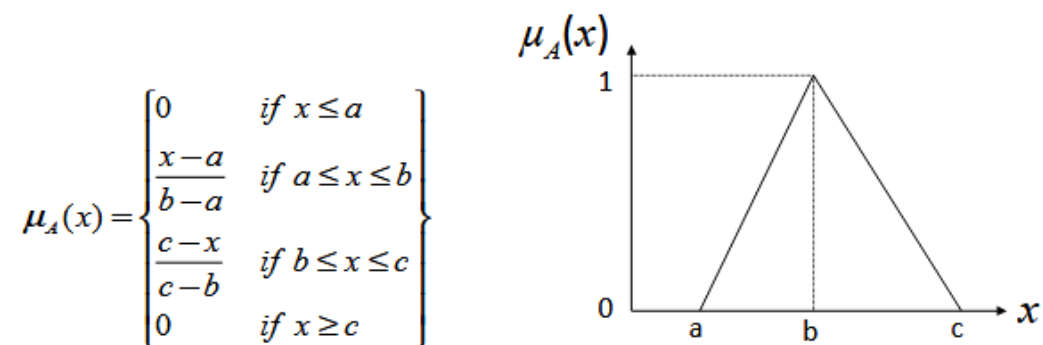
2.3.Συναρτήσεις συμμετοχής μιας διάστασης

Υπάρχουν διαφορετικά σχήματα συναρτήσεων μέλους.

- Τριγωνικό,
- Τραπεζοειδές,
- Gaussian
- Καμπανοειδείς
- Σιγμοειδής

Τριγωνική συνάρτηση μέλους

Μια τριγωνική συνάρτηση μέλους καθορίζεται από τρεις παραμέτρους $\{a, b, c\}$. Τα a, b και c αντιπροσωπεύουν τις συντεταγμένες x των τριών κορυφών του $\mu_A(x)$ στο a ασαφές σύνολο A (α : κάτω όριο και γ : άνω όριο όπου ο βαθμός μέλους είναι μηδέν, β : το κέντρο όπου βρίσκεται ο βαθμός μέλους 1).

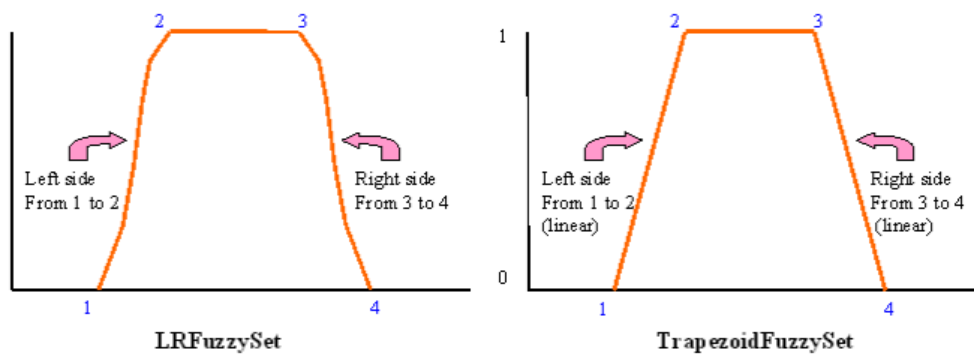


Συνάρτηση ιδιότητας μέλους τραπεζοειδούς

- Μια τραπεζοειδής συνάρτηση ιδιότητας μέλους καθορίζεται από τέσσερις παραμέτρους $\{a, b, c, d\}$ ως εξής:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & \text{if } a \leq x \leq b \\ 1 & \text{if } b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c} & \text{if } c \leq x \leq d \\ 0 & \text{if } d \leq x \end{cases}$$

Ωστόσο, αν εξεταστεί εν συντομία το τριγωνικό ασαφές σύνολο. Είναι μια υποκατηγορία (εξειδίκευση) ενός τραπεζοειδούς ασαφούς συνόλου, αφού είναι βασικά ένα τραπεζοειδές σχήμα όπου η αριστερή και η δεξιά πλευρά του τραπεζοειδούς συναντώνται στο ίδιο σημείο. Το τραπεζοειδές ασαφές σύνολο είναι μια υποκατηγορία του LR ασαφούς συνόλου που ορίζει σχήματα που έχουν ένα αριστερό μέρος (L), ένα δεξιό (R) μέρος και ένα μεσαίο τμήμα (με όλες τις τιμές ρυθμισμένες στο 1). Το αριστερό τμήμα έχει κλίση από μια τιμή γ (τιμή μέλους) από 0 έως 1 και μπορεί να έχει διάφορα σχήματα. Το δεξί τμήμα έχει κλίση από μια τιμή γ από 1 έως 0, και πάλι μπορεί να έχει διάφορα σχήματα. Το τραπεζοειδές ασαφές σύνολο είναι απλώς ένα LR ασαφές σύνολο με το αριστερό και το δεξί μέρος να είναι γραμμικά. Το LR ασαφές σύνολο και το τραπεζοειδές ασαφές σύνολο φαίνονται παρακάτω:



Εικόνα 3- LR ασαφές σύνολο και το τραπεζοειδές ασαφές σύνολο

Για να επαναληφθεί, το τραπεζοειδές ασαφές σύνολο είναι ένα LR ασαφές σύνολο με την αριστερή και τη δεξιά πλευρά να ορίζονται ως γραμμικά και όχι αυθαίρετα σχήματα. Το τριγωνικό ασαφές σύνολο είναι ένα τραπεζοειδές ασαφές σύνολο με τα σημεία 2 και 3 στην ίδια θέση. Όσον αφορά την απλότητα της δημιουργίας, το τραπεζοειδές ασαφές σύνολο μπορεί να οριστεί με 4 συντεταγμένες x και το τριγωνικό ασαφές σύνολο χρειάζεται μόνο 3

συντεταγμένες x , ενώ το LR ασαφές σύνολο απαιτεί τις 4 συντεταγμένες x συν δύο συναρτήσεις που καθορίζουν το σχήμα της αριστερής και της δεξιάς πλευράς.

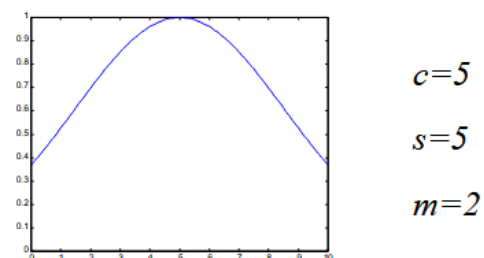
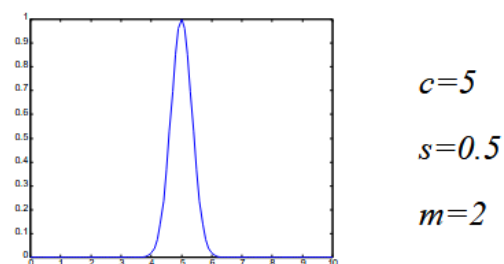
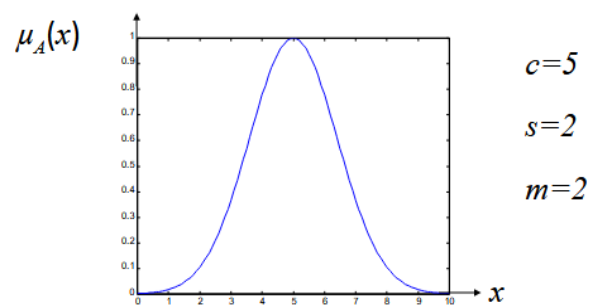
Συνάρτηση Gaussian

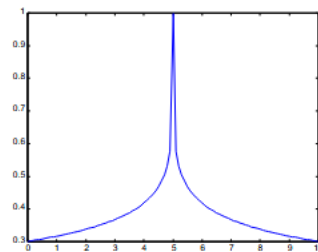
$$\mu_A(x, c, s, m) = \exp \left[-\frac{1}{2} \left| \frac{x - c}{s} \right|^m \right]$$

c : κέντρο

s : πλάτος

m : παράγοντας ασάφειας (π.χ. $m=2$)

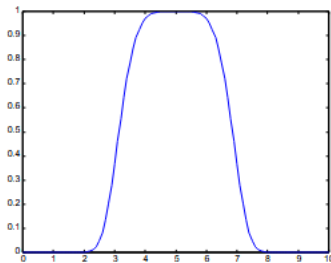




$$c=5$$

$$s=2$$

$$m=0.2$$



$$c=5$$

$$s=5$$

$$m=5$$

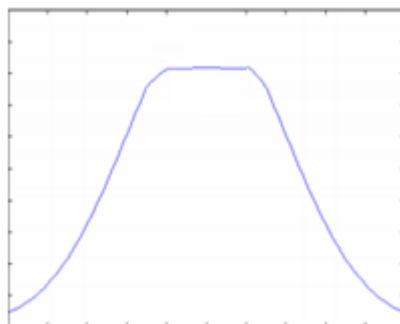
Εικόνα 4- Συνάρτηση Gaussian

Συνάρτηση Καμπανοειδείς

Η καμπανοειδής συνάρτηση συμμετοχής χαρακτηρίζεται από τις τρεις παραμέτρους $\{a, b, c\}$ και διατυπώνεται ως εξής:

$$\frac{1}{1 + \left| \frac{x - c}{a} \right|^{2b}}$$

Η γραφική της μορφή είναι η παρακάτω:



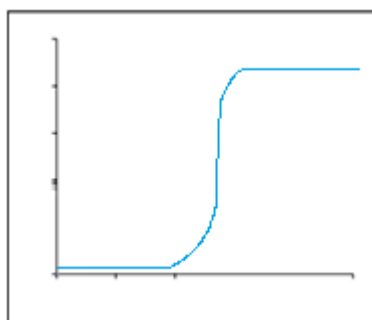
Εικόνα 5- Συνάρτηση Καμπανοειδείς

Συνάρτηση Σιγμοειδής

Η σιγμοειδή συνάρτηση συμμετοχής χαρακτηρίζεται από τις δύο παραμέτρους $\{a, c\}$ και διατυπώνεται ως εξής:

$$\frac{1}{1 + e^{-a(x-c)}}$$

Η γραφική της παράσταση είναι η παρακάτω:



Εικόνα 6- Συνάρτηση Σιγμοειδής

2.4. Που χρησιμοποιούνται τα ασαφή σύνολα

Παρόλο που μπορεί κανείς να δημιουργήσει ασαφή σύνολα και να εκτελέσει διάφορες λειτουργίες σε αυτά, γενικά χρησιμοποιούνται κυρίως κατά τη δημιουργία ασαφών τιμών και για τον ορισμό των γλωσσικών όρων των ασαφών μεταβλητών.

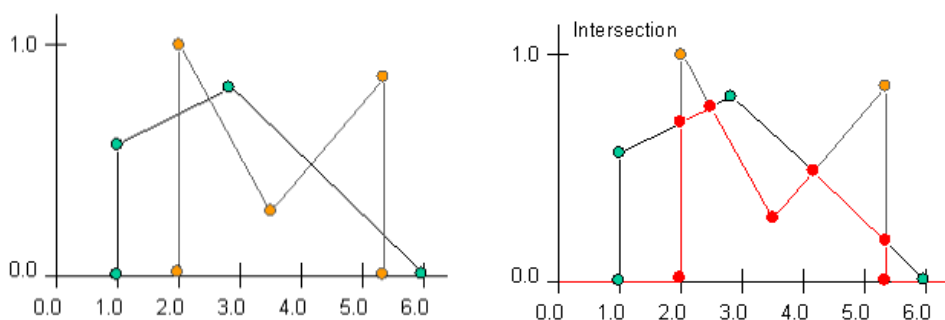
Η τεκμηρίωση του API περιγράφει έναν μεγάλο αριθμό λειτουργιών και χειρισμών που μπορούν να εφαρμοστούν στα ασαφή σύνολα. Τις περισσότερες φορές υπάρχει μια αντίστοιχη δυνατότητα για αξίες ασαφών συνόλων με τον περιορισμό ότι το UOD (σύμπαν του λόγου, ή εύρος τιμών x) πρέπει να τηρείται για τις αξίες των ασαφών συνόλων και για δυαδικές πράξεις, όπως τομή και ένωση, οι δύο ασαφή σύνολα πρέπει να έχουν τις ίδιες διακυμάνσεις των ασαφών συνόλων. Οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενες λειτουργίες θα είναι (δείτε την τεκμηρίωση του API για το πλήρες σύνολο λειτουργιών):

Ασαφές συμπλήρωμα

Δέχεται τη φιλοφρόνηση του FuzzySet. Πιο συγκεκριμένα, παίρνει τη συμπλήρωση των τιμών μέλους (y) των SetPoints του FuzzySet. Μαθηματικά (NOT), $u_{compl}(x) = 1 - u(x)$ ή $y_{compl} = 1 - y$.

Ασαφής τομή

Επιστρέφει την τομή δύο ασαφών συνόλων. Η οπτική αναπαράσταση της τομής δύο παραδειγμάτων ασαφών συνόλων απεικονίζεται παρακάτω. Το ένα σετ είναι μαύρο με πράσινα σημεία και το άλλο σετ είναι γκρι με πορτοκαλί σημεία. Το διάγραμμα στα αριστερά είναι των δύο ασαφών συνόλων και το διάγραμμα στα δεξιά είναι των δύο συνόλων που δείχνει την τομή σε κόκκινο χρώμα (απλά κόκκινα σημεία κόκκινα και κόκκινες γραμμές που τα ενώνουν). Η τομή είναι συνώνυμη με τον λογικό τελεστή AND. Η τομή δύο ασαφών συνόλων ορίζεται (συχνά και συγκεκριμένα στο ασαφές J) έτσι ώστε η τιμή μέλους (y) σε οποιαδήποτε τιμή x να είναι το ελάχιστο των τιμών συμμετοχής των δύο ασαφών συνόλων.

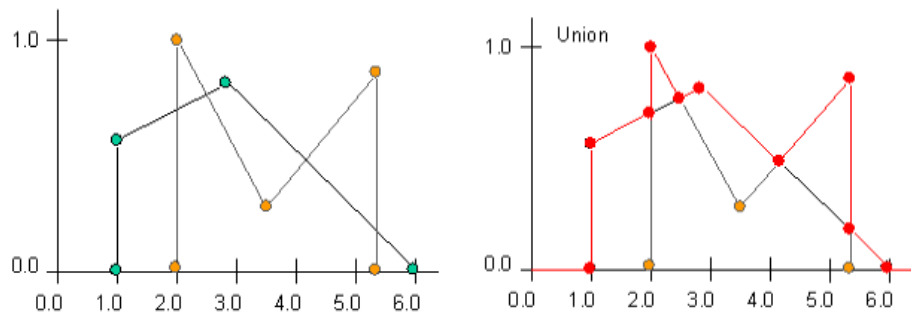


Εικόνα 7- Ασαφής τομή

Ασαφής ένωση

Επιστρέφει την ένωση δύο ασαφών σετ. Η οπτική αναπαράσταση της ένωσης δύο παραδειγμάτων ασαφών σετ απεικονίζεται παρακάτω. Το ένα σετ είναι μαύρο με πράσινα SetPoints και το άλλο σετ είναι γκρι με πορτοκαλί SetPoints. Το διάγραμμα στα αριστερά είναι των δύο FuzzySets και το διάγραμμα στα δεξιά είναι των δύο συνόλων που δείχνει το

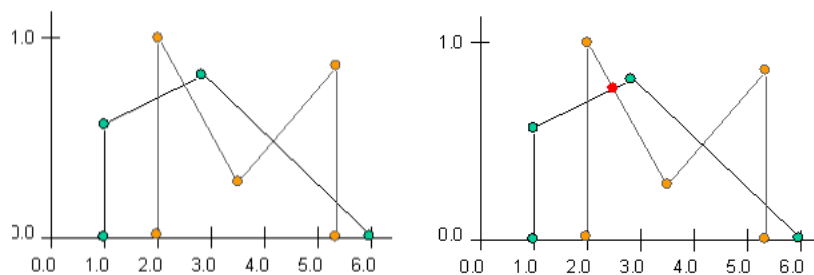
σύνολο της ένωσης με κόκκινο χρώμα (απλά κόκκινα SetPoints και κόκκινες γραμμές που τα ενώνουν). Η Ένωση είναι συνώνυμη με τον λογικό τελεστή OR. Η ένωση δύο ασαφών συνόλων ορίζεται (συχνά και συγκεκριμένα στο ασαφές J) έτσι ώστε η τιμή μέλους (y) σε οποιαδήποτε τιμή x είναι το μέγιστο των τιμών συμμετοχής των δύο ασαφών συνόλων.



Εικόνα 8- Ασαφής ένωση

Μέγιστη τομή

Επιστρέφει τη μέγιστη τιμή συνδρομής του συνόλου τομής που σχηματίζεται από δύο ασαφών σετ. Στα παρακάτω διαγράμματα, στα δεξιά εμφανίζεται ένα διάγραμμα δύο συνόλων, το ένα σε μαύρο χρώμα με πράσινο σημείων και το άλλο σε γκρι χρώμα με πορτοκαλί σημείων. Η μέγιστη τιμή y της τομής συμβολίζεται με μια κόκκινη κουκκίδα στο γράφημα στα δεξιά.



Εικόνα 9- Μέγιστη τιμή

2.5.Ιδιότητες των ασαφών συνόλων

Οι ιδιότητες του ασαφούς συνόλου βοηθούν στην απλοποίηση πολλών μαθηματικών πράξεων ασαφούς συνόλου. Τα σύνολα είναι συλλογές διάταξης στοιχείων περιοχής. Μπορούν να εκτελεστούν διάφορες λειτουργίες ασαφούς συνόλου στο ασαφές σύνολο.

Εμπλοκή (involution)

Η εμπλοκή δηλώνει ότι το συμπλήρωμα του συμπληρώματος τίθεται το ίδιο.

$$(A')' = A$$

Ανταλλαγή (commutativity)

Οι πράξεις ονομάζονται ανταλλάξιμες εάν η σειρά των τελεστών δεν αλλάζει το αποτέλεσμα. Τα ασαφή σύνολα είναι ανταλλάξιμα κάτω από πράξεις ένωσης και τομής.

$$A \cup B = B \cup A$$

$$A \cap B = B \cap A$$

Σύνδεση (associativity)

Η σύνδεση επιτρέπει την αλλαγή της σειράς των πράξεων που εκτελούνται σε έναν τελεστή, ωστόσο η σχετική σειρά του τελεστή δεν μπορεί να αλλάξει. Όλα τα σύνολα στην εξίσωση πρέπει να εμφανίζονται μόνο με την ίδια σειρά. Τα ασαφή σύνολα είναι συνειρμικά στις πράξεις ένωσης και τομής.

$$A \cup (B \cup C) = (A \cup B) \cup C$$

$$A \cap (B \cap C) = (A \cap B) \cap C$$

Κατανομή (distributivity)

$$A \cup (B \cap C) = (A \cup B) \cap (A \cup C)$$

$$A \cap (B \cup C) = (A \cap B) \cup (A \cap C)$$

Απορρόφηση (absorbtion)

Η απορρόφηση παράγει πανομοιότυπα σύνολα μετά από δηλωμένες πράξεις ένωσης και τομής.

$$A \cup (A \cap B) = A$$

$$A \cap (A \cup B) = A$$

Αδυναμία / Ταυτολογία (idempotency/ tautology)

Η αδυναμία δεν αλλάζει το στοιχείο ή την αξία μέλους των στοιχείων στο σύνολο

$$A \cup A = A$$

$$A \cap A = A$$

Ταυτότητα (identity)

$$A \cup \phi = A$$

$$A \cap \phi = \phi$$

$$A \cup X = X$$

$$A \cap X = A$$

Μεταβατικότητα (transitivity)

$$\text{Αν } A \subseteq B \text{ και } B \subseteq C \text{ τότε } A \subseteq C$$

Κάθε σύνολο περιέχει τα υποσύνολα των υποσυνόλων του.

Παράδειγμα:

IF (εξαιρετικά ψηλοί άνδρες \subseteq πολύ ψηλοί άνδρες)

ΚΑΙ (πολύ ψηλοί άνδρες \subseteq ψηλοί άνδρες)

ΤΟΤΕ (εξαιρετικά ψηλοί άνδρες \subseteq ψηλοί άνδρες)

Νόμος του De Morgan

Οι νόμοι του De Morgan μπορούν να δηλωθούν ως:

Το συμπλήρωμα μιας ένωσης είναι η τομή του συμπληρώματος μεμονωμένων συνόλων

Το συμπλήρωμα μιας τομής είναι η ένωση του συμπληρώματος μεμονωμένων συνόλων

$$(A \cup B)' = A' \cap B'$$

$$(A \cap B)' = A' \cup B'$$

Χρησιμοποιώντας λειτουργίες ασαφούς συνόλου, τις ιδιότητες και τους φράκτες τους, μπορεί εύκολα να αποκτηθεί μια ποικιλία ασαφών συνόλων από τα υπάρχοντα.

- Για παράδειγμα, αν υπάρχει ασαφές σύνολο A ψηλών ανδρών και ασαφές σύνολο B από κοντούς άνδρες, μπορούν να αντληθούν ασαφή σύνολα:

- C ανδρών όχι πολύ ψηλών και όχι πολύ κοντών ανδρών:

$$\mu_C(x) = [1 - \mu_A(x)^2] \cap [1 - [1 - \mu_B(x)^2]]$$

- D ανδρών όχι πολύ ψηλών και όχι πολύ κοντών ανδρών:

$$\mu_D(x) = [1 - \mu_A(x)^4] \cap [1 - [1 - \mu_B(x)^4]]$$

Παράδειγμα:

Λαμβάνοντας υπόψη τα κλασικά σύνολα,

$$A = \{9, 5, 6, 8, 10\}$$

$$B = \{1, 2, 3, 7, 9\}$$

$$C = \{1, 0\}$$

Ορίζεται το σύμπαν

$X = \{\text{Σύνολο όλων των «n» φυσικών όχι}\}$ Να αποδείξετε τη συσχέτιση ιδιοτήτων του κλασικού συνόλου.

Η συνειρμική ιδιότητα δίνεται:

$$1. A \cup (B \cup C) = (A \cup B) \cup C.$$

LHS

$$A \cup (B \cup C)$$

$$(a) B \cup C = \{2, 3, 7, 9, 1, 0\}.$$

$$(b) A \cup (B \cup C) = \{5, 6, 8, 10, 2, 3, 7, 9, 1, 0\}.$$

RHS

$$(A \cup B) \cup C$$

$$(a) (A \cup B) = \{9, 5, 6, 8, 10, 1, 2, 3, 7\}.$$

$$(b) (A \cup B) \cup C = \{9, 5, 6, 10, 8, 1, 2, 3, 7, 0\}.$$

$$\text{LHS} = \text{RHS}$$

$$A \cup (B \cup C) = (A \cup B) \cup C.$$

$$2. (A \cap (B \cap C) = (A \cap B) \cap C$$

$$\text{LHS}$$

$$(a) (B \cap C) = \{1\}.$$

$$(b) A \cap (B \cap C) = \{\emptyset\}.$$

$$\text{RHS}$$

$$(A \cap B) \cap C$$

$$(a) (A \cap B) = \{9\}$$

Έστω $a = \mu A(x)$ και $b = \mu B(x)$, μπορούμε να ορίσουμε τις ιδιότητες των παρακάτω πράξεων ως:

Ασαφές συμπλήρωμα

$C: [0, 1] \rightarrow [0, 1]$, που ικανοποιεί τα ακόλουθα αξιώματα

Αξίωμα 1: $C(0) = 1, C(1) = 0$ (οριακή συνθήκη)

Αξίωμα 2: Αν $a < b$, τότε $c(a) \geq c(b)$

Αξίωμα 3: Το Γ είναι συνεχές

Αξίωμα 4: $\Gamma(\Gamma(\alpha)) = \alpha$

Το Αξίωμα 1 και το Αξίωμα 2 σχηματίζουν τον Αξιωματικό Σκελετό για ένα ασαφές συμπλήρωμα

Ασαφής Ένωση

$U: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$

Αξίωμα 1: $U(0, 0) = 0, U(1, 0) = 1, U(0, 1) = 1, U(1, 1) = 1$ (Οριακή Συνθήκη)

Αξίωμα 2: Αν $a < a'$ και $b < b'$ τότε $U(a, b) \leq U(a', b')$ (μονοτονικό)

Αξίωμα 3: Ανταλλαγή: $U(a, b) = U(b, a)$

Αξίωμα 4: Συνειρμικό: $U(U(a, b), c) = U(a, U(b, c))$

Αξίωμα 5: Το U είναι συνεχές

Αξίωμα 6: $U(a, a) = a$ (Idempotency)

Τα αξιώματα 1 έως 4 σχηματίζουν τον Αξιωματικό Σκελετό για ασαφή ένωση

Ασαφής τομή

$I: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$

Αξίωμα 1: $I(0, 0) = 0, I(1, 0) = 0, I(0, 1) = 0, I(1, 1) = 1$ (Οριακή Συνθήκη)

Αξίωμα 2: Αν $a < a'$ και $b < b'$ τότε $I(a, b) \leq I(a', b')$ (μονοτονικό)

Αξίωμα 3: Ανταλλαγή: $I(a, b) = I(b, a)$

Αξίωμα 4: Συνειρμικό: $I(I(a, b), c) = I(a, I(b, c))$

Αξίωμα 5: I είναι συνεχής

Αξίωμα 6: $I(a, a) = a$ (Idempotency)

Τα αξιώματα 1 έως 4 σχηματίζουν τον Αξιωματικό Σκελετό για ασαφή διασταύρωση.

2.6. Ασαφής τομή και ένωση T-norm T-conorm

Στην περίπτωση της τομής των ευκρινών συνόλων, πρέπει απλώς να επιλεχθούν κοινά στοιχεία και από τα δύο σύνολα. Στην περίπτωση των ασαφών συνόλων, όταν υπάρχουν κοινά στοιχεία και στα δύο ασαφή σύνολα, θα πρέπει να επιλεχθεί το στοιχείο με ελάχιστη τιμή μέλους (Mendel and John, 2002).

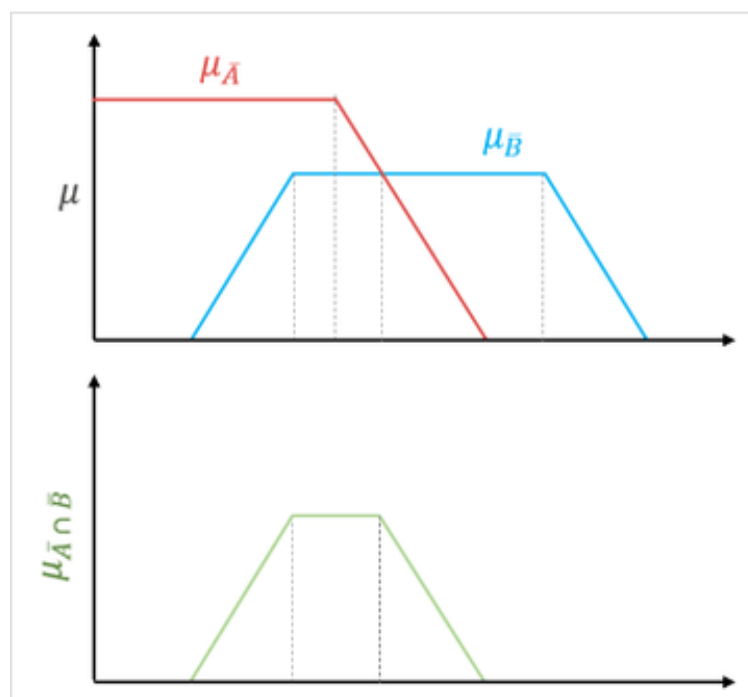
Η τομή δύο ασαφών συνόλων A και B είναι ένα ασαφές σύνολο C , γραμμένο ως $C = A \cap B$

$$C = A \cap B = \{(x, \mu_A \cap B(x)) \mid \forall x \in X\}$$

$$\mu_C(x) = \mu_A \cap B(x) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x)$$

$$= \min(\mu_A(x), \mu_B(x)), \forall x \in X$$

Γραφικά, μπορεί να αναπαρασταθεί η πράξη της τομής ως εξής: Οι κόκκινες και μπλε συναρτήσεις ιδιότητας μέλους αντιπροσωπεύουν τη ασαφή τιμή για στοιχεία στα σύνολα A και B, αντίστοιχα. Όπου αυτές οι ασαφείς συναρτήσεις επικαλύπτονται, πρέπει ληφθεί υπόψη το σημείο με την ελάχιστη τιμή μέλους.



Εικόνα 10- Ασαφής τομή

Παράδειγμα ασαφούς τομής

$$\underline{C} = \underline{A} \cap \underline{B} = \{(x, \mu_{\underline{A} \cap \underline{B}}(x)) \mid \forall x \in X\}$$

$$\underline{A} = \{(x_1, 0.2), (x_2, 0.5), (x_3, 0.6), (x_4, 0.8), (x_5, 1.0)\}$$

$$\underline{B} = \{(x_1, 0.8), (x_2, 0.6), (x_3, 0.4), (x_4, 0.2), (x_5, 0.1)\}$$

$$\mu_{\underline{A} \cap \underline{B}}(x_1) = \min(\mu_{\underline{A}}(x_1), \mu_{\underline{B}}(x_1)) = \max\{0.2, 0.8\} = 0.2$$

$$\mu_{\underline{A} \cap \underline{B}}(x_2) = \min(\mu_{\underline{A}}(x_2), \mu_{\underline{B}}(x_2)) = \max\{0.5, 0.6\} = 0.5$$

$$\mu_{\underline{A} \cap \underline{B}}(x_3) = \min(\mu_{\underline{A}}(x_3), \mu_{\underline{B}}(x_3)) = \max\{0.6, 0.4\} = 0.4$$

$$\mu_{\underline{A} \cap \underline{B}}(x_4) = \min(\mu_{\underline{A}}(x_4), \mu_{\underline{B}}(x_4)) = \max\{0.8, 0.2\} = 0.2$$

$$\mu_{\underline{A} \cap \underline{B}}(x_5) = \min(\mu_{\underline{A}}(x_5), \mu_{\underline{B}}(x_5)) = \max\{1.0, 0.1\} = 0.1$$

$$\text{So, } \underline{A} \cap \underline{B} = \{(x_1, 0.2), (x_2, 0.5), (x_3, 0.4), (x_4, 0.2), (x_5, 0.1)\}$$

Ένα t-norm είναι μια δυαδική πράξη $T : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$, για όλα τα $x, y, z \in [0, 1]$, η οποία ικανοποιεί τις ακόλουθες προϋποθέσεις:

(T1) Commutativity: $T(x, y) = T(y, x)$;

(T2) Associativity: $T(T(x, y), z) = T(x, T(y, z))$;

(T3) Monotonicity: Το T δεν είναι φθίνουσα σε κάθε όρισμα.

(T4) Boundary condition: $T(x, 1) = x$.

Εάν εστιάσουμε στην αλγεβρική δομή, η δυαδική πράξη t-norm με πρόθεμα έκφραση T μπορεί επίσης να εκφραστεί από τον infix δυαδικό τελεστή $*$, τότε τα τέσσερα αξιώματα (T1)-(T4) μπορούν να ακολουθηθούν ως:

$$x * y = y * x$$

$$x * y \leq x * z, \text{ αν } y \leq z$$

$$(x * y) * z = x * (y * z)$$

$$1 * x = x.$$

Η συσχέτιση (T2) μας επιτρέπει να επεκτείνουμε κάθε t-norm T με μοναδικό τρόπο σε μια n -αρή πράξη στο συνηθισμένο τρόπο επαγωγής, ορίζοντας για κάθε n -πλειάδα $(x_1, x_2, \dots, x_n) \in [0, 1]^n$

$$T(x_1, x_2, \dots, x_n) = T(T(x_1, x_2, \dots, x_{n-1}), x_n).$$

Εάν, συγκεκριμένα, έχουμε $x_1 = x_2 = \dots = x_n = x$, θα γράψουμε εν συντομία

$$x_T^{(n)} = T(x, x, \dots, x).$$

Τέλος για κάθε $x \in [0, 1]$

$$x_T^{(0)} = 1 \text{ και } x_T^{(1)} = x.$$

Το παρακάτω δείχνει τέσσερις συνήθεις t-norms:

(1) Ελάχιστο: $T_M(x, y) = \min(x, y),$

(2) Προϊόν: $T_P(x, y) = xy,$

(3) Łukasiewicz t-norm: $T_L(x, y) = \max(x + y - 1, 0),$

(4) Δραστικό προϊόν:

$$T_D(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{if } x, y \in [0, 1) \\ \min(x, y), & \text{διαφορετικά.} \end{cases}$$

Το t-conorm είναι μια δυαδική πράξη $S : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$, για όλα τα $x, y, z \in [0, 1]$, η οποία ικανοποιεί τις ακόλουθες προϋποθέσεις:

(S1) Ανταλλαγή: $S(x, y) = S(y, x);$

(S2) Συσχετισμός: $S(S(x, y), z) = S(x, S(y, z));$

(S3) Μονοτονία: Το S δεν είναι φθίνουσα σε κάθε όρισμα.

(S4) Οριακή συνθήκη: $S(x, 0) = x.$

Παράδειγμα: Το παρακάτω δείχνει τέσσερις συνήθεις t-conorms:

(1) Μέγιστο: $S_M(x, y) = \max(x, y),$

(2) Πιθανολογικό άθροισμα: $S_P(x, y) = x + y - xy,$

(3) Łukasiewicz t-conorm: $S_L(x, y) = \min(x + y, 1),$

(4) Δραστικό ποσό:

$$S_D(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } x, y \in (0, 1] \\ \max(x, y) & \text{διαφορετικά.} \end{cases}$$

2.7. Αρχή της επέκτασης (extension principle) και ασαφείς σχέσεις (fuzzy relations)

Αρχή της επέκτασης

Η αρχή επέκτασης είναι μια βασική έννοια της θεωρίας ασαφών συνόλων που παρέχει μια γενική διαδικασία για την επέκταση ευκρινών περιοχών μαθηματικών παραστάσεων σε ασαφείς τομείς. Αυτή η διαδικασία γενικεύει μια κοινή από σημείο σε σημείο αντιστοίχιση μιας συνάρτησης $f(\cdot)$ σε μια αντιστοίχιση μεταξύ ασαφών συνόλων. Πιο συγκεκριμένα, ας υποθέσουμε ότι η f είναι μια συνάρτηση από το X στο Y και το A είναι ένα ασαφές σύνολο στο X που ορίζεται ως

$$A = \mu_A(x_1)/x_1 + \mu_A(x_2)/x_2 + \dots + \mu_A(x_n)/x_n$$

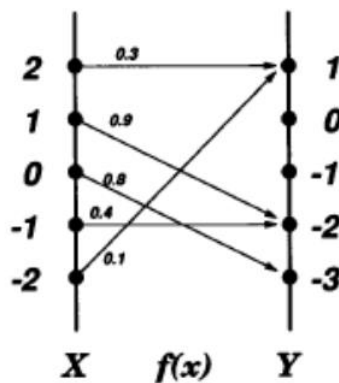
Στη συνέχεια, η αρχή επέκτασης δηλώνει ότι η εικόνα του ασαφούς συνόλου A κάτω από την αντιστοίχιση $f(\cdot)$ μπορεί να εκφραστεί ως ένα ασαφές σύνολο B ,

$$B = f(A) = \mu_A(x_1)/y_1 + \mu_A(x_2)/y_2 + \dots + \mu_A(x_n)/y_n$$

όπου $y_i = f(x_i)$, $i = 1, \dots, n$. Με άλλα λόγια, το ασαφές σύνολο B μπορεί να οριστεί μέσω των τιμών της $f(\cdot)$ στα x_1, \dots, x_n . Αν η $f(\cdot)$ είναι μια αντιστοίχιση πολλά προς ένα, τότε υπάρχουν $x_1, x_2 \in X$, $x_1 \neq x_2$, έτσι ώστε $f(x_1) = f(x_2) = y^*$, $y^* \in Y$. Σε αυτή την περίπτωση, ο βαθμός μέλους του B στο $y = y^*$ είναι ο μέγιστος των βαθμών μέλους του A στο $x = x_1$ και $x = x_2$, αφού η $f(x) = y^*$ μπορεί να προκύπτει είτε από $x = x_1$ είτε από $x = x_2$. Γενικότερα, έχουμε

$$\mu_B(y) = \max_{x \in f^{-1}(y)} \mu_A(x)$$

Μερικά παραδείγματα φαίνονται παρακάτω: Εφαρμογή της αρχής επέκτασης σε ασαφές σύνολο με διακριτά σύμπαντα: $A = 0,1/-2 + 0,4/-1 + 0,8/0 + 0,9/1 + 0,3/2$ και $f(x) = x^2 - 3$. Εφαρμόζοντας την αρχή της επέκτασης, έχουμε $B = 0,1/1 + 0,4/-2 + 0,8/-3 + 0,9/-2 + 0,3/1 = 0,8/-3 + (0,4 \vee 0,9)/-2 + (0,1 \vee 0,3)/1 = 0,8/-3 + 0,9/-2 + 0,3/1$ όπου το \vee αντιπροσωπεύει μέγιστο.



Εικόνα 11- Εφαρμογή της αρχής επέκτασης σε ασαφή σύνολα με διακριτά διαστήματα

Εφαρμογή της αρχής επέκτασης σε ασαφή σύνολα με συνεχές σύμπαν

Για ένα ασαφές σύνολο με ένα συνεχές σύμπαν του λόγου X , εφαρμόζεται μια ανάλογη διαδικασία:

$$\mu_A = \text{bell}(x; 1.5, 2, 0.5)$$

και

$$f(a) = \begin{cases} (x - 1)^2 - 1, & \text{if } x \leq 0 \\ x, & \text{if } x > 0 \end{cases}$$

Αφού χρησιμοποιήσουμε την αρχή επέκτασης, λαμβάνουμε ένα ασαφές σύνολο B . Εφόσον η $f(x)$ είναι μια αντιστοίχιση πολλών προς ένα για $x \in [-1, 2]$, ο τελεστής \max χρησιμοποιείται για να ληφθούν οι βαθμοί μέλους του b όταν $y \in [0, 1]$. Αυτό προκαλεί ασυνέχειες των $\mu_B(y)$ και $y = 0$ και -1 .

Τώρα εξετάζουμε μια γενικότερη κατάσταση. Ας υποθέσουμε ότι η f είναι μια αντιστοίχιση από ένα n -διάστατο γινόμενο χώρο $x_1 \times \dots \times x_n$ σε ένα μοναδικό σύμπαν Y έτσι ώστε $f(x_1, \dots, x_n) = y$, και υπάρχει ένα ασαφές σύνολο A_i σε κάθε x_i , $i = 1, \dots, n$. Εφόσον κάθε στοιχείο σε ένα διάνυσμα εισόδου (x_1, \dots, x_n) εμφανίζεται ταυτόχρονα, αυτό συνεπάγεται μια πράξη

ΚΑΙ. Επομένως, ο βαθμός συμμετοχής του ασαφούς συνόλου B που προκαλείται από την αντιστοίχιση f θα πρέπει να είναι ο ελάχιστος των βαθμών συμμετοχής του συστατικού ασαφούς συνόλου $A_i, i = 1, \dots, n$.

Ασαφείς σχέσεις

Η ασαφής σχέση R είναι μια χαρτογράφηση από τον καρτεσιανό χώρο $A \times B$ στο διάστημα $[0, 1]$ όπου η ισχύς της αντιστοίχισης εκφράζεται από τη συνάρτηση μέλους της σχέσης.

$$R = A \times B \text{ και } R \subset (X \times Y)$$

όπου η σχέση R έχει συνάρτηση μέλους,

$$\mu_R(x, y) = \mu_{A \times B}(x, y) = \min(\mu_A(x), \mu_B(y))$$

Μια δυαδική ασαφής σχέση $R(X, Y)$ ονομάζεται διμερής γραφική παράσταση εάν $X \neq Y$.

Μια δυαδική ασαφής σχέση $R(X, Y)$ ονομάζεται κατευθυνόμενο γράφημα ή δίγραφο εάν $X = Y$, το οποίο συμβολίζεται ως $R(X, X) = R(X^2)$.

Αν $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ και $B = \{b_1, b_2, \dots, b_m\}$, τότε η ασαφής σχέση μεταξύ A και B περιγράφεται από τον πίνακα ασαφών σχέσεων ως:

$$\begin{bmatrix} \mu_R(a_1, b_1) & \mu_R(a_1, b_2) & \dots & \mu_R(a_1, b_m) \\ \mu_R(a_2, b_1) & \mu_R(a_2, b_2) & \dots & \mu_R(a_2, b_m) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_R(a_n, b_1) & \mu_R(a_n, b_2) & \dots & \mu_R(a_n, b_m) \end{bmatrix}$$

Μπορεί επίσης να θεωρηθεί η ασαφής σχέση ως αντιστοίχιση από τον καρτεσιανό χώρο (X, Y) στο διάστημα $[0, 1]$. Η δύναμη αυτής της αντιστοίχισης αντιπροσωπεύεται από τη συνάρτηση μέλους της σχέσης για κάθε πλειάδα $\mu_R(x, y)$.

Παράδειγμα:

Δίνεται $A = \{(a_1, 0,2), (a_2, 0,7), (a_3, 0,4)\}$ και $B = \{(b_1, 0,5), (b_2, 0,6)\}$, βρείτε τη σχέση με το $A \times B$.

$$\bar{R} = \bar{A} \times \bar{B} = \begin{matrix} & b_1 & b_2 \\ \begin{matrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0.2 & 0.2 \\ 0.5 & 0.6 \\ 0.4 & 0.4 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

Οι ασαφείς σχέσεις είναι πολύ σημαντικές γιατί μπορούν να περιγράψουν αλληλεπιδράσεις μεταξύ μεταβλητών.

Παράδειγμα: Ένα απλό παράδειγμα μιας δυαδικής ασαφούς σχέσης στο $X = \{1, 2, 3\}$, που ονομάζεται "περίπου ίσο" μπορεί να οριστεί ως

$$R(1, 1) = R(2, 2) = R(3, 3) = 1$$

$$R(1, 2) = R(2, 1) = R(2, 3) = R(3, 2) = 0,8$$

$$R(1, 3) = R(3, 1) = 0,3$$

Η συνάρτηση μέλους και ο πίνακας σχέσεων του R δίνονται από:

$$\bar{R}(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } x = y \\ 0.7, & \text{if } |x - y| = 1 \\ 0.3, & \text{if } |x - y| = 2 \end{cases}$$

$$\bar{R} = \begin{matrix} & \begin{matrix} 1 & 2 & 3 \end{matrix} \\ \begin{matrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{matrix} & \begin{bmatrix} 1.0 & 0.7 & 0.3 \\ 0.7 & 1.0 & 0.7 \\ 0.3 & 0.7 & 1.0 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3- Νευρωνικά δίκτυα

3.1.Εισαγωγή στα νευρωνικά δίκτυα

Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να θεωρηθούν ως μια ισχυρή προσέγγιση για την προσέγγιση πραγματικών συναρτήσεων στόχου με αξία, διακριτές τιμές και διανυσματικές τιμές. Είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικά για πολύπλοκα και δύσκολα ερμηνεύσιμα δεδομένα εισόδου και είχαν πολλή πρόσφατη επιτυχία στη χειρόγραφη αναγνώριση χαρακτήρων, αναγνώριση

ομιλίας, αναγνώριση αντικειμένου και ορισμένα προβλήματα NLP. Μπορούν να γραφτούν νευρωνικά δίκτυα ως συναρτήσεις τέτοιες ώστε

$$NX: X \rightarrow Y,$$

όπου το X μπορεί να είναι ένας συνεχής χώρος $[0, 1]^n$ ή ένας διακριτός χώρος $\{0, 1\}^n$ και $Y = [0, 1]$ ή $\{0, 1\}$, αντίστοιχα. Με αυτόν τον τρόπο, μπορεί να θεωρηθεί ως ταξινομητής, αλλά μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για την προσέγγιση άλλων συναρτήσεων πραγματικής αξίας.

Τα ίδια τα νευρωνικά δίκτυα ονομάστηκαν - και εμπνεύστηκαν από - βιολογικά συστήματα. Ωστόσο, υπάρχει στην πραγματικότητα πολύ μικρή σχέση με αυτήν την αρχιτεκτονική και οτιδήποτε γνωρίζουμε (νομίζουμε ότι δεν γνωρίζουμε πολλά) για ένα πραγματικό νευρικό σύστημα.

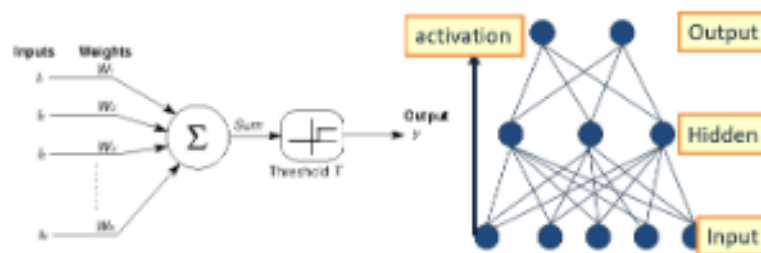
Στην ουσία, ένα νευρωνικό δίκτυο είναι ένας αλγόριθμος μηχανικής μάθησης με μια συγκεκριμένη αρχιτεκτονική. Στο παρελθόν, τα νευρωνικά δίκτυα θεωρούνταν της οικογένειας προσεγγιστών συναρτήσεων (δέντρα απόφασης κλπ.). Τώρα, υπάρχει η πεποίθηση ότι στα κρυφά στρώματα - δηλαδή, οι ενδιάμεσες νευρωνικές αναπαραστάσεις δικτύου - ότι η ηλικία που δημιουργείται κατά τη διάρκεια της μάθησης μπορεί να έχει νόημα. Αναπτύσσονται ιδέες για την αξία αυτών των ενδιάμεσων αναπαραστάσεων για τη μεταφορά μάθησης κ.λπ.

3.2.Βασικές μονάδες

Σε μια γραμμική συνάρτηση, μας ενδιαφέρει η βασική μονάδα $o_i = w \cdot x$: το γινόμενο με τελείες των βαρών και της εισόδου που δίνει έξοδο. Στα νευρωνικά δίκτυα, ωστόσο, θέλουμε να εισαγάγουμε τη μη γραμμικότητα για να αυξήσουμε την εκφραστικότητα. Αν όλες οι μονάδες ήταν γραμμικές, η στοίβαξη τους μαζί θα εξακολουθούσε να είναι μια γραμμική συνάρτηση και έτσι προσθέτουμε καμία εκφραστικότητα.

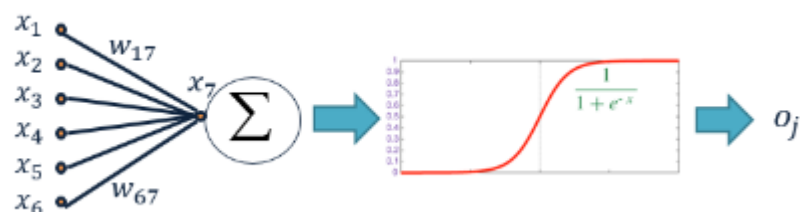
Ένας τρόπος για να προσθέσετε αυτή τη μη γραμμικότητα είναι να πάρετε το πρόσημο του γινόμενου με κουκκίδες, όπως ότι $o_i = \text{sgn}(w \cdot x)$. Ωστόσο, αυτή η μονάδα δεν θα ήταν διαφοροποιήσιμη και έτσι θα ήταν ακατάλληλη για κλίση κατάβασης.

Στα νευρωνικά δίκτυα, πρέπει να διαδώσουμε το σφάλμα από την κορυφή του δικτύου στο κάτω μέρος. Για να το κάνουμε αυτό χρησιμοποιώντας gradient descent, πρέπει να χρησιμοποιήσουμε μονάδες κατωφλίου που είναι διαφοροποιήσιμες.



Εικόνα 12-Νευρωνικά δίκτυα

Μια επιλογή για την εισαγωγή διαφοροποιήσιμης μη γραμμικότητας είναι με μια ομαλή μη γραμμική προσέγγιση $o_j = [1 + \exp(-w \cdot x)]^{-1}$. Όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα, μοιάζει αρκετά με μια συνάρτηση βήματος. Αυτή η βασική ιδέα εφευρέθηκε τη δεκαετία του 1970, αν και αρχικά όχι στο πλαίσιο των νευρωνικών δικτύων. Η βασική πράξη είναι το γραμμικό άθροισμα. Η καθαρή είσοδος σε μια μονάδα ορίζεται ως



$net_j = \sum w_{ij}x_i$, και η έξοδος μιας μονάδας δίνεται από

$$o_j = \frac{1}{1 + \exp(-(net_j - T_j))},$$

όπου T_j είναι το κατώφλι.

3.2.Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ)

Ένα τεχνικό νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από απλές μονάδες επεξεργασίας, οι νευρώνες και κατευθυνόμενες, σταθμισμένες συνδέσεις μεταξύ αυτών των νευρώνων. Εδώ, η δύναμη της σύνδεσης (ή το βάρος σύνδεσης) μεταξύ δύο νευρώνων i και j αναφέρεται ως $w_{i,j}$.

Το νευρωνικό δίκτυο είναι ταξινομημένο τριπλά (N, V, w) με δύο σύνολα N, V και μια συνάρτηση w , όπου N είναι το σύνολο των νευρώνων και V ένα σύνολο $\{(i, j) | i, j \in N\}$ του οποίου τα στοιχεία ονομάζονται συνδέσεις μεταξύ του νευρώνα i και του νευρώνα j . Η συνάρτηση $w : V \rightarrow R$ ορίζει τα βάρη, όπου $w((i, j))$, το βάρος της σύνδεσης μεταξύ του νευρώνα i και του νευρώνα j , συντομεύεται σε $w_{i,j}$. Εξαρτάται από την άποψη ότι είναι είτε απροσδιόριστο είτε 0 για συνδέσεις που δεν υπάρχουν στο δίκτυο.

Άρα τα βάρη μπορούν να υλοποιηθούν σε μια μήτρα τετραγωνικού βάρους W ή, προαιρετικά, σε ένα διάνυσμα βάρους W με τον αριθμό της σειράς του πίνακα που δείχνει πού αρχίζει η άρθρωση και ο αριθμός στήλης του πίνακα που δείχνει ποιος νευρώνας είναι ο στόχος. Πράγματι, σε αυτή την περίπτωση το αριθμητικό 0 σηματοδοτεί μια ανύπαρκτη σύνδεση. Αυτή η αναπαράσταση μήτρας ονομάζεται επίσης διάγραμμα Hinton.

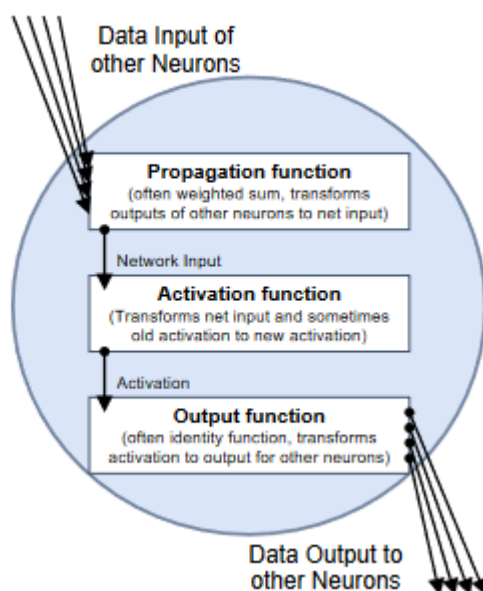
Οι νευρώνες και οι συνδέσεις αποτελούν τα ακόλουθα στοιχεία και μεταβλητές:

3.2.1. Οι συνδέσεις φέρουν πληροφορίες που επεξεργάζονται οι νευρώνες

Τα δεδομένα μεταφέρονται μεταξύ των νευρώνων μέσω συνδέσεων με το συνδετικό βάρος να είναι είτε διεγερτικό είτε ανασταλτικό. Ο ορισμός των συνδέσεων περιλαμβάνεται ήδη στον ορισμό του νευρωνικού δικτύου.

3.2.2 Η συνάρτηση διάδοσης μετατρέπει τις διανυσματικές εισόδους σε βαθμωτές εισόδους δικτύου

Κοιτάζοντας έναν νευρώνα j , συνήθως θα βρούμε πολλούς νευρώνες με σύνδεση με το j , δηλ. που μεταφέρουν την έξοδο τους στο j . Στο παρακάτω σχήμα φαίνεται η διαδικασία ενός νευρώνα.



Εικόνα 13- Συνάρτηση διάδοσης

Για έναν νευρώνα j η συνάρτηση διάδοσης λαμβάνει τις εξόδους o_{i1}, \dots, o_{in} από άλλους νευρώνες i_1, i_2, \dots , σε (τα οποία είναι συνδεδεμένοι με το j) και τις μετατρέπει με βάση την εισαγωγή των βαρών σύνδεσης $w_{i,j}$ στο δίκτυο εισόδου δικτύου που μπορεί να υποβάλλονται σε επεξεργασία από τη λειτουργία ενεργοποίησης. Έτσι, η εισροή του δικτύου είναι το αποτέλεσμα της συνάρτησης διάδοσης.

3.2.3 Η ενεργοποίηση είναι η «κατάσταση μεταγωγής» του α νευρώνα

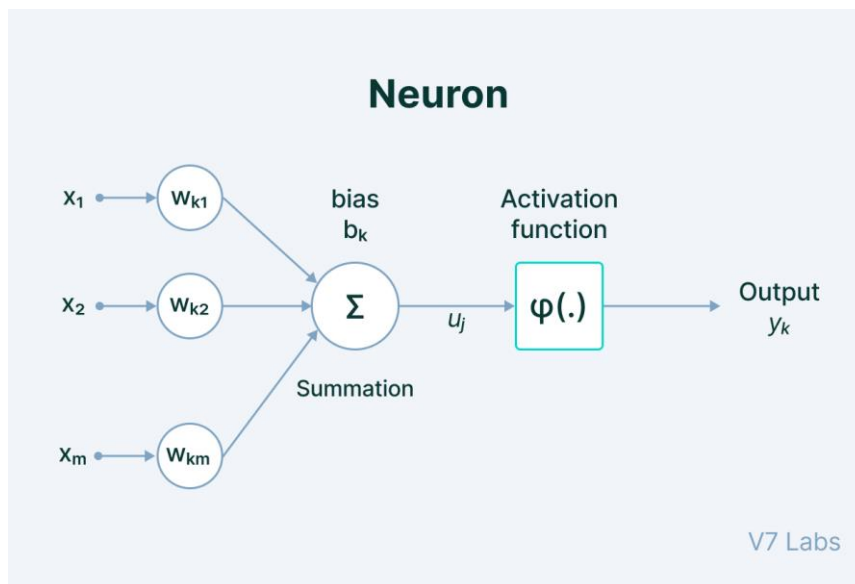
Με βάση το μοντέλο της φύσης κάθε νευρώνας είναι, ως ένα βαθμό, ανά πάσα στιγμή ενεργός. Οι αντιδράσεις των νευρώνων στις τιμές εισόδου εξαρτώνται από αυτήν την κατάσταση ενεργοποίησης κατάσταση ενεργοποίησης υποδεικνύει την έκταση της

ενεργοποίησης του νευρώνα και συχνά επαναλαμβάνεται σύντομα ως ενεργοποίηση. Ο επίσημος ορισμός του περιλαμβάνεται στον ακόλουθο ορισμό της λειτουργίας ενεργοποίησης. Αλλά γενικά, μπορεί να οριστεί ως εξής:

(Κατάσταση ενεργοποίησης / ενεργοποίηση γενικά). Έστω j ένας νευρώνας. Η κατάσταση ενεργοποίησης a_j , εν συντομία ενεργοποίηση, ορίζεται ρητά στο j , υποδεικνύει την έκταση της δραστηριότητας και των αποτελεσμάτων του νευρώνα από τη λειτουργία ενεργοποίησης.

3.3.Αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων

Η αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου αποτελείται από μεμονωμένες μονάδες που ονομάζονται νευρώνες που μιμούνται τη βιολογική συμπεριφορά του εγκεφάλου. Εδώ είναι τα διάφορα συστατικά ενός νευρώνα.



Εικόνα 14- Νευρωνικό δίκτυο

Εισαγωγή - Είναι το σύνολο των χαρακτηριστικών που τροφοδοτούνται στο μοντέλο για τη διαδικασία μάθησης. Για παράδειγμα, η είσοδος στην ανίχνευση αντικειμένου μπορεί να είναι ένας πίνακας τιμών pixel που σχετίζονται με μια εικόνα.

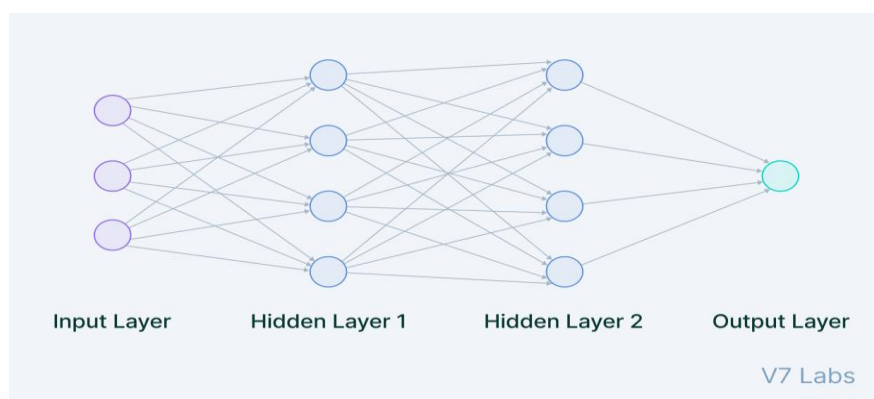
Βάρος - Η κύρια λειτουργία του είναι να δίνει σημασία σε εκείνα τα χαρακτηριστικά που συμβάλλουν περισσότερο στη μάθηση. Αυτό το κάνει εισάγοντας κλιμακωτό πολλαπλασιασμό μεταξύ της τιμής εισόδου και του πίνακα βάρους. Για παράδειγμα, μια αρνητική λέξη θα επηρεάσει την απόφαση του μοντέλου ανάλυσης συναισθήματος περισσότερο από ένα ζευγάρι ουδέτερων λέξεων.

Λειτουργία μεταφοράς - Η δουλειά της συνάρτησης μεταφοράς είναι να συνδυάζει πολλαπλές εισόδους σε μία τιμή εξόδου, ώστε να μπορεί να εφαρμοστεί η λειτουργία ενεργοποίησης. Γίνεται με μια απλή άθροιση όλων των εισόδων στη συνάρτηση μεταφοράς.

Συνάρτηση ενεργοποίησης—Εισάγει τη μη γραμμικότητα στη λειτουργία των perceptrons για να ληφθεί υπόψη η μεταβαλλόμενη γραμμικότητα με τις εισόδους. Χωρίς αυτό, η έξοδος θα ήταν απλώς ένας γραμμικός συνδυασμός τιμών εισόδου και δεν θα μπορούσε να εισαγάγει μη γραμμικότητα στο δίκτυο.

Προκατάληψη - Ο ρόλος της μεροληψίας είναι να μετατοπίσει την τιμή που παράγεται από τη συνάρτηση ενεργοποίησης. Ο ρόλος του είναι παρόμοιος με τον ρόλο μιας σταθεράς σε μια γραμμική συνάρτηση.

Όταν πολλοί νευρώνες στοιβάζονται μαζί σε μια σειρά, αποτελούν ένα στρώμα και πολλαπλά στρώματα που στοιβάζονται το ένα δίπλα στο άλλο ονομάζονται νευρωνικό δίκτυο πολλαπλών επιπέδων.



Εικόνα 15- Επίπεδα νευρωνικού δικτύου

Επίπεδο εισόδου

Τα δεδομένα που τροφοδοτούμε στο μοντέλο φορτώνονται στο επίπεδο εισόδου από εξωτερικές πηγές, όπως ένα αρχείο CSV ή μια υπηρεσία web. Είναι το μόνο ορατό επίπεδο στην πλήρη αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου που μεταβιβάζει τις πλήρεις πληροφορίες από τον έξω κόσμο χωρίς κανέναν υπολογισμό.

Κρυφά Επίπεδα

Τα κρυφά επίπεδα είναι αυτά που κάνουν τη βαθιά μάθηση αυτό που είναι σήμερα. Είναι ενδιάμεσα επίπεδα που κάνουν όλους τους υπολογισμούς και εξάγουν τα χαρακτηριστικά από τα δεδομένα. Μπορεί να υπάρχουν πολλαπλά διασυνδεδεμένα κρυφά επίπεδα που αντιπροσωπεύουν την αναζήτηση διαφορετικών κρυφών χαρακτηριστικών στα δεδομένα. Για παράδειγμα, στην επεξεργασία εικόνας, τα πρώτα κρυφά επίπεδα είναι υπεύθυνα για χαρακτηριστικά υψηλότερου επιπέδου όπως άκρες, σχήματα ή όρια. Από την άλλη πλευρά, τα μεταγενέστερα κρυφά στρώματα εκτελούν πιο περίπλοκες εργασίες όπως η αναγνώριση πλήρων αντικειμένων (αυτοκίνητο, κτίριο, άτομο).

Επίπεδο εξόδου

Το επίπεδο εξόδου λαμβάνει δεδομένα από τα προηγούμενα κρυφά επίπεδα και καταλήγει σε μια τελική πρόβλεψη με βάση τις γνώσεις του μοντέλου. Είναι το πιο σημαντικό στρώμα όπου παίρνουμε το τελικό αποτέλεσμα. Στην περίπτωση μοντέλων ταξινόμησης/παλινδρόμησης, το επίπεδο εξόδου έχει γενικά έναν μόνο κόμβο. Ωστόσο, είναι εντελώς συγκεκριμένο για το πρόβλημα και εξαρτάται από τον τρόπο κατασκευής του μοντέλου.

3.4.Τυπικά νευρωνικά δίκτυα

3.4.1. Το Perceptron

Το Perceptron είναι η απλούστερη αρχιτεκτονική νευρωνικών δικτύων. Είναι ένας τύπος νευρωνικού δικτύου που λαμβάνει έναν αριθμό εισόδων, εφαρμόζει ορισμένες μαθηματικές πράξεις σε αυτές τις εισόδους και παράγει μια έξοδο. Παίρνει ένα διάνυσμα εισροών

πραγματικών τιμών, εκτελεί έναν γραμμικό συνδυασμό κάθε χαρακτηριστικού με το αντίστοιχο βάρος που έχει εκχωρηθεί σε καθένα από αυτά.

Η σταθμισμένη είσοδος αθροίζεται σε μία μόνο τιμή και περνά μέσα από μια συνάρτηση ενεργοποίησης.

Αυτές οι μονάδες perceptron συνδυάζονται για να σχηματίσουν μια μεγαλύτερη αρχιτεκτονική τεχνητού νευρωνικού δικτύου.

3.4.2. Δίκτυα τροφοδοσίας

Το Perceptron αντιπροσωπεύει πώς λειτουργεί ένας μεμονωμένος νευρώνας. Αλλά τι γίνεται με μια σειρά από perceptron στοιβαγμένα σε μια σειρά και στοιβαγμένα σε διαφορετικά στρώματα; Πώς μαθαίνει το μοντέλο τότε; Είναι ένα πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο και, όπως υποδηλώνει το όνομα, οι πληροφορίες μεταβιβάζονται προς την εμπρός κατεύθυνση — από αριστερά προς τα δεξιά.

Στο μπροστινό πέρασμα, οι πληροφορίες έρχονται μέσα στο μοντέλο μέσω του επιπέδου εισόδου, περνούν από τη σειρά των κρυφών επιπέδων και τελικά πηγαίνουν στο επίπεδο εξόδου. Αυτή η αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων είναι από τη φύση της προς τα εμπρός—οι πληροφορίες δεν επαναλαμβάνονται με δύο κρυφά επίπεδα.

Τα τελευταία επίπεδα δεν δίνουν ανάδραση στα προηγούμενα επίπεδα. Η βασική διαδικασία εκμάθησης των Δικτύων Προώθησης Τροφοδοσίας παραμένει η ίδια με το perceptron.

3.4.3. Υπολειμματικά δίκτυα (ResNet)

Τα πολύ βαθιά νευρωνικά δίκτυα είναι εξαιρετικά δύσκολο να εκπαιδεύονται λόγω προβλημάτων βαθμίδας που εξαφανίζονται και εκρήγνυνται. Τα ResNets παρέχουν μια εναλλακτική διαδρομή για τη ροή δεδομένων για να κάνουν τη διαδικασία εκπαίδευσης

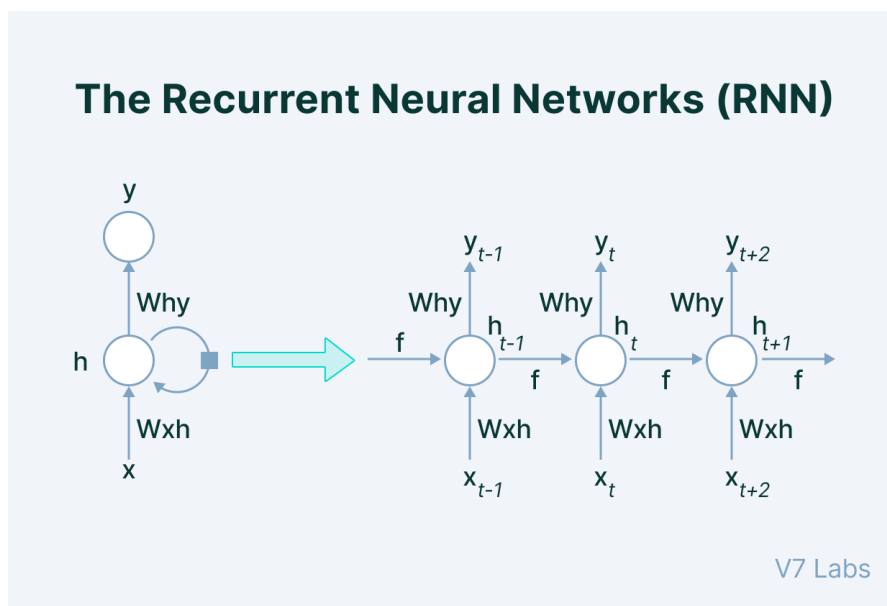
πολύ πιο γρήγορη και ευκολότερη. Αυτό είναι διαφορετικό από την προσέγγιση τροφοδοσίας των προηγούμενων αρχιτεκτονικών νευρωνικών δικτύων.

Η βασική ιδέα πίσω από το ResNet είναι ότι ένα βαθύτερο δίκτυο μπορεί να δημιουργηθεί από ένα ρηχό δίκτυο αντιγράφοντας το βάρος από τα ρηχά αντίστοιχα χρησιμοποιώντας χαρτογράφηση ταυτότητας. Τα δεδομένα από τα προηγούμενα επίπεδα προωθούνται γρήγορα και αντιγράφονται πολύ προς τα εμπρός στα νευρωνικά δίκτυα. Αυτό είναι αυτό που ονομάζουμε συνδέσεις παράβλεψης που εισήχθη για πρώτη φορά στα Residual Networks για την επίλυση εξαφανιζόμενων κλίσεων.

3.4.4.Επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα (RNN)

Η βασική αρχιτεκτονική βαθιάς εκμάθησης έχει ένα σταθερό μέγεθος εισόδου και αυτό λειτουργεί ως αποκλεισμός σε σενάρια όπου το μέγεθος εισόδου δεν είναι σταθερό. Επίσης, οι αποφάσεις που ελήφθησαν από το μοντέλο βασίστηκαν στην τρέχουσα είσοδο χωρίς ανάμνηση του παρελθόντος.

Τα επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα λειτουργούν πολύ καλά με αλληλουχίες δεδομένων ως είσοδο. Η λειτουργικότητά του μπορεί να φανεί στην επίλυση προβλημάτων NLP όπως ανάλυση συναισθήματος, φίλτρα ανεπιθύμητης αλληλογραφίας, προβλήματα χρονοσειρών όπως πρόβλεψη πωλήσεων, πρόβλεψη χρηματιστηρίου κ.λπ.



Εικόνα 16- Επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα

Η είσοδος έχει τη μορφή διαδοχικών δεδομένων που τροφοδοτούνται στο RNN, το οποίο έχει μια κρυφή εσωτερική κατάσταση που ενημερώνεται κάθε φορά που διαβάζει την ακόλουθη ακολουθία δεδομένων στην είσοδο. Η εσωτερική κρυφή κατάσταση θα ανατροφοδοτηθεί στο μοντέλο. Το RNN παράγει κάποια έξοδο σε κάθε χρονική σήμανση. Η μαθηματική αναπαράσταση δίνεται παρακάτω:

$$h_t = f_w(h_{t-1}, x_t)$$

● new state ● Some function with parameters W
● old state ● Input vector at some time step

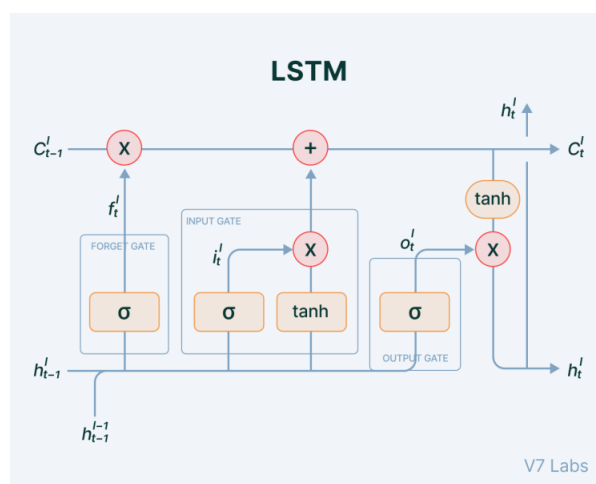
V7 Labs

Εικόνα 17- Μαθηματική αναπαράσταση RNN

3.4.5. Το Δίκτυο Μακροπρόθεσμης Μνήμης (LSTM)

Στο RNN, κάθε πρόβλεψη είχε μόνο μια χρονική σήμανση πίσω και έχει πολύ βραχυπρόθεσμη μνήμη. Δεν χρησιμοποιεί πληροφορίες από πιο πίσω. Για να το διορθώσουμε αυτό, μπορούμε να πάρουμε τη δομή των Recurrent Neural Networks και να την επεκτείνουμε προσθέτοντας μερικά ακόμη κομμάτια σε αυτήν.

Το κρίσιμο μέρος που προσθέτουμε σε αυτά τα επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα είναι η μνήμη. Θέλουμε να μπορεί να θυμάται τι συνέβη πριν από πολλές χρονικές σημάνσεις. Για να το πετύχουμε αυτό, πρέπει να προσθέσουμε επιπλέον δομές που ονομάζονται πύλες στη δομή του τεχνητού νευρωνικού δικτύου.



Εικόνα 18- Δίκτυο μακροπρόθεσμης μνήμης

Κατάσταση κυψέλης (c_t): Αντιστοιχεί στο περιεχόμενο μακροπρόθεσμης μνήμης του δικτύου.

Forget Gate: Ορισμένες πληροφορίες στην κατάσταση κελιού δεν χρειάζονται πλέον και διαγράφονται. Η πύλη λαμβάνει δύο εισόδους, x_t (είσοδος τρέχουσας χρονικής σφραγίδας) και h_{t-1} (προηγούμενη κατάσταση κελιού), πολλαπλασιαζόμενες με τους σχετικούς πίνακες βάρους πριν προστεθεί η μεροληψία. Το αποτέλεσμα αποστέλλεται σε μια συνάρτηση ενεργοποίησης, η οποία εξάγει μια δυαδική τιμή που αποφασίζει εάν οι πληροφορίες θα διατηρηθούν ή θα ξεχαστούν.

Πύλη εισόδου: Αποφασίζει ποια νέα πληροφορία θα προστεθεί στην κατάσταση κελιού. Είναι παρόμοιο με την πύλη λήθης χρησιμοποιώντας την τρέχουσα είσοδο χρονικής σήμανσης και την προηγούμενη κατάσταση κελιού με μόνη διαφορά τον πολλαπλασιασμό με ένα διαφορετικό σύνολο βαρών.

Πύλη εξόδου: Η δουλειά της πύλης εξόδου είναι να εξάγει σημαντικές πληροφορίες από την τρέχουσα κατάσταση κυψέλης και να τις παρέχει ως έξοδο.

3.4.6. Echo State Networks (ESN)

Τα δίκτυα κατάστασης ηχούς είναι ένα RNN με αραιά συνδεδεμένα κρυφά επίπεδα με τυπική συνδεσιμότητα 1%. Η συνδεσιμότητα και το βάρος των κρυμμένων νευρώνων καθορίζονται και εκχωρούνται τυχαία. Μπορεί να θεωρηθεί ως ένα γραμμικό μοντέλο της σταθμισμένης εισόδου που διέρχεται από όλα τα κρυφά επίπεδα και τη στοχευμένη έξοδο. Η κύρια ιδέα είναι να διατηρηθούν σταθερά τα πρώτα στρώματα. Τα μόνα βάρη που θα τροποποιηθούν κατά τη διάρκεια της προπόνησης είναι για τη σύνοψη που συνδέει τα κρυφά στρώματα με τα στρώματα εξόδου. Αυτό κάνει τη λειτουργία απώλειας απλή και εύκολη στη διαφοροποίηση.

3.4.7. Συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (CNN)

Όταν προσθέτουμε ένα συνελκτικό επίπεδο σε ένα δίκτυο, πρέπει να καθορίσουμε τον αριθμό των φίλτρων. Ένα φίλτρο μπορεί να θεωρηθεί ως ένας σχετικά μικρός πίνακας για τον οποίο αποφασίζουμε τον αριθμό των γραμμών και στηλών που έχει αυτός ο πίνακας. Η τιμή αυτού του πίνακα χαρακτηρίζεται αρχικοποιείται με τυχαίους αριθμούς. Όταν αυτό το συνελκτικό επίπεδο λαμβάνει τιμές εικονοστοιχείων δεδομένων εισόδου, το φίλτρο θα περιστρέφεται σε κάθε ενημερωμένη έκδοση του πίνακα εισόδου.

Η έξοδος του συνελκτικού επιπέδου περνά συνήθως μέσω της συνάρτησης ενεργοποίησης ReLU για να φέρει μη γραμμικότητα στο μοντέλο. Παίρνει τον χάρτη χαρακτηριστικών και αντικαθιστά όλες τις αρνητικές τιμές με μηδέν.

Η συγκέντρωση είναι ένα πολύ σημαντικό βήμα στα ConvNets, καθώς μειώνει τον υπολογισμό και κάνει το μοντέλο ανεκτικό σε παραμορφώσεις και παραλλαγές. Τα πλήρως συνδεδεμένα πυκνά νευρωνικά δίκτυα θα χρησιμοποιούσαν μια ισοπεδωμένη μήτρα χαρακτηριστικών και θα προβλέπουν ανάλογα με την περίπτωση χρήσης.

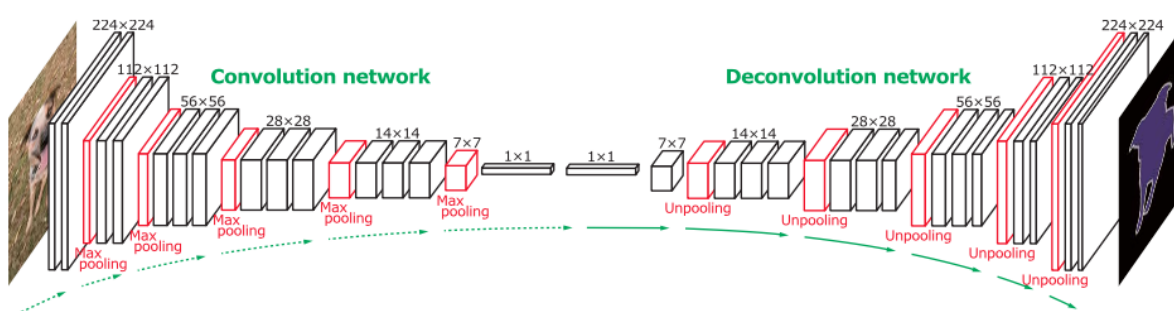
Τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα είναι ένας τύπος νευρωνικών δικτύων τροφοδοσίας που χρησιμοποιούνται σε εργασίες όπως ανάλυση εικόνας, επεξεργασία φυσικής γλώσσας και άλλα σύνθετα προβλήματα ταξινόμησης εικόνων.

Ένα CNN έχει κρυφά επίπεδα συνελκτικών επιπέδων που αποτελούν τη βάση των ConvNets. Τα χαρακτηριστικά αναφέρονται σε μικρές λεπτομέρειες στα δεδομένα της εικόνας, όπως άκρες, περιγράμματα, σχήματα, υφές, αντικείμενα, κύκλοι κ.λπ.

Σε υψηλότερο επίπεδο, τα συνελκτικά επίπεδα ανιχνεύουν αυτά τα μοτίβα στα δεδομένα της εικόνας με τη βοήθεια φίλτρων. Οι λεπτομέρειες υψηλότερου επιπέδου φροντίζονται από τα πρώτα συνελκτικά επίπεδα. Όσο πιο βαθιά πηγαίνει το δίκτυο, τόσο πιο περίπλοκη γίνεται η αναζήτηση μοτίβων. Για παράδειγμα, σε μεταγενέστερα στρώματα και όχι σε άκρες και απλά σχήματα, τα φίλτρα μπορεί να ανιχνεύσουν συγκεκριμένα αντικείμενα όπως μάτια ή αυτιά και τελικά μια γάτα, έναν σκύλο και άλλα.

3.4.8. Τα αποσυνελικτικά νευρωνικά δίκτυα (DNN)

Τα αποσυνελικτικά νευρωνικά δίκτυα είναι CNN που λειτουργούν με αντίστροφο τρόπο. Όταν χρησιμοποιούμε συνελικτικά επίπεδα και max-pooling, το μέγεθος της εικόνας μειώνεται. Για να πάμε στο αρχικό μέγεθος, χρησιμοποιούμε upsampling και μεταθέτουμε συνελικτικά στρώματα. Η upsampling δεν έχει εκπαιδευσιμες παραμέτρους—απλώς επαναλαμβάνει τις γραμμές και τις στήλες των δεδομένων εικόνας με τα αντίστοιχα μεγέθη της.



Εικόνα 19- Αποσυνελικτικά νευρωνικά δίκτυα

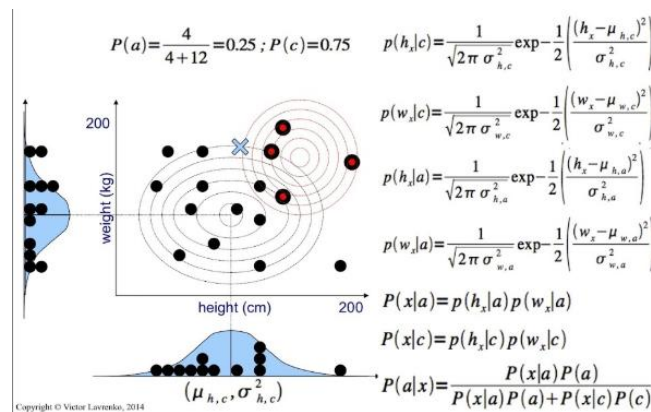
3.5. Αλγόριθμοι Bayesian

Μια οικογένεια αλγορίθμων όπου όλοι μοιράζονται μια κοινή αρχή, δηλαδή κάθε ζεύγος χαρακτηριστικών που ταξινομείται είναι ανεξάρτητο το ένα από το άλλο. Οι ταξινομητές Naive Bayes είναι μια συλλογή αλγορίθμων ταξινόμησης που βασίζονται στο θεώρημα του Bayes. Ο τύπος του Bayes παρέχει τη σχέση μεταξύ $P(A|B)$ και $P(B|A)$.

Naive Bayes

Ένας αλγόριθμος Naive Bayes υποθέτει ότι καθένα από τα χαρακτηριστικά που χρησιμοποιεί είναι υπό όρους ανεξάρτητο το ένα από το άλλο δεδομένης κάποιας κατηγορίας. Παρέχει έναν τρόπο υπολογισμού της μεταγενέστερης πιθανότητας $P(c|x)$ από τα $P(c)$, $P(x)$ και $P(x|c)$.

Gaussian Naive Bayes



Εικόνα 20- Gaussian Naive Bayes

Ο γενικός όρος Naive Bayes αναφέρεται στις παραδοχές ανεξαρτησίας στο μοντέλο, παρά στη συγκεκριμένη κατανομή κάθε χαρακτηριστικού. Μέχρι αυτό το σημείο δεν έχουμε πει τίποτα για την κατανομή κάθε χαρακτηριστικού, αλλά στο Gaussian Naive Bayes, υποθέτουμε ότι η κατανομή της πιθανότητας είναι Gaussian (κανονική). Λόγω της υπόθεσης της κανονικής κατανομής, το Gaussian Naive Bayes χρησιμοποιείται σε περιπτώσεις που όλα τα χαρακτηριστικά μας είναι συνεχή.

Multinomial Naive Bayes

Ο όρος Multinomial Naive Bayes μας λέει απλά ότι κάθε χαρακτηριστικό έχει μια πολυωνυμική κατανομή. Χρησιμοποιείται όταν έχουμε διακριτά δεδομένα (π.χ. βαθμολογίες ταινιών που κυμαίνονται από το 1 έως το 5, καθώς κάθε βαθμολογία θα έχει συγκεκριμένη συχνότητα προς αναπαράσταση). Στην εκμάθηση κειμένου έχουμε το πλήθος κάθε λέξης για να προβλέψουμε την τάξη ή την ετικέτα. Αυτός ο αλγόριθμος χρησιμοποιείται κυρίως για προβλήματα ταξινόμησης εγγράφων (αν ένα έγγραφο ανήκει στην κατηγορία των αθλημάτων, της πολιτικής, της τεχνολογίας κ.λπ.). Τα χαρακτηριστικά/προγνωστικά που χρησιμοποιούνται από τον ταξινομητή είναι η συχνότητα των λέξεων που υπάρχουν στο έγγραφο.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4- Προσαρμοστικό νευρο-ασαφές σύστημα εξαγωγής συμπεράσματος – ANFIS

4.1.Νευρο-ασαφή συστήματα

Ένα προσαρμοστικό νευροασαφές σύστημα συμπερασμάτων (ANFIS) είναι ένας τύπος τεχνητής νοημοσύνης που συνδυάζει τα οφέλη τόσο των νευρωνικών δικτύων όσο και των συστημάτων ασαφούς λογικής. Το ANFIS είναι σε θέση να μαθαίνει και να λαμβάνει αποφάσεις με βάση δεδομένα, όπως ακριβώς ένα νευρωνικό δίκτυο, αλλά μπορεί επίσης να χειρίζεται ανακριβή ή ελλιπή δεδομένα, όπως ένα σύστημα ασαφούς λογικής. Αυτό καθιστά το ANFIS ιδανικό για εφαρμογές όπου τα δεδομένα αλλάζουν συνεχώς ή δεν είναι πάντα ακριβή (Ali et al., 2012).

Σε αυτά τα νευρο-ασαφή δίκτυα, τα βάρη σύνδεσης και οι συναρτήσεις διάδοσης και ενεργοποίησης διαφέρουν από τα κοινά νευρωνικά δίκτυα. Αν και υπάρχουν πολλές διαφορετικές προσεγγίσεις, συνήθως χρησιμοποιούμε τον όρο νευρο-ασαφές σύστημα για προσεγγίσεις που εμφανίζουν τις ακόλουθες ιδιότητες:

Ένα νευρο-ασαφή σύστημα βασίζεται σε ένα ασαφές σύστημα το οποίο εκπαιδεύεται από έναν αλγόριθμο μάθησης που προέρχεται από τη θεωρία νευρωνικών δικτύων. Η (ευρετική) διαδικασία εκμάθησης λειτουργεί με τοπικές πληροφορίες και προκαλεί μόνο τοπικές τροποποιήσεις στο υποκείμενο ασαφές σύστημα (Ali et al., 2012).

Ένα νευρο-ασαφές σύστημα μπορεί να θεωρηθεί ως ένα νευρωνικό δίκτυο τροφοδοσίας 3 επιπέδων. Το πρώτο επίπεδο αντιπροσωπεύει μεταβλητές εισόδου, το μεσαίο (κρυφό) επίπεδο αντιπροσωπεύει ασαφείς κανόνες και το τρίτο επίπεδο αντιπροσωπεύει μεταβλητές εξόδου. Τα ασαφή σύνολα κωδικοποιούνται ως (ασαφή) βάρη σύνδεσης. Δεν είναι απαραίτητο να αναπαραστήσουμε ένα ασαφές σύστημα όπως αυτό για να εφαρμόσουμε έναν αλγόριθμο μάθησης σε αυτό. Ωστόσο, μπορεί να είναι βολικό, επειδή αντιπροσωπεύει τη ροή δεδομένων της επεξεργασίας και της εκμάθησης εισροών εντός του μοντέλου.

Παρατήρηση: Μερικές φορές χρησιμοποιείται μια αρχιτεκτονική 5 επιπέδων, όπου τα ασαφή σύνολα αντιπροσωπεύονται στις μονάδες του δεύτερου και του τέταρτου επιπέδου.

Ένα νευρο-ασαφές σύστημα μπορεί πάντα να ερμηνεύεται (δηλαδή πριν, κατά τη διάρκεια και μετά τη μάθηση) ως ένα σύστημα ασαφών κανόνων. Είναι επίσης δυνατό να δημιουργηθεί το σύστημα από δεδομένα εκπαίδευσης από την αρχή, καθώς είναι δυνατό να αρχικοποιηθεί με προηγούμενη γνώση με τη μορφή ασαφών κανόνων.

Παρατήρηση: Δεν καθορίζουν όλα τα νευρο-ασαφή μοντέλα διαδικασίες εκμάθησης για τη δημιουργία ασαφών κανόνων.

Η διαδικασία εκμάθησης ενός νευροασαφούς συστήματος λαμβάνει υπόψη τις σημασιολογικές ιδιότητες του υποκείμενου ασαφούς συστήματος. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα περιορισμούς στις πιθανές τροποποιήσεις που ισχύουν για τις παραμέτρους του συστήματος.

Παρατήρηση: Δεν έχουν όλες οι νευροασαφείς προσεγγίσεις αυτή την ιδιότητα.

Ένα νευρο-ασαφές σύστημα προσεγγίζει μια συνάρτηση $\$n\$$ -διάστασης (άγνωστη) που ορίζεται εν μέρει από τα δεδομένα εκπαίδευσης. Οι ασαφείς κανόνες που κωδικοποιούνται μέσα στο σύστημα αντιπροσωπεύουν ασαφή δείγματα και μπορούν να θεωρηθούν ως πρωτότυπα των δεδομένων εκπαίδευσης. Ένα νευρο-ασαφές σύστημα δεν πρέπει να θεωρείται ως ένα είδος (ασαφούς) έμπειρου συστήματος και δεν έχει καμία σχέση με τη ασαφή λογική με τη στενή έννοια.

Τα νευροασαφή συστήματα είναι ένας τύπος τεχνητής νοημοσύνης που συνδυάζει τα οφέλη τόσο των νευρωνικών δικτύων όσο και της ασαφούς λογικής.

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι καλά στην αναγνώριση προτύπων, ενώ η ασαφής λογική είναι καλή στο χειρισμό ανακριβών ή ελλιπών δεδομένων. Τα νευροασαφή συστήματα μπορούν επομένως να αντιμετωπίσουν τόσο τα δομημένα δεδομένα που χειρίζονται καλά τα νευρωνικά δίκτυα όσο και τα μη δομημένα δεδομένα που η ασαφής λογική χειρίζεται καλά.

Τα νευροασαφή συστήματα έχουν χρησιμοποιηθεί σε ποικίλες εφαρμογές, συμπεριλαμβανομένων συστημάτων ελέγχου, συστημάτων υποστήριξης αποφάσεων και εξόρυξης δεδομένων. Μερικά από τα οφέλη των νευροασαφών συστημάτων περιλαμβάνουν:

1. Μπορούν να ασχοληθούν τόσο με δομημένα όσο και με μη δομημένα δεδομένα.
2. Είναι καλοί στην αναγνώριση προτύπων.
3. Μπορούν να χειριστούν ανακριβή ή ελλιπή δεδομένα.
4. Έχουν χρησιμοποιηθεί σε ποικίλες εφαρμογές.

4.2. Μοντέλο ANFIS (Adaptive Neuro – Fuzzy Inference System)

Το μοντέλο ANFIS ανήκει στα προσαρμοσμένα δίκτυα και παρουσιάζει αρκετές ομοιότητες με τα νευρωνικά δίκτυα. Ο τρόπος λειτουργίας του μοντέλου είναι να χρησιμοποιεί ένα σύνολο εισόδων, εν συνέχεια κατασκευάζει ένα σύστημα ασαφούς συλλογικής στο οποίο οι παράμετροι των συναρτήσεων συμμετοχής προσαρμόζονται από έναν αλγόριθμο μάθησης και εξάγει ένα σύνολο επιθυμητών εξόδων. Ακολουθως ένα από τα μεγαλύτερα πλεονεκτήματα της μεθόδου είναι στην περίπτωση που υπάρχουν ζευγάρια δεδομένων εισόδων και εξόδων που εφαρμόζονται στην κατασκευή ενός μοντέλου, χωρίς να έχει αποφασιστεί ποια δομή θα ακολουθήσει . Το μοντέλο ANFIS έχει την ευχέρεια να προσαρμόζει τις συναρτήσεις συμμετοχής και τις παραμέτρους της ώστε να σχηματιστούν σύμφωνα με τα δεδομένα που υπάρχουν. Στην συνέχεια επισυνάπτονται οι κυριότεροι λόγοι που το μοντέλο ANFIS θεωρείται αρκετά εύχρηστο:

- Εύκολο στην εφαρμογή και χρήση
- Αποτελεσματική και γρήγορη εκμάθηση
- Μεγάλες ικανότητες γενίκευσης
- Πολύ καλές παροχές πάνω στην αιτιολόγηση μέσω των ασαφών κανόνων
- Τέλος, εύκολο στην ενσωμάτωση γλωσσικών και αριθμητικών γνώσεων που αφορούν την επίλυση προβλημάτων.

Εν αντιθέσι, το μοντέλο ANFIS μπορεί να οδηγηθεί σε δυσκαμψία εφαρμογής και χρήσης των μοντέλων του ,καθιστώντας το μη λειτουργικό σε ορισμένες περιπτώσεις .Οι πιο σημαντικοί περιορισμοί επισυνάπτονται στην συνέχεια και είναι οι εξής :

- Βασίζεται σε ένα FIS τύπου Sugeno
- Ύπαρξη βαρών στον εκάστοτε κανόνα
- Δεν μπορεί να υπάρξει η ίδια συνάρτηση συμμετοχής εξόδου με διαφορετικούς κανόνες
- Χρησιμοποιούνται μόνο οι προκαθορισμένοι κανόνες που εμπεριέχονται στους ορισμούς του ANFIS.
- Τέλος, έχει μόνο μια έξοδο που λαμβάνεται υπόψιν με την μέθοδο της αποασαφοποίησης του σταθμισμένου μέσου. Επίσης οι συναρτήσεις που χρησιμοποιούνται θα πρέπει να είναι του ιδίου τύπου ,δηλαδή γραμμικές ή σταθερές αντίστοιχα.

4.3. Αρχιτεκτονική ANFIS

Το ANFIS είναι το πιο δημοφιλές νευρο-ασαφή μοντέλο για την προσέγγιση εξαιρετικά πολύπλοκων, μη γραμμικών συστημάτων. Οι βασικές πτυχές του ANFIS είναι η ακρίβεια που χρησιμοποιεί η ακριβής ασαφής μοντελοποίηση και η ερμηνευτικότητα, η οποία βελτιώνει την ικανότητα γενίκευσής του. Το ANFIS έχει κερδίσει εξέχουσα θέση μεταξύ των ερευνητών για την ευρωστία του στη μοντελοποίηση ασαφών συνόλων σε ευκρινείς εισόδους και στην παροχή καθαρών εξόδων από τους ασαφείς κανόνες για λόγους συλλογιστικής. Κατά ειρωνικό τρόπο, το ANFIS πρέπει να εξισορροπήσει τη σχέση ακρίβειας-ερμηνείας.

Αρχικά, το ANFIS σχεδιάστηκε με τη χρήση Gradient Descent (GD) και Least Square Estimation (LSE) για τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων του. Ο GD είναι ένας πολύ δημοφιλής αλγόριθμος βελτιστοποίησης που χρησιμοποιείται συνήθως για την εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων. Χρησιμοποιεί μέθοδο backpropagation για τον υπολογισμό των κλίσεων, έχοντας έτσι το πιο εύκολο σύστημα υπολογισμού. Η μέθοδος βελτιστοποίησης LSE είναι πολύ κοινή σε μοντέλα που βασίζονται σε παλινδρόμηση. Υπολογίζει το ελάχιστο άθροισμα των τετραγωνικών σφαλμάτων, βρίσκοντας τους βέλτιστους συντελεστές των σφαλμάτων. Ωστόσο, αυτά δεν είναι αποτελεσματικά για τη μοντελοποίηση σύνθετων εργασιών μηχανικής που είναι εξαιρετικά μη γραμμικής φύσης και απαιτούν ακριβή έλεγχο των συστημάτων. Στη συνέχεια, παρέχει μια ευκαιρία βελτίωσης της ικανότητας του ANFIS

Ο GD είναι ένας βασικός αλγόριθμος βελτιστοποίησης που υποφέρει όταν αυξάνεται η μη γραμμικότητα του συστήματος. Ως εκ τούτου, μπορεί να αποτύχει να βρει το παγκόσμιο βέλτιστο και να παραμείνει παγιδευμένο στα τοπικά ελάχιστα. Για μεγάλα σύνολα δεδομένων, εκτελούνται περιττοί υπολογισμοί για το ίδιο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, επιβραδύνοντας τη σύγκλιση. Έχει υψηλό υπολογιστικό κόστος, όταν ενημερώνει συχνά τα βάρη του νευρωνικού δικτύου, σπαταλώντας υπολογιστικούς πόρους.

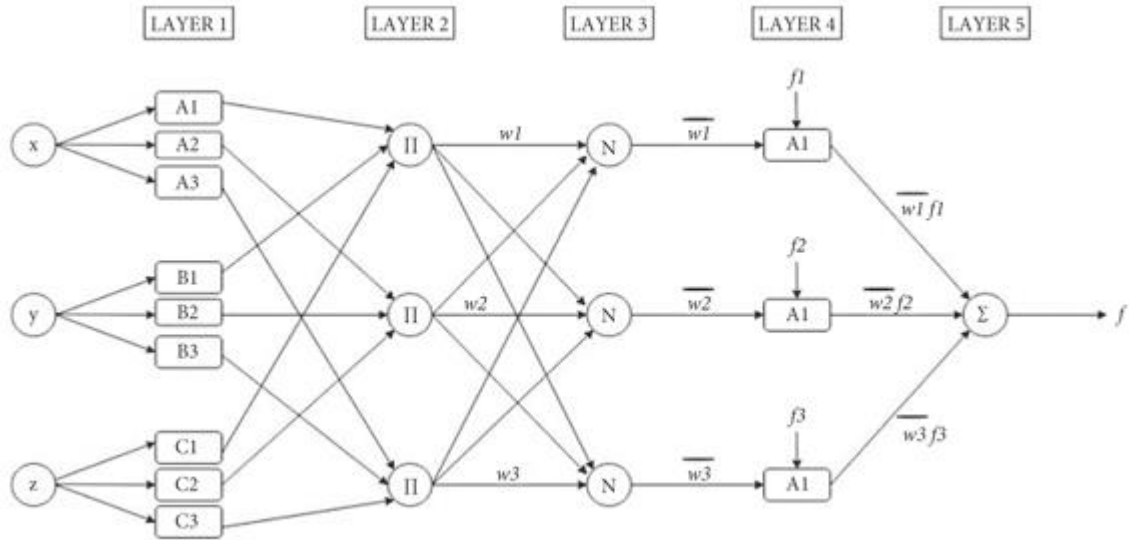
Το LSE είναι μια στοιχειώδης μέθοδος βελτιστοποίησης που είναι πολύ ευαίσθητη σε ακραίες τιμές. Η απόδοσή του επηρεάζεται όταν τα δεδομένα δεν διανέμονται κανονικά, γεγονός που οδηγεί σε υπερπροσαρμογή στις περισσότερες περιπτώσεις. Επίσης, το LSE είναι πιο υπολογιστικά ακριβό από το GD, και γίνεται πιο αργό με την αυξανόμενη πολυπλοκότητα του συστήματος.

Το ANFIS μαστιίζεται από ζητήματα που είναι εγγενή στη θεμελιώδη δομή του. Οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης που χρησιμοποιούνται είναι καθοριστικοί για την αλλαγή της απόδοσης του ANFIS. Οι μεταερευτικές τεχνικές βοηθούν το ANFIS στην αναζήτηση λύσεων για βέλτιστες και ακριβείς προβλέψεις. Οι μεταερευτικές τεχνικές παρέχουν ένα σύνολο οδηγιών υψηλού επιπέδου και ανεξάρτητα από προβλήματα για την ανάπτυξη τεχνικών βελτιστοποίησης. Αυτές οι τεχνικές έχουν βρεθεί ανώτερες από τις παραδοσιακές τεχνικές βελτιστοποίησης. Ο στόχος τους είναι να υπολογίσουν μια «αρκετά καλή» λύση σε έναν «αρκετά μικρό» υπολογιστικό χρόνο που δεν υπόκειται σε συνδυαστική έκρηξη. Ως εκ τούτου, η λύση που προκύπτει είναι γρήγορη και αποτελεσματική, επιτρέποντας τη βελτιστοποίηση του ορισμού του προβλήματος. Οι διάφορες ερευνητικές εργασίες που έχουν αναθεωρηθεί έχουν υβριδοποιήσει την τυπική αρχιτεκτονική ANFIS για να συμπεριλάβουν τέτοιους μεταερευτικούς αλγόριθμους για τη βελτιστοποίηση της υπόθεσης ANFIS και των συνακόλουθων παραμέτρων. Αυτές οι τεχνικές βελτιστοποίησης μπορούν να βελτιώσουν την τυπική αρχιτεκτονική ANFIS (Ali et al., 2012).

Οι κανόνες IF-THEN για ένα σύστημα Takagi-Sugeno 3 εισόδων περιγράφονται ως εξής.

- (i) Rule 1: IF x is A_1 , y is B_1 , z is C_1 , THEN $f_1 = p_1x + q_1y + r_1z + s_1$
- (ii) Rule 2: IF x is A_2 , y is B_2 , z is C_2 , THEN $f_2 = p_2x + q_2y + r_2z + s_2$
- (iii) Rule 3: IF x is A_3 , y is B_3 , z is C_3 , THEN $f_3 = p_3x + q_3y + r_3z + s_3$

όπου x, y, z είναι οι είσοδοι στο crisp σύνολο. A_i, B_i, C_i είναι οι γλωσσικές ετικέτες. p_i, q_i, r_i είναι οι επακόλουθες παράμετροι. Τα f_1, f_2, f_3 είναι οι συναρτήσεις ασαφούς συνδρομής εξόδου. Η τυπική αρχιτεκτονική ANFIS, όπως δίνεται στο σχήμα παρακάτω, αποτελείται από πέντε στρώματα διασυνδεδεμένων νευρώνων, εμφανή ότι τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα έχουν παρόμοιες λειτουργίες. Η αρχιτεκτονική εξηγείται εν συντομία ως εξής.



Εικόνα 21- Αρχιτεκτονική ANFIS

Στρώμα 1

Είναι το Επίπεδο Fuzzification όπου κάθε νευρώνας είναι ένας προσαρμοστικός κόμβος και διατηρεί τη ασαφή τιμή των καθαρών εισόδων. Η έξοδος του κόμβου υπολογίζεται ως εξής:

$$O_i^1 = \begin{cases} \mu_{A_i}(x), & \forall i = 1, 2, \\ \mu_{B_{i-2}}(x), & \forall i = 3, 4, \\ \mu_{C_{i-4}}(x), & \forall i = 5, 6, \end{cases}$$

όπου μ είναι μια συνάρτηση μέλους για τα ασαφή σύνολα A_i, B_i, C_i . Υπάρχουν πολυάριθμες συναρτήσεις μέλους, π.χ. Gaussian, Trapezoidal, Triangular, κ.λπ. Προτιμούμε μια συνάρτηση σε σχήμα καμπάνας στο ANFIS. Ως εκ τούτου, η συνάρτηση Gauss είναι η βέλτιστη επιλογή. Ο τύπος για τη συνάρτηση Gauss είναι:

$$f(x) = a \cdot \exp \left\{ -\frac{(x-b)^2}{2c^2} \right\}$$

όπου a, b, c είναι οι βασικές παράμετροι για τις συναρτήσεις μέλους του ANFIS.

Στρώμα 2

Αυτό είναι ένα Επίπεδο Έννοιας όπου οι νευρώνες περιέχουν το γινόμενο των εισόδων, δηλαδή το βάρος των παραμέτρων της υπόθεσης. Η έξοδος του κόμβου υπολογίζεται ως εξής:

$$O_i^2 = w_i = \mu_{Ai}(x) \cdot \mu_{Bi}(x) \cdot \mu_{Ci}(x), \quad \forall i = 1, 2, 3,$$

πού w_i είναι το βάρος του νευρώνα.

Στρώμα 3

Είναι κανονικοποιητικό στρώμα όπου οι νευρώνες είναι σταθεροί και κανονικοποιούνται από το άθροισμα των βαρών όλων των νευρώνων σε αυτό το στρώμα. Η έξοδος του κόμβου υπολογίζεται ως εξής:

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum w_i}, \quad \forall i = 1, 2, 3,$$

Στρώμα 4

Αυτό είναι το Επίπεδο Αποασαφοποίησης όπου κάθε νευρώνας είναι επίσης ένας προσαρμοστικός κόμβος και κρατά τις επακόλουθες παραμέτρους της αρχιτεκτονικής. Η έξοδος του κόμβου υπολογίζεται ως εξής:

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i \cdot (p_i x + q_i y + r_i z + s_i), \quad \forall i = 1, 2, 3.$$

Στρώμα 5

Είναι ένα επίπεδο εξόδου όπου υπάρχει ένας μόνο νευρώνας για έξοδο, που είναι το άθροισμα όλων των εισόδων. Η έξοδος του κόμβου υπολογίζεται ως εξής:

$$O_i^5 = f(x, y, z) = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}, \quad \forall i = 1, 2, 3.$$

Το κλασικό ANFIS ευνοεί την υβριδική διαδικασία εκμάθησης, όπου οι παράμετροι ενημερώνονται μέσω δύο περασμάτων και χρησιμοποιούν δύο διαφορετικούς αλγόριθμους βελτιστοποίησης.

Κατά τη διάρκεια του περάσματος προς τα εμπρός, οι επακόλουθες παράμετροι ενημερώνονται, όταν οι είσοδοι παρέχονται στο ANFIS και οι παράμετροι προϋποθέσεων διατηρούνται σταθερές, χρησιμοποιώντας LSE, οι επακόλουθες παράμετροι ενημερώνονται στο Layer 4 και η τελική έξοδος υπολογίζεται ανάλογα (Karaboga and Kaya, 2019).

Καθώς υπολογίζεται η τελική έξοδος, ξεκινά το πέρασμα προς τα πίσω, κατά τη διάρκεια της οποίας το σφάλμα μεταδίδεται πίσω στο Επίπεδο 1 και ενημερώνονται οι παράμετροι προϋποθέσεων. Σε αυτό το πέρασμα, οι επακόλουθες παράμετροι διατηρούνται σταθερές (Karaboga and Kaya, 2019).

4.4. Μοντέλο Mamdani

Το μοντέλο που πρότείνει ο Mamdani είναι αυτό που χρησιμοποιείται πιο συχνά, θεωρείται περισσότερο διαισθητικό και προσαρμόσιμο στην ανθρώπινη γλώσσα, προσθέτοντας να είναι ικανό να μεταμορφωθεί σε τύπο Sugeno (Pourjavad and Mayorga, 2019). Το μοντέλο που προτείνει ο Sugeno προσαρμόζεται καλύτερα στη μαθηματική ανάλυση και δεν χρειάζεται διαδικασία αποασαφοποίησης αφού κάθε κανόνας έχει μια ακριβή τιμή εξόδου, στην οποία ένας μέσος όρος ή το σταθμισμένο άθροισμα εφαρμόζεται για να ληφθεί το τελικό αποτέλεσμα. Ο Τσουκαμότο προτείνει ένα μοντέλο όπου το τέλος των καθορισμένων ασαφών κανόνων υποδηλώνονται μέσω μιας ασαφούς σειράς. Περιγράφει μια ακριβή τιμή για κάθε κανόνα, η οποία υποδηλώνει ότι δεν εκτελεί διαδικασία αποασαφοποίησης (Nugraha et al., 2019). Οι κανόνες ενός ασαφούς συστήματος συμπερασμάτων μπορούν να καθιερώνονται στατικά από τη γνώση και εμπειρία των εμπειρογνομώνων στον τομέα που αναλύθηκε. Αυτή η μέθοδος δεν επιτρέπει την προσαρμογή του συστήματος σε διαφοροποιήσεις στην εταιρεία και υπόκειται στην γνώση των ατόμων στο αντικείμενο. Είναι κατάλληλο να χρησιμοποιούνται μέθοδοι βελτιστοποίησης που επιτρέπουν την ύπαρξη κανόνων που προσαρμόζονται αυτόματα ανάλογα με την εξέλιξη του περιβάλλοντος εφαρμογής.

Για τη μηχανική εκμάθηση ασαφών κανόνων, διαφορετικά χρησιμοποιούνται τεχνικές. Μία από τις στρατηγικές επικεντρώνεται σχετικά με τη δημιουργία ενός συνόλου κανόνων αρχικών και στη συνέχεια τη βελτίωση τους. Μια παραλλαγή σε αυτή την προσέγγιση είναι η δημιουργία ασαφών κανόνων που βασίζονται στη διαίρεση των δυνατών λύσεων που χρησιμοποιούν εποπτευόμενη ή χωρίς επίβλεψη μάθηση (Saerullah and Wahono, 2015).

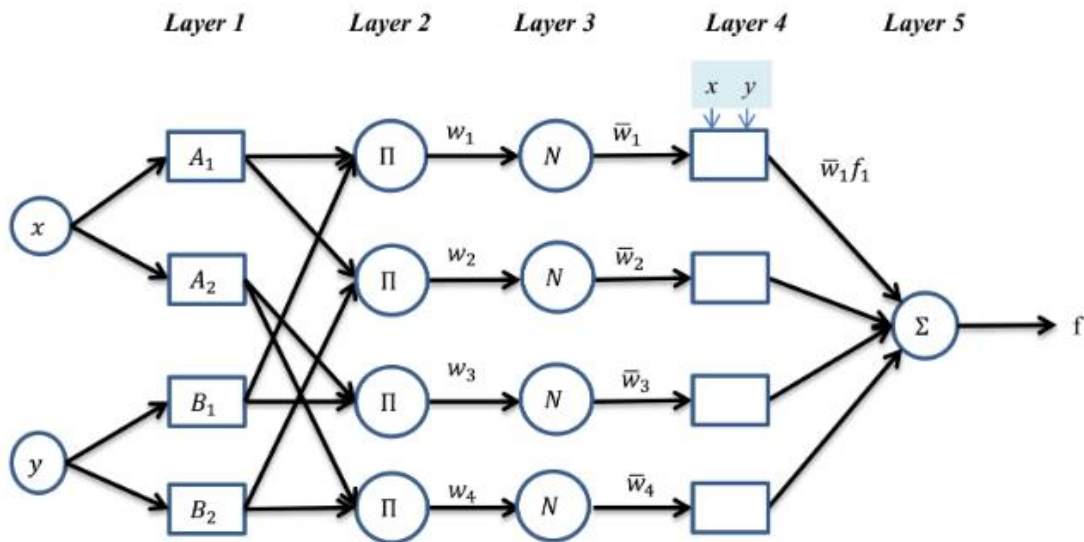
Το μοντέλο Mamdani εισήχθη αρχικά για τη δημιουργία ενός συστήματος ελέγχου. Αυτό επιτεύχθηκε με τη σύνθεση ευκρινών συνόλων σε κανόνες γλωσσικού ελέγχου. Οι γλωσσικοί κανόνες κατασκευάζονται με βάση την τεχνογνωσία και τις εμπειρίες των ανθρώπων. Σε αυτό το σύστημα, η έξοδος κάθε κανόνα είναι ένα ασαφές σύνολο από τη συνάρτηση μέλους εξόδου. Το Mamdani είναι πιο κατάλληλο για ειδικές γνώσεις επειδή είναι πιο διαισθητικό και κατανοεί εύκολα τη βάση κανόνων. Η τελική ευκρινή τιμή εξόδου υπολογίζεται μέσω της αποασαφοποίησης της ασαφούς εξόδου. Τα πλεονεκτήματα του Mamdani FIS περιλαμβάνουν τη διαισθητικότητα, την καταλληλότητα για την ανθρώπινη συνεισφορά, την κατανοητή βάση κανόνων και την ευρεία αποδοχή. Το σύστημα ασαφούς λογικής Mamdani έχει προσελκύσει το ενδιαφέρον στον τομέα της μηχανικής (Vadaralli, 2021). Λέγεται ότι έχει επίσης κερδίσει δημοτικότητα λόγω των ελκυστικών χαρακτηριστικών του, όπως η απλότητα, η ικανότητα αποτελεσματικής μοντελοποίησης σύνθετων προβλημάτων και προβλημάτων αβεβαιότητας, η λήψη αποφάσεων και η χρήση ειδικών γνώσεων, η οποία είναι κοινή στον τομέα της γεωμηχανικής και της μηχανικής του βράχου.

Οι έξοδοι του μοντέλου Mamdani είναι ασαφείς. Ωστόσο, οι έξοδοι Sugeno είναι crisp. Έτσι, το Mamdani έχει πλεονεκτήματα στο μοντέλο Sugeno: είναι πολύ συμβατό με την ανθρώπινη δομή σκέψης (Chaf et al., 2009).

Το HyFIS και το NEFCLASS είναι δύο παραδείγματα νευροασαφών ταξινομητών που βασίζονται στο Mamdani.

Το HyFIS είναι ένα νευρωνικό δίκτυο που βασίζεται στο Mamdani που αποτελείται από πέντε επίπεδα. Το πρώτο στρώμα είναι το επίπεδο εισόδου. Οι κόμβοι όρου ασαφοποίησης βρίσκονται στα στρώματα δύο και τέσσερα. Το τρίτο επίπεδο περιλαμβάνει το αν μέρος των ασαφών κανόνων ενώ το τότε μέρος αναπαρίσταται στο τέταρτο. Το τελευταίο στρώμα είναι το επίπεδο εξόδου.

Στο HyFIS, η διαδικασία μάθησης χωρίζεται σε δύο στάδια. Η ενότητα απόκτησης γνώσης χρησιμοποιείται στην πρώτη φάση για την εκμάθηση κανόνων. Η δεύτερη φάση αφορά την εκμάθηση των παραμέτρων των MFs για την επίτευξη της επιθυμητής απόδοσης. Μόνο κανόνες που είναι συνεπείς, μη περιττοί και έχουν τους υψηλότερους βαθμούς γίνονται δεκτοί και προστίθενται στη βάση κανόνων. Αυτό λύνει το πρόβλημα των αντικρουόμενων κανόνων, ενώ παράλληλα μειώνει τον αριθμό των κανόνων.

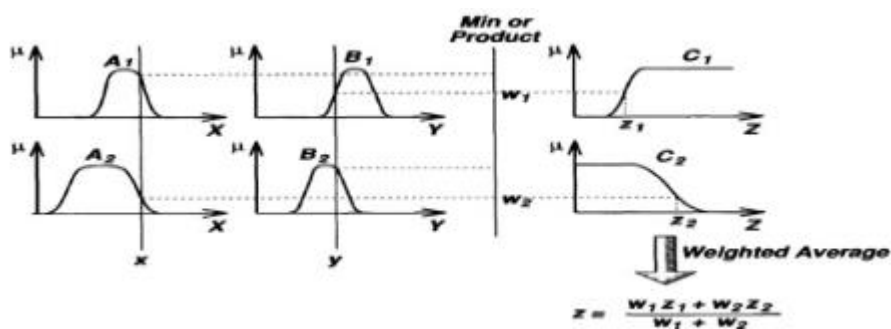


Εικόνα 22-Μοντέλο Mamdani

4.5.Μοντέλο Tsukamoto

Η μέθοδος Tsukamoto εισήχθη για πρώτη φορά από τον Tsukamoto το 1979. Είναι μια μέθοδος λήψης αποφάσεων που είναι εφαρμόσιμη σε κάθε μονοτονικό συλλογιστικό κανόνα. Η πρόθεση είναι να χρησιμοποιηθεί ένα σύστημα με έναν μόνο κανόνα. Οι συνέπειες κάθε κανόνα είναι με τη μορφή υπονοούμενων «Αιτία και Αποτελέσματα» ή υπονοούμενα «Είσοδος-Εξόδου» στην οποία το προηγούμενο και η συνέπεια πρέπει να συσχετιστεί. Κάθε κανόνας αναπαρίσταται χρησιμοποιώντας ασαφείς συσχετισμούς, με μονότονη λειτουργία συμμετοχής. Για να προσδιοριστεί το αποτέλεσμα μιας σταθερής λύσης (Crisp Solution), ο ισχυρισμός τύπων (απασαφοποίηση) που ονομάζεται χρησιμοποιείται η «μέθοδος κεντρικού μέσου όρου» .

Στα ασαφή μοντέλα Tsukamoto, η συνέπεια κάθε ασαφούς κανόνα αν-τότε αντιπροσωπεύεται από ένα ασαφές σύνολο με μονότονη συνάρτηση μέλους, όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα. Ως αποτέλεσμα, η συναγόμενη έξοδος κάθε κανόνα ορίζεται ως μια καθαρή τιμή που προκαλείται από τη δύναμη πυροδότησης του κανόνα. Η συνολική παραγωγή λαμβάνεται ως ο σταθμισμένος μέσος όρος κάθε κανόνα παραγωγής. Το σχήμα απεικονίζει τη διαδικασία συλλογισμού για ένα σύστημα δύο κανόνων δύο εισόδων (Murnawan et al., 2021).



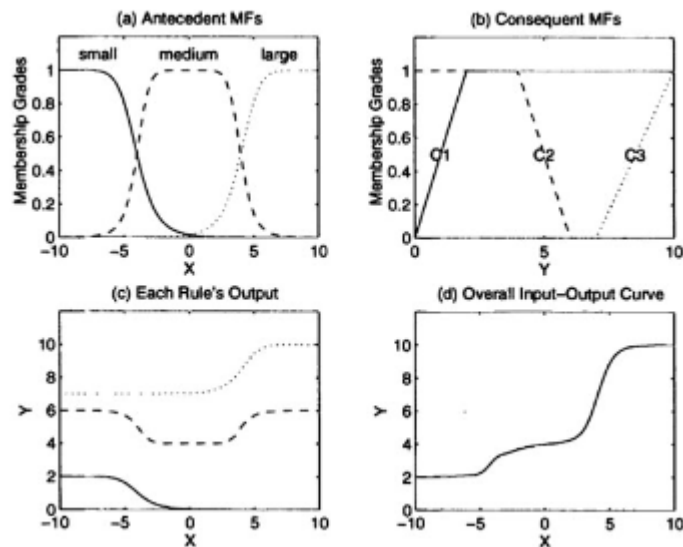
Εικόνα 23- Μοντέλο Tsukamoto

Δεδομένου ότι κάθε κανόνας συνάγει μια καθαρή έξοδο, το ασαφές μοντέλο Tsukamoto συγκεντρώνει την έξοδο κάθε κανόνα με τη μέθοδο του σταθμισμένου μέσου όρου και έτσι αποφεύγεται η χρονοβόρα διαδικασία αποασαφοποίησης. Ωστόσο, το μοντέλο Tsukamoto δεν χρησιμοποιείται συχνά, καθώς δεν είναι τόσο διαφανές όσο τα ασαφή μοντέλα Mamdani. Το παρακάτω είναι μια μεμονωμένη είσοδο παράδειγμα. Ένα παράδειγμα ασαφούς μοντέλου Tsukamoto μίας εισόδου μπορεί να εκφραστεί ως:

- Αν το X είναι μικρό τότε το Y είναι C1
- Αν το X είναι μεσαίο τότε το Y είναι C2
- Αν το X είναι μεγάλο τότε το Y είναι C3

Όπου τα προηγούμενα MF για "μικρά", "μεσαία" και "μεγάλα" φαίνονται στο Σχήμα 2(α) και τα επακόλουθα MF για τα «C1», «C2» και «C3» φαίνονται στο Σχήμα 2(β). Η συνολική καμπύλη εισόδου-εξόδου, όπως φαίνεται στο Σχήμα 2(δ), είναι ίση έως, όπου f_i είναι η

έξοδος κάθε κανόνα που προκαλείται από την ισχύ πυροδότησης W_i και MF για το C_i . Αν σχεδιάσουμε την έξοδο κάθε κανόνα f_i . Ως συνάρτηση του x , λαμβάνουμε το Σχήμα 2(c), το οποίο δεν είναι αρκετά προφανές από την αρχική βάση κανόνων και τα διαγράμματα MF.



Εικόνα 24- Ασαφή μοντέλο Tsukamoto μονής εισόδου μονής εξόδου (α) προηγούμενα MF. (β) τα επακόλουθα MF. (γ) την καμπύλη εξόδου κάθε κανόνα· (δ) συνολικά καμπύλη εισόδου-εξόδου (α), (β) δεύτερη εικόνα.

Δεδομένου ότι ο συλλογιστικός μηχανισμός του ασαφούς μοντέλου Tsukamoto δεν ακολουθεί αυστηρά τον κανόνα σύνθεσης του συμπεράσμα, η έξοδος είναι πάντα ευκρινής ακόμα και όταν οι εισοδοί είναι ασαφείς.

4.6. Μοντέλο AR (Auto-Regression)

Το μοντέλο AR ή αλλιώς το αυτοπαλινδρόμενο μοντέλο θεωρείται ένα πολύ χρήσιμο μοντέλο στον τομέα των προβλέψεων .Το συγκεκριμένο μοντέλο εφαρμόζεται σαν ένα πεπερασμένο μοντέλο στην τρέχουσα τιμή του, ενώ το γραμμικό άθροισμα των προηγούμενων τιμών της διαδικασίας και της διαταραχής α_t θεωρούνται οι τιμές της διαδικασίας που είναι χωρισμένες σε ίσα χρονικά διαστήματα(με $t, t-1, t-2, \dots, t-p$ και $z_t, z_{t-1}, \dots, z_{t-p}$). Επιπρόσθετα η τιμή p καθορίζει τον αριθμό των προηγούμενων προς εξέταση δεδομένων σημείων.

Έστω ότι:

$$\widetilde{z}_t, \widetilde{z}_{t-1}, \widetilde{z}_{t-2}, \dots, \widetilde{z}_{t-p}$$

Είναι οι αποκλίσεις από το μ .

Ισχύει:

$$\widetilde{z}_t = z_t - \mu$$

Τότε το

$$z_t = \Phi_1 z_{t-1} + \Phi_2 z_{t-2} + \dots + \Phi_p z_{t-p} + \alpha_t$$

Η διαδικασία ονομάζεται αυτοπαλινδρόμηση (AR) τάξης p . Ο λόγος είναι διότι το γραμμικό μοντέλο σχετίζεται με την εξαρτημένη τιμή z με ένα σετ ανεξάρτητων μεταβλητών x_1, x_2, \dots, x_p συν το σφάλμα α , που αναφέρεται ως ένα παλινδρόμενο μοντέλο και αντίστοιχα το z παλινδρομείτε στα x_1, x_2, \dots, x_p . Ουσιαστικά αυτό το είδος μοντέλων υπολογίζει την παλινδρόμηση των προηγούμενων χρονοσειρών και των τρέχων ή μελλοντικών τιμών της σειράς στο εκάστοτε γνωστό μοντέλο.

$$\widetilde{z}_t = \Phi_1 \widetilde{x}_1 + \Phi_2 \widetilde{x}_2 + \dots + \Phi_p \widetilde{x}_p + \alpha$$

Όπου :

- X =αντιπροσωπεύει τις παρατηρήσεις από τα προηγούμενα χρονικά σημεία
- Φ = τα βάρη

4.7. Μοντέλο MA (Moving Average)

Ο Κινητός Μέσος Όρος είναι ένας τεχνικός δείκτης που χρησιμοποιείται για τον καθορισμό μια κατεύθυνσης μιας τάσης και μια από τις εφαρμογές της είναι η πρακτική εφαρμογή στην υλοποίηση των προβλέψεων. Ουσιαστικά συνοψίζει τα σημεία δεδομένων ενός χρηματοοικονομικού τίτλου για μια συγκεκριμένη χρονική περίοδο και διαιρεί το σύνολο του με τον αριθμό των σημείων δεδομένων που καταλήγουν σε ένα μέσο ορό. Γι' αυτόν τον λόγο πήρε την ονομασία ως « Κινούμενος Μέσος Όρος» διότι επαναυπολογίζεται συνεχώς με βάση τα πιο πρόσφατα δεδομένα τιμών. Ακολούθως διατυπώνεται ο τύπος υπολογισμού του Κινητού Μέσου Όρου:

$$SMA = \frac{A_1 + A_2 + \dots + A_n}{n}$$

- SMA (Simple Moving Average) = Απλός Κινούμενος Μέσος Όρος
- A=O μέσος όρος της περιόδου n
- N=O αριθμός των περιόδων

4.8. Μοντέλο ARMA (Auto-Regressive Moving Average)

Το μοντέλο ARMA χρησιμοποιείται για να περιγράψει ασθενώς τις σταθερές στοχαστικές χρονοσειρές με όρους δύο πολυωνύμων. Αναλυτικότερα είναι ο συνδυασμός των δυο μοντέλων που έχουν προαναφερθεί, το αυτοπαλινδρόμενο μοντέλο AR και το μοντέλο του κινητού μέσου όρου MA. Εφαρμόζεται σε ένα ενιαίο μοντέλο επιτρέποντας το να αποτυπωθεί τόσο στην ορμή όσο και στα δεδομένα. Αξιοσημείωτο είναι ότι το μοντέλο ARMA επιτυγχάνει μεγαλύτερη ευκαμψία στην προσαρμογή κανονικών χρονοσειρών λόγω του ότι συνδυάζει τα μοντέλα AR και MA αντίστοιχα. Ακολούθως διατυπώνεται ο τύπος για το μοντέλο ARMA:

$$ARMA(p, q): Y_t = c + \sum_{i=1}^p \Phi_i Y_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t$$

- p= Η διαδικασία της σειράς AR
- q= Η διαδικασία της σειράς MA
- c= Σταθερά (ή μπορεί να θεωρηθεί και η μετατόπιση)
- Φ_i = Είναι ο αντίστοιχος συντελεστής i του σφάλματος του παρελθόντος
- ε_t = Είναι το σφάλμα του λευκού θορύβου*

***Παρατήρηση**

Μια χρονοσειρά λέγεται λευκός θόρυβός όταν η μέση τιμή παρουσιάζει την τιμή μηδέν και διασπορά σ_ε^2 . Επιπρόσθετα αν τα στοιχεία του λευκού θορύβου ακολουθούν Γκαουσιανή κατανομή τότε η χρονοσειρά λέγεται Γκαουσιανός λευκός θόρυβος.

4.9. Αξιολόγηση Ακρίβειας Πρόβλεψης

Για τον υπολογισμό και την μέτρηση της ακρίβειας της εκάστοτε πρόβλεψης χρησιμοποιούνται οι ακόλουθοι δείκτες :

- **RMSE** (Root Mean Square Error): Ριζά Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος
- **MSE** (Mean Square Error): Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα
- **MAE** (Mean Absolute Error): Μέσο Απόλυτο Σφάλμα
- **MAPE**(Mean Absolute Percentage Error): Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα.

Τα προαναφερθείσα σφάλματα είναι τα βασικά εργαλεία που χρησιμοποιήθηκαν για την υλοποίηση του πειραματικού μέρους της παρούσας μεταπτυχιακής διατριβής . Ακολουθως διατυπώνεται συνοπτικά το θεωρητικό υπόβαθρο του εκάστοτε δείκτη ,που έχει καταλυτικό ρόλο στην υλοποίησης της πρόβλεψης.

Η Ρίζα του Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος **RMSE**, είναι το μέτρο της ρίζας του μέσου όρου των τετραγωνικών σφαλμάτων μεταξύ των προβλεπόμενων και παρατηρούμενων πραγματικών τιμών. Θεωρείται η πιο συνηθισμένη μέθοδος ακρίβειας καθώς μετράει την τυπική απόκλιση η οποία είναι η ρίζα του τετραγωνικού μέσου σφάλματος, αναλυτικότερα μετράει την τυπική απόκλιση η οποία είναι η ρίζα του τετραγωνικού μέσου σφάλματος. Εν συνεχεία για να θεωρηθεί η πρόβλεψη πετυχημένη θα πρέπει η τιμή του μέσου τετραγωνικού σφάλματος να είναι όσο γίνεται μικρότερη. Σε ορισμένες περιπτώσεις ενώ παρουσιάζεται η τιμή αρκετά μικρή η πρόβλεψη δεν έχει καλά αποτελέσματα και στο διάγραμμα εμφανίζονται ακραίες τιμές. Σε αυτή την περίπτωση ευθύνεται η ελλείψεις εκπαίδευση του δικτύου.

Γενικός Τύπος :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\theta_{\varepsilon} - \theta)^2}$$

Οπού :

θ_{ε} =Μετρούμενη τιμή

θ = Εκτιμώμενη τιμή

N= Πλήθος δεδομένων εκπαίδευσης

Το Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (Mean Square Error) **MSE** , είναι ένα μετρώ σφάλματος στους αλγόριθμους πρόβλεψης. Αξιοσημείωτο είναι ότι αυτό το στατιστικό μοντέλο μπορεί να ποσοτικοποιήσει την μέση τετραγωνική τιμή της διακύμανσης μεταξύ των παρατηρούμενων και προβλεπόμενων τιμών. Επίσης όταν δεν υπάρχουν σφάλματα σε ένα μοντέλο, το MSE ισούται με το μηδέν και η αξία ενός μοντέλου αυξάνεται ανάλογα με τον βαθμό του σφάλματος που περιέχει. Το MSE μπορεί να μειωθεί εφόσον τα σημεία των δεδομένων τείνουν να ευθυγραμμιστούν με την γραμμή παλινδρόμησης υποδεικνύοντας λιγότερα σφάλματα στο μοντέλο. Ένα μοντέλο με λιγότερα σφάλματα παρουσιάζει πιο ακριβή πρόβλεψη ενώ σε αντίθετη περίπτωση αν το MSE είναι υψηλό τα σημεία των δεδομένων συγκεντρώνονται στενά γύρω από την μέση τιμή και παρουσιάζουν μέτριο μέσο. Επιπρόσθετα οι τιμές των δεδομένων κατανέμονται κανονικά και δεν παρουσιάζουν λοξότητα, ενώ τα λιγότερα σφάλματα ορίζονται ως η απόσταση των σημείων από την μέση τιμή.

Γενικός Τύπος:

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\theta_{\varepsilon} - \theta)^2$$

Το Μέσο Απόλυτο Σφάλμα **MAE** είναι ένα μετρώ μέσου μεγέθους λαθών που σε μια συλλογική πρόβλεψη παρουσιάζει την ιδιαιτερότητα να μην λαμβάνει υπόψιν την κατεύθυνση του. Μετριέται ως η μέση απόλυτη διαφορά μεταξύ των προβλεπόμενων τιμών και των πραγματικών τιμών , ενώ χρησιμοποιεί την αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας ενός μοντέλου παλινδρόμησης. Όπως έχει προαναφερθεί περιέχει μια εκτίμηση του μεγέθους της ακρίβειας αλλά όχι την κατεύθυνση τους, ενώ θεωρείται μια γραμμική βαθμολογία που σημαίνει ότι όλες οι μεμονωμένες διαφορές συμβάλλουν εξίσου στον μέσο όρο.

Γενικός Τύπος:

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N ||\theta_{\varepsilon} - \theta||$$

Το Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα **MAPE**, θεωρείται μια κοινή μέτρηση που χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση την ακρίβειας των προβλέψεων. Το MAPE μετράει την ποσοστιαία διαφορά μεταξύ των πραγματικών και των προβλεπόμενων τιμών για ένα συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων. Οι χαμηλότερες τιμές του MAPE υποδεικνύουν μεγαλύτερη ακρίβεια ενώ οι υψηλότερες τιμές λιγότερο ακριβείς προβλέψεις. Επίσης χρησιμοποιείται ευρέως διότι είναι εύκολα ερμηνεύσιμο, ενώ παρουσιάζει ορισμένους περιορισμούς ιδιαίτερα όταν πρόκειται για ένα σύνολο δεδομένων με καμία ή πολύ μικρή πραγματική τιμή. Καθώς μπορεί να οδηγήσει σε διαίρεση με την τιμή μηδέν ή με μεγάλα μεγέθη σφαλμάτων.

Γενικός Τύπος:

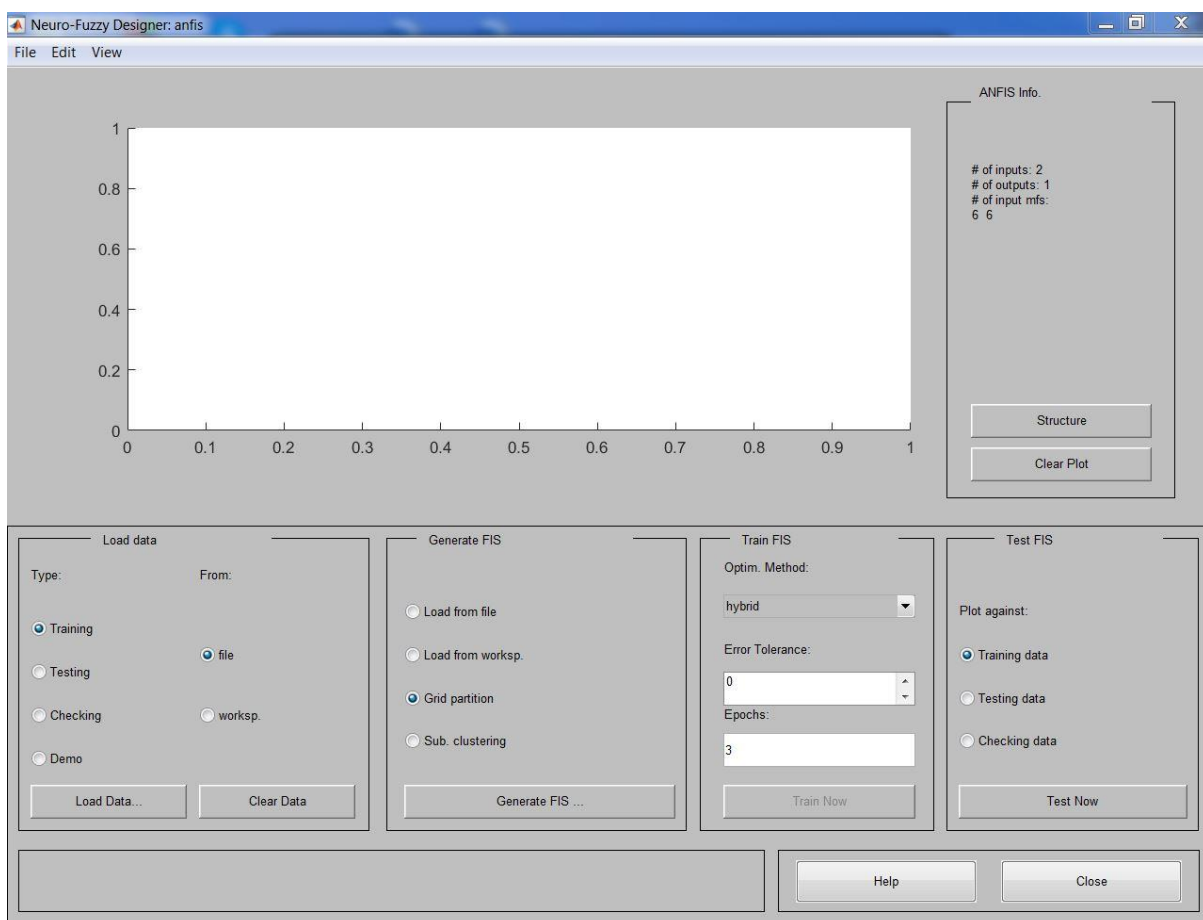
$$\mathbf{MAPE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{||\theta_{\varepsilon} - \theta||}{\theta} * 100$$

Επιπρόσθετα για την ορθότερη μελέτη της ακρίβειας της πρόβλεψης των τιμών των δανείων των εμπορικών ακινήτων της παρούσας εργασίας, εξετάζονται τα προαναφερθείσα σφάλματα ,τα οποία με βάση την βοήθεια των κριτηρίων αξιολόγησης του ANFIS εξάγουν το μοντέλο πρόβλεψης που αναλύεται εκτενέστερα στην συνέχεια.

4.10. Περιγραφή του Μοντέλου

Στο πρακτικό κομμάτι της παρούσας εργασίας υλοποιήθηκε ο αλγόριθμος με την βοήθεια του προγράμματος της Matlab, καθώς έχει αποδειχθεί ότι περιγράφει καλύτερα το μοντέλο του ANFIS. Εν συνεχεία με την χρήση των εντολών του Fuzzy Logic Toolbox το οποίο εμπεριέχει όλα τα απαραίτητα εργαλεία για την υλοποίηση, την ανάπτυξη και τον οδηγό της αναλυτικής χρήσης του μοντέλου ANFIS συντάχθηκε ο αντίστοιχος κώδικας. Ακολούθως εφαρμόστηκε η εντολής `anfis edit`, η οποία δίνει την δυνατότητα της γραφικής αναπαράστασης των αποτελεσμάτων του μοντέλου ANFIS.

Αξιοσημείωτο είναι, ότι ο χρήστης μπορεί να χρησιμοποιήσει το πρόγραμμα `m-file` από το οποίο εισάγει τα δεδομένα στον αλγόριθμο. Με την βοήθεια των συναρτήσεων συμμετοχής που έχουν προγραμματιστεί συμφωνά με την αντίστοιχη θεωρία, εκπαιδεύει το σύστημα ακολουθώντας το ελέγχει και στο τέλος εξάγει την αντίστοιχη πρόβλεψη.



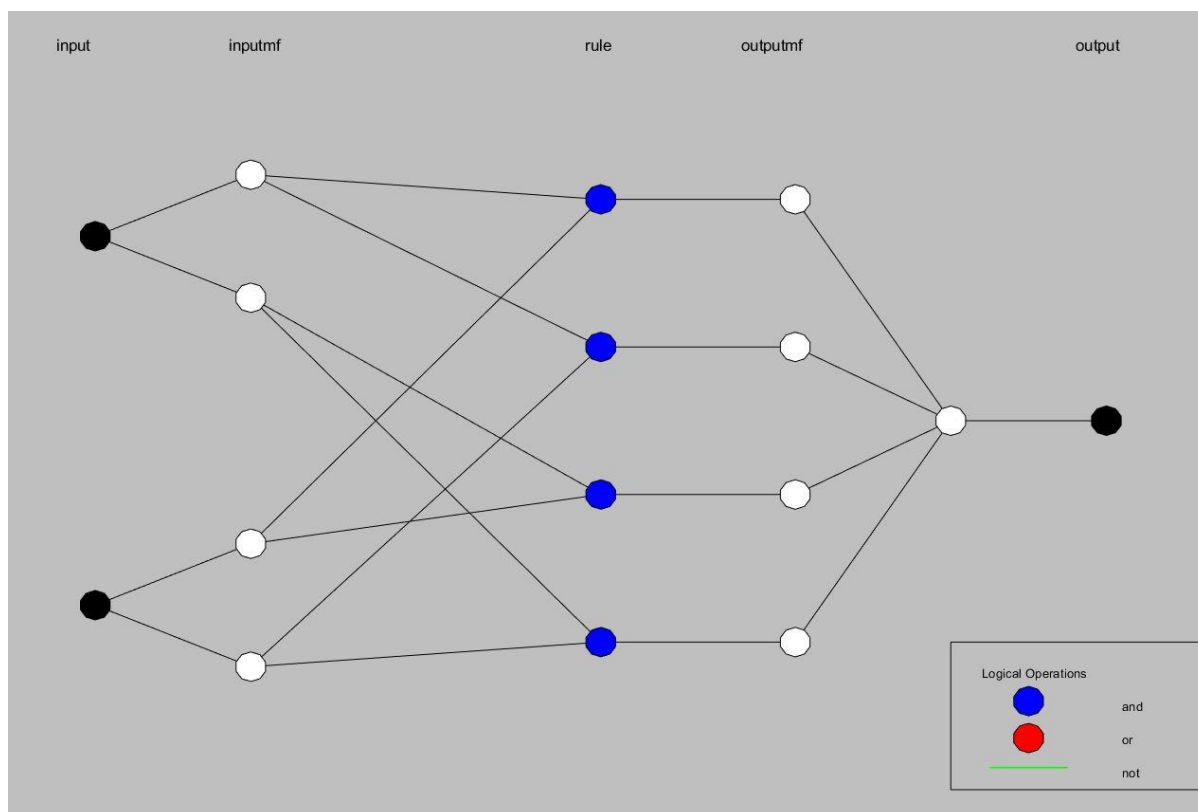
Εικόνα 25- ANFIS editor

Αξίζει να σημειωθεί, ότι το μοντέλο ANFIS ακολουθεί ευλαβικά το προγραμματιστικό περιβάλλον ,με τα αντίστοιχα βήματα που είναι τα εξής :

- Προετοιμασία
- Εκπαίδευση
- Έλεγχος
- Χρήση

Αναλυτικότερα ο αλγόριθμος δέχεται μια χρονοσειρά με τις εβδομαδιαίες τιμές των δάνειων των εμπορικών ακινήτων σε κλίμακα δισεκατομμυρίων δολαρίων ανά τιμή. Εν συνεχεία η χρονοσειρά που μελετήθηκε ξεκινάει από τις 02/06/2004 με την τελευταία καταγραφή να σημειώνεται στις 14/06/2023, αναλύει δηλαδή την περίοδο (2004-2023). Αντίστοιχα οι προαναφερθείσα χρονοσειρά ανέρχεται στις 993 παρατηρήσεις και εξάγει την πρόβλεψη των αναμενομένων τιμών για το μέλλον.

Ακολουθως από τις 993 παρατηρήσεις χρησιμοποιήθηκαν το 80% των δεδομένων , δηλαδή τα 795 δεδομένα χρησιμοποιήθηκαν για να εκπαιδεύσουν το σύστημα. Από την άλλη πλευρά το υπόλοιπο 20% των δεδομένων δηλαδή τα αντίστοιχα 198 δεδομένα αντλήθηκαν από τα συνολικά δεδομένα και χρησιμοποιήθηκαν για τον έλεγχο του συστήματος . Ουσιαστικά χρησιμοποιήθηκαν για τον έλεγχο αξιολόγησης της προβλεπτικής ικανότητας του συστήματος.



Εικόνα 26- Μοντέλο ANFIS (Commercial Real Estates Loans)

Στην (Εικόνα 26) παρουσιάζεται η δομή του μοντέλου ANFIS των δανείων των εμπορικών ακινήτων που μελετήθηκαν. Η δομή του δικτύου χωρίζεται σε 5 στρώματα και κατηγοριοποιούνται ως εξής :

Στο στρώμα 1 παρουσιάζεται το input, σε αυτό το σημείο διακρίνονται δυο κόμβοι, οι κόμβοι εισόδου. Αναλυτικότερα ο πρώτος κόμβος το input 1 , δέχεται τα δεδομένα $x(k-1)$ δηλαδή αντλεί τα δεδομένα του σήμερα και αντίστοιχα ο δεύτερος κόμβος input 2 δέχεται τα δεδομένα του χθες.

Ακολούθως στο στρώμα 2 βρίσκεται το input mf ,σε αυτό το στρώμα εφαρμόζονται οι κανόνες των κόμβων δηλαδή γίνεται η επεξεργασία των συναρτήσεων συμμετοχής.

Εν συνεχεία, στο στρώμα 3 και σε αυτό όπως και στο προηγούμενο στρώμα 4 κόμβοι . Σε αυτό το σημείο εμπεριέχονται οι κανόνες (rules),ουσιαστικά εφαρμόζονται οι μεσοί οροί των κόμβων και παρουσιάζονται οι κανόνες.

Στο στρώμα 4 είναι το output mf είναι οι προκύπτοντες κόμβοι και βρίσκονται οι μηχανισμοί συμπερασμού.

Εν κατακλείδι στο στρώμα 5 που είναι το τελευταίο στρώμα (output), εμπεριέχεται ο κόμβος εξόδου. Σε αυτό το στρώμα γίνεται η εξαγωγή του αποτελέσματος και παρουσιάζεται το $x(k)$ δηλαδή η τιμή της πρόβλεψης που εξάγει το σύστημα.

Παρατήρηση

Αξίζει να διατυπωθεί ότι ,το μοντέλο ANFIS υποστηρίζεται μόνο από σύστημα τύπου Sugeno και γι' αυτόν τον λόγο κατά την χρήση του θα πρέπει να τηρούνται οι ακόλουθες ιδιότητες :

Πρώτον, τα συστήματα τύπου Sugeno θα πρέπει να είναι μηδενικής ή πρώτης τάξης.

Δεύτερον, να έχουν ενωτικό βάρος για κάθε κανόνα.

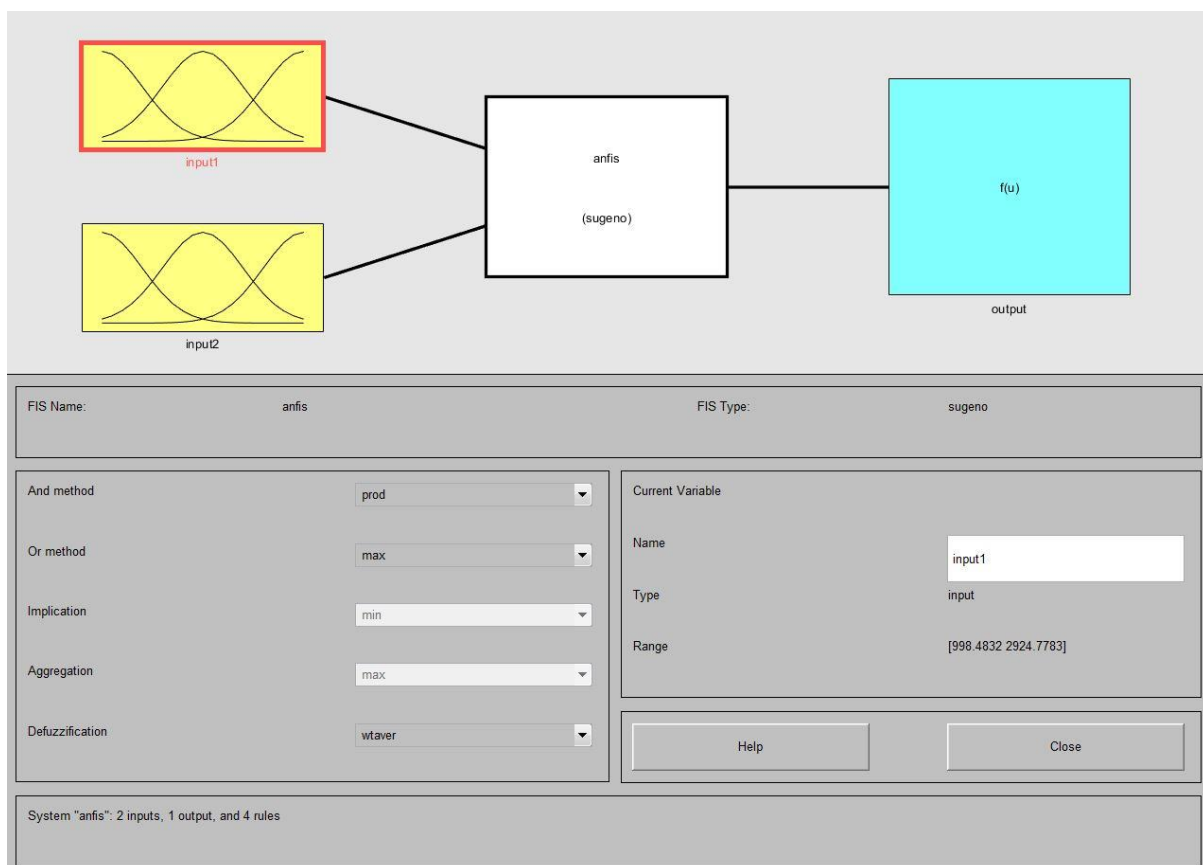
Τρίτον, να μην υπάρχει καμία ανταλλαγή ανάμεσα στους κανόνες. Ουσιαστικά οι διαφορετικοί κανόνες δεν μπορούν να μοιράζονται την ίδια συνάρτηση συμμετοχής εξόδου, δηλαδή ο αριθμός των κανόνων θα πρέπει να είναι ίσος με τον αριθμό των συναρτήσεων συμμετοχής αντίστοιχα.

Τέταρτον, το σύστημα να έχει αυστηρά μόνο μια έξοδο η οποία χρησιμοποιεί τον σταθμισμένο όρο από-ασαφοποίησης. Επίσης όλες οι συναρτήσεις συμμετοχής εξόδου θα πρέπει να είναι του ίδιου τύπου δηλαδή σταθερές ή γραμμικές.

Αξιοσημείωτο είναι ότι η δομή του συστήματος θα πρέπει να ακολουθεί πιστά τους προαναφερθέντες περιορισμούς, αν ακολουθηθούν ευλαβικά οι ιδιότητες τότε θα αποφευχθούν τυχόν σφάλματα στην μοντελοποίηση του συστήματος.

Ακολουθώς παρουσιάζεται η δομή του μοντέλου ANFIS που εξάχθηκε από το προγραμματιστικό περιβάλλον της Matlab. Όπως έχει προαναφερθεί το μοντέλο ANFIS των δανείων των εμπορικών ακινήτων αποτελείται από πέντε στρώματα, στο πρώτο στρώμα παρουσιάζονται οι δύο είσοδοι του συστήματος, δηλαδή το input 1 και input 2 αντίστοιχα. Αναλυτικότερα οι κόμβοι εισόδων λαμβάνουν τις τιμές των δανείων των εμπορικών ακινήτων μιας τυχαίας μέρας (t) και των αντίστοιχων δανείων της αμέσως προηγούμενης μέρας ($t-1$). Εν συνεχεία στα αντίστοιχα στρώματα 2 έως 4 γίνεται η διαδικασία της επεξεργασίας που ακολουθείται από ένα συστημά τύπου Sugeno, σε αυτό το σημείο γίνεται η εισαγωγή των ασαφών τιμών, η ακόλουθη προσαρμογή των κανονών του συστήματος και τέλος η διαδικασία αποασαφοποίησης ώστε το αποτέλεσμα να μετατραπεί σε αριθμό.

Επιπρόσθετα στο στρώμα 5 παρουσιάζεται το output, σε αυτό το σημείο εξαγεται η τιμή της πρόβλεψης του μοντέλου ANFIS για τις τιμές των δανείων των εμπορικών ακινήτων της επόμενης ημέρας ($t+1$).



Εικόνα 27- Δομή Μοντέλου ANFIS

Εν συνεχεία για να επιτευχθεί η πρόβλεψη στα μοντέλα ANFIS γίνονται αρκετές δοκιμές των συναρτήσεων συμμετοχής ανά εποχή, ενώ η βέλτιστη δυνατή πρόβλεψη του συστήματος παρουσιάζεται η τιμή με το μικρότερο σφάλμα που εξάγει η συνάρτηση συμμετοχής

συγκριτικά με τις υπόλοιπες συναρτήσεις. Στην παρούσα εργασία έγιναν μοντελοποιήσεις στα σφάλματα του RMSE, MSE, MAE και MAPE αντίστοιχα. Ακολουθώντας το μικρότερο σφάλμα που εξήγαγε το σύστημα ήταν η συνάρτηση `pimf` δηλαδή η πολυωνυμική συνάρτηση του σχήματος π. Η συνάρτηση π αποτελείται από τις εξής τέσσερις παραμέτρους:

Mf_pimf: (left_feet, left_peak, right_peak, right_feet)

Παράμετροι :

Αριστερό πόδι (left_feet) : Η συγκεκριμένη τιμή καθορίζει το αριστερό πόδι της συνάρτησης μέλους

Αριστερή κορυφή (left_peak): Η τιμή αυτή καθορίζει την αριστερή κορυφή της συνάρτησης μέλους

Δεξιά κορυφή (right_peak): Η τιμή αυτή καθορίζει την δεξιά κορυφή της συνάρτησης μέλους

Δεξί πόδι (right_feet): Η τιμή αυτή καθορίζει το δεξί πόδι της συνάρτησης μέλους

Αξιοσημείωτο είναι ότι η μηχανή συμπερασμάτων υπολογίζει την συνολική τιμή της μεταβλητής εξόδου ελέγχου με βάση τις επιμέρους συνεισφορές του κανόνα. Επίσης τα ασαφή σύνολα περιγράφουν την έννοια του κανόνα που ισχύει στο `pimf` και υπολογίζεται με βάση τον κανόνα της τομής T-norm. Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό είναι ότι ο ασαφής ελεγκτής `pi` για ένα δεδομένο τομέα x και παράμετρος $[a,b,c,d]$ επιστρέφει τις αντίστοιχες τιμές y . Το όρισμα του θα πρέπει να είναι ένας πραγματικός αριθμός ή ένα μη κενό διάνυσμα πραγματικών αριθμών, ενώ οι αντίστοιχες τιμές στο κλειστό διάστημα a, b, c και d θα πρέπει να είναι εξίσου πραγματικές. Τέλος, θα πρέπει να ισχύει η εξής ιδιότητα : $a < b \leq c < d$ και οι τιμές που θα επιστρέφει να είναι πάντα μεταξύ των περιοχών $[0,1]$.

Παρατήρηση

Αλλά εξίσου σημαντικά μοντέλα που μοντελοποιήθηκαν στην παρούσα εργασία και έδωσαν αρκετά καλά αποτελέσματα είναι οι συναρτήσεις καμπανοειδούς μορφής και οι Γκαουσιανές συναρτήσεις αντίστοιχα. Αναλυτικότερα η καμπανοειδής συνάρτηση θεωρείται μια από τις πιο δημοφιλής επιλογές ,σημαντικά χαρακτηριστικά αυτών των συναρτήσεων είναι η ομαλότητα και ο καθορισμός των ασαφών συνόλων του κατά την μοντελοποίηση, επίσης έχουν το προνόμιο να είναι ομαλές και μη μηδενικές σε κάθε σημείο. Αντίστοιχα οι Γκαουσιανές συναρτήσεις παρουσιάζουν αρκετά πλεονεκτήματα κατά την εφαρμογή τους ,ενώ κατατάσσονται στις αρκετά αξιόπιστες επιλογές. Επίσης οι καμπανοειδείς συναρτήσεις σε σχέση με τις Γκαουσιανές διαθέτουν μια επιπλέον παράμετρο και έχουν την ικανότητα να προσεγγίζουν ένα σύνολο που είναι ήδη προσαρμοσμένο στην ελεύθερη επιφάνεια του. Στην συνέχεια διατυπώνεται ο γενικός τύπος της εξίσωσης της συνάρτησης συμμετοχής καμπανοειδούς μορφής gbellmf :

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_i}{a_i} \right|^{2b_i}}$$

Μια εξίσου σημαντική παρατήρηση είναι ότι το μοντέλο τύπου Sugeno αναπτύσσει μια συστηματική προσέγγιση που επιτρέπει την παραγωγή κανόνων από ένα συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων εισόδου και εξόδου αντίστοιχα. Ο τυπικός ασαφής κανόνας που ισχύει για ένα ασαφές μοντέλο τύπου Sugeno είναι ο ακόλουθος :

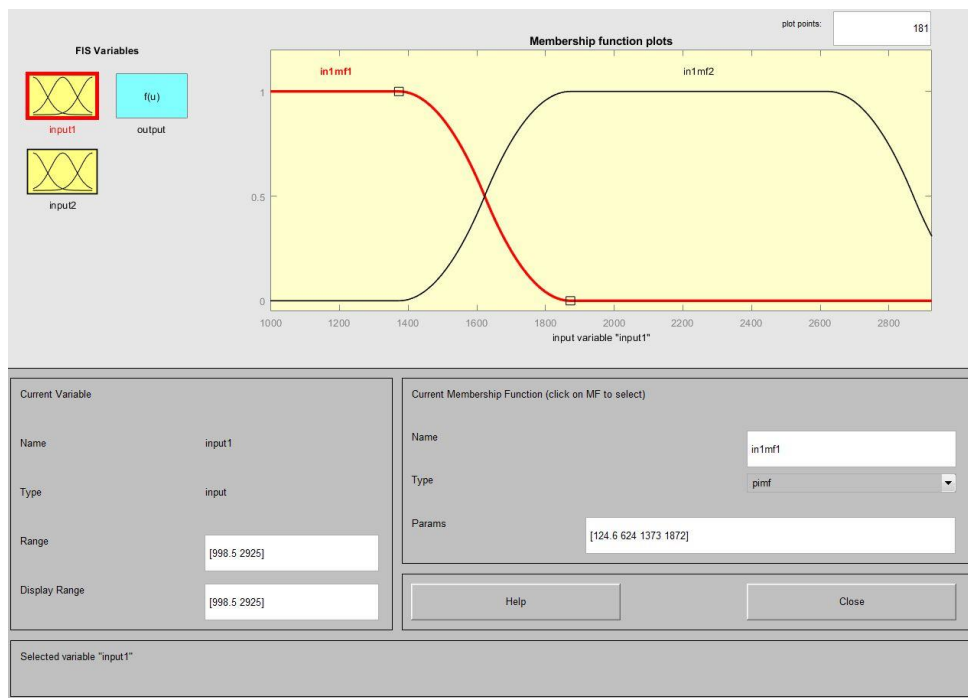
$$\text{Αν } x \text{ είναι } A \text{ και } y \text{ είναι } B \text{ τότε } z = f(x, y)$$

Αυτή η συνάρτηση μπορεί να είναι λειτουργική αρκεί να μπορεί να περιγράφει κατάλληλα την έξοδο του μοντέλου μιας ασαφούς περιοχής που καθορίζει τον κανόνα. Μια σημαντική παρατήρηση είναι ότι το μοντέλο ANFIS που μελετήθηκε είναι πρώτου βαθμού ασαφές μοντέλο τύπου Sugeno και ισχύουν οι κάτωθι κανόνες :

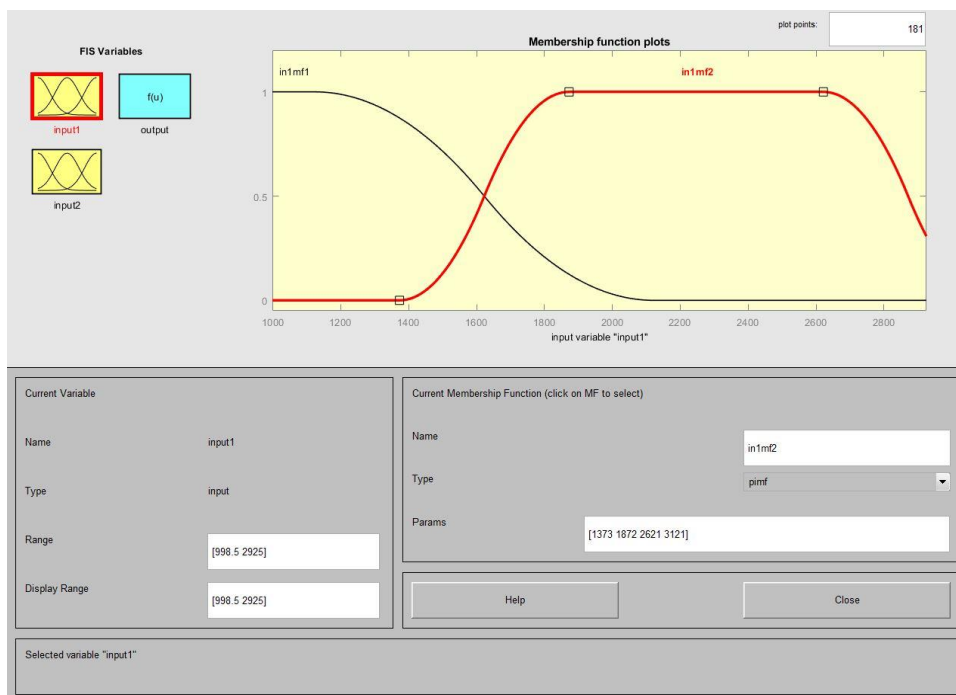
- Αν (t) είναι small και (t-1) είναι small τότε (t+1) είναι very small
- Αν (t) είναι small και (t-1) είναι large τότε (t+1) είναι small
- Αν (t) είναι large και (t-1) είναι small τότε (t+1) είναι large
- Αν (t) είναι large και (t-1) είναι large τότε (t+1) είναι very large

Στην συνέχεια παρατίθεται το μοντέλο της συνάρτησης συμμετοχής του rimf που παρουσιάζει την βέλτιστη πρόβλεψη του συστήματος πριν την εκμάθησή τους. Όπως παρατηρείται χρησιμοποιήθηκαν δύο συναντήσεις συμμετοχής των εισόδων (t) και (t-1).

Αναλυτικότερα η καμπύλη in1mf1 αντιστοιχεί στο (small) ενώ η in1mf2 στο (large),αυτές οι συναρτήσεις έχουν επιλεγθεί να εκπαιδεύσουν τα εισερχόμενα και εξερχόμενα δεδομένα αντίστοιχα.



Εικόνα 28- Membership Function Editor (Input 1 (small))



Εικόνα 29- Membership Function Editor (Input 1 (large))

Στις εικόνες 28 και 29 παρουσιάζονται οι μεταβλητές εισόδου του input 1, όπως παρατηρείται στον γ άξονα το in1mf1 και αντίστοιχα το in1mf2 κινούνται παλινδρομικά μεταξύ του

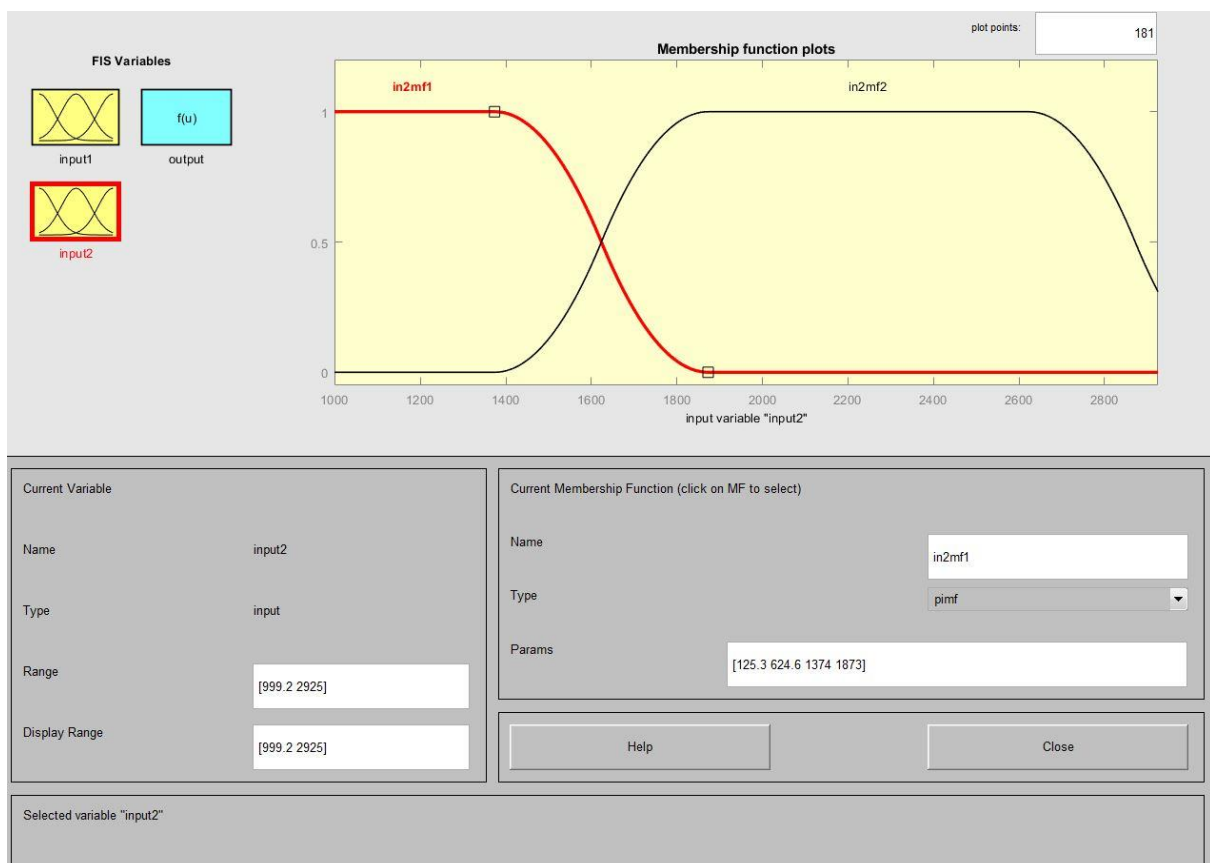
κλειστού διαστήματος $[0,1]$,επίσης χαρακτηρίζονται $in1mf1=small$ και $in1mf2=large$. Όπως έχει προαναφερθεί η συνάρτηση συμμετοχής που ακολουθείται είναι η $pimf$ και ορίζει 4 παραμέτρους με $\alpha_1=left\ feet$, $c_1=left\ peak$, $\alpha_2=right\ feet$ και $c_2=right\ peak$ αντίστοιχα.

Αναλυτικότερα στην (Εικόνα 28) απεικονίζεται η γλωσσική μεταβλητή της εισόδου (small) της $pimf$ (δηλαδή οι τιμές του (t) του σήμερα) και καταγράφονται οι εξής 4 μεταβλητές :

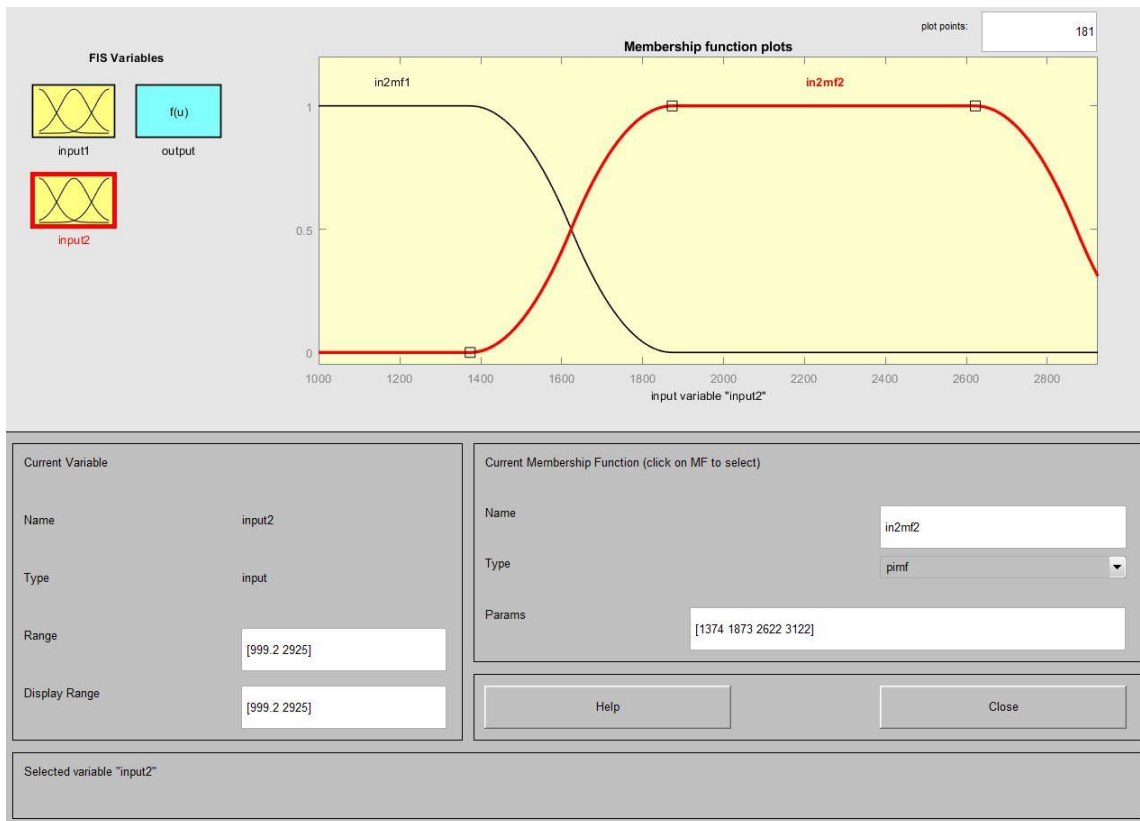
$$Mf_pimf = [\alpha_1, c_1, \alpha_2, c_2] = [124.6, 624, 1373, 1872]$$

Ακολουθώντας στην (Εικόνα 29) απεικονίζεται η γλωσσική μεταβλητή εισόδου (large) της $pimf$ (δηλαδή οι τιμές του (t-1) του χθες) με τις ακόλουθες 4 παραμέτρους :

$$Mf_pimf = [\alpha_2, c_2, \alpha_1, c_1] = [1373, 1872, 2621, 3121]$$



Εικόνα 30- Membership Function Editor (Input 2 (small))



Εικόνα 31- Membership Function Editor (Input 2 (large))

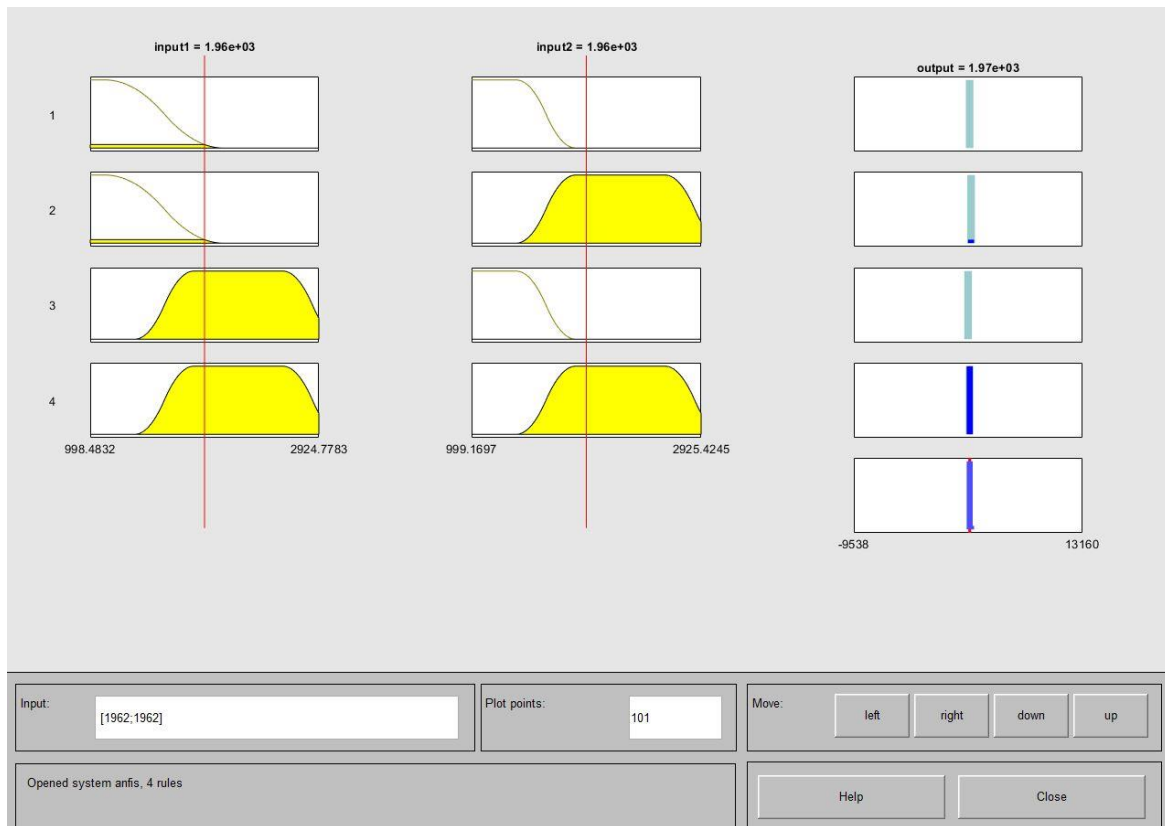
Ακολουθώντας στην Εικόνα 30 και 31 παρουσιάζονται οι μεταβλητές του input 2 , ισχύουν τα ίδια χαρακτηριστικά που προαναφέρθηκαν για το input 1 αντίστοιχα. Αξίζει να σημειωθεί ότι το input 2 την συνάρτηση συμμετοχής των εισόδων (t-1) δηλαδή τις τιμές του χθες.

Εκτενέστερα , η Εικόνα 30 απεικονίζει την γλωσσική μεταβλητή εισόδου (small) για το input 2 της συνάρτησης συμμετοχής pimf . Επίσης τα σύνολα των παραμέτρων παρουσιάζονται στον membership function editor και αναδεικνύουν τους εξής 4 παραμέτρους :

$$Mf_pimf = [\alpha_1, c_1, \alpha_2, c_2] = [125.3, 624.6, 1374, 1873]$$

Αντίστοιχα στην Εικόνα 31 παρουσιάζονται οι γλωσσικές μεταβλητές εισόδου (large) του input 2 της συνάρτησης συμμετοχής pimf με τις κάτωθι 4 παραμέτρους :

$$Mf_pimf = [\alpha_2, c_2, \alpha_1, c_1] = [1374, 1873, 2622, 3122]$$



Εικόνα 32- Υπολογισμός του ANFIS

Στην Εικόνα 32 απεικονίζεται αναλυτικά ο υπολογισμός του ANFIS που περιγράφεται με την βοήθεια του αλγόριθμου της matlab. Ο αλγόριθμος δέχεται τις τιμές εισόδου του ANFIS και εξάγει την τιμή πρόβλεψης (για την πρόβλεψη των δανείων των εμπορικών ακινήτων). Όπως έχει προαναφερθεί το συγκεκριμένο μοντέλο που ακολουθεί την συνάρτηση συμμετοχής της πολυωνυμικής συνάρτησης π (pimf), διότι παρουσιάζει την βέλτιστη τιμή πρόβλεψης σε σχέση με τις υπόλοιπες συναρτήσεις συμμετοχής του συστήματος. Αναλυτικότερα το μοντέλο ANIFS προκύπτει από δυο τυχαίες μεταβλητές που εισάγονται στους κόμβους εισόδου, ακολουθείται η επεξεργασία των συναρτήσεων συμμετοχής και η προσαρμογή των τιμών σύμφωνα με τους κανόνες των κόμβων του συστήματος και εξάγεται η τιμή πρόβλεψης. Στο παρόν παράδειγμα, παρουσιάζεται :

Οι τιμές εισόδου με input 1 που είναι ο κόμβος που δέχεται τις τιμές του (t) δηλαδή τις τιμές του σήμερα και τον αντίστοιχο κόμβο input 2 που δέχεται τις τιμές του (t-1) τις τιμές του χθες.

Input 1 = $1.96e^{+03}$

Input 2 = $1.96e^{+03}$

Τέλος, απεικονίζεται η τιμή εξόδου output που είναι η τιμή πρόβλεψης του μοντέλου (t+1).

Output = $1.97e^{+03}$

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5- Μελέτη Περίπτωσης (Case Study)

5.1. Εισαγωγή

Τα τελευταία χρόνια ο τομέας των προβλέψεων των πωλήσεων γίνεται ολοένα και σημαντικότερος στο περιβάλλον των ακινήτων. Μια ακριβής πρόβλεψη των εσόδων ή των δάνειων που θα ληφθούν το επόμενο τρίμηνο, εξάμηνο ή χρόνο εξυπηρετεί τον εκάστοτε επενδυτή ώστε να αποφύγει τους πιθανούς κινδύνους και να πέτυχει το βέλτιστο κέρδος. Γι' αυτόν τον λόγο ένα μεγάλο μέρος της επιστημονικής κοινότητας έχει επικεντρωθεί στην κατασκευή και μοντελοποίηση των μοντέλων πρόβλεψης, που έχουν ως σκοπό την λήψη μιας ορθότερης απόφασης και την ελαχιστοποίηση του πιθανού κινδύνου. Οι προβλέψεις μπορούν να γίνουν ακόμα πιο αναγκαίες καθώς εφαρμόζονται στις νέες αγορές και στην αντιμετώπιση της οικονομικής αβεβαιότητας, για παράδειγμα σε περιόδους ύφεσης ή πληθωρισμού ένας αρκετά σημαντικός παράγοντας ώστε να επιτευχθεί η ακριβής πρόβλεψη είναι η καλύτερη καταγραφή και απεικόνιση των βραχυπρόθεσμων και μακροπρόθεσμων εσόδων. Έτσι ο εκάστοτε επενδυτής θα βρίσκεται σε ευνοϊκότερη θέση και θα λαμβάνει ορθότερη απόφαση για την επένδυση του.

Ένα από τα σημαντικότερα μειονεκτήματα που εμφανίζουν τα μοντέλα πρόβλεψης ανεξαρτήτου απόδοσης ή ευστοχίας του κεφαλαίου είναι η διαχρονικότητα. Είναι στατιστικά βέβαιο ένας επενδυτής που αποφασίζει τυχαία τις κινήσεις του πάνω στην αγορά και στην πώληση των ακινήτων να εμφανίζει ποσοστό απόδοσης και ευστοχίας χωρίς να αποκλείεται η περίπτωση ζημίας. Γι' αυτό τον λόγο είναι αναγκαίο να υπάρχει ορθότερη άντληση πληροφοριών πάνω στην αγορά ακινήτων πριν την εφαρμογή του εκάστοτε μοντέλου, χωρίς να είναι στατιστικά σίγουρο ότι η πρόβλεψη θα είναι εύστοχη. Αξιοσημείωτο είναι ότι η εύρεση ενός μοντέλου πρόβλεψης που παρουσιάζει θετικά διαχρονικά αποτελέσματα είναι εξαιρετικά σπάνια. Εν συνεχεία τα μοντέλα πρόβλεψης έχουν μια ευρεία εφαρμογή σε πολλούς επιστημονικούς κλάδους, καθιστώντας τα πολύτιμα εργαλεία αξιολόγησης στην λήψη αποφάσεων. Ένα ακόμα σημαντικό πλεονέκτημα των μοντέλων πρόβλεψης είναι ότι είναι σε θέση να κάνει προβλέψεις για τους επόμενους μήνες και ή χρόνια με αρκετά μεγάλο ποσοστό ευστοχίας.

Όπως έχει προαναφερθεί τα μοντέλα πρόβλεψης θεωρούνται αρκετά σημαντικά εργαλεία που μπορούν να βοηθήσουν τον εκάστοτε επενδυτή για την λήψη μιας απόφασης και την χάραξη μιας πολιτικής στον τομέα των πωλήσεων. Στα πλαίσια της παρούσας μελέτης, με την βοήθεια του προγράμματος της matlab εφαρμόζεται το μοντέλο ANFIS, το πρόγραμμα αντλεί τα δεδομένα των εβδομαδιαίων δανείων των εμπορικών ακινήτων από τον πίνακα του excel και με τον αλγόριθμο που έχει προγραμματιστεί στο περιβάλλον της matlab εξάγει τις τιμές των σφαλμάτων ανά εβδομάδα. Αναλυτικότερα κάνοντας δοκιμές ανά εποχή στις αντίστοιχες παραμέτρους (epoch=5,10,100,250,500,1.000,5.000,10.000) εξάγονται οι τιμές των σφαλμάτων. Στην συνέχεια ο μελετητής επικεντρώνεται στις

συναρτήσεις συμμετοχής που παρουσιάζουν τα μικρότερα σφάλματα και σε συνδυασμό με τα εξαγόμενα διαγράμματα πρόβλεψης αξιολογεί και καταλήγει στο συμπέρασμα για το ποιο μοντέλο παρουσιάζει την βέλτιστη πρόβλεψη.

5.2. Επεξεργασία

Τα δεδομένα της παρούσας εργασίας συλλέχθηκαν από την ιστοσελίδα (Federal Reserve Economic Data)<https://fred.stlouisfed.org/> και η αντίστοιχη πηγή που χρησιμοποιήθηκε είναι (Real Estate Loans :Commercial Real Estate Loans, All Commercial Banks,Billions of U.S Dollars,Weekly,Seasonally Adjusted)<https://fred.stlouisfed.org/series/CREACBW027SBOG> .

Ακολούθως τα δεδομένα που συλλέχθηκαν από την προαναφερθείσα πηγή, μελετήθηκαν στο περιβάλλον της matlab ώστε να εξαγουν τις τιμές της πρόβλεψης. Αξίζει να σημειωθεί , ότι τα δεδομένα που αναλύθηκαν αφορούν τα «Δάνεια των εμπορικών ακινήτων» , η καταγραφή των δεδομένων είναι εβδομαδιαία από την χρονική περίοδο 02 Ιουνίου 2004 μέχρι τις 14 Ιουνίου 2023 δηλαδή το σύνολο των καταγεγραμμένων τιμών να είναι 993. Αξιοσημείωτο είναι ότι οι εβδομαδιαίες τιμές που έχουν καταγραφεί να έχουν μονάδα μελετήσεις σε δισεκατομμύρια δολάρια (\$) και να είναι εποχιακά προσαρμοσμένες.

Επιπρόσθετα οι τιμές των δανείων έχουν καταχωρηθεί σε ένα φύλλο excel ώστε να γίνεται ευκολότερη η επεξεργασία από το μοντέλο ANFIS , καθώς ο αλγόριθμος της matlab αντλεί τα δεδομένα από το φύλλο excel, προσαρμόζει τις τιμές σύμφωνα με τους κανόνες του μοντέλου ANFIS και εξάγει τις τιμές πρόβλεψης.

5.3. Διαδικασία

Το ερευνητικό κομμάτι της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας όπως έχει προαναφερθεί υλοποιήθηκε στο περιβάλλον της matlab, ο κώδικας που προγραμματίστηκε δέχθηκε ως δεδομένα εισόδου τις τιμές των δανείων των εμπορικών ακινήτων που είναι καταχωρημένα σε φύλλο excel. Ο σκοπός του παρόν κώδικα είναι να αντλεί τις τιμές των δανείων των εμπορικών ακινήτων που εισάγεται από το φύλλο excel, να προσαρμόζει τις τιμές κατά την υλοποίηση του μοντέλου σύμφωνα με τους κανόνες του μοντέλου ANFIS και να εξάγει τις τιμές πρόβλεψης .

Η κύρια δομή του κώδικα για να πετύχει την βέλτιστη ακρίβεια πρόβλεψης είναι η υλοποίηση των σφαλμάτων της Ρίζας του Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (RMSE), του Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (MSE) , του Μέσου Απόλυτου Σφάλματος (MAE) και του Μέσου Απόλυτου Ποσοστιαίου Σφάλματος (MAPE) αντίστοιχα. Τα σφάλματα που προαναφέρθηκαν προσαρμόζουν τα δεδομένα των δανείων των εμπορικών ακινήτων που

εισήχθησαν από το φύλλο excel ώστε να εξαχθεί η τιμή πρόβλεψης του μοντέλου ANFIS. Η βέλτιστη τιμή της πρόβλεψης είναι κατά κύριο λόγο η μικρότερη τιμή του σφάλματος συγκριτικά με τις υπόλοιπες τιμές των σφαλμάτων, αξίζει να σημειωθεί ότι την μεγαλύτερη βαρύτητα για τον υπολογισμό των σφαλμάτων έχει η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) και για να επιτευχθεί η βέλτιστη ακρίβεια της πρόβλεψης θα πρέπει να επιτευχθεί όσο δυνατόν μικρότερη τιμή του σφάλματος. Βέβαια αυτός ο κανόνας δεν ισχύει πάντα, μπορεί να υπάρξουν περιπτώσεις που η τιμή του RMSE να είναι μικρή και οι τιμές της πρόβλεψης να μην είναι ικανοποιητικές, λόγω της μη ικανοποιητικής εκπαίδευσης των δεδομένων του συστήματος. Για την αποφυγή αυτής της πιθανής αστοχίας εξετάζονται τα σφάλματα MSE, MAE και MAPE αντίστοιχα, η μελέτη των προαναφερθέντων σφαλμάτων δίνει στον μελετητή μια σφαιρική αντίληψη των τιμών της πρόβλεψης. Επίσης γίνεται η επαλήθευση των τιμών των τεσσάρων σφαλμάτων, συγκρίνει τα εξαγόμενα διαγράμματα με αποτέλεσμα να διευκολύνει το έργο του μελετητή στο να εξάγει την βέλτιστη τιμή της πρόβλεψης.

Εν συνεχεία μια άλλη σημαντική παράμετρος που λαμβάνεται υπόψιν για την εξαγωγή των τιμών πρόβλεψης είναι η μελέτη των εξαγόμενων διαγραμμάτων την πραγματικής τιμής σε σύγκριση με την προβλεπόμενη τιμή. Για να επιτευχθεί η βέλτιστη πρόβλεψη έγιναν δοκιμές πάνω στις συναρτήσεις συμμετοχής, η παρούσα μελέτη επικεντρώνεται στην εξαγωγή των σφαλμάτων και έπειτα στην μελέτη και σύγκριση των εξαγόμενων διαγραμμάτων των πραγματικών τιμών με των τιμών πρόβλεψης. Τα διαγράμματα του μοντέλου ANFIS για θεωρηθούν επιτυχημένα θα πρέπει να πληρούν κάποιες προϋποθέσεις: Πρώτων, οι τιμές των πραγματικών τιμών με των τιμών πρόβλεψης να ταυτίζονται όσο το δυνατόν περισσότερο, δεύτερον να μην υπάρχουν μεγάλες αποκλίσεις και τρίτον η αποφυγή ύπαρξης ακραίων τιμών μεταξύ των διαγραμμάτων αντίστοιχα. Ακολούθως για την επαλήθευση των διαγραμμάτων του μοντέλου ANFIS μελετήθηκε το στατιστικό μοντέλο AR και το μοντέλο ARMA, η παρουσία και η μελέτη των δυο στατιστικών μοντέλων έγινε ώστε να γίνει η σύγκριση των αποτελεσμάτων. Επίσης βοήθησαν στην επιβεβαίωση των αποτελεσμάτων πρόβλεψης, δηλαδή αν το διάγραμμα του μοντέλου πρόβλεψης παρουσιάζει τα κατάλληλα αποτελέσματα και εξάγει την βέλτιστη δυνατή πρόβλεψη.

Αξιοσημείωτο είναι για την υλοποίηση του μοντέλου ANFIS θα πρέπει να καθοριστούν κάποιοι βασικοί παράγοντες από τον μελετητή ώστε να εκπαιδευτεί το σύστημα. Οι παράγοντες αυτοί είναι οι εξής:

- Epoch= εποχές (η αύξηση των αριθμών των εποχών υποδηλώνουν την αύξηση των αριθμών των επαναλήψεων).
- N=βήμα (χωρίζει τα δεδομένα εκπαίδευσης και τα δεδομένα αξιολόγησης)
- S.S (Step Size) = μέγεθος βήματος (καθορίζει το μέγεθος της τιμής του βήματος που θα έχει στην είσοδο του συστήματος, στην παρούσα εργασία η τιμή του βήματος παρέμεινε σταθερή)
- MF_N= το πλήθος των συναρτήσεων συμμετοχής
- MF_TYPE= ο τύπος της συνάρτησης συμμετοχής

Αναλυτικότερα έγιναν δοκιμές των δεδομένων στο σύστημα με τις τιμές των εποχών (epoch) που εφαρμοστήκαν να είναι 5,10, 100, 250, 500, 1.000, 5.000 και 10.000 αντίστοιχα, για κάθε συνάρτηση συμμετοχής. Επίσης παρατηρήθηκε ότι οι τιμές των σφαλμάτων σταθεροποιήθηκαν από τις 5.000 εποχές περίπου και πάνω. Αυτό υποδηλώνει ότι οι τιμές των σφαλμάτων από ένα περιθώριο τιμών και πάνω τείνουν να σταθεροποιούνται, γεγονός που αναδεικνύει ότι οι τιμές των διαγραμμάτων των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης δεν παρουσιάζουν κάποια αλλαγή πάνω ένα εύρος τιμών. Στην συνέχεια για την εκάστοτε εποχή τρέξαμε τις συναρτήσεις συμμετοχής με σταθερό step size=0,01. Οι συναρτήσεις συμμετοχής που μελετήθηκαν είναι οι εξής :

- Gbellmf: είναι η συνάρτηση συμμετοχής καμπανοειδούς μορφής
- Gaussmf, Gauss2mf: είναι οι γκαουσιανές συναρτήσεις συμμετοχής
- Trimf: η συνάρτηση τριγωνικής μορφής
- Trapmf: τραπεζοειδής συνάρτηση συμμετοχής
- Zmf: η συνάρτηση συμμετοχής σχήματος Z
- Smf: η συνάρτηση συμμετοχής σιγμοειδούς μορφής
- Pimf: η συνάρτηση συμμετοχής σχήματος Π

Αξιοσημείωτο είναι ότι η συνάρτηση συμμετοχής σχήματος Z (zmf) και η συνάρτηση συμμετοχής σιγμοειδούς μορφής (smf) εξάγουν την τιμή error.

Επίσης εκτός από τις εποχές έγιναν δοκιμές στο πλήθος των συναρτήσεων συμμετοχής mf_n, οι δοκιμές έγιναν στις τιμές mf_n=2,3,4,5,6 αντίστοιχα. Ο σκοπός των δοκιμών αυτών ήταν ώστε να εξεταστεί η ομαλότητα των τιμών των εξαγόμενων σφαλμάτων και να εντοπιστεί το μικρότερο σφάλμα που εξάγει την βέλτιστη πρόβλεψη.

Εν κατακλείδι το μοντέλο με το μικρότερο σφάλμα που εξήγαγε ο κώδικας του μοντέλου ANFIS είναι η συνάρτηση συμμετοχής pimf με epoch=5, mf_n=2 και ss=0,1. Παρατηρήθηκε ότι οι τιμές της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) και του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE) που αποτελούν ένα από τα συνηθέστερα μέτρα ακρίβειας παρουσίασαν πολύ κοντινές τιμές, έτσι καταλήξαμε στο συμπέρασμα ότι τα αποτελέσματα του τεχνητού νευρωνικού δικτύου κρίνονται ικανοποιητικά καθώς προσεγγίζουν κατά πολύ τις πραγματικές τιμές που απεικονίζονται γραφικά.

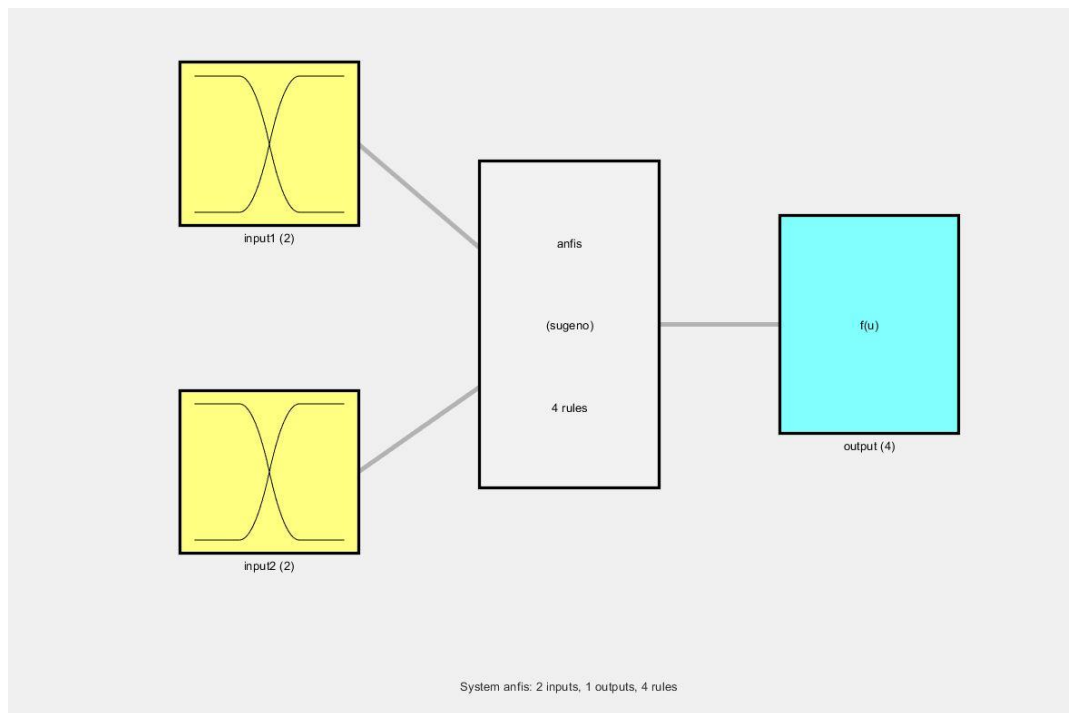
Στην συνέχεια παρατίθεται ο πίνακας με τις χρήσιμες πληροφορίες του ANFIS , με στόχο την καλύτερη κατανόηση του μοντέλου, την επισύναψη των σημαντικότερων χαρακτηριστικών της δομής του μοντέλου και των τρόπων λειτουργίας του.

ΠΙΝΑΚΑΣ 5.1

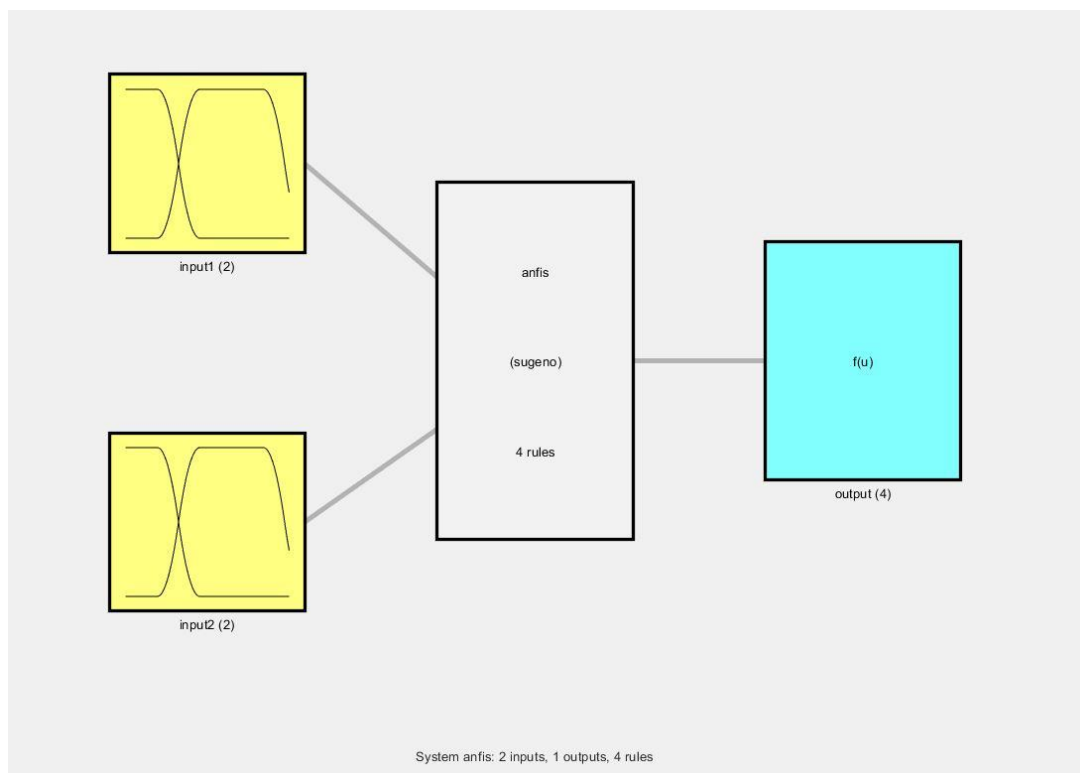
Χαρακτηρίστηκα του Βέλτιστου Νευρωνικού Δικτύου (Δανείων Εμπορικών Ακινήτων)

Name (Όνομα)	ANFIS
Type (Τύπος ασαφούς μηχανισμού συμπερασμού)	Sugeno
Number of nodes (Αριθμός κόμβων)	16
Number of linear parameters (Αριθμός γραμμικών παραμέτρων)	6
Number of nonlinear parameters (Αριθμός μη-γραμμικών παραμέτρων)	6
Total number of parameters (Συνολικός αριθμός παραμέτρων)	12
Number of training data pairs (Αριθμός εκπαιδευόμενων ζευγαριών δεδομένων)	795
Number of checking data pairs (Αριθμός ελεγχόμενων ζευγαριών δεδομένων)	198
Number of fuzzy rules (Αριθμός ασαφών κανόνων)	4
NumInputs (Αριθμός εισόδων)	2
NumOutputs (Αριθμός εξόδων)	1

Στις ακόλουθες δυο εικόνες παρουσιάζεται η δομή του μοντέλου ANFIS ,με δεδομένα εισόδου (input) της αρχικής και ακολούθως τελικής συνάρτησης συμμετοχής :

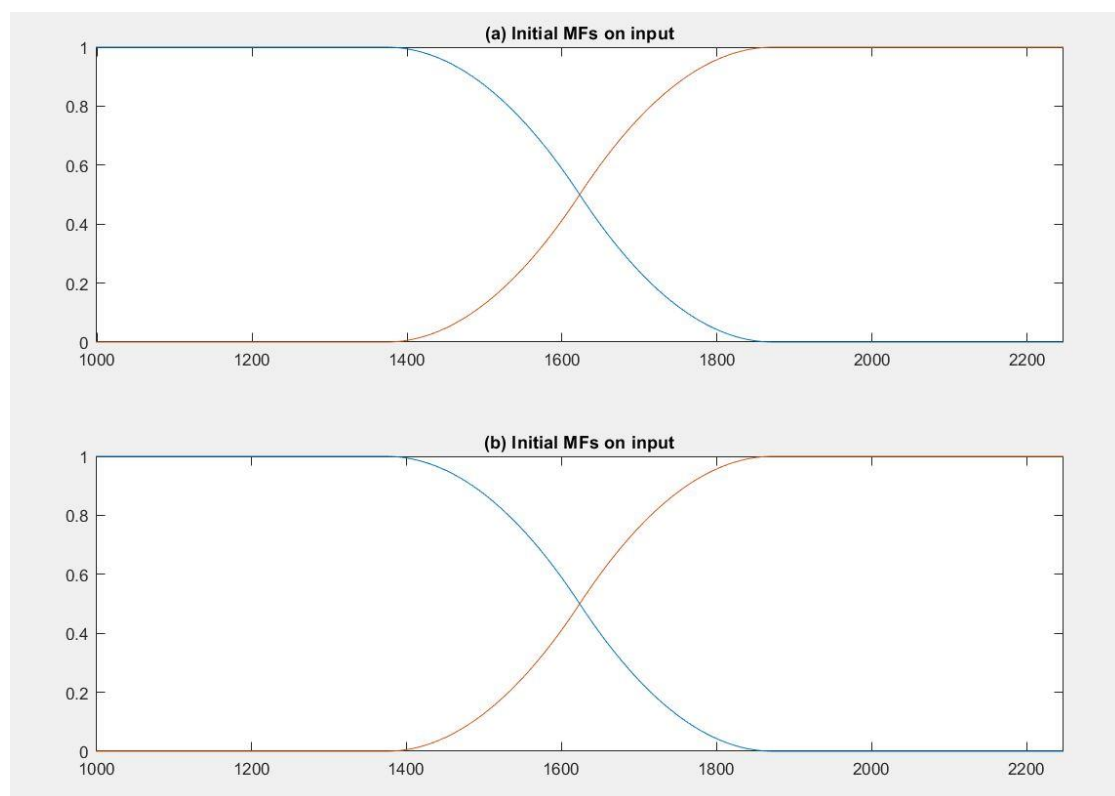


Εικόνα 33- Δομή μοντέλου ANFIS, input αρχικής συνάρτησης συμμετοχής

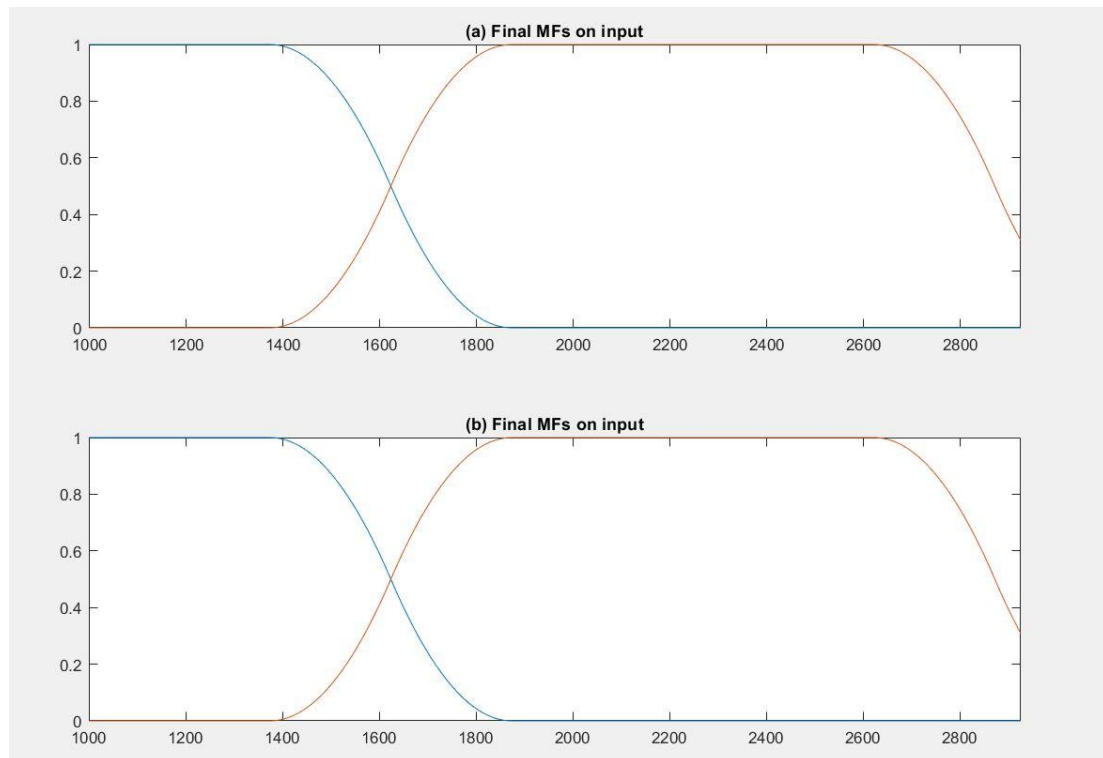


Εικόνα 34- Δομή μοντέλου ANFIS, input τελικής συνάρτησης συμμετοχής

Στις (εικόνες 33,34) παρουσιάζεται η δομή του μοντέλου ANFIS , στο οποίο εφαρμόζεται η συνάρτηση συμμετοχής σχήματος Π (pimf) και εξάγεται η βέλτιστη πρόβλεψη του συστήματος. Όπως παρατηρείται το σύστημα δέχεται δυο εισόδους input 1 και input 2 αντίστοιχα, αναλυτικότερα στο input 1 εισάγονται τα δεδομένα εισόδου του σήμερα ενώ στο input 2 τα δεδομένα εισόδου του χθες. Ακολουθώντας στο κρυφό στρώμα του δικτύου (hidden layer) γίνεται η αποασαφοποίηση του συστήματος και η προσαρμογή των δεδομένων σύμφωνα με το σύστημα των κανόνων του δικτύου. Το σύστημα χρησιμοποιεί τον μηχανισμό εξαγωγής συμπεράσματος τύπου Sugeno και οι κανόνες που ακολουθεί το παρόν δίκτυο είναι τέσσερις. Το σύστημα Sugeno αρχικοποιεί το μοντέλο ακολουθώντας την διαδικασία ομαδοποίησης των δεδομένων Subtractive Clustering και την μέθοδο βελτιστοποίησης Linear least Square Estimation. Στο τελευταίο στρώμα το δίκτυο εξάγει το output δηλαδή την τιμή πρόβλεψης.



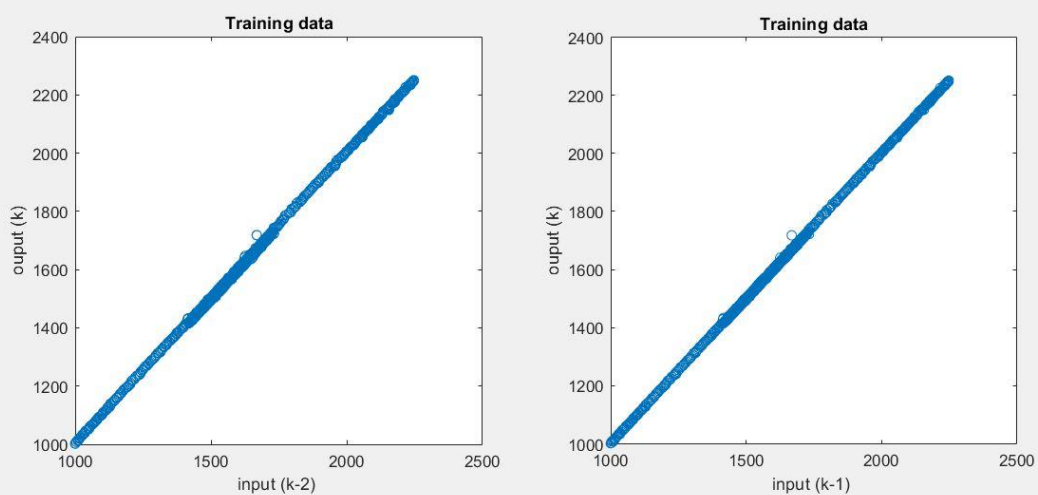
Εικόνα 35– Αρχικές συναρτήσεις συμμετοχής pimf



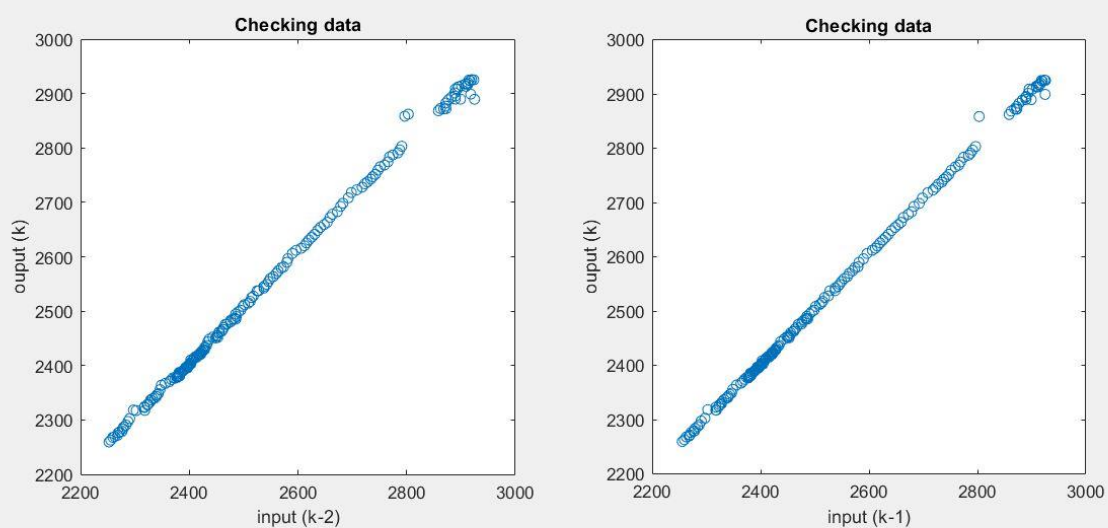
Εικόνα 36– Τελικές συναρτήσεις συμμετοχής *rimf*

Τα δεδομένα εισόδου *input* της αρχικής συνάρτησης συμμετοχής εισάγουν τέσσερις γλωσσικές μεταβλητές, όπως παρατηρείται τα δεδομένα εισόδου προσαρμόζονται γραφικά από την συνάρτηση συμμετοχής σχήματος Π (με την γραφική της απεικόνιση να αναδεικνύεται στην εικόνα 35). Επίσης στο πρώτο διάγραμμα των δεδομένων εισόδων ο γ άξονας εκφράζει το (Degree of Membership) δηλαδή τον βαθμό συμμετοχής με εύρος τιμών από (0-1) και ο άξονας x απεικονίζει τα δεδομένα εισόδου του σήμερα (*input 1*), ακολούθως στο δεύτερο διάγραμμα ισχύει η ίδια μεθοδολογίας με μονή διαφορά ο άξονας x δέχεται τα δεδομένα εισόδου του χθες δηλαδή το (*input 2*).

Αντίστοιχα χαρακτηριστικά παρουσιάζονται στα δεδομένα εισόδου *input* της τελικής συνάρτησης συμμετοχής με την γραμμικής απεικόνιση του δικτύου να εμφανίζεται στην εικόνα 36. Στο παρόν δίκτυο τα δεδομένα εισόδου παρουσιάζουν μια ελαφριά μετατόπιση προς τα αριστερά, αναλυτικότερα η δεξιά καμπύλη «small» εμφανίζει μια μικρή πτώση προς το τέλος του απεικονιζόμενου διαγράμματος ενώ η αριστερή καμπύλη «large» παρουσιάζεται να κινείται σταθερά. Η παρούσα κατάσταση έχει ως αποτέλεσμα τα δεδομένα εισόδου της τελικής συνάντησης συμμετοχής να ακολουθούν γραφικά μια επαναληψιμότητα με μια μικρή χρονική καθυστέρηση η οποία επιβεβαιώνει την φυσιολογική λειτουργία του συστήματος.



Εικόνα 37– Γράφημα διασποράς δεδομένων εκπαίδευσης



Εικόνα 38– Γράφημα διασποράς δεδομένων ελέγχου

Στην εικόνα 37 απεικονίζονται τα γραφήματα διασποράς δεδομένων εκπαίδευσης, το μοντέλο ANFIS χρησιμοποιεί τα 4/5 του συνόλου των δεδομένων για να εκπαιδεύσει το σύστημα, δηλαδή τα 795 δεδομένα αντλούνται από το φύλλο excel και χρησιμοποιούνται για το training του συστήματος. Επίσης ο αλγόριθμος της matlab χρησιμοποιεί την εντολή (in sample) ώστε να κάνει την εκπαίδευση των δεδομένων του μοντέλου ANFIS.

Αναλυτικότερα στο αριστερό γράφημα της εικόνας 37 απεικονίζονται στον y άξονα τα δεδομένα εξόδου (output) και αντίστοιχα στον x το $input(k-2)$ δηλαδή τα δεδομένα εξόδου του χθες. Εν συνεχεία και στο δεύτερο γράφημα απεικονίζονται τα αντίστοιχα δεδομένα εξόδου με μονή διαφορά στον x άξονα παρουσιάζονται το $input(k-1)$ δηλαδή τα δεδομένα εισόδου του σήμερα. Όπως παρατηρείται και στα δυο γραφήματα των δεδομένων εκπαίδευσής εμφανίζουν μια γραμμική αύξηση και μια αυξητική τάση των δεδομένων. Ακολούθως παρουσιάζεται μια μεγάλη συγκέντρωση τιμών, γεγονός αρκετά ευνοϊκό για την πρόβλεψη των δεδομένων. Επίσης παρατηρείται θετική συσχέτιση μεταξύ των τιμών του $input$ και $output$ χωρίς να εμφανίζεται μεγάλη διασπορά δεδομένων στην επιφάνια του εκάστοτε γραφήματος. Ένας άλλος ένας θετικός παράγοντας είναι η μη ύπαρξη ακραίων τιμών που μπορεί να δημιουργήσει αρνητικά αποτελέσματα στις προβλέψεις των τιμών του μοντέλου ANFIS.

Αξιοσημείωτο είναι ότι από τα γραφήματα διασποράς εκπαίδευσης εξάγουν πολύ καλά αποτελέσματα γεγονός που επιβεβαιώνεται την επιτυχία της πρόβλεψης των δανείων των εμπορικών ακινήτων. Όπως προαναφέρθηκε παρατηρείται ότι τα δεδομένα διασποράς εκπαίδευσης δημιουργούν μια γραμμική αύξηση γεγονός που μπορεί να θεωρηθεί και ως μια τέλεια γραμμική συσχέτιση. Αυτό το χαρακτηριστικό έχει ως επακόλουθο η τιμή r της θεωρίας του Pearson να είναι πολύ κοντά στο 1, γεγονός που παρουσιάζει αρκετά υψηλή θετική συσχέτιση μεταξύ των τιμών εισόδου και εξόδου.

Αναλυτικότερα, η υψηλή γραμμική συσχέτιση έχει ως αποτέλεσμα οι τιμές των δανείων των εμπορικών ακινήτων ($input$) να δημιουργούν μια πολύ ισχυρή και θετική συσχέτιση με τις τιμές των εξαγόμενων τιμών πρόβλεψης, δηλαδή σε περίπτωση που παρουσιαστεί πτώση των τιμών των δανείων των εμπορικών ακινήτων θα υπάρξει και πτώση των τιμών πρόβλεψης ισχύει και η αντίστροφη περίπτωση. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα τα δεδομένα εισόδου να είναι άρρηκτα συνδεδεμένα με τα δεδομένα εξόδου του συστήματος.

Στην συνέχεια στην Εικόνα 38 παρουσιάζονται τα γραφήματα διασποράς ελέγχου του μοντέλου ANFIS. Ο αλγόριθμος της matlab στην παρούσα περίπτωση χρησιμοποιεί την εντολή (out of sample) ώστε να ελέγξει τις τιμές της πρόβλεψης. Επίσης χρησιμοποιείται το 1/5 του συνόλου των δεδομένων ώστε να κάνει έλεγχο του συστήματος του μοντέλου ANFIS , δηλαδή αντλεί από το φύλλο excel 198 δεδομένα από το σύνολο των δεδομένων των δανείων των εμπορικών ακινήτων ώστε να κάνει checking στο σύστημα.

Αντίστοιχα και στην περίπτωση του ελέγχου των δεδομένων ισχύει η αντίστοιχη μεθοδολογία που προαναφέρθηκε στα δεδομένα εκπαίδευσης, όπως παρατηρείται τα γραφήματα ελέγχου παρουσιάζουν και εδώ γραμμική αύξηση. Εν συνεχεία και σε αυτόν τον έλεγχο παρατηρείται η αυξητική τάση και η μεγάλη συγκέντρωση των τιμών γεγονός αρκετά ενθαρρυντικό για την παρούσα μελέτη.

Επιπρόσθετα και στα παρόν γραφήματα διασποράς ελέγχου παρουσιάζεται η υψηλή γραμμική συσχέτιση, γεγονός που προϋποθέτει ότι τα δεδομένα εισόδου input (k-2) και input (k-1) αντίστοιχα είναι θετικά συσχετισμένα με τα δεδομένα εξόδου (output). Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να επιβεβαιώνεται η προηγούμενη συνθήκη , ότι τα δεδομένα εισόδου είναι άρρηκτα συνδεδεμένα με τα δεδομένα εξόδου και στην διαδικασία ελέγχου του συστήματος ANFIS.

Παρατήρηση

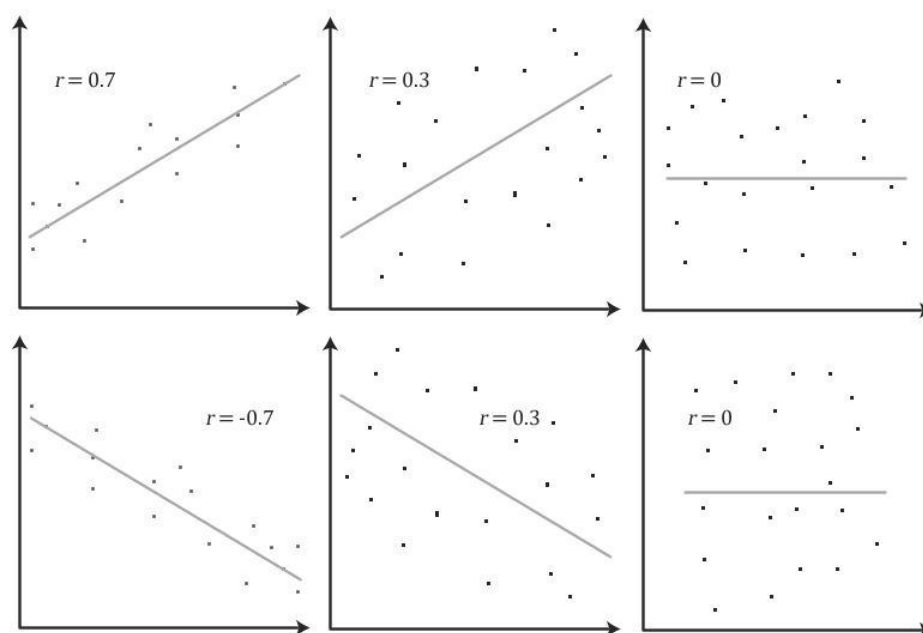
Η θεωρία Pearson παίζει καταλυτικό ρόλο στην ανάλυση των δεδομένων διασποράς εκπαίδευσης και αντίστοιχα διασποράς ελέγχου του μοντέλου ANFIS, καθώς βοηθάει τον αναλυτή να εξετάσει τις συσχέτισης μεταξύ των δεδομένων εισόδου και εξόδου του συστήματος . Επίσης η τιμή της των συσχετίσεων έχει εύρος από $-1 \leq \text{Corr}[x,y] \leq 1$, ενώ εξέχουσα σημασία για την μελέτη την συσχετίσεων έχει η τιμή r , με τον τύπο της τιμής r να είναι ο εξής:

$$r = \frac{n \sum xy - (\sum x)(\sum y)}{\sqrt{[n \sum x^2 - (\sum x)^2][n \sum y^2 - (\sum y)^2]}}$$

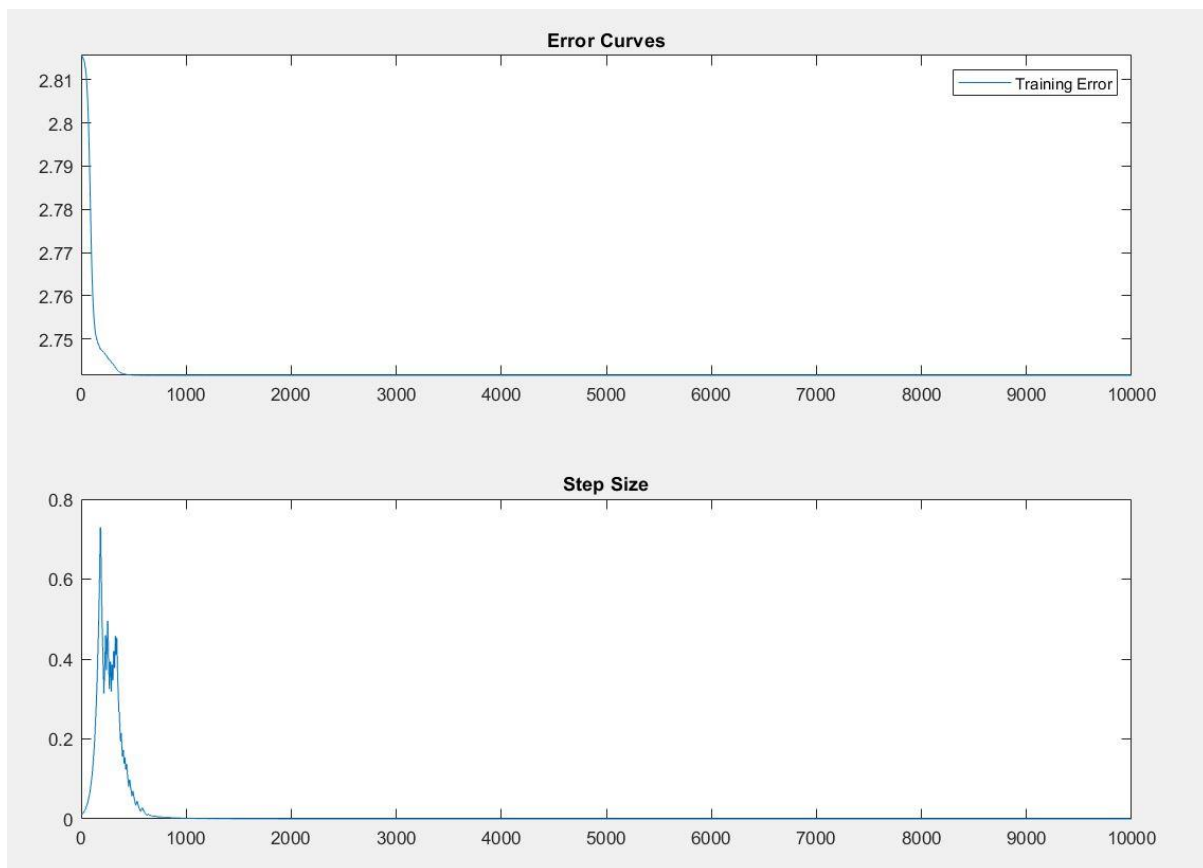
Πίνακας 5.2

Κλίμακα συντελεστή συσχέτισης Pearson

Κλίμακα Συντελεστή Συσχέτισης	Αξία
$0 < r \leq +/ - 0.19$	Πολύ Χαμηλή Συσχέτιση
$+/- 0.2 \leq r \leq +/- 0.39$	Χαμηλή Συσχέτιση
$+/- 0.4 \leq r \leq +/- 0.59$	Μέτρια Συσχέτιση
$+/- 0.6 \leq r \leq +/- 0.79$	Υψηλή Συσχέτιση
$+/- 0.8 \leq r \leq +/- 1.0$	Πολύ Υψηλή Συσχέτιση



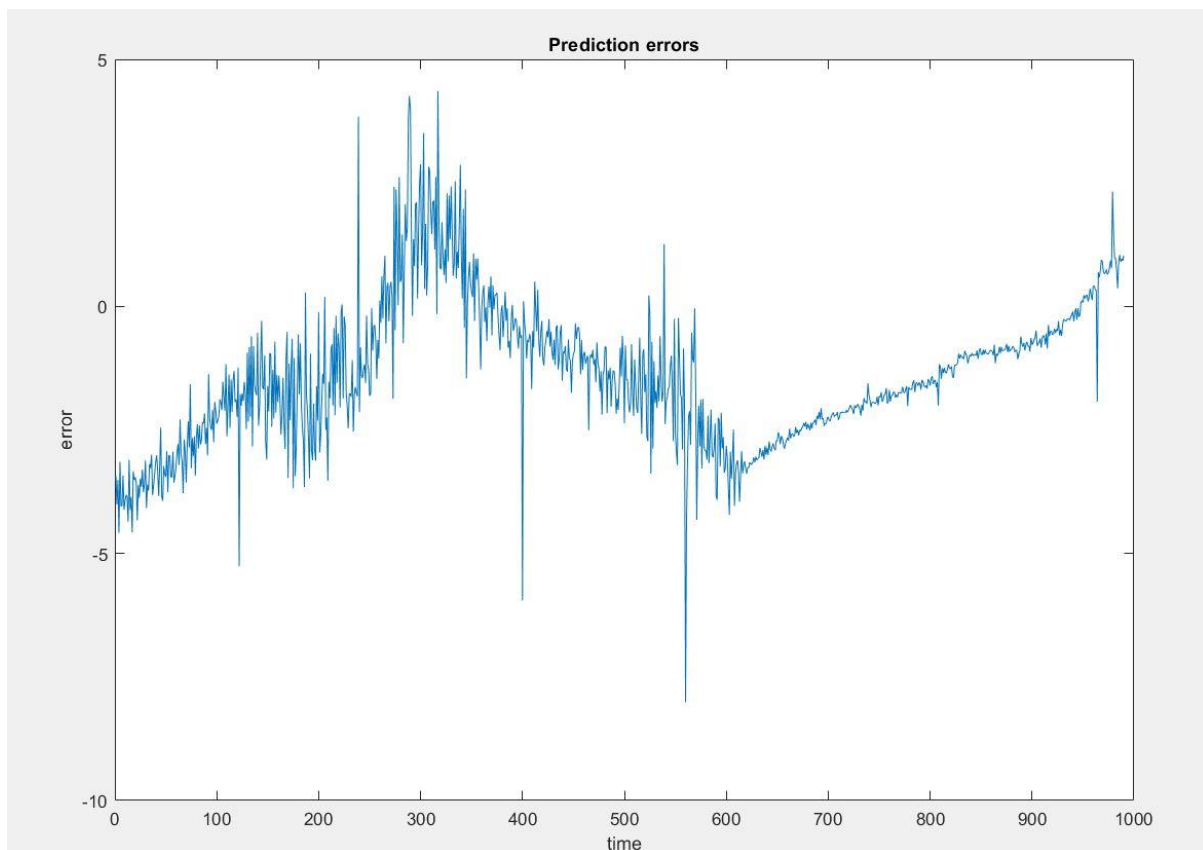
Εικόνα 39– Συντελεστή συσχέτισης Pearson (r)



Εικόνα 40– Σφάλματα εκπαίδευσης ελέγχου και μέγεθος βήματος

Εν συνεχεία στην εικόνα 40 παρουσιάζονται τα γραφήματα που απεικονίζουν την καμπύλη σφάλματος και ακολούθως την καμπύλη βήματος της δοκιμής του μοντέλου ANFIS. Η πρώτη γραφική παράσταση απεικονίζει την καμπύλη σφάλματος (error curves) συνάρτηση των εποχών (epoch) και αντίστοιχα η δεύτερη γραφική παράσταση παρουσιάζει το μέγεθος βήματος (step size) συνάρτηση των εποχών.

Αξίζει να σημειωθεί ότι και οι δυο συναρτήσεις είναι αλληλένδετες μεταξύ τους καθώς οι διακυμάνσεις της καμπύλης σφάλματος επηρεάζουν άμεσα το μέγεθος βήματος. Αναλυτικότερα, για να καταγραφεί η πλήρη συμπεριφορά των σφαλμάτων εκπαίδευσης της καμπύλης σφάλματος και το αντίστοιχο μέγεθος βήματος, εφαρμόστηκε η συνάρτηση συμμετοχής `rimf` με αριθμό εποχών (epoch)=10.000. Εφαρμόζοντας αυτές τις παραμέτρους στο αλγόριθμο εξετάστηκε η συμπεριφορά των δεδομένων εκπαίδευσης σε μεγαλύτερο εύρος εποχών. Με αποτέλεσμα τα δεδομένα των σφαλμάτων εκπαίδευσης και του μεγέθους βήματος να παρουσιάζουν μια γραμμική μείωση αναλογικά με την αύξηση των εποχών (epoch), με το ολικό ελάχιστο να εμφανίζεται στην τιμή εποχής (epoch)=500. Στην συνέχεια οι τιμές των δεδομένων εκπαίδευσης και του μεγέθους βήματος ακολουθώντας το εύρος τιμών των εποχών από 500 έως 10.000 διατηρήθηκαν σταθερές χωρίς να παρουσιάζουν κάποια διακύμανση. Γεγονός που μας φέρνει στο συμπέρασμα ότι τα δεδομένα σφάλματος εκπαίδευσης από ένα εύρος εποχών και έπειτα τείνουν να σταθεροποιούνται.



Εικόνα 41– Σφάλματα πρόβλεψης του μοντέλου ANFIS

Στην εικόνα 41 απεικονίζεται το γράφημα των σφαλμάτων πρόβλεψης του μοντέλου ANFIS, αναλυτικότερα το γράφημα παρουσιάζει τις διακυμάνσεις του μοντέλου που έχουν ως στόχο την καλύτερη κατανόηση των εξαγόμενων τιμών των σφαλμάτων του συστήματος. Όπως παρατηρείται το γράφημα απεικονίζει στον y άξονα τις τιμές των σφαλμάτων (error) και στον x άξονα τον χρόνο (time).

Αξίζει να σημειωθεί ότι το γράφημα των σφαλμάτων πρόβλεψης δημιουργείται από την διαφορά των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης, με αποτέλεσμα όσο μικρότερες διακυμάνσεις των τιμών των σφαλμάτων τόσο καλύτερες θα είναι οι τιμές πρόβλεψης του συστήματος. Ακολουθώντας το παρόν γράφημα απεικονίζει αρκετά καλές τιμές των σφαλμάτων καθώς δεν εμφανίζονται μεγάλες διακυμάνσεις, γεγονός που επιβεβαιώνει ότι τα εξαγόμενα δεδομένα των προβλέψεων παρουσιάζουν καλές επιδόσεις τιμών.

Αξιοσημείωτο είναι ότι παρατηρήθηκαν γραφικά σε εύρος χρόνου από 250 έως 550 οι μεγαλύτερες αυξητικές τάσεις και πτώσεις αντίστοιχα, γεγονός που υποδεικνύει ότι το μοντέλο δεν έχει εκπαιδευτεί σε αντίστοιχες καταστάσεις. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να παρουσιάζονται μεγαλύτερες τιμές σφαλμάτων άρα και μεγαλύτερη αδυναμία πρόβλεψης. Εν συνεχεία σε χρόνο από 650 έως 1.000 παρατηρήθηκαν μικρότερες αυξομειώσεις των σφαλμάτων πρόβλεψης, γεγονός που επιβεβαιώνει την μεγαλύτερη επιτυχία της πρόβλεψης σε αυτό το εύρος χρόνου αντίστοιχα.

5.4. Αποτελέσματα

Στην παρούσα μεταπτυχιακή διατριβή εξετάστηκαν οι δείκτες σφάλματος της Ρίζας του Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (RMSE) , το Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (MSE), το Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (MAE) και το Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (MAPE) ώστε να εξαχθεί το βέλτιστο μοντέλο της πρόβλεψης. Επίσης μελετήθηκαν τα μοντέλα παλινδρόμησης AR και ARMA που εξάγουν τις αντίστοιχες τιμές των σφαλμάτων, ώστε να δημιουργηθεί μια πιο ευρεία αξιολόγηση του βέλτιστου μοντέλου πρόβλεψης του μοντέλου ANFIS. Τα τέσσερα μοντέλα σφαλμάτων αλλά και τα μοντέλα παλινδρόμησης που προαναφέρθηκαν εφαρμόστηκαν με βάση των συναρτήσεων συμμετοχής (gbellmf, trimf, gauss2mf, gaussmf, smf, trapmf, zmf και pimf), επίσης έγιναν δοκιμές των μοντέλων με το ακόλουθο εύρος εποχών (epoch) (5,10,100,250,500,1.000,5.000 και 10.000) ώστε να εξαχθεί το μικρότερο σφάλμα, δηλαδή την τιμή πρόβλεψης του συστήματος ANFIS. Εν συνεχεία έγιναν δοκιμές στο πλήθος των συναρτήσεων (mf_n) με δοκιμές (2,3,4,5,6) ώστε να εντοπιστεί το μικρότερο σφάλμα του μοντέλου πρόβλεψης και να εξεταστεί η συμπεριφορά του συστήματος ANFIS με την προσθήκη περισσότερων συναρτήσεων. Αξίζει να σημειωθεί ότι το μέγεθος βήματος (step size) , που εφαρμόστηκε σε όλο το εύρος δοκιμών του συστήματος ήταν $ss=0,01$.

Επιπρόσθετα τα δεδομένα που εξάχθηκαν από τον αλγόριθμό της matlab, καταχωρηθήκαν σε συγκεντρωτικούς πίνακες ώστε να εξεταστούν ανά κατηγορία σφαλμάτων. Επίσης μελετήθηκαν τα σφάλματα με τις μικρότερες τιμές ανά κατηγορία συναρτήσεων συμμετοχής ώστε να εξαχθεί η βέλτιστη τιμή της πρόβλεψης. Στην συνέχεια, παρατίθενται οι πίνακες των εξαγόμενων σφαλμάτων ανά κατηγορία (RMSE, MSE, MAE και MAPE) , καθώς και τα σφάλματα των μοντέλων παλινδρόμησης AR και ARMA.

**Παρουσίαση Σφαλμάτων RMSE,MSE,MAE,MAPE και Μοντέλων Παλινδρόμησης AR,
ARMA ανά Συνάρτηση Συμμετοχής**

Πίνακας 5.3

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=2, ss=0,01							
	Epoch= 5	Epoch= 10	Epoch= 100	Epoch= 250	Epoch= 500	Epoch= 1.000	Epoch= 5.000	Epoch= 10.000
	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE
gbellmf	2,2540	2,0699	21,4548	21,4548	21,4548	21,4548	21,4548	21,4548
Trimf	807,2896	807,2896	209,1490	191,1583	183,0312	180,5749	180,5749	180,5749
gauss2mf	2,0123	2,0089	2,2900	2,6236	2,1817	2,1213	2,1179	2,1179
gaussmf	3,8589	3,8593	3,7980	3,7468	3,7276	3,7239	3,7237	3,7237
Smf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
trapmf	2,0375	2,0375	2,0583	2,1212	2,1201	2,1199	2,1199	2,1199
Zmf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
Pimf	2,0031	2,0034	2,0712	2,0886	2,1001	2,1008	2,1008	2,1008

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=2, ss=0,01
	RMSE
AR model	3,6867
Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=2, ss=0,01
	RMSE
ARMA model	3,5792

Ο πίνακας 5.3 απεικονίζει τα σφάλματα των τιμών RMSE με πλήθος συναρτήσεων συμμετοχής mf_n=2. Όπως παρατηρείται από εύρος εποχών 5 έως 10 η συνάρτηση συμμετοχής σχήματος Π (pimf) εμφανίζει τις μικρότερες τιμές σφάλματος, ακολούθως για την τιμή εποχών epoch =100 η συνάρτηση συμμετοχής τραπεζοειδούς μορφής (trapmf) εξαγει την μικρότερη τιμή σφάλματος με τιμές RMSE=2,0583. Τέλος από εύρος εποχών 250 έως 10.000 η συνάρτηση συμμετοχής (pimf) παρουσιάζει τις μικρότερες τιμές σφάλματος συγκριτικά με τις υπόλοιπες συναρτήσεις συμμετοχής. Επίσης από εύρος εποχών 5.000 έως 10.000 παρατηρήθηκε να εμφανίζουν οι συναρτήσεις συμμετοχής σταθερά σφάλματα τιμών

, γεγονός που επιβεβαιώνεται ότι τα μοντέλα πρόβλεψης δεν παρουσιάζουν διακυμάνσεις τιμών. Ακολουθώντας μελετώντας όλα τα εξαγόμενα σφάλματα τιμών της παρούσας δοκιμής, καταλήγετε το συμπέρασμα ότι το μικρότερο σφάλμα εξάγεται από την συνάρτηση συμμετοχής (rimf) με epoch=5 και τιμή σφάλματος RMSE=2,0031, που θεωρείται το βέλτιστο μοντέλο πρόβλεψης. Εν κατακλείδι εξετάζοντας τα μοντέλα παλινδρόμησης (AR,ARMA) παρατηρείται να εμφανίζουν σταθερές τιμές σε όλο το εύρος εποχών. Επίσης τα μοντέλα παλινδρόμησης ARMA παρουσιάζουν μικρότερες τιμές σφάλματος συγκριτικά με τα μοντέλα AR, καθιστώντας τα ως πιο αποτελεσματικά μοντέλα πρόβλεψης. Πιο συγκεκριμένα το AR model να εμφανίζει τιμές σφάλματος RMSE=3,6867 και αντίστοιχα το ARMA model εξάγει τιμές RMSE=3,7592.

Πίνακας 5.4

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=2, ss=0,01							
	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=
	5	10	100	250	500	1.000	5.000	10.000
	MSE	MSE	MSE	MSE	MSE	MSE	MSE	MSE
gbellmf	5,0807	4,2846	460,3091	460,3091	460,3091	460,3091	460,3091	460,3091
Trimf	6.5172	6.5172	4.3743	3.6541	3.3500	3.2607	3.2607	3.2607
gauss2mf	4,0494	4,0359	5,2440	6,8830	4,7598	4,4998	4,4853	4,4853
gaussmf	14,8910	14,8945	14,4250	140382	13,8952	13,8674	13,8658	13,8658
Smf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
trapmf	4,1516	4,1514	4,2366	4,4993	4,4947	4,4940	4,4940	4,4940
Zmf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
Pimf	4,0126	4,0135	4,2901	4,3622	4,4106	4,4135	4,4135	4,4135
Συνάρτηση Συμμετοχής				mf_n=2, ss=0,01				
				MSE				
AR model				13,5919				
Συνάρτηση Συμμετοχής				mf_n=2, ss=0,01				
				MSE				
ARMA model				12,8110				

Στον πίνακα 5.4 απεικονίζονται τα σφάλματα MSE, όπως παρατηρείται τα μικρότερα σφάλματα σχεδόν σε όλο το εύρος εποχών εμφανίζονται από την συνάρτηση συμμετοχής *rimf* όπως και στην μελέτη του σφάλματος RMSE που έχει προαναφερθεί προηγουμένως. Με την μικρότερη τιμή σφάλματος να παρουσιάζεται με *epoch=5* και *MSE=4,0126*. Επίσης από *epoch=5.000* και πάνω, οι τιμές όλων των σφαλμάτων των συναρτήσεων συμμετοχής παρουσιάζουν σταθερές τιμές. Αξιοσημείωτο είναι ότι για *epoch=100* η συνάρτηση συμμετοχής *trapmf* παρουσιάζει μικρότερο σφάλμα *MSE=4,2366*. Τέλος τα σφάλματα των παλινδρομήσεων (AR,ARMA) εμφανίζουν σταθερές τιμές των σφαλμάτων σε όλο το εύρος εποχών για κάθε συνάρτηση συμμετοχής ,πιο συγκεκριμένα το AR model εξάγει τις τιμές των σφαλμάτων *MSE=13,5919* και αντίστοιχα το ARMA model εμφανίζει τα σφάλματα *MSE=12,8110*.

Πίνακας 5.5

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=2, ss=0,01							
	Epoch= 5	Epoch= 10	Epoch= 100	Epoch= 250	Epoch= 500	Epoch= 1.000	Epoch= 5.000	Epoch= 10.000
	MAE	MAE	MAE	MAE	MAE	MAE	MAE	MAE
gbellmf	1,9360	1,7929	6,3056	6,3056	6,3056	6,3056	6,3056	6,3056
Trimf	209,6918	209,6918	55,5865	50,9570	48,8650	48,2328	48,2328	48,2328
gauss2mf	1,7199	1,7139	1,9228	2,2459	1,9016	1,7979	1,7905	1,7905
gaussmf	2,7392	2,7392	2,7164	2,6973	2,6901	2,6887	2,6887	2,6887
Smf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
trapmf	1,7357	1,7357	1,7297	1,7538	1,7503	1,7501	1,7501	1,7501
Zmf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
Pimf	1,6936	1,6941	1,7281	1,7141	1,7269	1,7280	1,7280	1,7280
Συνάρτηση Συμμετοχής				mf_n=2, ss=0,01				
				MAE				
AR model				2,2322				
Συνάρτηση Συμμετοχής				mf_n=2, ss=0,01				
				MAE				
ARMA model				2,0754				

Στον πίνακα 5.5 παρουσιάζονται τα εξεταζόμενα σφάλματα MAE, αξίζει να σημειωθεί ότι τα μικρότερα σφάλματα συγκριτικά με τις υπόλοιπες συναρτήσεις συμμετοχής εξαγονται από την συνάρτησή συμμετοχής σχήματος Π (pimf), πιο συγκεκριμένα το μικρότερο σφάλμα εμφανίζεται για epoch=5 με τιμή σφάλματος MSE=1,6936. Όπως και στα προηγούμενα εξεταζόμενα σφάλματα της μελέτης, τα σφάλματα MAE τείνουν να σταθεροποιούνται σε όλο το φάσμα των δοκιμών των συναρτήσεων συμμετοχής από την τιμή του εύρους εποχών 5.000 και πάνω. Εν κατακλείδι τα σφάλματα παλινδρόμησης (AR,ARMA) εμφανίζουν σταθερό σφάλμα σε όλο το εύρος εποχών, με τιμές σφάλματος AR model MAE=2,2322 και το ARMA model MAE=2,0754.

Πίνακας 5.6

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=2, ss=0,01							
	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=
	5	10	100	250	500	1.000	5.000	10.000
	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE
gbellmf	0,1155	0,1104	0,2686	0,2686	0,2686	0,2686	0,2686	0,2686
Trimf	8,0789	8,0789	2,1717	1,9943	1,9141	1,8899	1,8899	1,8899
gauss2mf	0,1073	0,1070	0,1142	0,1271	0,1144	0,1108	0,1105	0,1105
gaussmf	0,1455	0,1454	0,1446	0,1439	0,1436	0,1436	0,1436	0,1436
Smf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
trapmf	0,1082	0,1082	0,1078	0,1095	0,1093	0,1093	0,1093	0,1093
Zmf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
Pimf	0,1057	0,1057	0,1073	0,1065	0,1071	0,1072	0,1072	0,1072
Συνάρτηση Συμμετοχής				mf_n=2, ss=0,01				
				MAPE				
AR model				0,1308				
Συνάρτηση Συμμετοχής				mf_n=2, ss=0,01				
				MAPE				
ARMA model				0,1206				

Στον πίνακα 5.6 απεικονίζονται τα σφάλματα MAPE, όπως παρατηρείται τα μικρότερα σφάλματα εξάγονται από την συνάρτηση συμμετοχής (rimf). Με την μικρότερη τιμή του σφάλματος να εμφανίζεται για epoch=5 και MAPE=0,1057. Στην παρούσα μελέτη τα σφάλματα του MAPE τείνουν να σταθεροποιούνται από την τιμή εποχών 1.000 και πάνω, με αποτέλεσμα να καταλήγετε το συμπέρασμα ότι οι τιμές πρόβλεψης παρουσιάζουν πιο γρήγορη σταθεροποίηση των τιμών συγκριτικά με τα προαναφερθείσα σφάλματα (RMSE, MSE και MAE). Επίσης τα σφάλματα παλινδρόμησης (AR,ARMA) εμφανίζουν σταθερές τιμές σφαλμάτων σε όλο το εύρος των εποχών με το AR model MAPE=0,1308 και το ARMA model MAPE=0,1206.

Πίνακας 5.7

Συγκεντρωτικός Πίνακας Βέλτιστων Σφαλμάτων (AR model και ARMA model)

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=2 ss=0,01			
AR model	RMSE	MSE	MAE	MAPE
	3,6867	13,5919	2,2322	0,1308
Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=2 ss=0,01			
ARMA model	RMSE	MSE	MAE	MAPE
	3,5792	12,8110	2,0754	0,1206

Στον πίνακα 5.7 παρουσιάζονται τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα των μοντέλων παλινδρόμησης (AR,ARMA) για mf_n=2. Όπως παρατηρείται το MAPE παρουσιάζει τις μικρότερες τιμές των εξεταζόμενων σφαλμάτων, ακολουθούν τα σφάλματα MAE, RMSE, MSE με την ίδια σειρά και στα δυο μοντέλα παλινδρόμησης. Εν συνεχεία το μοντέλο ARMA εμφανίζει μικρότερες τιμές σφαλμάτων σε σχέση με το μοντέλο AR, καθιστώντας το πιο αποτελεσματικό μοντέλο πρόβλεψης. Αξίζει να σημειωθεί ότι τα μοντέλα παλινδρόμησης εμφανίζουν πολύ κοντινές τιμές, γεγονός που επιβεβαιώνεται η καλή αποδοτικότητα των μοντέλων πρόβλεψης.

Πίνακας 5.8

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=3, ss=0,01							
	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=
	5	10	100	250	500	1.000	5.000	10.000
	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE
gbellmf	25,0745	19,9619	23,7930	15,9786	21,1198	15,6456	15,6456	15,6456
Trimf	592,2791	741,6598	1.0750	1.0462	1.0319	1.0319	1.0319	1.0319
gauss2mf	2,0842	2,0987	2,5824	2,9354	3,0233	2,4073	2,4388	2,4388
gaussmf	5,7105	5,7830	5,9147	6,7819	6,7417	6,7773	6,7773	6,7773
Smf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
trapmf	2,0400	2,0401	2,0303	1,9889	1,9885	1,9885	1,9885	1,9885
Zmf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
Pimf	2,0283	2,0295	2,0498	2,0971	2,0879	2,0737	2,0600	2,0600

Συνάρτηση Συμμετοχής		mf_n=3, ss=0,01	
		RMSE	
AR model		3,6867	
Συνάρτηση Συμμετοχής		mf_n=3, ss=0,01	
		RMSE	
ARMA model		3,5792	

Στον πίνακα 5.8 απεικονίζονται τα σφάλματα RMSE με πλήθος συναρτήσεων συμμετοχής mf_n=3. Στην παρούσα μελέτη παρατηρείται η συνάρτηση συμμετοχής σχήματός Π (pimf) με εύρος εποχών (epoch) 5 έως 10 να εξάγει τα μικρότερα σφάλματα τιμών, ακολούθως από εύρος εποχών 100 έως 10.000 η συνάρτηση συμμετοχής τραπεζοειδούς μορφής (trapmf) παρουσιάζει τα μικρότερα σφάλματα σε σύγκριση με τις υπόλοιπες συναρτήσεις συμμετοχής. Εν συνεχεία οι μικρότερες τιμές των σφαλμάτων της μελέτης εμφανίζονται στην συνάρτηση συμμετοχής τραπεζοειδούς μορφής (trapmf) και για εύρος εποχών από 500 έως 10.000 με RMSE=1,9885. Αξίζει να σημειωθεί, ότι οι τιμές των σφαλμάτων από

εύρος εποχών 1.000 και πάνω παρέμειναν σταθερές ,γεγονός που επιβεβαιώνετε ότι οι τιμές πρόβλεψης δεν παρουσιάζουν κάποια διακύμανση τιμών. Επιπρόσθετα τα μοντέλα παλινδρόμησης AR του σφάλματος RMSE εμφάνισαν σταθερά σφάλματα σε όλο το εύρος εποχών με τιμές σφάλματος RMSE=3,6867 και αντίστοιχα τα μοντέλα παλινδρόμησης παρουσίασαν σφάλματα με τιμές RMSE=3,5792.

Πίνακας 5.9

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=3, ss=0,01							
	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=
	5	10	100	250	500	1.000	5.000	10.000
	MSE	MSE	MSE	MSE	MSE	MSE	MSE	MSE
gbellmf	628,7295	398,4771	566,1059	255,3149	466,0456	244,7860	244,7860	244,7860
Trimf	3.5079	5.5006	1.0750	1.0462	1.0647	1.0647	1.0319	1.0319
gauss2mf	4,3438	4,4044	6,6689	8,6166	9,1403	5,7950	5,9478	5,9478
gaussmf	32,6097	33,4428	34,9842	42,0149	45,4505	45,9324	45,9325	45,9325
Smf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
trapmf	4,1614	4,1620	4,1220	3,9556	3,9541	3,9541	3,9541	3,9541
Zmf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
Pimf	4,1140	4,1188	4,2017	4,3977	4,3593	4,3001	4,2438	4,2437

Συνάρτηση Συμμετοχής		mf_n=3, ss=0,01	
		MSE	
AR model		13,5919	
Συνάρτηση Συμμετοχής		mf_n=3, ss=0,01	
		MSE	
ARMA model		12,8110	

Στον πίνακα 5.9 παρουσιάζονται τα σφάλματα MSE. Όπως παρατηρείται για εύρος εποχών (epoch) 5 έως 10 τα μικρότερα σφάλματα εμφανίζονται στην συνάρτηση συμμετοχής σχήματος Π (pimf) , εν συνεχεία από epoch 100 έως 10.000 η συνάρτηση συμμετοχής με τα μικρότερα σφάλματα εξάγεται από την συνάρτηση συμμετοχής τραπεζοειδούς μορφής

(trapmf) με τις μικρότερες τιμές σφαλμάτων της μελέτης να εμφανίζονται για (epoch) 500 έως 10.000 με τιμή RMSE=3,9541. Αξιοσημείωτο είναι ότι από epoch 5.000 και πάνω τα σφάλματα των συναρτήσεων συμμετοχής τείνουν να σταθεροποιούνται σε όλο το εύρος δοκιμών ,γεγονός που επιβεβαιώνεται ότι για epoch=5.000 και πάνω οι συναρτήσεις συμμετοχής δεν παρουσιάζουν κάποια διακύμανση των τιμών πρόβλεψης. Εν κατακλείδι οι τιμές παλινδρόμησης των μοντέλων (AR,ARMA) εξάγουν σταθερές τιμές σφάλματος σε όλο το εύρος δοκιμών με τιμές για το AR model MSE=13,5919 και για το ARMA model MSE=12,8110.

Πίνακας 5.10

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=3, ss=0,01							
	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=
	5	10	100	250	500	1.000	5.000	10.000
	MAE	MAE	MAE	MAE	MAE	MAE	MAE	MAE
gbellmf	4,8667	4,2681	5,9110	4,7672	6,3989	5,1570	5,1570	5,1570
Trimf	154,0935	192,3709	278,8457	271,4253	267,7075	267,7075	267,7075	267,7075
gauss2mf	1,7141	1,7375	2,2071	2,4309	2,4836	2,0020	1,8950	1,8950
gaussmf	3,1088	3,1335	3,1756	3,3592	3,4437	3,4555	3,4556	3,4556
Smf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
trapmf	1,6828	1,6827	1,6577	1,5623	1,5616	1,5616	1,5616	1,5616
Zmf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
Pimf	1,6538	1,6554	1,6823	1,7240	1,6986	1,6770	1,6438	1,6438
Συνάρτηση Συμμετοχής				mf_n=3, ss=0,01				
				MAE				
AR model				2,2322				
Συνάρτηση Συμμετοχής				mf_n=3, ss=0,01				
				MAE				
ARMA model				2,0754				

Ο πίνακας 5.10 εξάγει τα αποτελέσματα των σφαλμάτων MAE, αξίζει να σημειωθεί ότι, όπως και στα προηγούμενα σφάλματα (RMSE, MSE) τα μικρότερα σφάλματα για το εύρος εποχών 5 έως 10 παρουσιάζεται από την συνάρτηση συμμετοχής σχήματος Π (pimf). Εν συνεχεία από εύρος εποχών 100 έως 10.000 η συνάρτηση συμμετοχής τραπεζοειδούς μορφής εμφανίζει τα μικρότερα σφάλματα σε σχέση με τις άλλες συναρτήσεις συμμετοχής, ενώ τα μικρότερα σφάλματα της μελέτης παρουσιάζονται από εύρος εποχών 500 έως 10.000 με τιμές σφάλματος MAE=1,5616. Αξιοσημείωτο είναι ότι τα σφάλματα παλινδρόμησης AR και ARMA εμφανίζουν σταθερές τιμές σε όλο το εύρος των δοκιμών, πιο συγκεκριμένα για το AR model τα σφάλματα MAE=2,2322 και για το ARMA model τα σφάλματα MAE=2,0754.

Πίνακας 5.11

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=3, ss=0,01							
	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=
	5	10	100	250	500	1.000	5.000	10.000
	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE
gbellmf	0,2221	0,2009	0,2566	0,2164	0,2743	0,2304	0,2304	0,2304
Trimf	5,9500	7,4176	10,7315	10,4471	10,3046	10,3046	10,3046	10,3046
gauss2mf	0,1064	0,1073	0,1255	0,1351	0,1373	0,1192	0,1151	0,1151
gaussmf	0,1590	0,1599	0,1614	0,1682	0,1713	0,1717	0,1717	0,1717
Smf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
trapmf	0,1020	0,1020	0,1011	0,0974	0,0974	0,0974	0,0974	0,0974
Zmf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
Pimf	0,1000	0,1001	0,1014	0,1032	0,1022	0,1014	0,1002	0,1002
Συνάρτηση Συμμετοχής				mf_n=3, ss=0,01				
				MAPE				
AR model				0,1308				
Συνάρτηση Συμμετοχής				mf_n=3, ss=0,01				
				MAPE				
ARMA model				0,1206				

Ο πίνακας 5.11 εξάγει τα αποτελέσματα των σφαλμάτων MAPE, όπως παρατηρείται για το εύρος των εποχών 5 έως 10 τα μικρότερα σφάλματα εμφανίζονται από την συνάρτηση συμμετοχής σχήματος Π (rimf). Ακολούθως για το εύρος εποχών 100 έως 10.000 η συνάρτηση συμμετοχής τραπεζοειδούς μορφής εξάγει τα μικρότερα σφάλματα ενώ τα χαμηλότερα σφάλματα της παρούσας δοκιμής παρουσιάζονται από εύρος εποχών 500 έως 10.000 με τιμές σφάλματος MAPE =0,0974. Εν συνεχεία τα σφάλματα των συναρτήσεων συμμετοχής από εύρος εποχών 5.000 έως 10.000 αντίστοιχα, εμφανίζουν σταθερές τιμές άρα εξάγεται το συμπέρασμα ότι οι τιμές πρόβλεψης στο εύρος εποχών 5.000 έως 10.000 δεν παρουσιάζουν κάποια διακύμανση των τιμών. Εν κατακλείδι τα σφάλματα των μοντέλων παλινδρόμησης (AR,ARMA) παραμένουν σταθερά σε όλο το εύρος εποχών με τιμές σφάλματος για το AR model MAPE= 0,1308 και για το ARMA model MAPE=0,1206.

Πίνακας 5.12

Συγκεντρωτικός Πίνακας Βέλτιστων Σφαλμάτων (AR model και ARMA model)

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=3 ss=0,01			
AR model	RMSE	MSE	MAE	MAPE
	3,6867	13,5919	2,2322	0,1308
Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=3 ss=0,01			
ARMA model	RMSE	MSE	MAE	MAPE
	3,5792	12,8110	2,0754	0,1206

Στον πίνακα 5.12 απεικονίζονται τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα των μοντέλων παλινδρόμησης (AR,ARMA) για mf_n=3. Όπως παρατηρείται το MAPE παρουσιάζει τις μικρότερες τιμές των σφαλμάτων ,ακολουθούν τα σφάλματα MAE, RMSE ,MSE με την ίδια σειρά και στα δυο μοντέλα παλινδρόμησης. Ακολούθως το μοντέλο ARMA εμφανίζει μικρότερες τιμές σφαλμάτων σε σχέση με το μοντέλο AR, καθιστώντας το πιο αποτελεσματικό μοντέλο πρόβλεψης. Επιπρόσθετα , τα μοντέλα παλινδρόμησης την παρούσας δοκιμής εμφανίζουν πολύ κοντινές τιμές , γεγονός που επιβεβαιώνεται η καλή αποδοτικότητα των μοντέλων πρόβλεψης.

Πίνακας 5.13

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=4, ss=0,01							
	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=
	5	10	100	250	500	1.000	5.000	10.000
	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE
gbellmf	100,4469	100,4469	152,9634	152,9634	152,9634	152,9634	152,9634	152,9634
Trimf	1.6133	1.6133	1.0208	883,9309	793,6101	789,6965	789,1520	789,1520
gauss2mf	2,1395	2,1216	2,1358	2,1220	2,1165	2,2016	2,1921	2,1921
gaussmf	6,8764	6,7859	6,7669	6,1416	5,9852	5,9852	5,9852	5,9852
Smf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
trapmf	2,0859	2,0857	2,0767	2,0952	2,0970	2,0997	2,0998	2,0998
Zmf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
Pimf	2,0430	2,0431	2,0485	2,0968	2,1201	2,1394	3,0822	5,5741

Συνάρτηση Συμμετοχής		mf_n=4, ss=0,01	
		RMSE	
AR model		3,6867	
Συνάρτηση Συμμετοχής		mf_n=4, ss=0,01	
		RMSE	
ARMA model		3,5792	

Ο πίνακας 5.13 παρουσιάζει τα σφάλματα RMSE με πλήθος συναρτήσεων συμμετοχής mf_n=4. Η παρούσα μελέτη εμφανίζει από εύρος εποχών (epoch) 5 έως 100 τα σφάλματα με την μικρότερη τιμή να εξάγονται από την συνάρτηση συμμετοχής σχήματος Π (pimf), ακολούθως από το εύρος εποχών 250 έως 10.000 η συνάρτηση συμμετοχής τραπεζοειδούς μορφής (trapmf) εμφανίζει τα μικρότερα σφάλματα συγκριτικά με τις υπόλοιπες δοκιμές των συναρτήσεων συμμετοχής. Επίσης παρατηρείται ότι από το εύρος εποχών 5.000 έως 10.000 οι τιμές των σφαλμάτων των συναρτήσεων συμμετοχής παραμένουν σταθερές, γεγονός που επιβεβαιώνεται ότι οι τιμές πρόβλεψης δεν θα παρουσιάσουν κάποια διακύμανση τιμών. Αξίζει να σημειωθεί ότι η μικρότερη τιμή της παρούσας μελέτης θεωρείται η βέλτιστη τιμή πρόβλεψης, στην συνέχεια εξάγεται από την συνάρτηση συμμετοχής (pimf) η τιμή

σφάλματος $RMSE=2,0430$. Επιπρόσθετα τα σφάλματα των μοντέλων παλινδρόμησης (AR,ARMA) παραμένουν σταθερά σε όλο το εύρος των εποχών . Ακολούθως παρατηρήθηκε ότι το μοντέλο ARMA παρουσιάζει τις μικρότερες τιμές των σφαλμάτων σε σχέση με το μοντέλο AR, πιο συγκεκριμένα το AR model εμφανίζει τιμή σφάλματος $RMSE=3,6867$ και αντίστοιχά το ARMA model $RMSE=3,5792$.

Πίνακας 5.14

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=4, ss=0,01							
	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=
	5	10	100	250	500	1.000	5.000	10.000
	MSE	MSE	MSE	MSE	MSE	MSE	MSE	MSE
gbellmf	1.0090	1.0090	2.3398	2.3398	2.3398	2.3398	2.3398	2.3398
Trimf	2.6028	2.6028	1.0420	6.9544	6.2982	6.2362	6.2276	6.2276
gauss2mf	4,5774	4,5012	4,5614	4,5031	4,4795	4,8472	4,8053	4,8054
gaussmf	47,2851	46,0482	45,7910	37,7197	35,8227	35,8227	35,8227	35,8227
Smf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
trapmf	4,3510	4,3501	4,3126	4,3898	4,3974	4,4087	4,4092	4,4092
Zmf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
Pimf	4,1740	4,1744	4,1965	4,3967	4,4947	4,5769	9,5001	31,0711
Συνάρτηση Συμμετοχής				mf_n=4, ss=0,01				
				MSE				
AR model				13,5919				
Συνάρτηση Συμμετοχής				mf_n=4, ss=0,01				
				MSE				
ARMA model				12,8110				

Ο πίνακας 5.14 απεικονίζει τα σφάλματα MSE, όπως παρατηρείται τα μικρότερα σφάλματα για εύρος εποχών 5 έως 100 εξάγονται από την συνάρτηση συμμετοχής σχήματος Π (pimf), εν συνεχεία από εύρος εποχών 250 έως 10.000 η συνάρτηση συμμετοχής τραπεζοειδούς μορφής (trapmf) εμφανίζει τα μικρότερα σφάλματα σε σχέση με τις υπόλοιπες συναρτήσεις

συμμετοχής που μελετήθηκαν στο ίδιο εύρος εποχών. Αξίζει να σημειωθεί ότι το μικρότερο σφάλμα της παρούσας μελέτης εξάγεται από την συνάρτηση συμμετοχής (rimf) με epoch=5 και τιμή σφάλματος MSE=4,1740. Επίσης οι τιμές των σφαλμάτων των συναρτήσεων συμμετοχής παραμένουν σταθερές από την τιμή εποχών 5.000 και πάνω. Εν κατακλείδι τα σφάλματα των μοντέλων παλινδρόμησης (AR,ARMA) παραμένουν σταθερά σε όλο το εύρος εποχών ,ενώ το μοντέλο παλινδρόμησης ARMA παρουσιάζει μικρότερες τιμές σφάλματος σε σχέση με το μοντέλο παλινδρόμησης AR. Πιο συγκεκριμένα το AR model εξάγει MSE=13,5919 και αντίστοιχα το ARMA model MSE=12,8110.

Πίνακας 5.15

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=4, ss=0,01							
	Epoch= 5	Epoch= 10	Epoch= 100	Epoch= 250	Epoch= 500	Epoch= 1.000	Epoch= 5.000	Epoch= 10.000
	MAE	MAE	MAE	MAE	MAE	MAE	MAE	MAE
gbellmf	12,8162	12,8162	32,4698	32,4698	32,4698	32,4698	32,4698	32,4698
Trimf	417,2373	417,2373	264,7512	216,5482	206,1466	205,1373	204,9971	204,9971
gauss2mf	1,8553	1,8324	1,7599	1,7507	1,7519	1,8900	1,8708	1,8708
gaussmf	3,9306	3,8992	3,8927	3,6827	3,6299	3,6299	3,6299	3,6299
Smf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
trapmf	1,7894	1,7890	1,7711	1,7944	1,7975	1,8018	1,8020	1,8020
Zmf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
Pimf	1,7171	1,7174	1,7199	1,7794	1,7959	1,8117	2,3084	3,4027
Συνάρτηση Συμμετοχής				mf_n=4, ss=0,01				
				MAE				
AR model				2,2322				
Συνάρτηση Συμμετοχής				mf_n=4, ss=0,01				
				MAE				
ARMA model				2,0754				

Στον πίνακα 5.15 παρουσιάζονται τα σφάλματα MAE, όπως παρατηρείται για εύρος εποχών 5 έως 100 η συναρτησή συμμετοχής σχήματος Π (pimf) εμφανίζει τις μικρότερες τιμές σφάλματος, στην συνέχεια από το εύρος εποχών 250 έως 500 η γκαουσιανή συνάρτηση συμμετοχής (gauss2mf) εξάγει τα μικρότερα σφάλματα και τέλος από το εύρος εποχών 1.000 έως 10.000, η τραπεζοειδούς συνάρτησης συμμετοχής (trapmf) παρατηρείται να εμφανίζει τα μικρότερα σφάλματα σε σχέση με τις υπόλοιπες συναρτήσεις συμμετοχής του ίδιου εύρους δοκιμών. Αξίζει να σημειωθεί ότι τα μικρότερα σφάλματα της παρούσας δοκιμής παρουσιάζονται, για την τιμή εποχών epoch=5 με την συνάρτηση συμμετοχής (pimf) και την τιμή σφάλματός MAE=1,7171. Επιπρόσθετα τα σφάλματα των μοντέλων παλινδρόμησης (AR,ARMA) παραμένουν σταθερά σε όλο το εύρος εποχών, αναλυτικότερα το μοντέλο ARMA παρουσιάζει μικρότερες τιμές σφάλματος άρα και την καλύτερες τιμές πρόβλεψης σε σχέση με το αντίστοιχο μοντέλο παλινδρόμησης AR. Πιο συγκεκριμένα το μοντέλο AR εξάγει τις τιμές σφάλματος MAE=2,2322 και το μοντέλο ARMA τις τιμές σφάλματος MAE=2,0754.

Πίνακας 5.16

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=4, ss=0,01							
	Epoch= 5	Epoch= 10	Epoch= 100	Epoch= 250	Epoch= 500	Epoch= 1.000	Epoch= 5.000	Epoch= 10.000
	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE
gbellmf	0,5045	0,5045	1,2008	1,2008	1,2008	1,2008	1,2008	1,2008
Trimf	16,0351	16,0351	10,1903	8,3425	7,9438	7,9051	7,8998	7,8998
gauss2mf	0,1116	0,1107	0,1073	0,1073	0,1080	0,1141	0,1138	0,1138
gaussmf	0,1913	0,1902	0,1899	0,1822	0,1802	0,1802	0,1802	0,1802
Smf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
trapmf	0,1088	0,1088	0,1081	0,1093	0,1094	0,1096	0,1096	0,1096
Zmf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
Pimf	1,1061	0,1061	0,1062	0,1091	0,1101	0,1118	0,1300	0,1713

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=4, ss=0,01
	MAPE
AR model	0,1308
Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=4, ss=0,01
	MAPE
ARMA model	0,1206

Στον πίνακα 5.16 απεικονίζονται τα σφάλματα MAPE, στις παρούσες δοκιμές για εύρος 5 έως 100 η συνάρτηση συμμετοχής σχήματος Π (rimf) εμφανίζει τις μικρότερες τιμές σφάλματος, ακολούθως για εύρος εποχών 250 έως 500 η συνάρτηση συμμετοχής γκαουσιανή μορφής (gauss2mf) εξάγει τα μικρότερα σφάλματα και τέλος από εύρος εποχών 1.000 έως 10.000 η συνάρτηση συμμετοχής τραπεζοειδούς μορφής εμφανίζει τα μικρότερα σφάλματα δοκιμών. Αξιοσημείωτο είναι ότι τα μικρότερα σφάλματα της παρούσας δοκιμής εξάγονται από την (rimf) με εύρος εποχών 5 έως την τιμή 10, με τιμή σφάλματος MAPE=1,1061. Επίσης τα σφάλματα από εύρος εποχών 5.000 και πάνω παρουσιάζουν σταθερές τιμές σε όλο το εύρος δοκιμών των συναρτήσεων συμμετοχής, γεγονός που επιβεβαιώνεται ότι οι τιμές πρόβλεψης δεν παρουσιάζουν κάποια διακύμανση σε αυτό το εύρος δοκιμών. Επιπρόσθετα τα σφάλματα των μοντέλων παλινδρόμησης (AR,ARMA) παραμένουν σταθερά σε όλο το εύρος εποχών, με τις μικρότερες τιμές σφάλματος να εμφανίζεται στο μοντέλο ARMA ενάντη του μοντέλου AR. Πιο συγκεκριμένα το AR model εξάγει τις τιμές σφάλματος MAPE=0,1308 και αντίστοιχα το ARMA model τις τιμές σφάλματος MAPE=0,1206.

Πίνακας 5.17

Συγκεντρωτικός Πίνακας Βέλτιστων Σφαλμάτων (AR model και ARMA model)

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=4			
	ss=0,01			
AR model	RMSE	MSE	MAE	MAPE
	3,6867	13,5919	2,2322	0,1308
Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=4			
	ss=0,01			
ARMA model	RMSE	MSE	MAE	MAPE
	3,5792	12,8110	2,0754	0,1206

Στον πίνακα 5.17 εμφανίζονται τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα των μοντέλων παλινδρόμησης (AR,ARMA) για mf_n=4. Όπως παρατηρείται το MAPE παρουσιάζει τις μικρότερες τιμές των σφάλματων, ακολουθούν τα σφάλματα MAE, RMSE ,MSE με την ίδια σειρά και στα δυο μοντέλα παλινδρόμησης (AR,ARMA). Ακολούθως το μοντέλο ARMA εμφανίζει μικρότερες τιμές σφαλμάτων σε σχέση με το μοντέλο AR, καθιστώντας το πιο αποτελεσματικό μοντέλο πρόβλεψης. Εν κατακλείδι , τα μοντέλα παλινδρόμησης την παρούσας δοκιμής εμφανίζουν πολύ κοντινές τιμές , γεγονός που επιβεβαιώνεται η καλή αποδοτικότητα των μοντέλων πρόβλεψης.

Πίνακας 5.18

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=5, ss=0,01							
	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=
	5	10	100	250	500	1.000	5.000	10.000
	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE
gbellmf	954,9405	976,3459	1.0392	1.0252	878,2198	878,2198	878,2198	878,2198
Trimf	778,1041	743,4304	1.0138	933,1856	918,4574	909,8348	909,9440	909,9440
gauss2mf	2,8321	2,7433	2,2192	2,2404	2,2559	2,3185	2,6257	2,6257
gaussmf	4,2825	4,2361	7,1634	28,6351	47,6540	50,9336	50,9968	50,9968
Smf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
trapmf	2,3773	2,3770	2,3896	2,4307	2,4325	2,4325	2,4325	2,4325
Zmf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
Pimf	2,4093	2,4101	2,4680	2,7074	2,7374	2,7186	2,8295	2,9311
Συνάρτηση Συμμετοχής					mf_n=5, ss=0,01			
					RMSE			
AR model					3,6867			
Συνάρτηση Συμμετοχής					mf_n=5, ss=0,01			
					RMSE			
ARMA model					3,5792			

Στον πίνακα 5.18 απεικονίζονται τα σφάλματα των τιμών RMSE με το πλήθος συναρτήσεων συμμετοχής $mf_n=5$. Όπως παρατηρείται, από εύρος εποχών 5 έως 10 η συνάρτηση συμμετοχής τραπεζοειδούς μορφής (trapmf) εξάγει τα μικρότερα σφάλματα, ακολούθως από εύρος εποχών 100 έως 1.000 η συνάρτηση συμμετοχής γκαουσιανής μορφής (gauss2mf) παρουσιάζει τις μικρότερες τιμές σφαλμάτων και τέλος από εύρος εποχών 5.000 έως 10.000 η (trapmf) εμφανίζει τα μικρότερα σφάλματα. Αξίζει να σημειωθεί ότι η μικρότερη τιμή σφάλματος της παρούσας δοκιμής εξάγεται από την συνάρτηση συμμετοχής γκαουσιανής μορφής (gauss2mf) με τιμή εποχών epoch=100 και τιμή σφάλματος RMSE=2,2192. Επίσης από εύρος εποχών 5.000 έως 10.000 οι τιμές σφάλματος δεν παρουσιάζουν κάποια διακύμανση, αρά οι προβλέψεις των τιμών θα παραμένουν σταθερές. Επιπρόσθετα τα σφάλματα των μοντέλων παλινδρόμησης (AR,ARMA) παραμένουν σταθερά σε όλο το εύρος εποχών που έχουν διερευνηθεί. Επίσης οι τιμές των σφαλμάτων του μοντέλου ARMA παρουσιάζουν μικρότερες τιμές σε σχέση με το μοντέλο AR. Πιο συγκεκριμένα το AR model εξάγει τις τιμές σφάλματος RMSE=3,6867 και αντίστοιχα το ARMA model εμφανίζει τις τιμές RMSE=3,5792.

Πίνακας 5.19

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=5, ss=0,01							
	Epoch= 5	Epoch= 10	Epoch= 100	Epoch= 250	Epoch= 500	Epoch= 1.000	Epoch= 5.000	Epoch= 10.000
	MSE	MSE	MSE	MSE	MSE	MSE	MSE	MSE
gbellmf	9.1191	9.5325	1.0799	1.0510	7.7127	7.7127	7.7127	7.7127
Trimf	6.0545	5.5269	1.0277	8.7084	8.4356	8.2780	8.2800	8.2800
gauss2mf	8,0210	7,5257	4,9250	5,0195	5,0890	5,3754	6,8942	6,8942
gaussmf	18,3395	17,9444	51,3147	819,9672	2.2709	2.5942	2.6007	2.6007
Smf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
trapmf	5,6517	5,6501	5,7103	5,9083	5,9172	5,9171	5,9172	5,9172
Zmf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
Pimf	5,8048	5,8083	6,0911	7,3299	7,4934	7,3910	8,0063	8,5912

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=5, ss=0,01
	MSE
AR model	13,5919
Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=5, ss=0,01
	MSE
ARMA model	12,8110

Στον πίνακα 5.19 εξάγονται τα σφάλματα MSE ,όπως παρατηρείται για εύρος εποχών 5 έως 10 η συνάρτηση συμμετοχής τραπεζοειδούς μορφής (trapmf) παρουσιάζει τα μικρότερα σφάλματα , στην συνέχεια για εύρος εποχών 100 έως 1.000 η συνάρτηση συμμετοχής (gauss2mf) εξάγει τα μικρότερα σφάλματα και τέλος από εύρος εποχών 5.000 έως 10.000 η (trapmf) εμφανίζει τα μικρότερα σφάλματα τιμών .Επίσης στο ίδιο εύρος εποχών οι συναρτήσεις συμμετοχής παρουσιάζουν σταθερές τιμές σφάλματος γεγονός που επιβεβαιώνεται ότι οι τιμές πρόβλεψης δεν θα παρουσιάζουν κάποια διακύμανση τιμών. Αξιοσημείωτο είναι ότι το μικρότερο σφάλμα την παρούσας δοκιμής εμφανίζετε από την συνάρτηση συμμετοχής (gauss2mf) με τιμή εποχών epoch=100 και τιμή σφάλματος MSE=4,9250. Εν κατακλείδι τα σφάλματα των μοντέλων παλινδρόμησης (AR,ARMA) εμφανίζουν σταθερές τιμές σε όλο το εύρος εποχών ,πιο συγκεκριμένα το AR model εμφανίζει τις τιμές σφάλματος MSE=13,5919 και αντίστοιχα το ARMA model τις τιμές MSE=12,8110.

Πίνακας 5.20

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=5, ss=0,01							
	Epoch= 5	Epoch= 10	Epoch= 100	Epoch= 250	Epoch= 500	Epoch= 1.000	Epoch= 5.000	Epoch= 10.000
	MAE	MAE	MAE	MAE	MAE	MAE	MAE	MAE
gbellmf	250,4776	259,4995	279,4180	278,1600	241,4810	241,4810	241,4810	241,4810
Trimf	201,9023	192,9085	262,7541	241,9905	238,1914	235,9690	235,9973	235,9973
gauss2mf	2,3786	2,3257	1,8362	1,8549	1,8664	1,9090	2,0728	2,0728
gaussmf	2,6864	2,6628	3,6429	10,8508	17,1407	18,2227	18,2438	18,2438
Smf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
trapmf	1,9858	1,9848	1,9879	2,0212	2,0225	2,0225	2,0225	2,0225
Zmf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
Pimf	2,0362	2,0371	2,0678	2,2276	2,2505	2,2390	2,3015	2,3577

Συνάρτηση Συμμετοχής		mf_n=5, ss=0,01	
		MAE	
AR model		2,2322	
Συνάρτηση Συμμετοχής		mf_n=5, ss=0,01	
		MAE	
ARMA model		2,0754	

Στον πίνακα 5.20 παρουσιάζονται τα σφάλματα MAE, όπως παρατηρείται για εύρος εποχών 5 έως 10 η συνάρτηση συμμετοχής τραπεζοειδούς μορφής (trapmf) εξάγει τα μικρότερα σφάλματα, συγκριτικά με τα αντίστοιχα σφάλματα του ίδιου εύρους εποχών. Ακολουθώντας για εύρος εποχών 100 έως 1.000 η συνάρτηση συμμετοχής γκαουσιανής μορφής (gauss2mf) παρουσιάζει τα μικρότερα σφάλματα τιμών και τέλος από εύρος εποχών 5.000 έως 10.000 η συνάρτηση συμμετοχής τραπεζοειδούς μορφής (trapmf) εμφανίζει τα μικρότερα σφάλματα τιμών. Αξιοσημείωτο είναι ότι η μικρότερη τιμή σφάλματος της παρούσας δοκιμής δηλαδή η τιμή που εξάγει το βέλτιστο μοντέλο πρόβλεψης, εξάγεται από την συνάρτηση συμμετοχής (gauss2mf) με τιμή εποχών epoch=100 και σφάλμα MAE=1,8362. Επιπρόσθετα τα μοντέλα παλινδρόμησης (AR,ARMA) παραμένουν σταθερά σε όλο το εύρος

εποχών, πιο συγκεκριμένα οι τιμές σφάλματος που εξάγονται από το AR model είναι MAE=2,2322 και για το ARMA model MAE=2,0754.

Πίνακας 5.21

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=5, ss=0,01							
	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=	Epoch=
	5	10	100	250	500	1.000	5.000	10.000
	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE
gbellmf	9,0707	9,4008	10,1192	10,0834	8,7819	8,7819	8,7819	8,7819
Trimf	7,7818	7,4371	10,1143	9,3183	9,1727	9,0875	9,0886	9,0886
gauss2mf	0,1333	0,1313	0,1124	0,1131	0,1137	0,1153	0,1212	0,1212
gaussmf	0,1451	0,1442	0,1793	0,4463	0,6796	0,7197	0,7205	0,7205
Smf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
trapmf	0,1152	0,1152	0,1154	0,1168	0,1168	0,1168	0,1168	0,1168
Zmf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
Pimf	0,1171	0,1172	0,1185	0,1254	0,1265	0,1260	0,1284	0,1305
Συνάρτηση Συμμετοχής				mf_n=5, ss=0,01				
				MAPE				
AR model				0,1308				
Συνάρτηση Συμμετοχής				mf_n=5, ss=0,01				
				MAPE				
ARMA model				0,1206				

Στον πίνακα 5.21 απεικονίζονται τα σφάλματα των τιμών MAPE, όπως παρατηρείται για το εύρος εποχών 5 έως 10 η συνάρτηση συμμετοχής τραπεζοειδούς μορφής (trapmf) εξάγει τις μικρότερες τιμές σφαλμάτων. Στην συνέχεια για εύρος εποχών 100 έως 1.000 η συνάρτηση συμμετοχής γκαουσιανής μορφής (gauss2mf) εμφανίζει τις μικρότερες τιμές σφαλμάτων και τέλος για εύρος εποχών 5.000 έως 10.000 η συνάρτηση συμμετοχής (trapmf) παρουσιάζει τις μικρότερες τιμές σφαλμάτων συγκριτικά με τις υπόλοιπες συναρτήσεις συμμετοχής.

Επίσης για το ίδιο εύρος εποχών (5.000-10.000) οι συναρτήσεις συμμετοχής όλων των δοκιμών εξάγουν σταθερές τιμές σφάλματος ,γεγονός που επιβεβαιώνεται ότι οι τιμές των μοντέλων πρόβλεψης θα παραμείνουν σταθερές και δεν θα παρουσιάσουν κάποια διακύμανση τιμών στα εξαγόμενα αποτελέσματα. Αξιοσημείωτο είναι ότι παρατηρώντας όλες τις τιμές των σφαλμάτων των εξαγόμενων δοκιμών, η τιμή σφάλματος που εμφανίζει την μικρότερη τιμή σφάλματος είναι η συνάρτηση συμμετοχής (gauss2mf) με epoch=100 και τιμή σφάλματος MAPE=0,1124. Εν κατακλείδι οι τιμές παλινδρόμησης (AR,ARMA) παρουσιάζουν σταθερές τιμές σε όλο το εύρος εποχών, ενώ το μοντέλο παλινδρόμησης ARMA εξάγει τις μικρότερες τιμές σφάλματος σε σχέση με το μοντέλο AR. Πιο συγκεκριμένα το AR model εμφανίζει την τιμή σφάλματος MAPE=0,1308 και αντίστοιχα το ARMA model την τιμή MAPE=0,1206.

Πίνακας 5.22

Συγκεντρωτικός Πίνακας Βέλτιστων Σφαλμάτων (AR model και ARMA model)

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=5 ss=0,01			
AR model	RMSE	MSE	MAE	MAPE
	3,6867	13,5919	2,2322	0,1308
Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=5 ss=0,01			
ARMA model	RMSE	MSE	MAE	MAPE
	3,5792	12,8110	2,0754	0,1206

Στον πίνακα 5.22 παρουσιάζονται τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα των μοντέλων παλινδρόμησης (AR,ARMA) με πλήθος συναρτήσεων συμμετοχής mf_n=5. Όπως παρατηρείται το MAPE εμφανίζει τις μικρότερες τιμές του σφάλματος όλων των εξεταζόμενων δοκιμών, ακολουθούν τα σφάλματα MAE, RMSE ,MSE με την ίδια σειρά και στα δυο μοντέλα παλινδρόμησης (AR,ARMA). Στην συνέχεια το μοντέλο ARMA εμφανίζει τις μικρότερες τιμές των σφαλμάτων σε σχέση με το μοντέλο AR, καθιστώντας το πιο αποτελεσματικό μοντέλο πρόβλεψης. Επιπρόσθετα , τα μοντέλα παλινδρόμησης την παρούσας δοκιμής εμφανίζουν πολύ κοντινές τιμές , γεγονός που επιβεβαιώνεται η καλή αποδοτικότητα των μοντέλων πρόβλεψης.

Πίνακας 5.23

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=6, ss=0,01							
	Epoch= 5	Epoch= 10	Epoch= 100	Epoch= 250	Epoch= 500	Epoch= 1.000	Epoch= 5.000	Epoch= 10.000
	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE	RMSE
Gbellmf	3.2029	2.6651	3.6821	4.7112	4.3933	4.3130	4.3130	4.3130
Trimf	557,4478	631,6850	654,4682	593,8844	505,2619	486,4539	486,1828	486,1828
gauss2mf	2,2081	2,2067	4,9021	7,4603	11,8236	12,4561	12,7924	12,7924
Gaussmf	10,0659	10,0659	9,0293	9,0293	8,2787	8,2818	8,2838	8,2838
Smf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
Trapmf	2,2276	2,2279	2,2450	2,2334	2,2375	2,2543	2,2543	2,2543
Zmf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
Pimf	2,1567	2,1569	2,1761	2,2258	2,2215	2,2332	2,2572	2,2664
Συνάρτηση Συμμετοχής				mf_n=6, ss=0,01				
				RMSE				
AR model				3,6867				
Συνάρτηση Συμμετοχής				mf_n=6, ss=0,01				
				RMSE				
ARMA model				3,5792				

Στον πίνακα 5.23 απεικονίζονται οι τιμές των σφαλμάτων RMSE, με πλήθος συναρτήσεων συμμετοχής mf_n=6. Όπως παρατηρείται από το εύρος εποχών 5 έως 1.000 η συνάρτηση συμμετοχής σχήματος Π (pimf) εξάγει τις μικρότερες τιμές σφάλματος σε σχέση με τις υπόλοιπες τιμές των σφαλμάτων. Ακολούθως για εύρος εποχών 5.000 έως 10.000 η συνάρτηση συμμετοχής τραπεζοειδούς μορφής (trapmf) εμφανίζει τα μικρότερα σφάλματα τιμών για το παρόν εύρος εποχών. Στην συνέχεια για το ίδιο εύρος εποχών (5.000-10.000) οι συναρτήσεις συμμετοχής παρουσιάζουν σταθερές τιμές σφαλμάτων, γεγονός που επιβεβαιώνεται ότι τα μοντέλα πρόβλεψης δεν παρουσιάζουν κάποια διακύμανση τιμών από ένα εύρος εποχών και πάνω. Αξίζει να σημειωθεί ότι στην παρούσα δοκιμή, η συνάρτηση συμμετοχής (pimf) με τιμή εποχών epoch=5 εξάγει την μικρότερη τιμή

σφάλματος $RMSE=2,1567$, αρά την βέλτιστη τιμή πρόβλεψης για το παρόν μοντέλο. Επιπρόσθετα τα εξεταζόμενα μοντέλα παλινδρόμησης (AR,ARMA) εμφανίζουν σταθερές τιμές σφαλμάτων σε όλο το εύρος εποχών. Επίσης εξάχθηκε το συμπέρασμα ότι οι τιμές των μοντέλων παλινδρόμησης ARMA εμφανίζουν μικρότερες τιμές συγκριτικά με το εξεταζόμενο μοντέλο AR. Πιο συγκεκριμένα το AR model εξάγει τιμές σφαλμάτων $RMSE=3,6867$ και αντίστοιχα το ARMA model παρουσιάζει τιμές σφαλμάτων $RMSE=3,5792$.

Πίνακας 5.24

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=6, ss=0,01							
	Epoch= 5	Epoch= 10	Epoch= 100	Epoch= 250	Epoch= 500	Epoch= 1.000	Epoch= 5.000	Epoch= 10.000
	MSE	MSE	MSE	MSE	MSE	MSE	MSE	MSE
gbellmf	3.2029	7.1027	1.3558	2.2195	1.9301	1.8602	1.8602	1.8602
Trimf	3.1075	3.9903	4.2833	3.5270	2.5529	2.3664	2.3637	2.3637
gauss2mf	4,8758	4,8695	24,0302	55,6562	139,7986	155,1544	163,6463	163,6463
gaussmf	101,3220	101,3220	81,5281	81,5281	68,5367	68,5883	68,6211	68,6211
Smf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
trapmf	4,9620	4,9635	5,0402	4,9879	5,0062	5,0821	5,0821	5,0821
Zmf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
Pimf	4,6515	4,6521	4,7355	4,9541	4,9352	4,9872	5,0948	5,1365

Συνάρτηση Συμμετοχής		mf_n=6, ss=0,01	
		MSE	
AR model		13,5919	
Συνάρτηση Συμμετοχής		mf_n=6, ss=0,01	
		MSE	
ARMA model		12,8110	

Στον πίνακα 5.24 απεικονίζονται οι τιμές των σφαλμάτων MSE, όπως παρατηρείται για εύρος εποχών 5 έως 1.000 η συνάρτηση συμμετοχής σχήματος Π (pimf) εμφανίζει τα μικρότερα σφάλματα . Ακολουθώς για εύρος εποχών 5.000 έως 10.000 η συνάρτηση συμμετοχής

τραπεζοειδούς μορφής (trapmf) εξάγει τις τιμές των μικρότερων σφαλμάτων. Αξίζει να σημειωθεί ότι οι συναρτήσεις συμμετοχής του ίδιου εύρους εποχών (5.000-10.000) παρουσιάζουν σταθερές τιμές σφαλμάτων ,γεγονός που επιβεβαιώνεται ότι από την τιμή εποχών 5.000 και πάνω, οι τιμές των εξαγόμενων μοντέλων πρόβλεψης θα παραμείνουν σταθερές και δεν θα παρουσιάσουν διακυμάνσεις τιμών. Επίσης μελετώντας όλα τα σφάλματα των συναρτήσεων συμμετοχής εξάγεται το συμπέρασμα ότι η συνάρτηση συμμετοχής rimf με εύρος εποχών epoch=5 και τιμή σφάλματος MSE=4,6515 παρουσιάζει την μικρότερη τιμή σφάλματος ,άρα το βέλτιστο μοντέλο πρόβλεψης για την παρούσα δοκιμή. Εν κατακλείδι , μελετώντας τα εξαγόμενα σφάλματα παλινδρόμησης (AR,ARMA) παρατηρήθηκε ότι οι τιμές των σφαλμάτων παραμένουν σταθερές σε όλο το εύρος εποχών. Επίσης το μοντέλο ARMA εμφανίζει τις μικρότερες τιμές των σφαλμάτων MSE=12,8110 συγκριτικά με τις τιμές του μοντέλου παλινδρόμησης AR με MSE=13,5919, έτσι εξάγεται το συμπέρασμα ότι το μοντέλο ARMA εμφανίζει καλύτερες τιμές πρόβλεψης από το μοντέλο AR.

Πίνακας 5.25

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=6, ss=0,01							
	Epoch= 5	Epoch= 10	Epoch= 100	Epoch= 250	Epoch= 500	Epoch= 1.000	Epoch= 5.000	Epoch= 10.000
	MAE	MAE	MAE	MAE	MAE	MAE	MAE	MAE
gbellmf	798,7724	665,4942	876,2306	1.1214	1.0385	1.0187	1.0187	1.0187
Trimf	145,1481	164,2428	170,1296	154,5151	131,6715	126,8258	126,7560	126,7560
gauss2mf	1,8245	1,8303	3,1229	4,1680	5,8349	6,0930	6,2028	6,2028
gaussmf	4,9748	4,9748	4,6121	4,6121	4,3479	4,3484	4,3493	4,3493
Smf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
trapmf	1,8693	1,8695	1,8738	1,8327	1,8347	1,8430	1,8430	1,8430
Zmf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
Pimf	1,7829	1,7830	1,8075	1,8087	1,7890	1,7994	1,7994	1,8081

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=6, ss=0,01
	MAE
AR model	2,2322
Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=6, ss=0,01
	MAE
ARMA model	2,0754

Ο πίνακας 5.25 απεικονίζει τις δοκιμές των τιμών των σφαλμάτων MAE, όπου όπως παρατηρείται η συνάρτηση συμμετοχής σχήματος Π (rimf) εμφανίζει τις μικρότερες τιμές των σφαλμάτων. Επίσης, η συνάρτηση συμμετοχής (rimf) με epoch=5 και τιμή σφάλματος MAE=1,7829 παρουσιάζεται ως η μικρότερη τιμή σφάλματος της παρούσας δοκιμής, αρά θεωρείται το βέλτιστο μοντέλο πρόβλεψης. Αξίζει να σημειωθεί ότι, από το εύρος εποχών 5.000 και πάνω, παρατηρείται ότι οι τιμές των σφαλμάτων που εμφανίζουν οι συναρτήσεις συμμετοχής παραμένουν σταθερές, με αποτέλεσμα να εξαχεται το συμπέρασμα ότι οι τιμές των μοντέλων πρόβλεψης δεν παρουσιάζουν διακυμάνσεις τιμών στο παρόν εύρος. Επιπρόσθετα, μελετώντας τα εξαγόμενα σφάλματα των μοντέλων παλινδρόμησης (AR,ARMA) παρατηρείται ότι τα σφάλματα εμφανίζουν σταθερές τιμές σε όλο το εύρος εποχών. Επίσης, το μοντέλο παλινδρόμησης ARMA εξάγει τις μικρότερες τιμές σφαλμάτων συγκριτικά με το μοντέλο παλινδρόμησης AR, άρα εμφανίζει καλύτερα μοντέλα πρόβλεψης. Πιο συγκεκριμένα, το AR model εξάγει τις τιμές σφάλματος MAE=2,2322 και αντίστοιχα το ARMA model παρουσιάζει τις τιμές MAE=2,0754.

Πίνακας 5.26

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=6, ss=0,01							
	Epoch= 5	Epoch= 10	Epoch= 100	Epoch= 250	Epoch= 500	Epoch= 1.000	Epoch= 5.000	Epoch= 10.000
	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE	MAPE
gbellmf	28,5621	23,8074	31,1716	39,8808	36,9056	36,1976	36,1976	36,1976
Trimf	5,6067	6,3386	6,5643	5,9658	5,0902	4,9045	4,9018	4,9018
gauss2mf	0,1124	0,1126	0,1605	0,2006	0,2638	0,2742	0,2780	0,2780
gaussmf	0,2303	0,2303	0,2167	0,2167	0,2068	0,2069	0,2069	0,2069
Smf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
trapmf	0,1124	0,1142	0,1148	0,1134	0,1136	0,1141	0,1141	0,1141
Zmf	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR	ERROR
Pimf	0,1091	0,1091	0,1109	0,1108	0,1103	0,1107	0,1108	0,1112

Συνάρτηση Συμμετοχής		mf_n=6, ss=0,01	
		MAPE	
AR model		0,1308	
Συνάρτηση Συμμετοχής		mf_n=6, ss=0,01	
		MAPE	
ARMA model		0,1206	

Ο πίνακας 5.26 απεικονίζει τις τιμές των σφαλμάτων MAPE με πλήθος συναρτήσεων συμμετοχής mf_n=6, όπου όπως παρατηρείται οι τιμές των MAPE εξάγουν τις μικρότερες τιμές σφαλμάτων συγκριτικά με τις προαναφερθείσες δομικές (RMSE, MSE και MAE). Επίσης, αξιολογώντας την εκάστοτε συνάρτηση συμμετοχής και λαμβάνοντας υπόψιν τις δοκιμές των σφαλμάτων που έγιναν σε όλο το εύρος εποχών, εξάγεται το συμπέρασμα ότι η συνάρτηση συμμετοχής σχήματος Π (pimf) παρουσιάζει τις μικρότερες τιμές σφαλμάτων. Ακολούθως, αφού εξάχθηκαν όλα τα σφάλματα των δοκιμών παρατηρήθηκε ότι η συνάρτηση συμμετοχής (pimf) με epoch=5 και τιμή MAPE=0,1091 να εμφανίζεται ως η μικρότερη τιμή σφάλματος, άρα να θεωρείται ως το βέλτιστο μοντέλο πρόβλεψης την παρούσας μελέτης. Εν συνεχεία, από την τιμή του εύρους εποχών 5.000 και πάνω τα

σφάλματα των συναρτήσεων συμμετοχής παρουσιάζουν σταθερές τιμές ,γεγονός που επιβεβαιώνεται ότι οι τιμές των μοντέλων πρόβλεψης δεν παρουσιάζουν διακυμάνσεις τιμών. Εν κατακλείδι, αξιολογώντας τα εξαγόμενα μοντέλα παλινδρόμησης (AR,ARMA) παρατηρείται ότι εμφανίζουν σταθερές τιμές σε όλο το εύρος των εξεταζόμενων εποχών. Επίσης, το μοντέλο ARMA εξάγει τις μικρότερες τιμές σφαλμάτων συγκριτικά με τις τιμές των μοντέλων παλινδρόμησης AR. Πιο συγκεκριμένα, το AR model παρουσιάζει τις τιμές σφάλματος MAPE=0,1308 και αντίστοιχα το ARMA model εξάγει τις τιμές σφάλματος MAPE=0,1206.

Πίνακας 5.27

Συγκεντρωτικός Πίνακας Βέλτιστων Σφαλμάτων (AR model και ARMA model)

Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=6 ss=0,01			
AR model	RMSE	MSE	MAE	MAPE
	3,6867	13,5919	2,2322	0,1308
Συνάρτηση Συμμετοχής	mf_n=6 ss=0,01			
ARMA model	RMSE	MSE	MAE	MAPE
	3,5792	12,8110	2,0754	0,1206

Ο πίνακας 5.27 εξάγει τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα των μοντέλων παλινδρόμησης με πλήθος συναρτήσεων mf_n=6.Οπως έχει προαναφερθεί οι τιμές των εξαγόμενων σφαλμάτων των μοντέλων παλινδρόμησης (AR, ARMA) εμφανίζουν σταθερές τιμές σε όλο το εύρος εποχών. Ακολουθώντας, έχει παρατηρηθεί ότι τα σφάλματα MAPE παρουσιάζουν τις μικρότερες τιμές σφαλμάτων συγκριτικά με τα υπόλοιπα εξεταζόμενα σφάλματα δοκιμών της παρούσας μελέτης. Εν συνεχεία τα σφάλματα MAE,RMSE και MSE ακολουθούν την παρούσα σειρά σημαντικότητας ,καθώς η σειρά κατάταξης των σφαλμάτων τα τοποθετεί σύμφωνα με τις τιμές των εξαγόμενων σφαλμάτων από την μικρότερη τιμή στην μεγαλύτερη. Αξίζει να σημειωθεί ότι η σειρά κατάταξης της σημαντικότητάς των σφαλμάτων παρουσιάστηκε ταυτόσημη και στα δυο μοντέλα παλινδρόμησης (AR,ARMA). Βέβαια αξιολογώντας τις τιμές των σφαλμάτων των μοντέλων παλινδρόμησης εξάχθηκε το συμπέρασμα ότι το μοντέλο ARMA εμφανίζει μικρότερες τιμές σφάλματος σε σχέση με το μοντέλο παλινδρόμησης AR ,καθιστώντας το ως πιο αποδοτικό και αποτελεσματικό μοντέλο πρόβλεψης. Εν κατακλείδι μελετώντας όλες τις δοκιμές των συγκεντρωτικών μοντέλων, των σφαλμάτων των μοντέλων παλινδρόμησης (AR,ARMA) με πλήθος συναρτήσεων συμμετοχής mf_n= (2,3,4,5,6) καταλήγεται το συμπέρασμα ότι το μοντέλο παλινδρόμησης εμφανίζει

μικρότερες τιμές σφάλματος άρα καλύτερες τιμές πρόβλεψης συγκριτικά με το μοντέλο παλινδρόμησης AR. Επίσης αξιολογώντας όλα τα σφάλματα των συναρτήσεων συμμετοχής της παρούσας μελέτης , παρατηρείται ότι η σειρά κατάταξης των εξαγόμενων σφαλμάτων παραμένει η ίδια (MAPE,MAE,RMSE και MSE) σε κάθε δοκιμή που έγινε τροποποιώντας κάθε φορά το $mf_n=(2,3,4,5,6)$.

Παρατήρηση:Οι χαμηλότερες τιμές του **RMSE,MSE,MAE, MAPE** έχουν τονιστεί με **bold** ανά κατηγορία συνάρτησης συμμετοχής, ανάλογα τις εποχές που έχουν οριστεί.

Παρατήρηση

Οι πίνακες (5.3-5.27) παρουσιάζουν τα εξαγόμενα σφάλματα του μοντέλου ANFIS του συστήματος, επίσης τα μικρότερα σφάλματα έχουν τονιστεί με **bold** ανά κατηγορία συνάρτησης συμμετοχής ώστε να γίνεται ευκολότερη η διερεύνηση των μικρότερων σφαλμάτων του συστήματός. Αξίζει να σημειωθεί ,ο δείκτης σφάλματος που έχει την μεγαλύτερη βαρύτητα στην παρούσα μελέτη είναι η Ρίζα του Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (RMSE) ενώ εξίσου σημαντικό σφάλμα θεωρείται το Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (MSE) καθώς θεωρείται το συνηθέστερο μετρώ ακρίβειας στον τομέα των προβλέψεων. Μελετώντας τις τιμές των εξαγόμενων σφαλμάτων και συγκρίνοντας τα εξαγόμενα διαγράμματα της εκάστοτε συνάρτησης συμμετοχής, παρατηρήθηκε ότι η συνάρτηση συμμετοχής που εξάγει τις καλύτερες τιμές των προβλέψεων είναι η πολυωνυμική συνάρτηση Π (rimf) ,με πλήθος συναρτήσεων $mf_n=2$ και με αυξημένο αριθμό επαναλήψεων (epoch)=5, ενώ το μέγεθος βήματος που ακολουθήθηκε ήταν $ss=0,01$.

Αξιοσημείωτο είναι ότι η συνάρτηση συμμετοχής (rimf) που προαναφέρθηκε εξάγει τις καλύτερες τιμές πρόβλεψης καθώς παρουσιάζει τις χαμηλότερες τιμές στους δείκτες σφάλματος RMSE,MSE,MAE και MAPE, καθώς και στα μοντέλα παλινδρόμησης AR και ARMA. Επίσης ένα εξίσου σημαντικό χαρακτηριστικό που έχει καταληκτικό ρολό στην επιλογή της συνάρτησης συμμετοχής rimf είναι τα εξαγόμενα διαγράμματα του ANFIS, που είναι το διάγραμμα των πραγματικών τιμών και τιμών πρόβλεψης του μοντέλου και ακολούθως τα διαγράμματα παλινδρόμησης AR και ARMA. Τα προαναφερθείσα διαγράμματα παρουσίασαν πολύ καλό fit γεγονός που υποδεικνύει την μεγάλη επιτυχία των τιμών πρόβλεψης σε σύγκριση με τα μοντέλα των άλλων συναρτήσεων συμμετοχής που δοκιμάστηκαν.

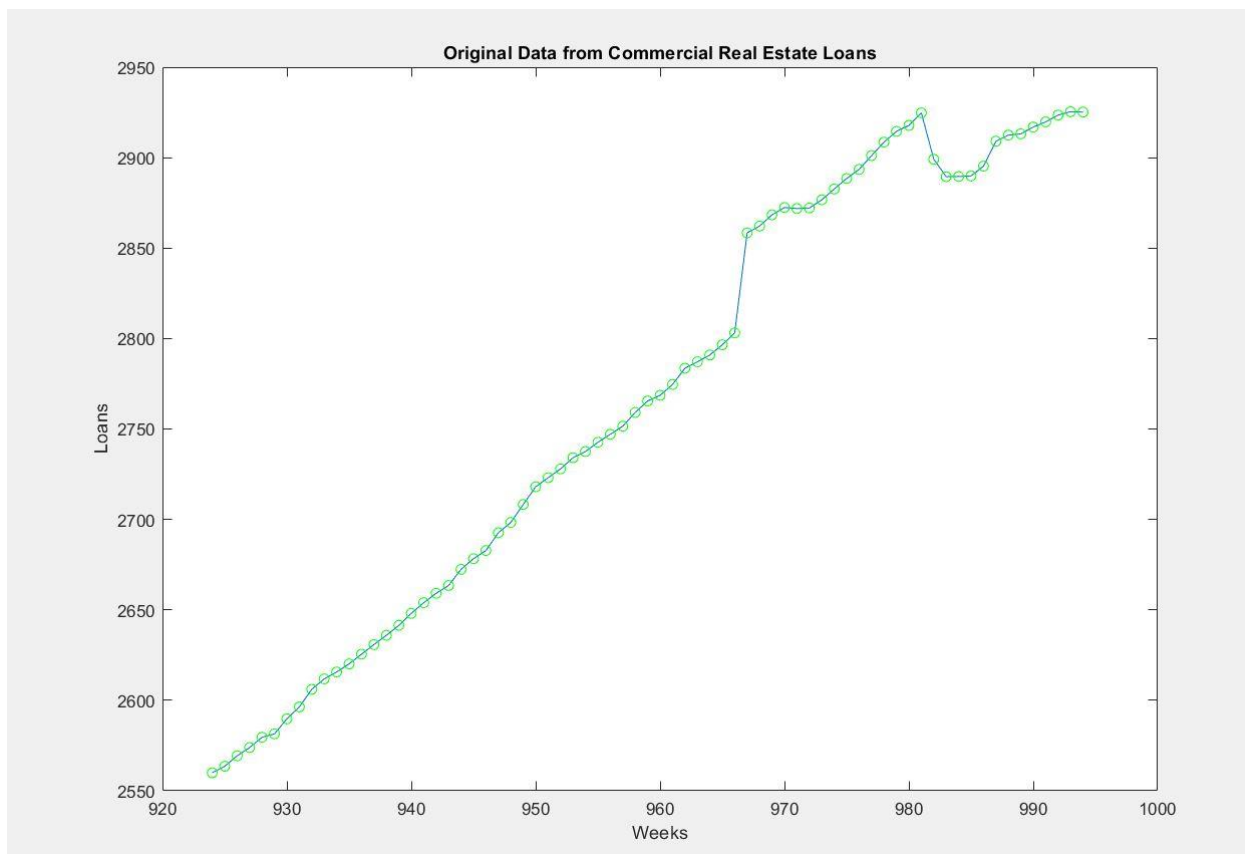
Στην συνέχεια στην παρούσα μελέτη παρατηρήθηκε ότι οι τιμές των σφαλμάτων των μοντέλων παλινδρόμησης AR και ARMA εμφάνιζαν σταθερή τιμή σφάλματος σε όλο το εύρος δοκίμων των συναρτήσεων συμμετοχής, γι' αυτόν τον λόγο καταγράφηκαν τα σφάλματα με βάση των εξαγόμενων δεικτών RMSE, MSE, MAE και MAPE αντίστοιχα, καθώς οι δείκτες των σφαλμάτων παρουσίαζαν μια διαφοροποίησης των τιμών μεταξύ τους.

Εν κατακλείδι η σειρά προτίμησης που εξάγει το μοντέλο ANFIS με τις περισσότερες ακριβείς προβλέψεις, καθώς παρουσιάζουν το μικρότερο σφάλμα κατά σειρά τοποθέτησης αρά τα μοντέλα που εξάγουν την βέλτιστη πρόβλεψη είναι τα εξής (η σειρά προτίμησης τοποθετείται από το μοντέλο με την περισσότερη ακριβή πρόβλεψη προς το μοντέλο με την λιγότερο ακριβή πρόβλεψη αντίστοιχα):

ANFIS: Νευρωνικό Δίκτυο → Μοντέλο Παλινδρόμησης ARMA → Μοντέλο Παλινδρόμησης AR

Παρατήρηση

Εν συνεχεία παρουσιάζονται τα εξαγόμενα γραφήματα: των τιμών των δανείων των εμπορικών ακινήτων, ο έλεγχος δεδομένων εκπαίδευσης και αξιολόγησης των χρονοσειρών, το διάγραμμα του νευρωνικού δικτύου ANFIS των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης, το διάγραμμα του μοντέλου παλινδρόμησης AR και ARMA. Τέλος απεικονίζεται η επιφάνεια των τιμών εισόδου - εξόδου των δανείων των εμπορικών ακινήτων σε τρισδιάστατη μορφή.



Εικόνα 42–Πραγματικά δεδομένα των δανείων των εμπορικών ακινήτων

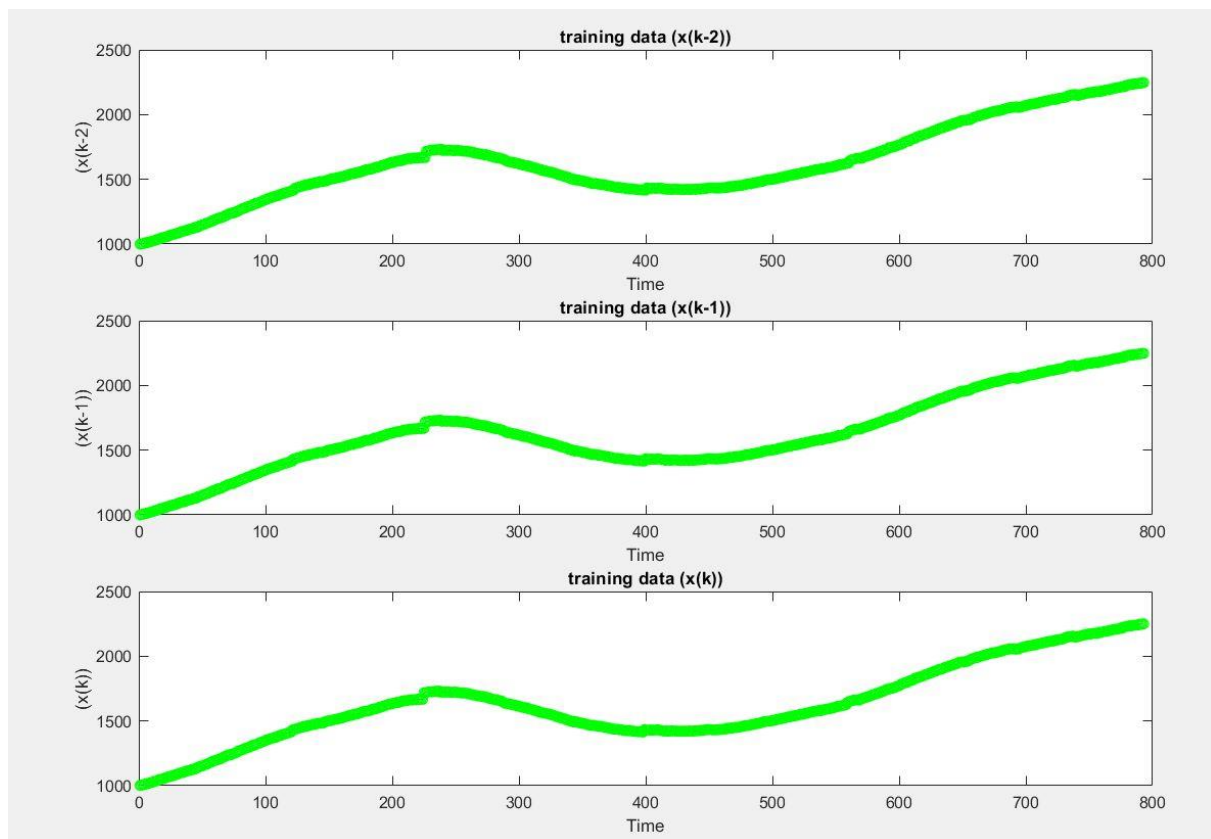
Στην εικόνα 42 παρουσιάζονται τα πραγματικά δεδομένα των δανείων των εμπορικών ακινήτων. Όπως παρατηρείται στο διάγραμμα, στον άξονα y απεικονίζονται οι τιμές των δανείων των εμπορικών ακινήτων με εύρος τιμών (2550 έως 2950) ενώ στον άξονα x παρουσιάζονται οι εβδομάδες με εύρος (920 έως 1000).

Αξίζει να σημειωθεί ότι, τα δεδομένα των εμπορικών ακινήτων φαίνεται να παρουσιάζουν αυξητική τάση σχεδόν σε όλο το εύρος των τιμών , αναλυτικότερα από το εύρος 923 έως το 983, η γραφική παράσταση θεωρείται γνησίως αύξουσα, καθώς δεν παρουσιάζει κάποια πτωτική τάση , εν αντιθέσει τα δεδομένα παρουσιάζουν γραμμική αύξηση στο προαναφερθέντα εύρος . Στην συνέχεια, στο εύρος των εβδομάδων από 983 έως 985, εμφανίζεται μια στιγμιαία πτώσης των δεδομένων ,δηλαδή ένα τοπικό ελάχιστο .Τέλος, στο εύρος των δεδομένων από 990 έως 998 , τα δεδομένα των τιμών των δανείων ανακτούν την ανοδική πορεία των δεδομένων και συνεχίζουν την αυξητική τους τάση.

Επιπρόσθετα αξιοσημείωτο καθίσταται ότι, από τα αποτελέσματα που εξάγονται από το διάγραμμα, εμφανίζουν αρκετά ενθαρρυντικό αποτέλεσμα, καθώς παρουσιάζει γραμμική αύξηση και δεν εμφανίζει ακραίες τιμές σε όλο το εύρος των δεδομένων . Επίσης, τα αποτελέσματα του διαγράμματος έρχονται να επιβεβαιώσουν την θεωρία του οικονομολόγου Nikolai Kondratieff , όπου θεωρείται ο πρωτεργάτης της διατύπωσης της θεωρίας του μακροχρόνιου κύκλου οικονομίας ή (k-wave). Σύμφωνα με τον Ρώσο οικονομολόγο ο μακροχρόνιος κύκλος οικονομίας ακολουθείται από μια σειρά ετών ,28

χρόνια ανάπτυξης και αντίστοιχα 28 χρόνια στασιμότητας ή ύφεσης, δηλαδή το σύνολο του κύκλου οικονομίας είναι 56 χρόνια.

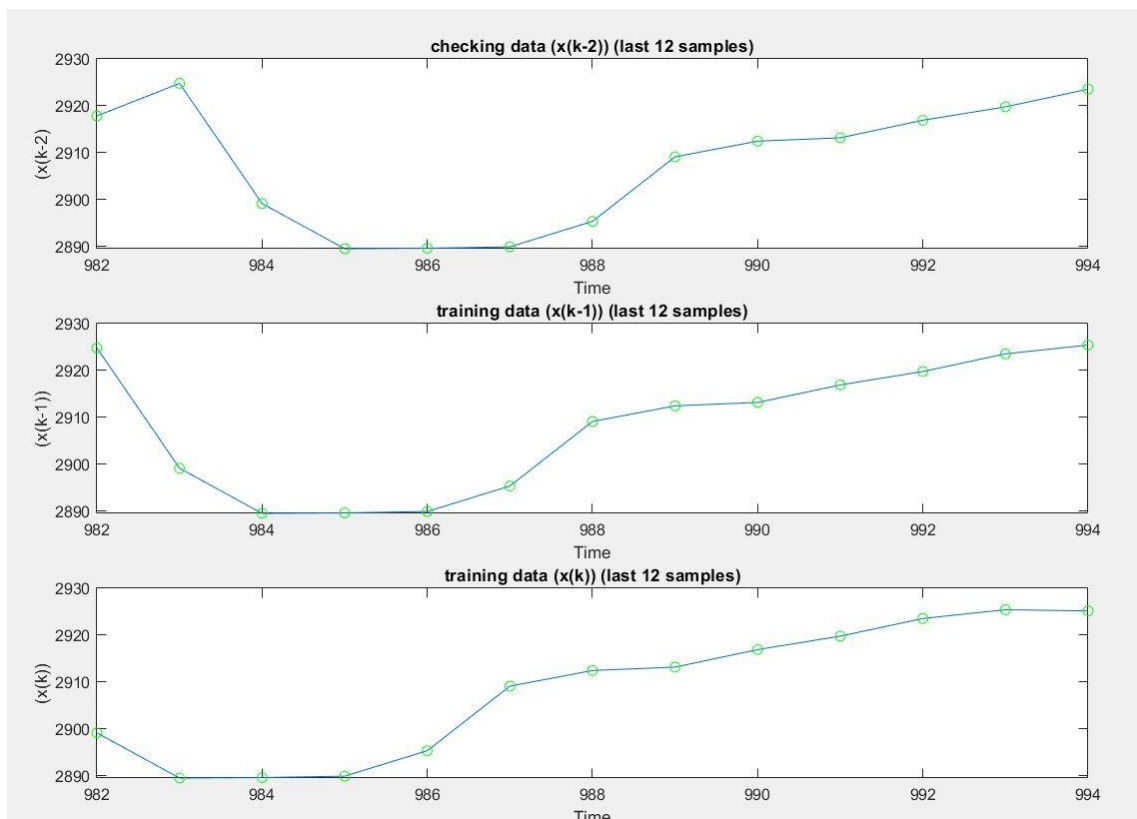
Όπως παρατηρήθηκε στην παρούσα μεταπτυχιακή διατριβή, τα πραγματικά δεδομένα των δανείων των εμπορικών ακινήτων επιβεβαιώνουν την θεωρία του μακροχρόνιου οικονομικού κύκλου, καθώς η εμφάνιση της γραμμικής αύξησης επιβεβαιώνει τα 28 χρόνια ανάπτυξης που διαδραματίζονται έως και σήμερα από το έτος 1996 έως το 2024. Αξιοσημείωτο είναι ότι, το έτος 2024 θεωρείται η κορυφή του κύκλου ανάπτυξης (peak), ενώ από το έτος 2024 έως το 2052 η θεωρία του μακροχρόνιου οικονομικού κύκλου προβλέπει να επέρχονται χρόνια στασιμότητας, δηλαδή 28 χρόνια ύφεσης στην παγκόσμια οικονομία. Ιστορικά όπως έχει αποδειχθεί όταν η παγκόσμια οικονομία διανύει τα χρόνια της ύφεσης, η ανθρωπότητα μπαίνει στην διαδικασία να ανακαλύψει νέες τεχνολογίες που θα οδηγήσουν σε νέο κύκλο ανάκαμψης της παγκόσμιας οικονομίας. Με αποτέλεσμα η θεωρία του Kondratieff να προβλέπει ότι τα έτη 2052 έως 2080, θα επέλθουν τα 28 χρόνια ανάκαμψης της παγκόσμιας οικονομίας.



Εικόνα 43– Δεδομένα σειράς εκπαίδευσης χρονοσειρών

Στην εικόνα 43 παρουσιάζεται η δυσδιάστατη γραφική παράσταση απεικόνισης δεδομένων της σειράς εκπαίδευσης χρονοσειρών. Όπως παρατηρείται το πρώτο και το δεύτερο διάγραμμα απεικονίζονται τα δεδομένα εισόδου (input) ενώ στο τελευταίο διάγραμμα εξάγονται τα δεδομένα εξόδου (output). Αναλυτικότερα στο πρώτο διάγραμμα στον γ άξονα εισάγονται τα δεδομένα εισόδου του χθες $x(k-2)$ και στο άξονα x τοποθετείται το χρονικό εύρος (time). Ακολούθως στο δεύτερο διάγραμμα στον γ άξονα εισάγονται τα δεδομένα εισόδου του σήμερα $x(k-1)$ σε συνάρτηση του χρόνου (time). Τέλος στο τελευταίο διάγραμμα απεικονίζονται τα εξαγόμενα δεδομένα εκπαίδευσης (output) του συστήματος ANFIS ,που στον γ άξονα δέχεται τα δεδομένα εκπαίδευσης του αύριο $x(k)$ δηλαδή τις τιμές πρόβλεψης σε συνάρτηση με τον χρόνο (time).

Εν κατακλείδι τα δεδομένα εκπαίδευσης και των τριών διαγραμμάτων αποδεικνύονται αρκετά ικανοποιητικά καθώς δεν παρουσιάζουν ακραίες τιμές κατά την εκπαίδευση του συστήματος ,ενώ τα δεδομένα εισόδου (input) και εξόδου (output) κινούνται αρκετά ομαλά σε συνάρτηση με τον χρόνο.

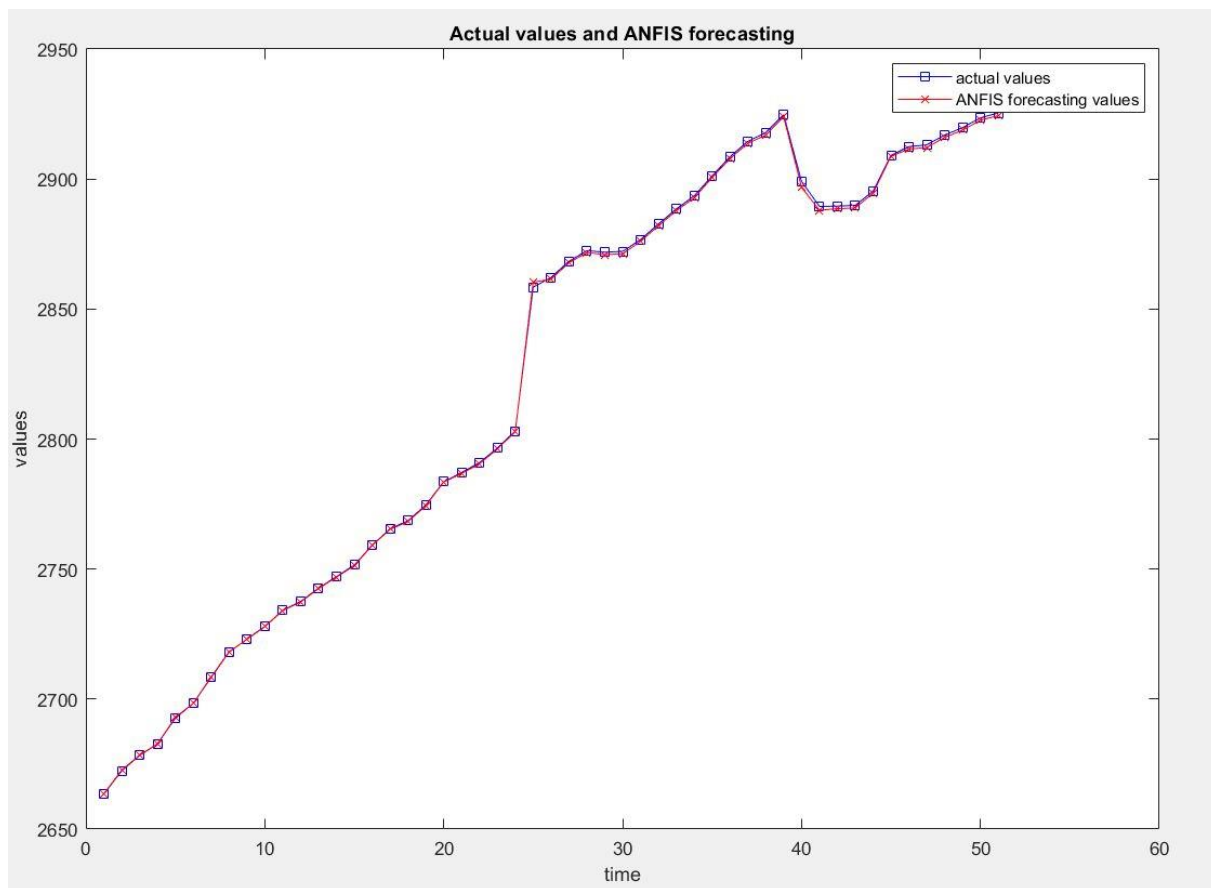


Εικόνα 44–Δεδομένα σειράς αξιολόγησης χρονοσειρών

Εν συνεχεία στην εικόνα 44 απεικονίζονται τα διαγράμματα των δεδομένων σειράς αξιολόγησης, αναλυτικότερα στο πρώτο και δεύτερο διάγραμμα παρουσιάζονται τα δεδομένα ελέγχου και εκπαίδευσης, ώστε με την σειρά τους να εξαχθούν στο τελευταίο διάγραμμα τα δεδομένα εκπαίδευσης της πρόβλεψης.

Η παρούσα αξιολόγηση εφαρμόστηκαν τα τελευταία 12 δεδομένα των δανείων των εμπορικών ακινήτων που αντλήθηκαν από το σύνολο των δεδομένων του excel. Όπως παρατηρείται το πρώτο διάγραμμα αναδεικνύει τα δεδομένα ελέγχου των δεδομένων εισόδου του χθες $x(k-2)$, στην συνέχεια στο δεύτερο διάγραμμα εξάγονται τα δεδομένα εκπαίδευσης του σήμερα $x(k-1)$. Αξιοσημείωτο είναι ότι και στα δυο διαγράμματα παρουσιάζεται μια μικρή χρονική καθυστέρηση της τάξεως του 1 sec της κλίμακας του χρόνου, γεγονός αρκετά ικανοποιητικό για την διαδικασία ελέγχου εκπαίδευσης. Στο τελευταίο διάγραμμα, παρουσιάζονται τα δεδομένα εκπαίδευσης εξόδου $x(k)$, όπως παρατηρείται στο παρόν διάγραμμα η χρονική καθυστέρηση αυξάνεται στα 2 sec σε σχέση με το διάγραμμα ελέγχου των δεδομένων, ενώ σε σύγκριση με το διάγραμμα δεδομένων εκπαίδευσης παρουσιάζεται μια χρονική καθυστέρηση 1 sec.

Επιπρόσθετα, τα δεδομένα αξιολόγησης των χρονοσειρών επιβεβαιώνουν την ομαλή λειτουργία του μοντέλου ANFIS, καθώς ο ταχύτατος έλεγχος των δεδομένων και εκπαίδευσης έχουν ως αποτέλεσμα την γρήγορη και αποτελεσματική εξαγωγή των δεδομένων πρόβλεψης.

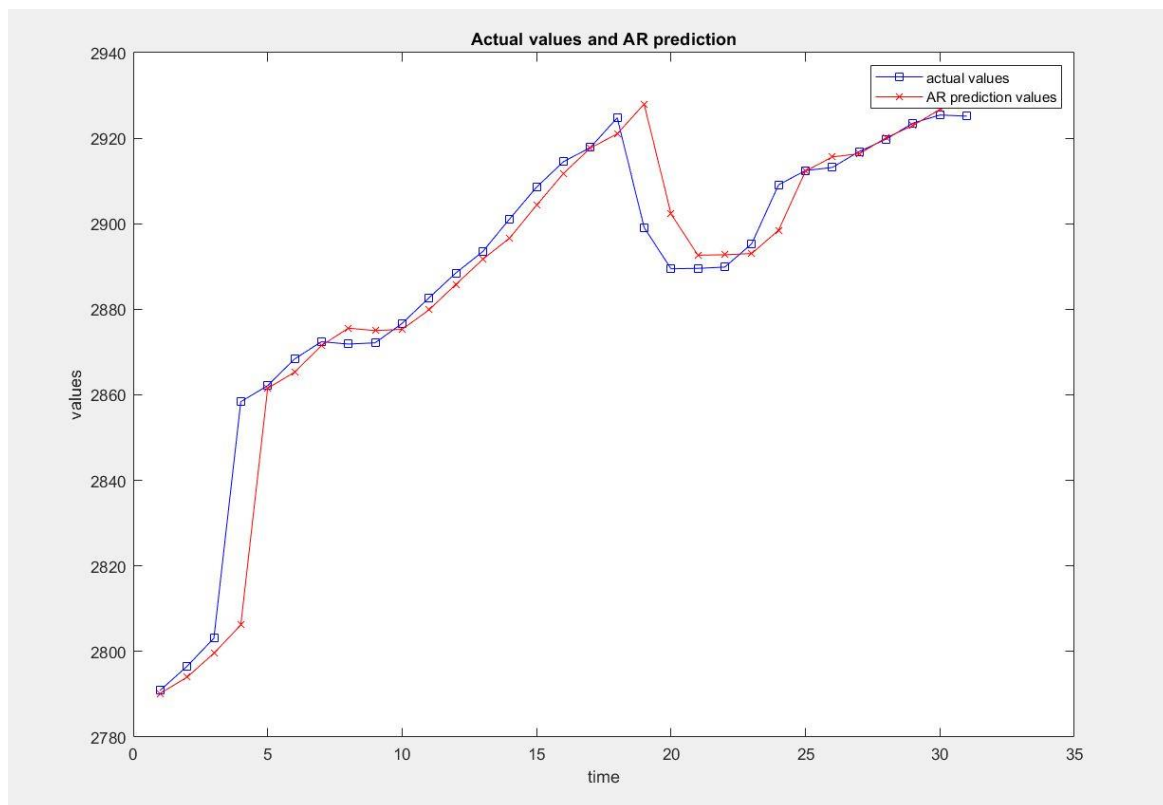


Εικόνα 45- Σύγκριση πραγματικών τιμών και τιμών πρόβλεψης των δανείων των εμπορικών ακινήτων

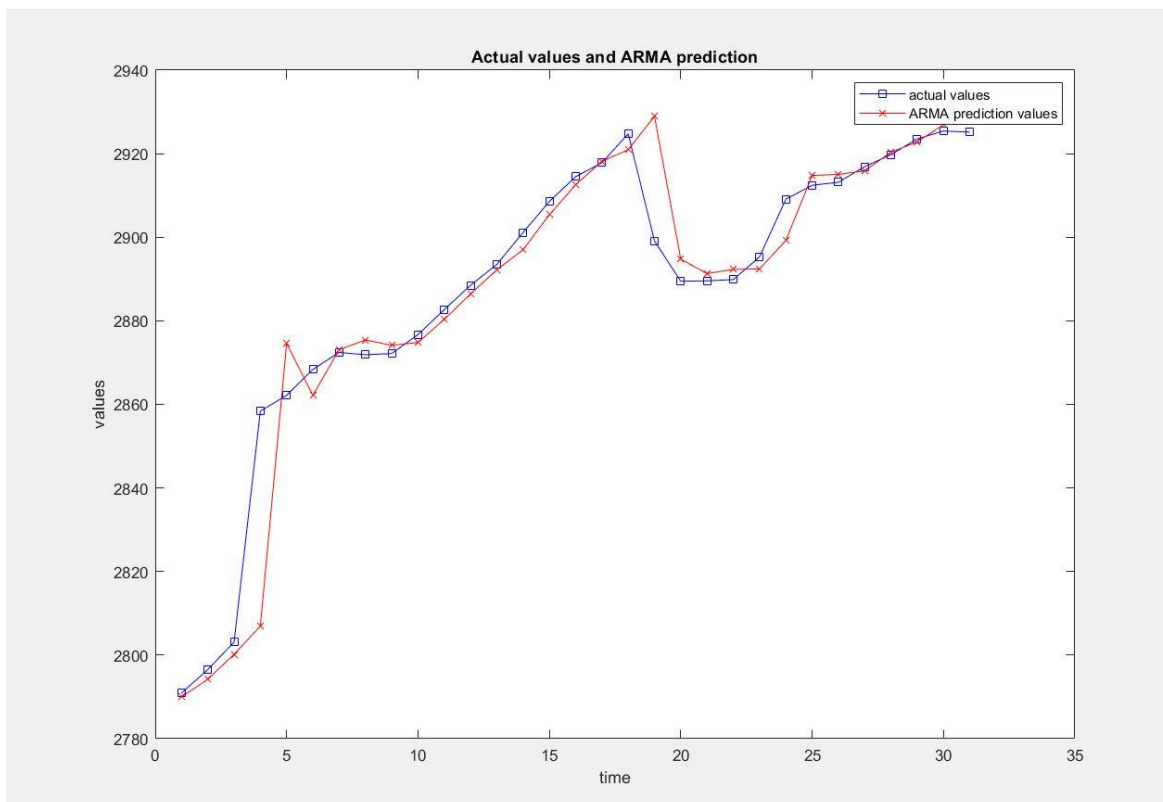
Στην εικόνα 45 παρουσιάζεται το εξαγόμενο διάγραμμα σύγκρισης των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης των δανείων των εμπορικών ακινήτων . Αναλυτικότερα το παρόν διάγραμμα απεικονίζει στον άξονα y τις αξίες (values) με εύρος από 2650 έως 2950 και αντίστοιχα στον άξονα x τον χρόνο (time) με εύρος από 0 έως 60.

Όπως παρατηρείται το γράφημα παρουσιάζει πολύ καλά αποτελέσματα καθώς το διάγραμμα των τιμών πρόβλεψης σχεδόν ταυτίζεται με το διάγραμμα των πραγματικών τιμών , σε όλο σχεδόν το εύρος και των δυο διαγραμμάτων. Γεγονός που επιβεβαιώνει την μεγάλη αποτελεσματικότητα του μοντέλου ANFIS και την επιτυχία της πρόβλεψης του, καθώς το fit και των δυο διαγραμμάτων είναι σχεδόν ταυτόσημο ,αρά οι τιμές της πρόβλεψης είναι ακριβής.

Αξίζει να σημειωθεί ότι η ακρίβεια της πρόβλεψης καθορίζει στο αν οι τιμές των δανείων των εμπορικών ακινήτων στο μέλλον παρουσιάζουν αυξητική ή πτωτική τάση.



Εικόνα 46- Σύγκριση πραγματικών τιμών και τιμών πρόβλεψης του μοντέλου παλινδρόμησης AR (Auto Regressive)



Εικόνα 47- Σύγκριση πραγματικών τιμών και τιμών πρόβλεψης του μοντέλου παλινδρόμησης ARMA (Auto Regressive Moving Average)

Στις εικόνες 46 και 47 παρουσιάζονται τα μοντέλα παλινδρόμησης AR (Auto Regressive) και ARMA (Auto Regressive Moving Average), τα οποία συγκρίνουν τις πραγματικές τιμές με τις εξαγόμενες τιμές των μοντέλων πρόβλεψης. Αξιοσημείωτο είναι ότι τα μοντέλα AR και ARMA παρουσιάζουν πολύ καλό fit, μεταξύ των τιμών των διαγραμμάτων που εξάγει το εκάστοτε μοντέλο παλινδρόμησης, γεγονός που επιβεβαιώνει ότι οι τιμές πρόβλεψης των μοντέλων παλινδρόμησης είναι εξίσου αποτελεσματικές. Βέβαια τα γραφήματα των μοντέλων παλινδρόμησης παρουσιάζουν μερικές αποκλίσεις μεταξύ των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης, που είναι συγκριτικά μεγαλύτερες από το εξαγόμενο μοντέλο πρόβλεψης ANFIS. Με αποτέλεσμα να επιβεβαιώνεται γραφικά, ότι το μοντέλο ANFIS εξάγει τις βέλτιστες τιμές πρόβλεψης σε σχέση με τα μοντέλα παλινδρόμησης. Στην συνέχεια παρατηρήθηκε ότι μοντέλο ARMA παρουσιάζει συγκριτικά μικρότερες αποκλίσεις τιμών μεταξύ των διαγραμμάτων των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης, ενώ εμφανίζει καλύτερο fit μεταξύ των διαγραμμάτων, γεγονός που καθίσταται καλύτερο και πιο ακριβές μοντέλο πρόβλεψης σε σχέση με το μοντέλο παλινδρόμησης AR.

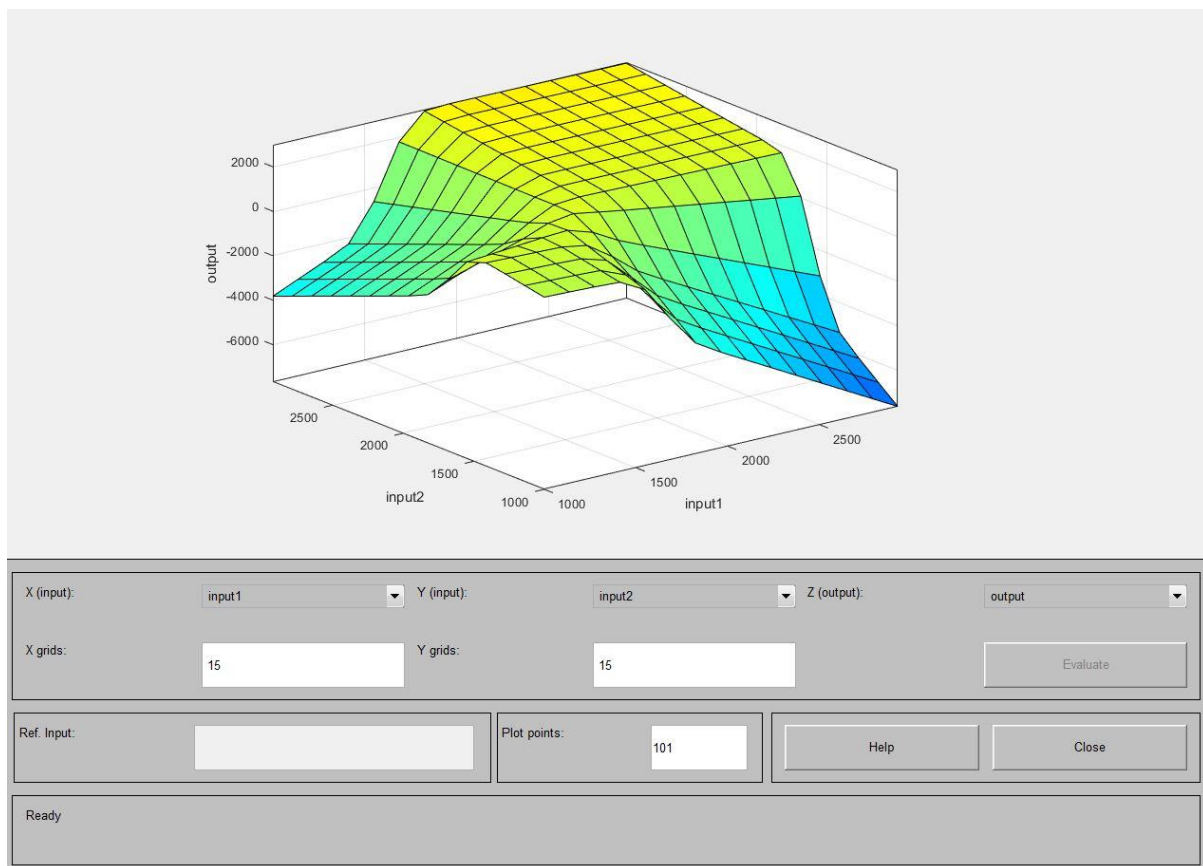
Εν κατακλείδι παρατηρήθηκε ότι τα διαγράμματα των μοντέλων παλινδρόμησης AR και ARMA παρουσιάζουν συγκριτικά πολύ μικρές αποκλίσεις μεταξύ τους. Με αποτέλεσμα να εμφανίζουν αρκετά ικανοποιητικές τιμές τα μοντέλα πρόβλεψης των δανείων των εμπορικών ακινήτων την παρούσας μελέτης.

Παρατήρηση

Μελετώντας τα τρία εξαγόμενα διαγράμματα παρατηρείται ότι το μοντέλο ANFIS εμφανίζει πολύ καλές τιμές πρόβλεψης στην παρούσα ανάλυση, καθώς τα διαγράμματα των εξεταζόμενων μοντέλων αναδεικνύουν πολύ καλό fit μεταξύ των πραγματικών τιμών και των τιμών πρόβλεψης. Αξίζει να σημειωθεί ότι η σειρά των βέλτιστων μοντέλων πρόβλεψης που έχουν καταγράψει στον πίνακα 5.3 επιβεβαιώνονται και γραφικά, καθώς το μοντέλο ANFIS παρουσιάζει καλύτερο fit και εμφανίζει μικρότερο σφάλμα. Η σειρά κατάταξης των βέλτιστων μοντέλων πρόβλεψης είναι η εξής :

ANFIS: Neural Network → ARMA (Auto-Regressive Moving Average) model → AR (Auto-Regressive) model

Επιπρόσθετα, συμφωνά με τις προβλέψεις των τριών διαγραμμάτων παρατηρείται ότι η αυξητική τάση που παρουσιάζουν τα δεδομένα των πραγματικών τιμών των δανείων των εμπορικών ακινήτων σε αντιστοιχία με το πολύ καλό fit που εμφανίζουν τα τρία μοντέλα πρόβλεψης. Εξάγεται το συμπέρασμα ότι η αυξητική τάση των δανείων προβλέπεται να συνεχίζεται μελλοντικά και στις επόμενες χρονικές περιόδους.



Εικόνα 48- Επιφάνεια εισόδου-εξόδου σε τρισδιάστατη μορφή των δανείων των εμπορικών ακινήτων

Ακολουθώντας, στην εικόνα 48 απεικονίζεται η τρισδιάστατη μορφή του βέλτιστου μοντέλου ANFIS που εξάγει συνάρτηση συμμετοχής σχήματος Π (pimf). Όπως παρατηρείται τα δεδομένα εισόδου (input(1),(2)) εισέρχονται στο άξονα (x,y) , ενώ τα αντίστοιχα δεδομένα εξόδου (outrput) εξάγονται στον άξονα z. Αξίζει να σημειωθεί ότι το τρισδιάστατο μοντέλο εμφανίζει αρκετά ομαλή επιφάνεια στα δεδομένα εισόδου γεγονός που υποδηλώνει ότι έχει ληφθεί ένας αρκετά ικανοποιητικός αριθμός δεδομένων για την υλοποίηση του μοντέλου ANFIS. Επίσης τα εξαγόμενα αποτελέσματα που απεικονίζονται στον z άξονα παρουσιάζουν ομαλή συμπεριφορά στην τρισδιάστατη επιφάνεια του συστήματος , ενώ τα δεδομένα εμφανίζουν χαμηλό ρυθμό γραμμικής αύξησης. Γεγονός που επιβεβαιώνει την διατήρηση της αυξητικής τάσης των δεδομένων, στις μελλοντικές περιόδους των δανείων των εμπορικών ακινήτων.

Συμπεράσματα

Συμπερασματικά ,όπως έχει παρατηρηθεί τα μοντέλα ANFIS διαφέρουν από τα συνήθη συμβατικά μοντέλα πρόβλεψης, ο λόγος που επιλέγονται είναι διότι βασίζονται σε στατιστικά μοντέλα και μεθόδους που εξάγουν ποσοτικοποιημένα αποτελέσματα πρόβλεψης. Αξίζει να σημειωθεί ότι τα μοντέλα ANFIS εμφανίζουν ποσοτικά αποτελέσματα πρόβλεψης πάνω σε πολύπλοκα και πολύ παραγοντικά προβλήματα. Επίσης εμφανίζουν μεγάλη ακρίβεια στις τιμές πρόβλεψης και δίνουν την δυνατότητα στον μελετητή να τα χρησιμοποιήσει με μεγάλη ευκολία, καθώς θεωρούνται εύχρηστα εργαλεία μάθησης . Στην συνέχεια καθοριστικό ρόλο για την υλοποίηση του μοντέλου ANFIS έχουν τα σφάλματα (RMSE,MSE,MAE και MAPE) και οι συναρτήσεις συμμετοχής ,καθώς για την εξαγωγή του βέλτιστου μοντέλου πρόβλεψης ο μελετητής κάνει δοκιμές σε συνδυασμό με την εκάστοτε συνάρτηση συμμετοχής του εξαγόμενου σφάλματος, μέχρι να εξαχθεί η τιμή του μικρότερου σφάλματος (που είναι η βέλτιστη τιμή πρόβλεψης). Ένα εξίσου σημαντικό χαρακτηριστικό που πρέπει να ληφθεί υπόψιν, είναι τα δεδομένα των χρονοσειρών που εντάσσονται στο περιβάλλον της matlab. Τα δεδομένα θα πρέπει να είναι μεγάλα σε μέγεθος ώστε να ελαχιστοποιούν το ενδεχόμενο της κακής εκπαίδευσης των δεδομένων και των υψηλών σφαλμάτων, που έχουν με την σειρά τους ως αποτέλεσμα την εξαγωγή των λανθασμένων και άστοχων τιμών πρόβλεψης .

Στην παρούσα μελέτη ένας από τους πιο καθοριστικούς παράγοντες για την αποτελεσματικότητα του μοντέλου ANFIS είναι η αποδοτικότητα των επιλεγμένων μεταβλητών που εντάσσονται στον αλγόριθμο . Αναλυτικότερα για να εξαχθούν οι τιμές πρόβλεψης ,ο μελετητής εισάγει στον αλγόριθμο της matlab τις τιμές των δανείων των εμπορικών ακινήτων από το φύλλο excel. Στην συνέχεια ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί ένα τμήμα των δεδομένων (in sample), για την ακρίβεια τα 4/5 του συνόλου των δεδομένων ώστε να εκπαιδεύσει το σύστημα και ακολούθως το υπόλοιπο 1/5 ώστε να κάνει έλεγχο, να αξιολογήσει δηλαδή το σύστημα. Έπειτα το σύστημα ANFIS εντάσσει τα δεδομένα στο σύστημα κανόνων ,στο οποίο βρίσκονται οι τύποι των σφαλμάτων (RMSE,MSE,MAE και MAPE) σε συνδυασμό με την χρήση των συναρτήσεων συμμετοχής (gbellmf,trimf,gauss2mf, gaussmf ,smf, tramf, zmf και pimf).Τέλος το σύστημα κάνει την από ασαφopoίηση των δεδομένων του μοντέλου ANFIS και εξάγει την τιμή πρόβλεψης. Αξίζει να σημειωθεί ότι το βέλτιστο μοντέλο πρόβλεψης το αναδεικνύει η συνάρτηση συμμετοχής σχήματος Π (pimf) με πλήθος συναρτήσεων mf_n=2 και μέγεθος βήματος ss=0,01. Ο λόγος επιλογής του μοντέλου pimf είναι διότι παρουσιάζει πολύ μικρό σφάλμα συγκριτικά με τα υπόλοιπα σφάλματα και τα εξαγόμενα διαγράμματα πρόβλεψης εμφανίζουν πολύ καλό fit σε σχέση με τα διαγράμματα των πραγματικών τιμών. Γεγονός που καθίσταται ως η βέλτιστη επιλογή , για την εξαγωγή των τιμών πρόβλεψης των δανείων των εμπορικών ακινήτων.

Στην συνέχεια , εξάγεται το συμπέρασμα ότι το μοντέλο ANFIS μπορεί να χρησιμοποιείται με επιτυχία στις προβλέψεις των εβδομαδιαίων δανείων των εμπορικών ακινήτων. Η παρούσα μελέτη ανέδειξε ότι και τα τρία διαγράμματα που μελετηθήκαν για να εξάγουν τις

προβλέψεις των δανείων παρουσιάζουν πολύ καλό fit. Αξιοσημείωτο είναι ότι η μεγαλύτερη επιτυχία πρόβλεψης σε σχέση με τα προαναφερθείσα διαγράμματα εμφανίζεται στο μοντέλο ANFIS, έπειτα στο μοντέλο παλινδρόμησης ARMA και τέλος με μικρή διαφορά στις αποκλίσεις στο μοντέλο AR. Ανακεφαλαιώνοντας, τα διαγράμματα των εξαγόμενων προβλέψεων σε συνδυασμό με την αυξητική τάση που παρουσιάζουν τα δεδομένα των δανείων των εμπορικών ακινήτων ,επιβεβαιώνουν την θεωρία του μακροχρόνιου κύκλου οικονομίας, που διατυπώνει ότι τα εμπορικά ακίνητα θα συνεχίσουν την αυξητική τάση των δανείων, με την κορύφωση της αυξητικής τάσης (peak) να προβλέπεται το έτος 2024. Με γνώμονα την αυξητική τάση των δανείων των εμπορικών ακινήτων που προβλέπεται και τις επόμενες χρονικές περιόδους στο εγγύς μέλλον. Οι τράπεζες και οι δανειοδότες θα συνεχίσουν να χορηγούν δάνεια και μεγάλα ποσά στους επενδυτές δανειολήπτες , με αποτέλεσμα αρκετοί δανειολήπτες που θα ακολουθήσουν μια μη ορθή στρατηγική σχεδίαση στις επενδύσεις τους, να βρεθούν σε δυσμενή θέση. Καθώς προβλέπετε να επέλθει κίνδυνος δημιουργίας «φούσκας» και κατά συνέπειας , μιας πρωτοφανής ανόδου των ποσοστών των κόκκινων δανείων στον τομέα των ακινήτων.

Επιπρόσθετα , ως συνέχεια της παρούσας μελέτης , λαμβάνοντας υπόψιν τα αποτελέσματα των προβλέψεων των δανείων των εμπορικών ακινήτων και του κύκλου οικονομίας της παγκόσμιας αγοράς ακινήτων. Εξάγεται το συμπέρασμα ότι το έτος 2024 θα είναι η κορύφωση (peak) των τάσεων των τιμών των δανείων των εμπορικών ακινήτων. Σύμφωνα με την θεωρία του κύκλου οικονομίας επιβεβαιώνονται οι προβλέψεις της παρούσας μελέτης ,ότι από το έτος 2024 έως το 2052 επέρχονται 28 έτη ύφεσης στον τομέα των εμπορικών ακινήτων της παγκόσμιας οικονομίας .Εξετάζοντας τις προβλέψεις της παρούσας μελέτης θα μπορούσε να προταθεί η επικέντρωση σε μια μελλοντική έρευνα που αφορά το ερευνητικό αντικείμενο της ανάλυσης προβλέψεων μέσω δεικτών αποτίμησης δανείων πάνω στον τομέα των εμπορικών ακινήτων. Η μελέτη θα διερευνά τους κινδύνους των δανειακών δομών των εμπορικών ακινήτων, επίσης θα λαμβάνονται υπόψιν οι πιθανές πιέσεις της χρηματοδότησης, η κεφαλαιακή ανεπάρκεια των δανειοληπτών-δανειοδοτών και η ανεπάρκεια των επιτοκίων που χορηγούν οι τραπεζικοί φορείς. Εν συνέχεια ,όσον αφορά τις χρηματιστηριακές αποτιμήσεις θα πρέπει να υλοποιηθεί μια πλήρη ανάλυση της χρηματοδότησης ,δηλαδή μια ανάλυση των διαφόρων πηγών χρηματοδότησης που είναι διαθέσιμες για τα εμπορικά ακίνητα. Ακολούθως θα πρέπει να εξεταστεί με λεπτομερή ανάλυση η πιστοληπτική διαβάθμιση των δανειοληπτών, ώστε να αξιολογηθεί ορθά η φερεγγυότητα τους και να αποφευχθεί ο πιστωτικός κίνδυνος. Επίσης η έρευνα θα πρέπει να λαμβάνει υπόψιν, τις διεθνείς τάσεις των δανείων των εμπορικών ακινήτων. Συμπεριλαμβάνοντας το ρυθμιστικό και κανονιστικό πλαίσιο που ακολουθεί η εκάστοτε χώρα για την χορήγηση των δανείων, της αγοράς και της πώλησης των ακινήτων. Ο στόχος της μελλοντικής έρευνας θα είναι η σκιαγράφηση του περιβάλλοντος των πωλήσεων των εμπορικών ακινήτων ώστε να αποφευχθεί ο πιστωτικός κίνδυνος στις μελλοντικές περιόδους ύφεσης.

BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Aida, K.A. (2015) Bank credit risk analysis with k-nearest neighbor classifier: Case of Tunisian banks, *Accounting and Management Information Systems*, 14(1),79-106
- Ali, F.C., Abdulkadir. C. and Candan G (2012) Some applications of adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) in geotechnical engineering. *Computer Geotechnics*. 40,14–33
- Atinc, Y. and Kursat, A. (2012). Comparison with sugeno model and measurement of cancer risk analysis by new fuzzy logic approach, *African Journal of Biotechnology*, 11(4), 979-991
- Claudi, A., Frank, Maurice J.; and Schweizer, Berthold: *Associative Functions: Triangular Norms and Copulas*. World Scientific, 2006.
- El Hamzaoui, Y. and Perez, J.A.H. (2011). Application of artificial neural networks to predict the selling price in the real estate valuation process. Proc. of the 10th *Mexican Int. Conf. on Artif. Intel.: Adv. in Artificial Intel. & Appl.*, Article number 6118994, 175-181
- Eshaghi, M., Abbaszadeh, S. and Park, C. (2019) “The Sugeno fuzzy integral of concave functions”. *Iranian Journal of Fuzzy Systems*. 16(2), 197-204
- Finando, A.F., Sergio, P. and Victor, M.C. (2014). An AHP based approach for credit risk evaluation of mortgage loans, *International Journal of Strategic Property Management.*, 18(1), 38-55.
- Ghatge, A.R. and Halkarnikar, P.P. (2013). Ensemble neural network strategy for predicting credit default evaluation, *International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT)*, 2(7), 223-225
- Hartono, I. (2016) Optimization of Tsukamoto fuzzy inference system using fuzzy grid partition. *IJCSNS*, 5(5),786–791
- Hu, X. and Zhong, M. (2010). Applied research on real estate price prediction by the neural network. *2nd Conference on Environmental Science & Information Application Technology*, Article number 5567321, pp. 384-386

- Hussein, A.A. and John, P. (2011). Credit scoring, statistical techniques and evaluation criteria: A review of the literature, *Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 18(2-3), 59-88
- Karaboga, D. and Kaya, E. (2019). "Training ANFIS by using an adaptive and hybrid artificial bee colony algorithm (aABC) for the identification of nonlinear static systems," *Arabian Journal for Science and Engineering*, 44(4), 3531–3547
- Kirori, and J. Ogutu, (2013). An application of the logit boost ensemble algorithm in loan appraisals, *International Journal of Intelligent Information Systems*, 2(2), 34-39
- Li, W. and Shi, H. (2011). Applying unascertained theory, principal component analysis and ACO-based artificial neural networks for real estate price determination. *Journal of Software*, 6(9), 1672-1679
- Li, X.G. and Li, Q.M. (2006). The application of data mining technology in real estate market prediction. *Proceedings of CRIOCM International Research Symposium on Advancement of Construction Management & Real Estate*, 2, 628-633
- Mendel J. M. and John R. I. B. (2002). Type-2 Fuzzy Sets Made Simple, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 10(2), 117- 127
- Murnawan M, Virgana RAE, Lestari S (2021) Comparison of Sugeno and Tsukamoto fuzzy inference system method for determining estimated production amount. *Turkish Journal of Computer and Mathematics Education* 12(8):1467–1476
- Nugraha, A., Wibawa, M. Hakim, U. Kholifah, R. Dini and M. Irwanto (2019). "Implementation of fuzzy tsukamoto method in decision support system of Journal acceptance". In *Journal of Physics: Conference Series*. 1280(2).
- Pourjavad, E. and Mayorga, R.V. (2019) "A comparative study and measuring performance of manufacturing systems with Mamdani fuzzy inference system". *Journal of Intelligent Manufacturing*, 30(3), 1085-1097
- Rajeev, S. and Pankaj, C. (2015) Credit risk assessment for mortgage lending, *International Journal of Research in Business Management*, 3(4), 13-18

Saepullah, A. and Wahono, R.S. (2015) Comparative analysis of Mamdani, Sugeno and Tsukamoto method of fuzzy inference system for air conditioner energy saving. *Journal of Intelligent Systems*, 1(2),143–147

Shachmurove, E. (2008) Applying artificial neural networks to business, economics and finance, *International Journal of Business*, 6(1), 1-22

Shorouq, F.E., Saad, G.Y. and Ghaleb, A.E. (2010) Neuro-Based artificial intelligence model for loan decisions, *American Journal of Economics and Business Administration*, 2(1), 27-34

Umar, F.A., K.P. Joseph, and James, B.H. (2014) Fuzzy logic approach to credit scoring for micro finances in Ghana (A case study of kwiqplus money lending), *International Journal of Computer Applications*, 94(8),11-19

Vadapalli, P. (2021). Fuzzy inference system: overview, applications, characteristics, structure, and advantages. Ανακτήθηκε από: <https://www.upgrad.com/blog/fuzzy-inference-system/>

Wong, F. and Ross, T. (1985) Treatment of uncertainties in structural dynamics models, in *Proceedings of the International Symposium on Fuzzy Mathematics in Earthquake Research* (eds F. Deyi and L. Xihui), *Seismological Press, Beijing*

Yang, L.-Y. and Shao, C.-F. (2008). Integrated forecasting model for real estate price along urban rail transit based on BP neural network and Markov chain. *Journal of Jilin University*, 38(3), 514-519.

Καντζος, Κ., (2013). Ανάλυση Χρηματοοικονομικών Καταστάσεων. Αθήνα: Φαίδιμος.

Dastorani, M., Mirzavand, M., Dastorani, M.T. & Sadatinejad, S. J, (2016). Comparative study among different time series models applied to monthly rainfall forecasting in semi-arid climate condition. *Springer*. 81, pp.1811-1827.

Sun, Y. &Liu, J. (2022). AQI Prediction Based on CEEMDAN-ARMA-LSTM. *MDPI*. 14,12182.

Patel, A. V. & Mohan, B.M., (2002). Analytical structures and analysis of simplest fuzzy PI controllers. *Automatica*,38, pp. 981-993.

Cohen L., Manion L., Morrison K. (2007). *Research Methods in Education*. London: Routledge.

Wiersma W., Jurs S. (2005). Research methods in education. Boston: Pearson.

Selvanathan, M., Jayabalan, N., Saini. G., K., Supramanian, M. & Hussin, N. (2020). Employee Productivity in Malaysian Private Higher Educational Institutions. PalArch Journal of Archeology of Egypt/Egyptology.17(3).

Modis, T. (2017). A hard-science approach to Kondratieff's economics cycle. Technological Forecasting & Social Change ,122,63-70.