



Πολυτεχνείο Κρήτης

Σχολή Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ
ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΩΝ ΦΥΣΙΚΟΥ ΑΕΡΙΟΥ
ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΩΝΤΑΣ ΝΕΥΡΟ-ΑΣΑΦΗ ΛΟΓΙΚΗ

Επιβλέπων καθηγητής: Ατσαλάκης Γεώργιος
Επιμέλεια: Γεώργιος-Παναγιώτης Πολίτης

Χανιά, Αύγουστος 2023

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ.....	2
ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ.....	4
1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ	7
2 ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ	9
3 ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ.....	24
3.1 Ασαφής Λογική.....	24
3.1.1 Εισαγωγή στην Ασαφή Λογική	24
3.1.2 Οι 7 αλήθειες του Earl Cox	24
3.1.3 Κανόνες Αν-Τότε.....	25
3.1.4 Συναρτήσεις Συμμετοχής	27
3.1.5 Κατασκευή Συναρτήσεων Συμμετοχής	31
3.1.6 Ιδιότητες των ασαφών συνόλων	33
3.1.7 Λογικές πράξεις στα ασαφή σύνολα	35
3.1.8 Ασαφείς σχέσεις	37
3.1.9 Ασαφής συλλογιστική	38
3.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ)	40
3.2.1 Εισαγωγή στα Νευρωνικά Δίκτυα.....	40
3.2.2 Βιολογικά Νευρωνικά Δίκτυα	40
3.2.3 Από τα Βιολογικά στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	41
3.2.4 Εφαρμογές Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων	42
3.2.5 Αρχιτεκτονική Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων	45
3.2.6 Κατασκευή Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.....	48
3.2.7 Εκπαίδευση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.....	48
3.2.8 Έλεγχος Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.....	52
3.3 Νεύρο-Ασαφή Συστήματα	53
3.3.1 Εισαγωγή στα Νεύρο-Ασαφή Συστήματα.....	53
3.3.2 Δομή Νεύρο-ασαφών Συστημάτων	54
3.4 Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems (ANFIS).....	56
3.4.1 Εισαγωγή ANFIS.....	56
3.4.2 Αρχιτεκτονική του ANFIS	56
3.4.3 Υβριδική εκμάθηση	57
3.5 Ακρίβεια Πρόβλεψης	59
4 ΜΕΛΕΤΗ ΠΕΡΙΠΤΩΣΗΣ (case study)	60
4.1 Ευρωπαϊκό Χρηματιστήριο Ενέργειας.....	60
4.1.1 Αγορά Άμεσης Παράδοσης (Spot Market).....	60
4.1.2 Αγορά Παραγώγων (Derivatives Market)	60

4.2 Δεδομένα	61
4.3 Αποτελέσματα	62
4.3.1 TTF (Title Transfer Facility)- ΟΛΛΑΝΔΙΑ	62
4.3.2 GASPOOL - ΓΕΡΜΑΝΙΑ	72
4.3.3 NCG (Non-Condensable Gas) – ΓΕΡΜΑΝΙΑ	83
4.3.4 NPB (National Balancing Point) – ΗΝΩΜΕΝΟ ΒΑΣΙΛΕΙΟ.....	93
5 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	104
6 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	105

ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

ΣΧΗΜΑ 1 ΚΑΝΟΝΕΣ ΑΝ-ΤΟΤΕ ΑΣΑΦΟΥΣ ΛΟΓΙΚΗΣ.....	26
ΣΧΗΜΑ 2 ΚΑΝΟΝΙΚΗ ΘΕΩΡΙΑ	28
ΣΧΗΜΑ 3 ΘΕΩΡΙΑ ΤΩΝ ΑΣΑΦΩΝ ΣΥΝΟΛΩΝ.....	28
ΣΧΗΜΑ 4 ΤΡΙΓΩΝΙΚΗ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΣΥΜΜΕΤΟΧΗΣ.....	29
ΣΧΗΜΑ 5 ΤΡΑΠΕΖΟΕΙΔΗΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΣΥΜΜΕΤΟΧΗΣ	29
ΣΧΗΜΑ 6 ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΙΣ ΣΥΜΜΕΤΟΧΗΣ, ΓΚΑΟΥΣΙΑΝΗ, ΔΙΠΛΗ ΓΚΑΟΥΣΙΑΝΗ ΚΑΙ ΚΑΜΠΑΝΟΕΙΔΗΣ	30
ΣΧΗΜΑ 7 ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΙΣ ΣΥΜΜΕΤΟΧΗΣ ΣΙΓΜΟΕΙΔΗΣ, ΔΙΑΦΟΡΑ ΣΙΓΜΟΕΙΔΩΝ, ΑΘΡΟΙΣΜΑ ΣΙΓΜΟΕΙΔΩΝ	30
ΣΧΗΜΑ 8 ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΙΣ ΣΥΜΜΕΤΟΧΗΣ Z, Π, S	30
ΣΧΗΜΑ 9 ΕΛΑΣΤΙΚΟΤΗΤΑ ΤΩΝ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΩΝ ΣΥΜΜΕΤΟΧΗΣ ΩΣ ΠΡΟΣ ΤΟΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΜΟ «ΜΕΣΑΙΟ». 31	
ΣΧΗΜΑ 10 ΑΥΣΗΤΗΡΟΤΗΤΑ ΩΣ ΠΡΟΣ ΤΟΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΜΟ «ΜΕΣΑΙΑ»	32
ΣΧΗΜΑ 11 ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΣ ΤΗΣ ΕΠΟΜΕΝΗΣ ΣΧΕΣΗΣ ΓΙΑ ΤΙΣ ΤΙΜΕΣ ΣΥΜΜΕΤΟΧΗΣ ΣΤΙΣ ΤΡΕΙΣ ΠΕΡΙΟΧΕΣ	32
ΣΧΗΜΑ 12 ΛΟΓΙΚΕΣ ΠΡΑΞΕΙΣ	35
ΣΧΗΜΑ 13 ΛΟΓΙΚΕΣ ΠΡΑΞΕΙΣ ΜΕ ΤΕΛΕΣΤΕΣ MIN-MAX.....	35
ΣΧΗΜΑ 14 ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΔΥΟ ΑΣΑΦΩΝ ΣΥΝΟΛΩΝ	36
ΣΧΗΜΑ 15 ΒΙΟΛΟΓΙΚΟ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ	41
ΣΧΗΜΑ 16 ΤΕΧΝΗΤΟ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ.....	42
ΣΧΗΜΑ 17 ΠΡΟΣΘΙΑΣ ΤΡΟΦΟΔΟΤΗΣΗΣ ΔΙΚΤΥΟ ΜΕ ΕΝΑ ΕΠΙΠΕΔΟ ΝΕΥΡΩΝΩΝ.....	45
ΣΧΗΜΑ 18 ΠΛΗΡΩΣ ΣΥΝΔΕΔΕΜΕΝΟ ΔΙΚΤΥΟ ΠΡΟΣΘΙΑΣ ΤΡΟΦΟΔΟΤΗΣΗΣ	46
ΣΧΗΜΑ 19 ΜΕΡΙΚΩΣ ΣΥΝΔΕΔΕΜΕΝΟ ΔΙΚΤΥΟ ΠΡΟΣΘΙΑΣ ΤΡΟΦΟΔΟΤΗΣΗΣ.....	46
ΣΧΗΜΑ 20 ΣΧΗΜΑΤΙΣΜΟΣ ΔΙΚΤΥΟΥ	47
ΣΧΗΜΑ 21 ΜΟΝΟΔΙΑΣΤΑΤΟ ΠΛΕΓΜΑ ΜΕ N ΝΕΥΡΩΝΕΣ.....	47
ΣΧΗΜΑ 22 ΔΥΣΔΙΑΣΤΑΤΟ ΠΛΕΓΜΑ ΜΕ N Χ N ΝΕΥΡΩΝΕΣ	47
ΣΧΗΜΑ 23 ΚΥΦΕΛΟΕΙΔΕΣ ΔΙΚΤΥΟ	48
ΣΧΗΜΑ 24 ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΤΝΔ.....	49
ΣΧΗΜΑ 25 ΔΟΜΗ ΝΕΥΡΟ-ΑΣΑΦΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ	54
ΣΧΗΜΑ 26 ΑΣΑΦΗΣ ΣΥΛΛΟΓΙΣΤΙΚΗ	56
ΣΧΗΜΑ 27 ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ 5 ΕΠΙΠΕΔΩΝ ANFIS	56
ΣΧΗΜΑ 28 ΙΔΙΟΤΗΤΕΣ ΥΒΡΙΔΙΚΗΣ ΕΚΜΑΘΗΣΗΣ	58
ΣΧΗΜΑ 29 ΗΜΕΡΗΣΙΕΣ ΤΙΜΕΣ ΚΛΕΙΣΙΜΑΤΟΣ ΤΟΥ ΒΕΧ	61
ΣΧΗΜΑ 30 ΗΜΕΡΗΣΙΕΣ ΤΙΜΕΣ ΚΛΕΙΣΙΜΑΤΟΣ ΣΤΟ ΤΤF	63
ΣΧΗΜΑ 31 ΤΙΜΕΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΕΛΕΓΧΟΥ ΚΑΙ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΣΤΟ ΤΤF.....	63
ΣΧΗΜΑ 32 ΤΕΛΕΥΤΑΙΕΣ 30 ΤΙΜΕΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΕΛΕΓΧΟΥ ΚΑΙ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΣΤΟ ΤΤF.....	64
ΣΧΗΜΑ 33 ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ (ΔΙΑΣΠΟΡΑ) ΣΕ ΔΙΣΔΙΑΣΤΑΤΗ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΣΤΟ ΤΤF	64
ΣΧΗΜΑ 34 ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΕΛΕΓΧΟΥ (ΔΙΑΣΠΟΡΑ) ΣΕ ΔΙΣΔΙΑΣΤΑΤΗ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΣΤΟ ΤΤF	65
ΣΧΗΜΑ 35 ΕΞΕΛΙΞΗ ΣΦΑΛΜΑΤΟΣ RMSE ΚΑΙ ΜΕΓΕΘΟΣ ΒΗΜΑΤΟΣ ΚΑΤΑ ΤΗΝ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΣΤΟ ΤΤF	65
ΣΧΗΜΑ 36 ΑΡΧΙΚΕΣ ΚΑΜΠΥΛΕΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΩΝ ΣΥΜΜΕΤΟΧΗΣ ΠΡΙΝ ΤΗΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΣΤΟ ΤΤF	66
ΣΧΗΜΑ 37 ΤΕΛΙΚΕΣ ΚΑΜΠΥΛΕΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΩΝ ΣΥΜΜΕΤΟΧΗΣ ΜΕΤΑ ΤΗΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΣΤΟ ΤΤF.....	67
ΣΧΗΜΑ 38 ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΕΣ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΕΠΟΜΕΝΕΣ (30 ΤΕΛΕΥΤΑΙΕΣ) ΤΙΜΕΣ ANFIS ΣΤΟ ΤΤF	68

ΣΧΗΜΑ 39 ΔΙΑΚΥΜΑΝΣΗ ΣΦΑΛΜΑΤΟΣ ΣΤΟ ΣΥΝΟΛΟ ΕΛΕΓΧΟΥ ΣΤΟ TTF.....	69
ΣΧΗΜΑ 40 ΣΥΣΤΗΜΑ ΑΣΑΦΟΥΣ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΟΥ ΣΤΟ TTF	70
ΣΧΗΜΑ 41 ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΕΣ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΕΠΟΜΕΝΕΣ (30 ΤΕΛΕΥΤΑΙΕΣ) ΤΙΜΕΣ ARMA ΣΤΟ TTF	70
ΣΧΗΜΑ 42 ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΕΣ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΕΠΟΜΕΝΕΣ (30 ΤΕΛΕΥΤΑΙΕΣ) ΤΙΜΕΣ AR ΣΤΟ TTF	71
ΣΧΗΜΑ 43 ΗΜΕΡΗΣΙΕΣ ΤΙΜΕΣ ΚΛΕΙΣΙΜΑΤΟΣ ΣΤΟ GASPOOL	73
ΣΧΗΜΑ 44 ΤΙΜΕΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΕΛΕΓΧΟΥ ΚΑΙ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΣΤΟ GASPOOL	73
ΣΧΗΜΑ 45 ΤΕΛΕΥΤΑΙΕΣ 30 ΤΙΜΕΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΕΛΕΓΧΟΥ ΚΑΙ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΣΤΟ GASPOOL	74
ΣΧΗΜΑ 46 ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ (ΔΙΑΣΠΟΡΑ) ΣΕ ΔΙΣΔΙΑΣΤΑΤΗ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΣΤΟ GASPOOL	74
ΣΧΗΜΑ 47 ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΕΛΕΓΧΟΥ (ΔΙΑΣΠΟΡΑ) ΣΕ ΔΙΣΔΙΑΣΤΑΤΗ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΣΤΟ GASPOOL	75
ΣΧΗΜΑ 48 ΕΞΕΛΙΞΗ ΣΦΑΛΜΑΤΟΣ RMSE ΚΑΙ ΜΕΓΕΘΟΣ ΒΗΜΑΤΟΣ ΚΑΤΑ ΤΗΝ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΣΤΟ GASPOOL	76
ΣΧΗΜΑ 49 ΑΡΧΙΚΕΣ ΚΑΜΠΥΛΕΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΩΝ ΣΥΜΜΕΤΟΧΗΣ ΠΡΙΝ ΤΗΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΣΤΟ GASPOOL	77
ΣΧΗΜΑ 50 ΤΕΛΙΚΕΣ ΚΑΜΠΥΛΕΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΩΝ ΣΥΜΜΕΤΟΧΗΣ ΜΕΤΑ ΤΗΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΣΤΟ GASPOOL	78
ΣΧΗΜΑ 51 ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΕΣ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΕΠΟΜΕΝΕΣ (30 ΤΕΛΕΥΤΑΙΕΣ) ΤΙΜΕΣ ANFIS ΣΤΟ GASPOOL	79
ΣΧΗΜΑ 52 ΔΙΑΚΥΜΑΝΣΗ ΣΦΑΛΜΑΤΟΣ ΣΤΟ ΣΥΝΟΛΟ ΕΛΕΓΧΟΥ ΣΤΟ GASPOOL	80
ΣΧΗΜΑ 53 ΣΥΣΤΗΜΑ ΑΣΑΦΟΥΣ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΟΥ ΣΤΟ GASPOOL	81
ΣΧΗΜΑ 54 ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΕΣ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΕΠΟΜΕΝΕΣ (30 ΤΕΛΕΥΤΑΙΕΣ) ΤΙΜΕΣ ARMA ΣΤΟ GASPOOL.....	81
ΣΧΗΜΑ 55 ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΕΣ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΕΠΟΜΕΝΕΣ (30 ΤΕΛΕΥΤΑΙΕΣ) ΤΙΜΕΣ AR ΣΤΟ GASPOOL	82
ΣΧΗΜΑ 56 ΗΜΕΡΗΣΙΕΣ ΤΙΜΕΣ ΚΛΕΙΣΙΜΑΤΟΣ ΜΕΤΟΧΗΣ ΣΤΟ NCG.....	84
ΣΧΗΜΑ 57 ΤΙΜΕΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΕΛΕΓΧΟΥ ΚΑΙ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΣΤΟ NCG	84
ΣΧΗΜΑ 58 ΤΕΛΕΥΤΑΙΕΣ 30 ΤΙΜΕΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΕΛΕΓΧΟΥ ΚΑΙ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΣΤΟ NCG	85
ΣΧΗΜΑ 59 ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ (ΔΙΑΣΠΟΡΑ) ΣΕ ΔΙΣΔΙΑΣΤΑΤΗ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΣΤΟ NCG	85
ΣΧΗΜΑ 60 ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΕΛΕΓΧΟΥ (ΔΙΑΣΠΟΡΑ) ΣΕ ΔΙΣΔΙΑΣΤΑΤΗ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΣΤΟ NCG	86
ΣΧΗΜΑ 61 ΕΞΕΛΙΞΗ ΣΦΑΛΜΑΤΟΣ RMSE ΚΑΙ ΜΕΓΕΘΟΣ ΒΗΜΑΤΟΣ ΚΑΤΑ ΤΗΝ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΣΤΟ NCG	86
ΣΧΗΜΑ 62 ΑΡΧΙΚΕΣ ΚΑΜΠΥΛΕΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΩΝ ΣΥΜΜΕΤΟΧΗΣ ΠΡΙΝ ΤΗΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΣΤΟ NCG	87
ΣΧΗΜΑ 63 ΤΕΛΙΚΕΣ ΚΑΜΠΥΛΕΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΩΝ ΣΥΜΜΕΤΟΧΗΣ ΜΕΤΑ ΤΗΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΣΤΟ NCG	88
ΣΧΗΜΑ 64 ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΕΣ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΕΠΟΜΕΝΕΣ (30 ΤΕΛΕΥΤΑΙΕΣ) ΤΙΜΕΣ ANFIS ΣΤΟ NCG	89
ΣΧΗΜΑ 65 ΔΙΑΚΥΜΑΝΣΗ ΣΦΑΛΜΑΤΟΣ ΣΤΟ ΣΥΝΟΛΟ ΕΛΕΓΧΟΥ ΣΤΟ NCG	89
ΣΧΗΜΑ 66 ΣΥΣΤΗΜΑ ΑΣΑΦΟΥΣ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΟΥ ΣΤΟ NCG	90
ΣΧΗΜΑ 67 ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΕΣ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΕΠΟΜΕΝΕΣ (30 ΤΕΛΕΥΤΑΙΕΣ) ΤΙΜΕΣ ARMA ΣΤΟ NCG	91
ΣΧΗΜΑ 68 ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΕΣ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΕΠΟΜΕΝΕΣ (30 ΤΕΛΕΥΤΑΙΕΣ) ΤΙΜΕΣ AR ΣΤΟ NCG	91
ΣΧΗΜΑ 69 ΗΜΕΡΗΣΙΕΣ ΤΙΜΕΣ ΚΛΕΙΣΙΜΑΤΟΣ ΜΕΤΟΧΗΣ ΣΤΟ NPB	94
ΣΧΗΜΑ 70 ΤΙΜΕΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΕΛΕΓΧΟΥ ΚΑΙ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΣΤΟ NPB	94
ΣΧΗΜΑ 71 ΤΕΛΕΥΤΑΙΕΣ 30 ΤΙΜΕΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΕΛΕΓΧΟΥ ΚΑΙ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΣΤΟ NPB.....	95
ΣΧΗΜΑ 72 ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ (ΔΙΑΣΠΟΡΑ) ΣΕ ΔΙΣΔΙΑΣΤΑΤΗ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΣΤΟ NPB	95
ΣΧΗΜΑ 73 ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΕΛΕΓΧΟΥ (ΔΙΑΣΠΟΡΑ) ΣΕ ΔΙΣΔΙΑΣΤΑΤΗ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΣΤΟ NPB.....	96
ΣΧΗΜΑ 74 ΕΞΕΛΙΞΗ ΣΦΑΛΜΑΤΟΣ RMSE ΚΑΙ ΜΕΓΕΘΟΣ ΒΗΜΑΤΟΣ ΚΑΤΑ ΤΗΝ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΣΤΟ NPB.....	96
ΣΧΗΜΑ 75 ΑΡΧΙΚΕΣ ΚΑΜΠΥΛΕΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΩΝ ΣΥΜΜΕΤΟΧΗΣ ΠΡΙΝ ΤΗΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΣΤΟ NPB	97

ΣΧΗΜΑ 76 ΤΕΛΙΚΕΣ ΚΑΜΠΥΛΕΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΩΝ ΣΥΜΜΕΤΟΧΗΣ ΜΕΤΑ ΤΗΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΣΤΟ ΝΡΒ.....	98
ΣΧΗΜΑ 77 ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΕΣ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΕΠΟΜΕΝΕΣ (30 ΤΕΛΕΥΤΑΙΕΣ) ΤΙΜΕΣ ANFIS ΣΤΟ ΝΡΒ.....	99
ΣΧΗΜΑ 78 ΔΙΑΚΥΜΑΝΣΗ ΣΦΑΛΜΑΤΟΣ ΣΤΟ ΣΥΝΟΛΟ ΕΛΕΓΧΟΥ ΣΤΟ ΝΡΒ.....	100
ΣΧΗΜΑ 79 ΣΥΣΤΗΜΑ ΑΣΑΦΟΥΣ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΟΥ ΣΤΟ ΝΡΒ.....	101
ΣΧΗΜΑ 80 ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΕΣ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΕΠΟΜΕΝΕΣ (30 ΤΕΛΕΥΤΑΙΕΣ) ΤΙΜΕΣ ARMA ΣΤΟ ΝΡΒ.....	102
ΣΧΗΜΑ 81 ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΕΣ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΕΠΟΜΕΝΕΣ (30 ΤΕΛΕΥΤΑΙΕΣ) ΤΙΜΕΣ AR ΣΤΟ ΝΡΒ.....	102

1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Τις τελευταίες δεκαετίες το Φυσικό Αέριο έχει εισέλθει σε μεγάλο βαθμό στις ζωές των ανθρώπων και παίζει σημαντικό ρόλο σε διάφορες εκφάνσεις της καθημερινότητάς τους. Συγκεκριμένα το φυσικό αέριο είναι μια πηγή ενέργειας καθαρής καύσης που χρησιμοποιείται για θέρμανση, ψύξη, παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας, δημιουργία απαραίτητων υλικών (όπως χάλυβας και σκυρόδεμα) και πολλά άλλα. Η τεράστια σημασία του Φυσικού Αερίου έγινε εμφανής σε όλους τα τελευταία χρόνια καθώς μετά από μία σειρά πολιτικοοικονομικών ανακατατάξεων μειώθηκε σημαντικά το απόθεμα του Φυσικού Αερίου πολλών ευρωπαϊκών χωρών και η τιμή του εκτοξεύθηκε οδηγώντας πολλές επιχειρήσεις στο κλείσιμο και αμέτρητα νοικοκυριά να αδυνατούν να ανταπεξέλθουν στις διαρκείς ανατιμήσεις.

Τα παραπάνω οδήγησαν τα κράτη και όλες τις εξαρτώμενες από το Φυσικό Αέριο επιχειρήσεις να πάρουν τα απαραίτητα μέτρα ώστε να είναι προετοιμασμένοι σε περίπτωση που συμβεί κάτι παρόμοιο στο μέλλον. Ένα πολύ σημαντικό μέτρο είναι η πρόβλεψη της τιμής του Φυσικού Αερίου ώστε να περιοριστεί ο χρηματοοικονομικός κίνδυνος, να γνωρίζουν την κατάλληλη περίοδο για τον ανεφοδιασμό του αποθέματός τους, να είναι σε θέση να λαμβάνουν αποφάσεις για το ποιος είναι μακροπρόθεσμα ο καλύτερος προμηθευτής κλπ. Γενικά να είναι σε θέση να σχεδιάσουν το βέλτιστο οικονομικό πλάνο.

Αν και στο παρελθόν η λήψη παρόμοιων αποφάσεων γινόταν από στρατηγικούς αναλυτές ή χαρισματικούς διευθυντές που απασχολούσε η εκάστοτε επιχείρηση, δεν άργησε να γίνει αντιληπτό πως οι άνθρωποι δεν είναι ούτε γρήγοροι ούτε ακριβείς. Έτσι με την εξέλιξη της τεχνολογίας αρχικά εισήχθησαν στις επιχειρήσεις συστήματα εύκαμπτης πληροφορικής (soft computing) και έπειτα άρχισαν να σχεδιάζονται ευφυή συστήματα ελέγχου τα οποία είναι πιο γρήγορα, πιο αποτελεσματικά και είναι σε θέση να λαμβάνουν αποφάσεις σε πιο πολύπλοκα προβλήματα.

Στην παρούσα εργασία, για την επίλυση του προαναφερθέντος προβλήματος, προτείνεται η εφαρμογή του Προσαρμοστικού Νεύρο-Ασαφούς Συστήματος Συμπερασμού-Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems (ANFIS), ενός μοντέλου που συνδυάζει τις δυνατότητες της Ασαφούς Λογικής και των Τεχνητών Νευρωνικών δικτύων.

Για την εξαγωγή αποτελεσμάτων εξετάζονται οι τιμές κλεισίματος του Φυσικού Αερίου για τρία έτη (2017 έως 2020), στο Ευρωπαϊκό Χρηματιστήριο Ενέργειας για τέσσερα φυσικά σημεία συναλλαγής: το GASPOOL, το NCG, το TTF και το NPB.

Η υλοποίηση αυτής της διαδικασίας γίνεται με χρήση του προγράμματος MATLAB, όπου και χρησιμοποιούνται οι συναρτήσεις συμμετοχής gbellmf, gauss2mf, gaussmf και trapmf. Ελέγχονται τα σφάλματα MSE (Μέσο τετραγωνικό σφάλμα), RMSE (Ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος), MAE (Μέσο απόλυτο σφάλμα) και MAPE (Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα) των συναρτήσεων αυτών.

Έπειτα τα αποτελέσματα της μεθόδου ANFIS συγκρίνονται με αυτά των συμβατικών μεθόδων ARMA και AR ώστε να αποδειχθεί η ανωτερότητά της σύμφωνα με τους προαναφερθέντες δείκτες.

Αρχικά γίνεται μια βιβλιογραφική ανασκόπηση ώστε να γνωστοποιηθεί η πρόοδος που έχει επιτευχθεί, από ερευνητές, στο θέμα της πρόβλεψης τιμών φυσικού αερίου μέχρι και σήμερα. Έπειτα αναλύεται η θεωρητική βάση της προτεινόμενης προσέγγισης που είναι απαραίτητη για την κατανόηση του αντικειμένου και αναλύεται η μελέτη περίπτωσης. Τέλος, παρατίθενται τα αποτελέσματα από την εφαρμογή του μοντέλου (γραφήματα και σφάλματα) καθώς και ο σχολιασμός τους.

2 ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ

Which way the natural gas price: an attempt to predict the direction of natural gas spot price movements using trader positions

Αυτή η έρευνα προτείνει μια μέθοδο για την πρόβλεψη της τάσης της άμεσης τιμής του φυσικού αερίου, για τον επόμενο μήνα χρησιμοποιώντας τιμές συμβολαίων μελλοντικής εκπλήρωσης.

Για την πρόβλεψη χρησιμοποιείται η οικονομετρική μεθοδολογία CM (Cumby-Modest) σε μια μη-παραμετρική διαδικασία που ελέγχει το πρώτο στοιχείο της ικανότητας χρονισμού.

Τέλος εφαρμόζεται η συνηθισμένη εξίσωση παλινδρόμησης (OLS) για να εξεταστεί η εξάρτηση μεταξύ της συνέπειας και της πεποίθησης της πρόβλεψης, σε μια απόπειρα να εξαχθεί συμπέρασμα για το αν η εποχή του έτους μπορεί να εξηγήσει την αφοσίωση των εμπόρων στο χρηματιστήριο καθώς και αν οι θέσεις των εμπόρων είναι ικανές στη σύλληψη οποιοδήποτε εποχικού στοιχείο. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι δεν εμφανίζεται εποχικότητα στις τάσεις της αγοράς φυσικού αερίου.

(Buchananana et al., 2001)

Natural Gas Prices Forecast Comparison - AEO vs. Natural Gas Markets

Σε αυτή τη μελέτη αξιολογείται η ακρίβεια δύο μεθόδων πρόβλεψης των τιμών του φυσικού αερίου: χρησιμοποιώντας την προβλεπόμενη τιμή της ετήσιας προοπτικής ενέργειας - Annual Energy Outlook forecasted price (AEO) της Υπηρεσίας Πληροφοριών Ενέργειας - Energy Information Administration (EIA) και τις τιμές του Henry Hub συγκριτικά με την τιμή των συμβολαίων μελλοντικής εκπλήρωσης του Αμερικάνικου Wellhead.

Έπειτα εφαρμόζεται στατιστική ανάλυση με σκοπό το προσδιορισμό της σχετικής ακρίβειας των προηγούμενων στο πρόσφατο παρελθόν.

Μια στατιστική ανάλυση δείχνει ότι η τιμή των συμβολαίων μελλοντικής εκπλήρωσης του Henry Hub παρέχει μια πιο ακριβή μέση πρόβλεψη των τιμών του φυσικού αερίου από συγκριτικά με το AEO.

Στη συνέχεια εφαρμόζεται γραμμική παλινδρόμηση που αποκαλύπτει ότι υπάρχουν δύο διακριτές μεταξύ τους χρονικές περιόδους, η περίοδος μεταξύ 1996 και 1999 και η περίοδος μεταξύ 2000 και 2003.

Για τη χρονική περίοδο μεταξύ 1996 και 1999, το AEO έδειξε ασθενή αρνητική συσχέτιση μεταξύ της απόδοσης τιμή ανά πραγματική τιμή φυσικού αερίου των Η.Π.Α. έναντι του Henry Hub με ασθενή θετική συσχέτιση μεταξύ της προβλεπόμενης τιμής και της τιμής του φυσικού αερίου των ΗΠΑ.

Κατά τη χρονική περίοδο μεταξύ 2000 και 2003, το AEO εμφανίζει μια θετική συσχέτιση μεταξύ της προβλεπόμενης τιμής φυσικού αερίου και της τιμής του φυσικού αερίου των Η.Π.Α. ομοίως δηλαδή του Henry Hub που εμφανίζει και αυτό θετική συσχέτιση μεταξύ της προβλεπόμενης τιμής και της τιμής του φυσικού αερίου των ΗΠΑ.

Αυτά τα αποτελέσματα υποδηλώνουν ότι οι εταιρείες που προβλέπουν τιμές φυσικού αερίου θα πρέπει να εξετάσουν το ενδεχόμενο να ενσωματώσουν την τιμή μελλοντικής εκπλήρωσης φυσικού αερίου Henry Hub στα μοντέλα πρόβλεψής τους μαζί με την πρόβλεψη του AEO. Η προαναφερθείσα ανάλυσή είναι πολύ προκαταρκτική και βασίζεται σε ένα πολύ μικρό σύνολο δεδομένων. Φυσικά τα αποτελέσματα της ανάλυσης ενδέχεται να αλλάξουν, εφόσον αυξηθεί ο αριθμός των δεδομένων.

(Wong-Parodi et al., 2005)

Weather, storage, and natural gas price dynamics: Fundamentals and volatility

Το παρόν άρθρο εξετάζει το πώς οι καιρικές κρίσεις και το απόθεμα φυσικού αερίου επηρεάζουν τη δυναμική των τιμών στην αγορά μελλοντικής εκπλήρωσης φυσικού αερίου των ΗΠΑ.

Στη μελέτη χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα για τις τιμές και το απόθεμα του φυσικού αερίου που προέρχονται από το Energy Information Administration (EIA), για τη δεκαετία 1991 έως 2001, καθώς και δεδομένα καιρού για το ίδιο χρονικό διάστημα.

Τα εμπειρικά αποτελέσματα αποκαλύπτουν σημαντική επίδραση των καιρικών συνθηκών τόσο στον υπό όρους μέσο όρο όσο και στην υπό όρους μεταβλητότητα των προθεσμιακών αποδόσεων του φυσικού αερίου. Συγκεκριμένα παρατηρήθηκε ότι μια αύξηση κατά μία τυπική απόκλιση στη μεταβλητή του καιρικού σοκ θα αύξανε τη μέση ημερήσια διακύμανση κατά 4–5%.

Έπειτα χρησιμοποιείται το μοντέλο γενικευμένης αυτοπαλινδρομικής συνθήκης ετεροκεδαστικότητας - Generalized Autoregressive Conditional Heterocedasticity (GARCH) στο οποίο εισάγονται μεταβλητές οι οποίες προκύπτουν από τις καιρικές κρίσεις και από το απόθεμα του φυσικού αερίου, η εισαγωγή αυτών των μεταβλητών είχε ως αποτέλεσμα τη μείωση της αστάθειας των τιμών του φυσικού αερίου κατά 40%, γεγονός που επιβεβαιώνει περαιτέρω τη σημασία της επίδρασης του καιρού στον προσδιορισμό της μεταβλητότητας. (Mu, 2007)

A long-term view of worldwide fossil fuel prices

Η παρούσα μελέτη εξετάζει την μακροπρόθεσμη τάση των παγκόσμιων τιμών των ορυκτών καυσίμων στο μέλλον, εισάγοντας μια νέα μέθοδο για την πρόβλεψη των τιμών του πετρελαίου, του φυσικού αερίου και του άνθρακα.

Αρχικά αναλύεται η παγκόσμια αγορά ορυκτών καυσίμων και η ιστορική τάση των πραγματικών και ονομαστικών τιμών των ορυκτών καυσίμων από το 1950 έως το 2008.

Η ιστορική ανάλυση των τιμών των ορυκτών καυσίμων δείχνει ότι οι τιμές του άνθρακα μειώνονται, ενώ οι τιμές του φυσικού αερίου αυξάνονται, έπειτα εξετάζονται οι υπάρχουσες μέθοδοι πρόβλεψης και μοντελοποίησης τιμών και προτείνεται ένα νέο ολοκληρωμένο μοντέλο το οποίο χρησιμοποιεί επαναφορά του μέσου κάνοντας διάχυση με άλματα - mean reverting jump diffusion model, με σκοπό την πρόβλεψη μακροπρόθεσμων τιμών των ορυκτών καυσίμων σε ονομαστικούς και πραγματικούς όρους από το 2009 έως το 2018.

Αυτό το νέο μοντέλο προβλέπει ότι το πετρέλαιο, το φυσικό αέριο και ο άνθρακας θα παρουσιάζουν άλμα για τα επόμενα δύο χρόνια και μετά από αυτό θα επανέλθουν στη μακροπρόθεσμη τάση μέχρι το 2018. (Shafiee & Topal, 2010)

Short-term electricity demand and gas price forecasts using wavelet transforms and adaptive models

Στην παρούσα εργασία παρουσιάζονται κάποιες τεχνικές με σκοπό την πρόβλεψη της ζήτησης ενέργειας αλλά και τιμών της για συμβόλαια επόμενης ημέρας. Αυτές οι τεχνικές συνδυάζουν το μετασχηματισμό κυματιδίων - wavelet transform (WT) με τα κάτωθι σταθερά και προσαρμοστικά μοντέλα μηχανικής μάθησης/χρονικής σειράς:

- MultiLayer Perceptron (MLP),

- συναρτήσεις ακτινικής βάσης,
- γραμμική παλινδρόμηση ή
- GARCH.

Για τη δημιουργία ενός προσαρμοστικού μοντέλου, χρησιμοποιείται ένα εκτεταμένο φίλτρο Kalman ή φίλτρο σωματιδίων για την διαρκής ενημέρωση των παραμέτρους στο σετ δοκιμής. Διευρύνοντας την εφαρμογή των μεθόδων GARCH, συγκρίνονται εμπειρικά δύο προσεγγίσεις συνδυασμού του WT με τα κάτωθι μοντέλα πρόβλεψης:

- Μοντέλα πολλαπλών συστατικών και
- άμεσες προβλέψεις.

Αυτές οι τεχνικές εφαρμόζονται σε μεγάλα σύνολα πραγματικών δεδομένα (στάσιμα και μη) από τις ενεργειακές αγορές του Ηνωμένου Βασιλείου, έτσι ώστε να παρέχονται συγκριτικά αποτελέσματα που είναι στατιστικά ισχυρότερα από αυτά που αναφέρθηκαν προηγουμένως.

Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η ακρίβεια της πρόβλεψης έχει βελτιωθεί σημαντικά με τη χρήση των μοντέλων WT και προσαρμοστικών μοντέλων. Τα καλύτερα μοντέλα για την πρόβλεψη ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας/τιμής αερίου είναι το προσαρμοστικό MLP/GARCH με την πρόβλεψη πολλαπλών συστατικών. Τα NMSE τους είναι 0,02314 και 0,15384 αντίστοιχα. (Nguyen & Nabney, 2010)

Natural Gas Price Forecasting via Selective Support Vector Regression

Η παρούσα μελέτη των αποσκοπεί στην επίλυση του προβλήματος της διακύμανσης της τιμής του φυσικού αερίου καθώς αυτό αντιμετωπίζεται σαν εμπόρευμα επιπλέον αποσκοπεί στην ανάλυση ιστορικών πληροφοριών σχετικών με τις μεταβλητές που δυνητικά έχουν υψηλό αντίκτυπο στην προσφορά και τη ζήτηση φυσικού αερίου, καθώς και στην τιμή σε \$/MMBTU στο Henry Hub, για την περίοδο 2004 έως 2009.

Αρχικά, αντί για τη χρήση ενός κλασικού μοντέλου, χρησιμοποιείται μέθοδος χρονοσειράς με σκοπό τη διερεύνηση και την πρόβλεψη κάθε μεταβλητής συμπεριλαμβανομένης της τιμής του φυσικού αερίου. Για αυτήν την προσέγγιση, οι μεταβλητές προβλέπονται χρησιμοποιώντας κινητό μέσο όρο – moving average (MA) 12 μηνών. Ο κινητός μέσος όρος των 12 μηνών συμπληρώθηκε με μια ανάθεση βάρους για την πιο σημαντική παρατήρηση σύμφωνα με τη συμπεριφορά των ιστορικών δεδομένων.

Έπειτα προτείνεται ως μια εναλλακτική μέθοδος, αυτή του επιλεκτικού SVR – selective SVR (SelSVR), η οποία περιορίζεται στην επιλογή ακριβώς ενός pattern vector από κάθε σάκο, έτσι ώστε να ελαχιστοποιείται το σταθμισμένο άθροισμα των σφαλμάτων ε-incentive για τα επιλεγμένα διανύσματα σχεδίων και τον όρο κανονικοποίησης.

Έπειτα η μέθοδος SelSVR συγκρίνεται με τη μέθοδο SVR καθώς και με την προσέγγιση MA και φαίνεται η ανωτερότητά της καθώς παρουσιάζει τον μικρότερο δείκτη σφάλματος RMLSE ίσο με 9.94%.

Η ανάλυση των δεδομένων που εισάγονται στο μοντέλο διεξάγεται χρησιμοποιώντας έναν νέο αλγόριθμο εξόρυξης δεδομένων που είναι ικανός να αφαιρεί ταυτόχρονα θόρυβο και να εκτελεί παλινδρόμηση. (Viacaba et al., 2012)

What drives natural gas prices? — A structural VAR approach

Στο συγκεκριμένο άρθρο αναπτύσσεται ένα δομικό διανυσματικό αυτοπαλινδρομικό μοντέλο (VAR) για τη μελέτη της γερμανικής αγοράς φυσικού αερίου, συγκεκριμένα γίνεται πρόβλεψη των τιμών του φυσικού αερίου και μελετάται η επιρροή διάφορων μεταβλητών στην τιμή αυτού. Για το φυσικό αέριο χρησιμοποιήθηκαν οι εβδομαδιαίες τιμές της περιόδου 2008-2012 του γερμανικού NetConnect.

Στη συνέχεια αναλύεται η επιρροή τριών γεγονότων στις τιμές του φυσικού αερίου καθώς οδήγησαν σε διακοπές εφοδιασμού:

- η διαμάχη Ρωσίας-Ουκρανίας για φυσικό αέριο τον Ιανουάριο του 2009,
- ο εμφύλιος της Λιβύης το 2011 και
- η διακοπή των ρωσικών εξαγωγών τον Φεβρουάριο του 2012.

Τα αποτελέσματά δείχνουν ότι η τιμή του φυσικού αερίου επηρεάζεται βραχυπρόθεσμα από μειωμένες θερμοκρασίες, ελλείψεις αποθέματος και μείωση της προσφοράς, ενώ επηρεάζονται μακροπρόθεσμα με τη μεταβολή των τιμών του αργού πετρελαίου και του άνθρακα, αποτυπώνοντας τη σχέση υποκατάστασης μεταξύ των διαφόρων ενεργειακών εμπορευμάτων. (Nick & Thoenes, 2014)

An analysis of short-term price forecasting of power market by using ANN

Στην παρούσα εργασία γίνεται προσπάθεια για την ακριβή πρόβλεψη βραχυπρόθεσμων τιμών παραγωγών ενέργειας μεταξύ αυτών και του φυσικού αερίου ώστε να μειωθεί ο χρηματοοικονομικός κίνδυνος τόσο για τους παραγωγούς όσο για τους καταναλωτές, σε μια ανταγωνιστική αγορά.

Για να επιτευχθεί αυτό έχει εφαρμοστεί η τεχνητή νοημοσύνη (AI) στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη τιμών, δηλαδή την ωριαία πρόβλεψη της τιμής της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας την επόμενη μέρα. Συγκεκριμένα προτείνεται ένα νέο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο - artificial neural network (ANN) για τον υπολογισμό της προβλεπόμενης τιμής στην αγορά ISO της Νέας Αγγλίας. Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται στην πρόβλεψη είναι ωριαία ιστορικά δεδομένα της θερμοκρασίας, του φορτίου ηλεκτρικής ενέργειας και της τιμής του φυσικού αερίου της αγοράς ISO της Νέας Αγγλίας.

Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης έχουν δείξει πολύ ακριβείς προβλέψεις για την επόμενη ημέρα με πολύ μικρό σφάλμα στην πρόβλεψη τιμών. (Sahay & Tripathi, 2014)

Prediction of Natural Gas Price Using GMDH Type Neural Network: A Case Study of USA Market

Στην προς ανάλυση, μελέτη παρουσιάζεται ένα μοντέλο που βασίζεται στο νευρωνικό δίκτυο τύπου GMDH, το οποίο χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της τιμής του φυσικού αερίου στην αγορά άμεσης χρήσης, χρησιμοποιώντας για την πρόβλεψη τις τιμές του πετρελαίου στην αγορά άμεσης χρήσης, τιμές συμβολαίων μελλοντικής εκπλήρωσης φυσικού αερίου και πετρελαίου καθώς και τη μέση θερμοκρασία του καιρού. .

Τα αποτελέσματα υποδηλώνουν ότι το μοντέλο νευρωνικού δικτύου GMDH, σύμφωνα με το RMSE και τον δείκτη στατιστικής κατεύθυνσης – Direction statistics (Dstat) είναι πιο αποτελεσματικά από τη μέθοδο OLS. Στις, η πρώτη υστέρηση στις τιμές του

φυσικού αερίου στη μελλοντική αγορά είναι η πιο αποτελεσματική μεταβλητή για την πρόβλεψη στις τιμές του φυσικού αερίου στην αγορά άμεσης χρήσης. (Abrishami et al., 2014)

Forecast Natural Gas Prices with Stochastic Methods

Στην παρούσα αναφορά του αναπτύσσονται μερικά στοχαστικά μοντέλα για τη διερεύνηση των σχέσεων μεταξύ των τιμών του φυσικού αερίου και διαφορετικών συνόλων προβλέψεων.

Για τη μελέτη χρησιμοποιούνται δεδομένα πολλών δεκαετιών από το EIA για το φυσικό αέριο και για διάφορους τομείς οι οποίοι χρησιμοποιούνται σαν μεταβλητές στις μεθόδους που ακολουθούν.

Χρησιμοποιώντας τα κάτωθι μοντέλων:

- γραμμικής παλινδρόμησης,
- μη παραμετρικής παλινδρόμησης και
- ημιπαραμετρικής παλινδρόμησης,

μελετάται η σχέση μεταξύ των head τιμών του φυσικού αερίου και στις συνόλου πολλαπλών προγνωστικών παραγόντων, που περιλαμβάνει στις τιμές του αργού πετρελαίου, την παραγωγή αργού αερίου, τον ρυθμό αύξησης του ΑΕΠ και τον ετήσιο ρυθμό αύξησης στις κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας.

Η σύγκριση των μετρήσεων απόδοσης στα τρία μοντέλα δείχνει ότι το μοντέλο μη παραμετρικής παλινδρόμησης έχει το υψηλότερο δείκτη R^2 και το μοντέλο ημιπαραμετρικής παλινδρόμησης έχει το χαμηλότερο δείκτη RMSE, το οποίο δείχνει ότι η μη παραμετρική παλινδρόμηση έχει την καλύτερη καλή προσαρμογή ενώ η ημιπαραμετρική παλινδρόμηση έχει τον μικρότερο βαθμό υπερπροσαρμογής και τα λιγότερα σφάλματα στην πρόβλεψη νέων τιμών.

Επιπλέον συμπεραίνεται ότι μόνο μία μεταβλητή είναι αρκετή για να αντιπροσωπεύει στις τιμές φυσικού αερίου στις τέσσερις διαφορετικούς τομείς, που αναλύονται στην εργασία, ενώ όλοι οι προγνωστικοί παράγοντες πρέπει να διατηρούνται για να εξηγούν στις συνολικές αποκλίσεις.

Τέλος, παρατηρώντας στις μετρήσεις απόδοσης του ιεραρχικού μοντέλου δεν εμφανίζεται βελτίωση σε σύγκριση με τα μοντέλα γραμμικής παλινδρόμησης. (Li, 2016)

Forecasting the Natural Gas Price Trend - Evaluation of a Sentiment Analysis

Σε αυτή την εργασία εξετάζεται η ικανότητα της πρόβλεψης των κυρίαρχων συνθημάτων που εξάγονται από οικονομικές ειδήσεις, στην τιμή του φυσικού αερίου σε ένα χρηματιστήριο ενέργειας. Αυτή η μέθοδος πρόβλεψης υποστηρίζει τις εταιρείες κοινής ωφέλειας, επειδή επιτρέπει ταχύτερες αποφάσεις συναλλαγών στην αγορά φυσικού αερίου και συνεπώς μειώνει τους σχετικούς επιχειρηματικούς κινδύνους. Μπορεί επίσης να μεταφερθεί σε άλλους επιχειρηματικούς τομείς.

Αρχικά εφαρμόστηκαν μέθοδοι εξόρυξης κειμένου από διάφορα επιστημονικά άρθρα για να εξαχθούν τα πρώτα αποτελέσματα και έπειτα έγινε ανάλυση συναισθήματος - sentiment analysis (SAN) για να γίνει αξιολόγηση της ικανότητάς του μοντέλου να προβλέπει τις τάσεις της τιμής του φυσικού αερίου ανάλογα αν το συναίσθημα που εξήχθη είναι θετικό ή αρνητικό..

Οι υπολογισμένες μετρήσεις απόδοσης του SAN καθιστούν προφανές ότι η συνεκτίμηση του συναισθήματος στο κείμενο είναι κατάλληλη για τον εντοπισμό

επιρροών στις τιμές, αλλά είναι αδύναμη για τον προσδιορισμό του αντίκτυπου των ειδήσεων κειμένου στην ίδια την τάση των τιμών. Αυτό το αποτέλεσμα απαιτεί περαιτέρω έρευνα σχετικά με την εφαρμογή διαφορετικών προσεγγίσεων στην ανάλυση κειμένου. (Grundmann et al., 2016)

Application of ARIMA and GARCH Models in Forecasting the Natural Gas Prices

Η παρούσα μελέτη γράφτηκε από τις και προσπαθεί να προβλέψει την τιμή φυσικού αερίου μακροπρόθεσμα στην αγορά των ΗΠΑ. Το γεγονός ότι η αγορά φυσικού αερίου είναι πολύ ασταθής, οδηγεί σε υψηλό επίπεδο κινδύνου τόσο για τις καταναλωτές όσο και για τις παραγωγούς.

Για την αντιστάθμιση αυτού του χρηματοοικονομικού κινδύνου, προτείνεται η χρήση στις εργαλείου πρόβλεψης, συγκεκριμένα χρησιμοποιείται το μοντέλο χρονοσειράς ARIMA/GARCH.

Τα αποτελέσματα στις μεθόδους κατέδειξαν ότι η τιμή με επίπεδο εμπιστοσύνης 95% θα ταλαντωθεί μεταξύ 1,5 και 3,2 \$/MMBtu έως το 2016. (Hosseinoor & Hajirezaie, 2016)

Forecast Scenarios of World Prices for Natural Gas

Στην παρούσα μελέτη των προτείνονται κάποια προγνωστικά σενάρια για την εξέλιξη των παγκόσμιων τιμών του φυσικού αερίου με βάση την οικονομική μοντελοποίηση και την ανάλυση τις ιστορικής τάσης εξόρυξης, κατανάλωσης, εξαγωγής και εισαγωγής φυσικού αερίου.

Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται στη μέθοδο αντλήθηκαν από το Independent Statistics and Analysis. U.S. Energy Information Administration (EIA) και αφορούν την περίοδο 1990 έως 2017.

Η κύρια μέθοδος έρευνας είναι η ανάλυση συσχέτισης-παλινδρόμησης που επέτρεψε να διαπιστωθεί πόσο ισχυρή είναι η συσχέτιση των παγκόσμιων τιμών του φυσικού αερίου και των παγκόσμιων τιμών του πετρελαίου.

Στις, χρησιμοποιήθηκαν οι μέθοδοι στις ιστορικής τάσης και η μαθηματική ανάλυση για τον προσδιορισμό των κύριων προγνωστικών σεναρίων για τα επίπεδα τιμών του φυσικού αερίου.

Η μελέτη αντιπροσωπεύει μια νέα προσέγγιση στην ανάλυση στις δυναμικές των παγκόσμιων τιμών φυσικού αέριο με βάση την οικονομική και μαθηματική μοντελοποίηση.

Το άρθρο εξετάζει τη δυναμική στις παγκόσμιας αγοράς φυσικού αερίου και αναλύει στις τάσεις στις μεταβολές των τιμών, καθώς και καθιερώνει τη σχέση μεταξύ των παγκόσμιων τιμών του φυσικού αερίου και στις παγκόσμιας αγοράς πετρελαίου για να κάνει προβλέψεις για το κόστος του φυσικού αερίου. (Elyakova et al., 2017)

Short-Term Forecasting of Natural Gas Prices using Machine Learning and Feature Selection Algorithms

Στο παρόν άρθρο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης των τιμών του φυσικού αερίου spot Henry Hub με βάση την απόδοση των κλασικών μοντέλων χρονοσειρών και των κάτωθι μεθόδων μηχανικής μάθησης:

- νευρωνικά δίκτυα - neural networks (NN) και

- στρατηγικές μηχανές αναδρομής διανυσμάτων υποστήριξης προσαρμοσμένες στην εποχικότητα - strategic seasonality-adjusted support vector regression machines (SSA-SVR).

Ταυτόχρονα προτείνονται αρκετές βελτιώσεις στη μέθοδο πρόβλεψης που βασίζεται στην υποστήριξη διανυσματικής παλινδρόμησης - support vector regression (SVR), συγκεκριμένα προτείνεται μια διαδικασία δημιουργίας εισόδων μοντέλου και επιλογής εισόδου μοντέλου χρησιμοποιώντας αλγόριθμους επιλογής χαρακτηριστικών - feature selection (FS).

Η χρήση αλγορίθμων FS για αυτόματη επιλογή εισόδου μοντέλου και η χρήση της προηγμένης τεχνικής παγκόσμιας βελτιστοποίησης PSwarm για τη βελτιστοποίηση των υπερπαραμέτρων SVR μειώνουν τις υποκειμενικές εισόδους.

Τα αποτελέσματά δείχνουν ότι οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης που αναφέρονται στη βιβλιογραφία συχνά υπερβάλλουν την επιτυχία αυτών των μοντέλων, καθώς, σε ορισμένες περιπτώσεις, καταγράφονται μόνο μικρές βελτιώσεις σε σχέση με τις προσεγγίσεις χρονοσειρών.

Για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη χρησιμοποιούνται τιμές spot φυσικού αερίου Henry Hub της περιόδου 2010 έως 2014 και ταυτόχρονα χρησιμοποιούνται διάφορες μεταβλητές σχετικές με τη μεταβολή των τιμών του φυσικού αερίου.

Τέλος αναλύονται τα πλεονεκτήματα της χρήσης αλγορίθμων FS για την προεπιλογή των μεταβλητών τόσο στα νευρωνικά δίκτυα αλλά όσο και στο SVR. Τα μοντέλα μηχανικής μάθησης χωρίς την προεπιλογή μεταβλητών είναι συχνά κατώτερα από τα μοντέλα χρονοσειρών στην πρόβλεψη τιμών spot και σε αυτή την περίπτωση οι αλγόριθμοι FS δείχνουν τη χρησιμότητα και τη δύναμή τους. (Čeperić, Žiković and Čeperić, 2017)

Data Driven Natural Gas Spot Price Prediction Models Using Machine Learning Methods

Σε αυτή τη μελέτη διερευνώνται προγνωστικά μοντέλα για το φυσικό αέριο που βασίζονται σε δεδομένα πρόβλεψης τιμών χρησιμοποιώντας τα εξής κοινά εργαλεία μηχανικής μάθησης:

- Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ANN),
- Μηχανές Υποστήριξης Διανυσμάτων (SVM),
- Μηχανές Ενίσχυσης Κλίσης (GBM) και
- Παλινδρόμηση Διαδικασίας Gauss (GPR).

Για την εκπαίδευση του μοντέλου χρησιμοποιείται η μέθοδος Διασταυρούμενης Επικύρωσης (Cross-Validation) για δεδομένα μηνιαίων τιμών φυσικού αερίου από τον Ιανουάριο του 2001 έως τον Οκτώβριο του 2018, του Henry Hub. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι αυτές οι τέσσερις μέθοδοι έχουν διαφορετική απόδοση στην πρόβλεψη των τιμών του φυσικού αερίου. Ωστόσο, τα ANN έχουν καλύτερη απόδοση πρόβλεψης σε σύγκριση με τα GBM, SVM και GPR. (Su et al., 2019a)

Long-term forecast of energy commodities price using machine learning

Στον παρόν άρθρο των συγκρίνεται η απόδοση μακροχρόνιας πρόβλεψης των παραδοσιακών οικονομικών μοντέλων με τις κάτωθι μεθόδους μηχανικής μάθησης:

- Νευρωνικά Δίκτυα και
- Τυχαία Δάση (Random Forests).

Για τη σύγκριση αυτή χρησιμοποιούνται μηνιαίες τιμές ενεργειακών προϊόντων, που παρέχονται από το Διεθνές Νομισματικό Ταμείο (ΔΝΤ). Συγκεκριμένα μελετάται η περίπτωση του πετρελαίου, του άνθρακα και του φυσικού αερίου.

Η ακρίβεια των μοντέλων μετράτε χρησιμοποιώντας στις δείκτες RMSE και MAPE, έπειτα εφαρμόζεται το τεστ M-DM με σκοπό την αξιολόγηση στις στατιστικής διαφοράς μεταξύ των μεθόδων.

Αφού υπολογίστηκαν χιλιάδες δοκιμές σχετικά με στις συνδυασμούς παραμέτρων μηχανικής μάθησης, προέκυψε ότι αυτές υπερτερούν των παραδοσιακών οικονομετρικών μεθόδων και στις ότι παρουσιάζουν την ικανότητα στις πρόβλεψης σημείων καμπής. (Herrera et al., 2019)

Prediction of Natural Gas Price in European Gas Hubs Using Artificial Neural Network

Η παρούσα εργασία επιχειρεί να αναπτύξει ένα μοντέλο μηνιαίας πρόβλεψης τις τιμές του φυσικού αερίου χρησιμοποιώντας τη μέθοδο του Νευρωνικών Δικτύων, έχοντας ως είσοδο σε αυτό δεδομένα χρονοσειράς από το 2012 έως τον Απρίλιο του 2019. Το μοντέλο προβλέπει στις τιμές σε πέντε κόμβους (Hubs) και κέντρα ανταλλαγής φυσικού αερίου στην Ευρώπη. Εφόσον ο δείκτης αξιολόγησης R^2 του προσαρμοσμένου με βάση την προαναφερθείσα σειρά δεδομένων νευρωνικού δικτύου δίνει απόδοση 98%, το μοντέλο έχει αποδεκτές επιδόσεις στην πρόβλεψη στις τιμές του φυσικού αερίου.

Τα αποτελέσματα αυτής της μελέτης δείχνουν ότι κάνοντας χρήση του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου (ANN), οι τιμές του φυσικού αερίου στις ευρωπαϊκούς κόμβους φυσικού αερίου, που βρίσκονται στις ευρωπαϊκές χώρες, μπορεί να προβλεφθεί με υψηλό βαθμό ακρίβειας. (Ram et al., 2019)

Data-Driven Natural Gas Spot Price Forecasting with Least Squares Regression Boosting Algorithm

Στο παρόν άρθρο των εισάγεται η νέα μέθοδος μηχανική μάθησης, LSBoost με σκοπό την πρόβλεψη των τιμών του φυσικού αερίου. Η ενίσχυσης της παλινδρόμησης ελαχίστων τετραγώνων (LSBoost), είναι μια από τις πιο δημοφιλείς μεθόδους ενίσχυσης, χρησιμοποιήθηκε για την αντιμετώπιση του προβλήματος παλινδρόμησης της πρόβλεψης της τιμής του φυσικού αερίου. Το LSBoost χρησιμοποιεί τα ελάχιστα τετράγωνα ως κριτήρια απώλειας και έτσι μπορεί να χωρέσει καλά τα σύνολα παλινδρόμησης για να ελαχιστοποιήσει το σφάλμα μέσου τετραγώνων.

Χρησιμοποιώντας τις κάτωθι μεταβλητές:

- Heating Oil Prices (HO),
- WTI oil Prices (WTI),
- Baker Hughes US Natural Gas Rotary Rig Count (NGRRC),
- Total US Natural Gas Marketed Production (NGMP),
- Total US Natural Gas Consumption (NGC),
- Total US Natural Gas Underground Storage Capacity (NGUSC) και
- Total US Natural Gas Imports (NGI),

διερευνήθηκαν οι τιμές spot φυσικού αερίου του Henry Hub από το 2001 έως το 2017.

Ο αλγόριθμος LSBoost δείχνει υπεροχή στην πρόβλεψη της τιμής του φυσικού αερίου, επειδή πέτυχε το και R^2 το χαμηλότερο MAE, MSE και RMSE σε σύγκριση με τις υπάρχουσες μεθόδους όπως η γραμμική παλινδρόμηση, το γραμμικό SVM, το τετραγωνικό SVM και το κυβικό SVM. Τα πειράματά μας στα σύνολα δεδομένων δείχνουν ότι το μοντέλο LSBoost είναι ανώτερο και πολλά υποσχόμενο. (Su et al., 2019b)

Rolling Forecast Nature Gas Spot Price with Back Propagation Neural Network

Η παρούσα μελέτη παρουσιάζει μια μέθοδο νευρωνικών δικτύων οπίσθιας διάδοσης για την πρόβλεψη των μακροπρόθεσμων μηνιαίων τιμών φυσικού αερίου με σκοπό μείωση του υψηλού επενδυτικού κινδύνου. Προς επίτευξη αυτού προτείνεται μια μέθοδο νευρωνικών δικτύων οπίσθιας διάδοσης για την πρόβλεψη των μακροπρόθεσμων μηνιαίων τιμών φυσικού αερίου

Η κυλιόμενη πρόβλεψη μηνιαίων τιμών φυσικού αερίου πραγματοποιείται χρησιμοποιώντας την προηγούμενη έξοδο του δικτύου ως μέρος της επόμενης εισόδου του δικτύου για κυλιόμενη εκπαίδευση και πρόβλεψη.

Στη συνέχεια, γίνεται μια κυλιόμενη πρόβλεψη για το μηνιαίων τιμών φυσικού αερίου με βάση τα ιστορικά δεδομένα τιμών spot από το Henry Hub. Το σφάλμα του αποτελέσματος πρόβλεψης αναλύεται και λαμβάνεται από τη συνάρτηση κατανομής πιθανότητας - probability distribution function (PDF) του σφάλματος πρόβλεψης.

Οι αριθμητικές δοκιμές δείχνουν ότι αυτή η μέθοδος μπορεί να παρέχει αρκετά ακριβείς προβλέψεις. (Wang et al., 2019)

Natural Gas Price Prediction with Big Data

Στη παρούσα εργασία γίνεται απόπειρα για πρόβλεψη των τιμών του φυσικού αερίου, συγκεκριμένα αναλύεται και συγκρίνεται η ικανότητα των δεδομένων αναζήτησης στο Διαδίκτυο και τα συναισθήματα των ειδήσεων να βελτιώσουν την ικανότητα πρόβλεψης.

Στην εργασία χρησιμοποιήθηκαν ως δεδομένα οι ημερήσιες NYMEX τιμές των συμβολαίων μελλοντικής εκπλήρωσης από το EIA, για την περίοδο 2013 έως 2019.

Τόσο τα δεδομένα της αναζήτησης στο διαδίκτυο αλλά όσο και τα δεδομένα των συναισθημάτων ειδήσεων εισήχθησαν μαζί με τα δεδομένα των τιμών του φυσικού αερίου σε ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN) το οποίο κάνει χρήσεις οπίσθιας παλινδρόμησης ώστε να γίνει η πρόβλεψη των τιμών του φυσικού αερίου.

Τα πειραματικά αποτελέσματα δείχνουν ότι τόσο η αναζήτηση στο διαδίκτυο όσο και το συναίσθημα ειδήσεων παρέχουν πρόσθετες πληροφορίες για τη βελτίωση της ακρίβειας του πρόβλεψης και ότι τα δεδομένα αναζήτησης στο διαδίκτυο μπορούν να επιτύχουν καλύτερα αποτελέσματα πρόβλεψης συγκρίνοντας τους δείκτες σφάλματος MAE και RMSE. (Tang et al., 2019)

Energy price prediction based on independent component analysis and gated recurrent unit neural network

Αυτή η εργασία καταπιάνεται με την βελτίωση της ακρίβειας πρόβλεψης των τιμών ενέργειας κάνοντας χρήση ενός νέου υβριδικού μοντέλου πολλαπλής κλίμακας, βασισμένο στην Ανάλυση Ανεξάρτητων Συστατικών (ICA), στα νευρωνικά δίκτυα κλειστής επαναλαμβανόμενης μονάδας (GRUNN) και στην μέθοδο υποστήριξης διανυσματικής παλινδρόμησης (SVR). Για συντομία αυτή η μέθοδος αποκαλείται IGS.

Αρχικά, η τιμή της ενέργειας αποσυντίθεται σε εγγενείς συναρτήσεις λειτουργίας (MFs) χρησιμοποιώντας τεχνητή αποσύνθεση μεταβλητού τρόπου (VMD). Έπειτα, τα MFs μοντελοποιούνται μέσω του ICA για να διαχωριστούν τα ανεξάρτητα στοιχεία (Ics) που αντικατοπτρίζουν τα εγγενή χαρακτηριστικά της τιμής της ενέργειας.

Στη συνέχεια, εφαρμόζεται το μοντέλο GRUNN στα IC για την πρόβλεψη των χαρακτηριστικών εσωτερικής οδήγησης (inner driving), καθένα από τα προβλεπόμενα χαρακτηριστικά μπορεί να αντιπροσωπεύει μελλοντικές τάσεις διαφορετικών παραγόντων των πρωτότυπων δεδομένων. Τέλος, αντικαθιστώντας το συμβατικό γραμμικού συνδυασμού με SVR, τα αποτελέσματα των προβλέψεων ενσωματώνονται στην πρόβλεψη της τιμής της ενέργειας.

Στο παραπάνω μοντέλο εισάγονται χρονοσειρές και εξετάζεται για την πρόβλεψη τιμών διάφορων τύπων ενέργειας, μεταξύ αυτών και το φυσικό αέριο. (Jianwei et al., 2019)

Predicting Natural Gas Spot Prices Using Artificial Neural Network

Στην προς μελέτη εργασία του προτείνεται η χρήση ενός μοντέλου νευρωνικών δικτύων για την αντιμετώπιση των οικονομικών κινδύνων που προκαλείται από την αστάθεια των τιμών του φυσικού αερίου.

Στην μελέτη χρησιμοποιούνται ως δεδομένα οι ημερήσιες τιμές φυσικού αερίου του Henry Hub από το 1997 έως το 2018.

Δεδομένου ότι τα παραδοσιακά μοντέλα οικονομετρίας δεν έχουν καλή απόδοση λόγω της μη γραμμικότητας και της μη στασιμότητας των τιμών του αερίου, προτείνεται ένα μοντέλο Αυτοπαλινδρομου Νευρωνικού Δικτύου - Autoregressive Neural Network (ARNN) για την πρόβλεψη των ημερήσιων τιμών του φυσικού αερίου. Το μοντέλο συγκρίνεται με το παραδοσιακό μοντέλο του αυτοπαλινδρομικού ολοκληρωμένου κινούμενου μέσου όρου - Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). Χρησιμοποιώντας μια μελέτη διασταυρούμενης επικύρωσης, το μοντέλο ARNN έδειξε βελτίωση περίπου 33% σε σχέση με το ARIMA ως προς το μέσο τετράγωνο σφάλματος. Αυτή η βελτίωση είναι σημαντική όταν οι προβλέψεις τιμών χρησιμοποιούνται στις αποφάσεις αγοράς φυσικού αερίου. (Siddiqui, 2019)

Forecast Model of Prices for Liquefied Natural Gas in the World Asian Energy Market

Το παρόν άρθρο αποσκοπεί στην αξιολόγηση των παραγόντων που επηρεάζουν την ανάπτυξη της παγκόσμιας αγοράς υγροποιημένου φυσικού αερίου.

Προς επίτευξη αυτού παρέχεται μια συγκριτική ανάλυση των εξαγωγών και εισαγωγών στην παγκόσμια αγορά υγροποιημένου φυσικού αερίου (LNG) ανά περιοχή, προσδιορίζοντας τις πιθανές τάσεις στην ανάπτυξη του παγκόσμιου εμπορίου LNG τα τελευταία 50 χρόνια και καταλήγει κάνοντας μια πρόβλεψη τιμών για το υγροποιημένο φυσικό αέριο (LNG) για την περιοχή Ασίας- Ειρηνικού χρησιμοποιώντας ένα προεκτεινόμενο μοντέλο κατά το οποίο εφαρμόζεται ανάλυση συσχέτισης και παλινδρόμησης της εξάρτησης των τιμών του LNG από αλλαγές, με παράγοντες όπως οι παγκόσμιες τιμές του πετρελαίου, η παγκόσμια ζήτηση για LNG, συναλλαγματικές ισοτιμίες και ρυθμοί ανάπτυξης των οικονομιών Ασίας-Ειρηνικού.

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα της πρόβλεψής, χρησιμοποιώντας το προτεινόμενο μοντέλο, οι τιμές του LNG αναμένεται να ακολουθήσουν αυξητικές τάσεις μέχρι το 2025, ενώ οι κίνδυνοι μείωσης των τιμών προέρχονται από απρόβλεπτους παράγοντες μακροοικονομικού επιπέδου, όπως η γεωπολιτική κατάσταση στον κόσμο, η μείωση της παραγωγής ενέργειας, η εμφάνιση εναλλακτικών πηγών ενέργειας, ατυχήματα σε βιομηχανίες παραγωγής και επεξεργασίας αερίου κ.λπ. (Elyakov et al., 2020)

News-Based Research on Forecast of International Natural Gas Price Trend

Στην παρούσα μελέτη παρουσιάζεται ένα δίκτυο βαθιάς μάθησης με σκοπό την πρόβλεψη τις τάσεις των τιμών του φυσικού αερίου.

Δεδομένης μιας χρονοσειράς, για κάθε ημέρα, η τάση της τιμής του φυσικού αερίου ταξινομείται είτε ως «πάνω» είτε ως «κάτω» ανάλογα με την τιμή σε σύγκριση με την προηγούμενη ημέρα. Παράλληλα συλλέγονται άρθρα ειδήσεων ως πειραματικό υλικό από ορισμένους ιστότοπους που σχετίζονται με το φυσικό αέριο. Στη συνέχεια, κάθε άρθρο ενσωματώθηκε σε διανύσματα από το word2vec, σταθμίστηκε με τη βαθμολογία συναισθήματός του και επισημάνθηκε με την αντίστοιχη τάση τιμής της ημέρας.

Στη συνέχεια εκπαιδεύτηκε ένα συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο - convolutional neural network (CNN) και μακροπρόθεσμης βραχυπρόθεσμης μνήμης - long short-term memory (LSTM) για να προβλέψει την τάση των τιμών από αυτούς τους φορείς ειδήσεων. Τέλος, η προγνωστική ακρίβεια του μοντέλου έφτασε το 62,3%, κάτι που ξεπέρασε τους περισσότερους άλλους παραδοσιακούς ταξινομητές. (Li et al., 2020)

A decomposition-ensemble model with regrouping method and attention-based gated recurrent unit network for energy price prediction

Σε αυτή τη μελέτη προτείνεται για πρώτη φορά ένα νέο υβριδικό μοντέλο πρόβλεψης που ονομάζεται ICEEMDAN-R-AttGRU με σκοπό την βελτίωση της ακρίβειας χρησιμοποιώντας χρονοσειρές με δεδομένα τιμών διάφορων τύπων ενέργειας μεταξύ αυτών και το φυσικό αέριο NYMEX. Στην ICEEMDAN-R-AttGRU, παρουσιάζεται μια μέθοδος ανασυγκρότησης που βασίζεται στη συχνότητα για την ανακατασκευή των στοιχείων που αποσυντίθενται από το ICEEMDAN και ένα δίκτυο GRU σε συνδυασμό με τον μηχανισμό προσοχής (AttGRU), χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη των ανακατασκευασμένων στοιχείων

Στο προτεινόμενο μοντέλο, το βελτιωμένο μοντέλο πλήρης εμπειρική αποσύνθεση συνόλου με προσαρμοστικό θόρυβο - complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN) χρησιμοποιείται για την αποσύνθεση των ακατέργαστων τιμών σε πολλαπλά υποσυστατικά.

Στη συνέχεια, παρουσιάζεται μια νέα μέθοδος ανασυγκρότησης που βασίζεται στη συχνότητα για την ανακατασκευή των υποσυστατικών για τη μείωση του φόρτου εργασίας κατά την πρόβλεψη και τη μείωση της πιθανότητας σφαλμάτων. Το δίκτυο GRU που βασίζεται στην προσοχή υιοθετείται για την εκτέλεση εργασιών πρόβλεψης για κάθε στοιχείο, στο οποίο εφαρμόζεται ο μηχανισμός προσοχής για την κατανομή και τη βελτιστοποίηση βαρών στα στοιχεία εισόδου στο GRU. Τα εμπειρικά αποτελέσματα μετρούνται με διάφορες μετρήσεις απόδοσης και επαληθεύστε ότι η προγνωστική ακρίβεια είναι βελτιωμένη από το μοντέλο ICEEMDAN R-AttGRU στις περισσότερες περιπτώσεις σε σύγκριση με μεμονωμένα μοντέλα, και υβριδικά μοντέλα που βασίζονται στο ICEEMDAN και στο ICEEMDAN-R.

Επιπλέον παρουσιάζεται ένα νέο στατιστικό Σύνθετου Συγχρονισμού Πολυπλοκότητας σε Πολλαπλές κλίμακες (MCCS) για μέτρηση του μοντέλου, το οποίο επιβεβαιώνει περαιτέρω την ικανότητα πρόβλεψης του ICEEMDAN-R-AttGRU σε διαφορετικές κλίμακες εκθέτη και χρόνου. (Niu et al., 2021)

Forecasting Natural Gas Spot Prices with Machine Learning

Το παρόν άρθρο απασχολείται με την πρόβλεψη τιμών του φυσικού αερίου μία, τρεις, πέντε και δέκα ημέρες μπροστά χρησιμοποιώντας μεθόδους μηχανικής εκμάθησης:

- μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (SVM),
- δέντρα παλινδρόμησης,
- γραμμική παλινδρόμηση,
- παλινδρόμηση διαδικασίας Gauss(GPR),
- και σύνολο δέντρων.

Αυτά τα μοντέλα εκπαιδεύονται με ένα σύνολο 21 επεξηγηματικών μεταβλητών σε ένα σχήμα 5-fold διασταυρούμενης επικύρωσης (cross-validation) με το 90% του συνόλου δεδομένων να χρησιμοποιείται για εκπαίδευση και το υπόλοιπο 10% να χρησιμοποιείται για τον έλεγχο των ικανοτήτων γενίκευσης εκτός δείγματος.

Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι αυτές οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης έχουν διαφορετική ακρίβεια πρόβλεψης για κάθε χρονικό πλαίσιο όσον αφορά την πρόβλεψη τιμών φυσικού αερίου. Ωστόσο, τα bagged trees (ανήκουν στη μέθοδο ensemble of trees) και τα γραμμικά μοντέλα SVM έχουν ανώτερη απόδοση πρόβλεψης σε σύγκριση με τα υπόλοιπα μοντέλα. (Mouchtaris et al., 2021)

Research on price prediction of natural gas futures using LSTM neural network

Η παρούσα εργασία των απασχολείται με την πρόβλεψη των τιμών του φυσικού αερίου μέσω του μοντέλου μακροπρόθεσμης και βραχυπρόθεσμης μνήμης (LSTM) η οποία μπορεί να επεκταθεί χρονικά και έχει λειτουργίες μακρόχρονης μνήμης με αποτέλεσμα, να λύνει αποτελεσματικά το πρόβλημα έκρηξης κλίσης, του παραδοσιακού νευρωνικού δικτύου. Αυτή η εργασία επιλέγει τα δεδομένα των τιμών μελλοντικής εκπλήρωσης του φυσικού αερίου από το 2010 μέχρι το 2020 του Henry hub στη Βόρεια Αμερική. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι το νευρωνικό δίκτυο LSTM είναι αρκετά ικανό στην πρόβλεψη των τιμών των συμβολαίων μελλοντικής εκπλήρωσης του φυσικού αερίου. (Mu et al., 2021)

Energy futures price prediction and evaluation model with deep bidirectional gated recurrent unit neural network and RIF-based algorithm

Σε αυτή την εργασία με σκοπό να επιτευχθούν ακριβέστερες προβλέψεις των προθεσμιακών τιμών διάφορων πηγών ενέργειας, κατασκεύασαν ένα νέο τυχαίο, Βαθύ Αμφίδρομο Πυλωτό Επαναλαμβανόμενο Νευρωνικό δίκτυο Random (Deep Bidirectional Gated Recurrent Unit Neural Network).

Στη διαδικασία εκπαίδευσης του μοντέλου ενσωματώνεται ο τύπος τυχαίας κληρονομικότητα και αντικατοπτρίζει την επικαιρότητα των ιστορικών δεδομένων. Τόσο ο τύπος τυχαίας κληρονομικότητας όσο και η βαθιά αμφίδρομη μάθηση έχουν

την ικανότητα να βελτιώσουν αποτελεσματικά την απόκτηση αποτελεσματικών πληροφοριών από ιστορικά δεδομένα και να βελτιώσουν την ακρίβεια του μοντέλου.

Το προτεινόμενο μοντέλο συγκρίνεται με τα μοντέλα SVM, GRU, ERNN, LSTM, DBGRUNN και RIF-GRUNN. Ταυτόχρονα χρησιμοποιούνται διάφοροι δείκτες αξιολόγησης (R^2 , MAE, TIC, RMSE και SMAPE) καθώς και μια νέα μέθοδος αξιολόγησης συγχρονισμού q-DSCID για τη μέτρηση της ακρίβειας.

Τα αποτελέσματα υποδεικνύουν ότι το προτεινόμενο μοντέλο υπερέχει των μοντέλων σύγκρισης. (Wang & Wang, 2021)

Natural Gas Spot Price Prediction Using a Machine Learning Datacentric Approach

Αυτή η εργασία διερευνά την εφαρμογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης με σκοπό την ακριβή πρόβλεψη των μηνιαίων τιμών φυσικού αερίου.

Ως δεδομένα λαμβάνονται οι τιμές του φυσικού αερίου Henry Hub από τον Ιανουάριο του 2001 έως τον Νοέμβριο του 2021. Για την πρόβλεψη χρησιμοποιήθηκαν οι κάτωθι τέσσερις αλγόριθμοι μηχανικής εκμάθησης και συγκεκριμένα:

- Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN),
- Υποστήριξη διανυσματικής παλινδρόμησης (SVR),
- Τυχαία αναδρομή δασών και
- Μηχανή Ενίσχυσης Κλίσης (GBM).

Τα μοντέλα εκπαιδεύτηκαν χρησιμοποιώντας 11 μεταβλητές, με το 80% του συνόλου των δεδομένων να χρησιμοποιείται για εκπαίδευση και το 20% για σκοπούς δοκιμής. Για σκοπούς επικύρωσης μοντέλου εφαρμόστηκε 10 φορές μια τεχνητή διασταυρούμενης επικύρωσης. Η ακρίβεια κάθε μοντέλου αξιολογήθηκε χρησιμοποιώντας τη μέτρηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος.

Μετά την αξιολόγηση του μοντέλου, και τα τέσσερα μοντέλα παρήγαγαν διακριτά αποτελέσματα, με το μοντέλο τεχνητού νευρωνικού δικτύου να έχει την πιο ακριβή πρόβλεψη και από τα τέσσερα μοντέλα. (Ogwu et al., 2022)

Study on Natural Gas Price Forecasting Based on Prophet-GRU Nonlinear Combination

Αυτή η μελέτη έχει ως σκοπό την ακριβή πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών του φυσικού αερίου. Γι' αυτό το λόγο προτείνεται ένα μοντέλο το οποίο συνδυάζει τις ιδιότητες του προσθετικού μοντέλου Προφήτη και του μοντέλου νευρωνικού δικτύου GRU. Ο συνδυασμός που προκύπτει είναι το μη γραμμικό συνδυασμένο μοντέλο πρόβλεψης Prophet-GRU που βασίζεται σε βελτιωμένο νευρωνικό δίκτυο οπίσθιας παλινδρόμησης με βάση την τάση αλλαγής της τιμής του φυσικού αερίου από το 1997 έως το 2020.

Έπειτα το προτεινόμενο μοντέλο συγκρίνεται με τα κάτωθι μοντέλα:

- μοντέλο GRU,
- μεμονωμένο μοντέλο Προφήτη και
- το τρέχον πιο δημοφιλές μοντέλο LSTM βραχυπρόθεσμης μνήμης,

Τέλος προκύπτει ότι το Prophet-GRU έχει υψηλότερη ακρίβεια και είναι πιο κατάλληλο για πρόβλεψη σύνθετων χρονοσειρών, το οποίο παρέχει σημαντική βοήθεια για τις επιχειρηματικές αποφάσεις των επιχειρήσεων φυσικού αερίου.

(Zhou et al., 2022)

Variable Weights Combination MIDAS Model Based on ELM for Natural Gas Price Forecasting

Στην παρούσα έρευνα προτείνεται ένα μοντέλο για την πρόβλεψη τιμών φυσικού αερίου, δεδομένου ότι η μεικτή συχνότητα των δεδομένων και τα εγγενή μη γραμμικά χαρακτηριστικά διακύμανσης των μεταβολών της τιμής του φυσικού αερίου δυσχεραίνουν τη προσπάθεια για ικανοποιητική απόδοση πρόβλεψης

Προκειμένου να βελτιωθούν αποτελεσματικά τα αποτελέσματα πρόβλεψης δεδομένων μικτής συχνότητας συνδυάζεται το μοντέλο παλινδρόμησης MIDAS και τα μοντέλα MIDAS μηχανικής μάθησης, για να σχηματίσουν ένα νέο μοντέλο πρόβλεψης συνδυασμού. Επιπλέον, η ακραία μηχανή εκμάθησης με τον αλγόριθμο grey-wolf πολλαπλών στόχων το οποίο χρησιμοποιείται για να συνδυάσει μονομεταβλητά αποτελέσματα MIDAS και να βελτιώσει περαιτέρω την ακρίβεια πρόβλεψης.

Στην εμπειρική ανάλυση, οι εβδομαδιαίες προθεσμιακές τιμές φυσικού αερίου του Intercontinental Exchange UK NBP, για την περίοδο 2011 έως 2021, χρησιμοποιούνται για τη δημιουργία προβλέψεων σε πραγματικό χρόνο για την αξιολόγηση της απόδοσης πρόβλεψης του προτεινόμενου συνδυαστικού μοντέλου.

Τα πειραματικά αποτελέσματα δείχνουν ότι η συνολική ακρίβεια πρόβλεψης του νέου συνδυαστικού μοντέλου MIDAS είναι αρκετά υψηλότερη από αυτή των μοντέλων παλινδρόμησης MIDAS, των συνδυαστικών μοντέλων MIDAS και των πολυμεταβλητών μοντέλων MIDAS. Με βάση τα αποτελέσματα των προβλέψεων, οι μη γραμμικές, μη σταθερές και ακανόνιστες τιμές μελλοντικής εκπλήρωσης φυσικού αερίου μπορούν να αντιμετωπιστούν αποτελεσματικά, γεγονός που παρέχει καλύτερα εργαλεία επενδύσεων και διαχείρισης. (Li et al., 2022)

A Novel Model for Spot Price Forecast of Natural Gas Based on Temporal Convolutional Network

Στο συγκεκριμένο άρθρο παρουσιάζεται ένα νέο μοντέλο που βασίζεται στο προσωρινό συνελκτικό δίκτυο - temporal convolutional network (TCN) και στο δυναμικό ρυθμό εκμάθησης για την πρόβλεψη των τιμών του φυσικού αερίου κατά τις επόμενες δύο εργάσιμες ημέρες.

Η δομή του TCN παρέχει καλή ακρίβεια πρόβλεψης και οι διευρυμένες αιτιολογικές συνελξεις ελαχιστοποιούν το υπολογιστικό κόστος της διαδικασίας. Η ρύθμιση του δυναμικού ρυθμού εκμάθησης υιοθετήθηκε για τη βελτίωση της ακρίβειας πρόβλεψης και της ευρωστίας του μοντέλου. Έπειτα το μοντέλο συγκρίνεται με τα τρία κάτωθι υπάρχοντα μοντέλα:

- το μονοδιάστατο συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο (1D-CNN),
- την επαναλαμβανόμενη μονάδα πύλης (GRU) και
- τη μακροπρόθεσμη βραχυπρόθεσμη μνήμη (LSTM).

Συμπερασματικά το προτεινόμενο μοντέλο μπορεί να επιτύχει καλύτερη απόδοση σε σχέση με άλλα μοντέλα, συγκεκριμένα προέκυψε MAPE ίσο με 4,965%, MAE 0,216 και RMSE ίσο με 0,687. Τα παραπάνω καθιστούν το προτεινόμενο μοντέλο έναν πολλά υποσχόμενο υποψήφιο για μακροπρόθεσμη σταθερότητα στην πρόβλεψη άμεσης τιμής φυσικού αερίου. (Pei et al., 2023)

Natural gas spot price prediction research under the background of Russia-Ukraine conflict – based on FS-GA-SVR hybrid model

Το παρόν άρθρο σκιαγραφεί την πολεμική σύγκρουση Ρωσίας-Ουκρανίας και τον αντίκτυπό της στον παγκόσμιο τομέα φυσικού αερίου. Έπειτα περιγράφεται η πρόβλεψη των τιμών του φυσικού αερίου, ως ένα ουσιαστικό εργαλείο για τον μετριασμό της αβεβαιότητας στην αγορά καθώς διαδραματίζει κρίσιμο ρόλο στις συναλλαγές εμπορευμάτων και στη λήψη ρυθμιστικών αποφάσεων.

Στη συνέχεια αναπτύσσεται το μοντέλο FS-GA-SVR, ένα υβριδικό μοντέλο πρόβλεψης, το οποίο ενσωματώνει επιλογή χαρακτηριστικών – feature selection (FS), γενετικό αλγόριθμο – genetic algorithm (GA) και υποστήριξη διανυσματικής παλινδρόμησης – support vector regression (SVR) για τη διερεύνηση της πρόβλεψης των τιμών του φυσικού αερίου με δεδομένα που λήφθηκαν από το Henry Hub εν μέσω της πολεμικής σύγκρουσης Ρωσίας-Ουκρανίας.

Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η επιλογή χαρακτηριστικών αυτοματοποιεί την επιλογή μεταβλητών εισόδου στο μοντέλο, μειώνοντας τον απαιτούμενο χρόνο ενώ ταυτόχρονα βελτιώνεται και η ακρίβεια του μοντέλου. Επιπλέον η χρήση γενετικού αλγορίθμου για την επιλογή των παραμέτρων παλινδρόμησης διανύσματος υποστήριξης βελτιώνει σημαντικά την ακρίβεια των προβλέψεων της τιμής του φυσικού αερίου, οδηγώντας τους δείκτες μέτρησης του αλγορίθμου σε μεγάλη μείωση. Τέλος παρατηρείται ότι το υβριδικό μοντέλο FS-GA-SVR παρουσιάζει μεγαλύτερη ακρίβεια και συνέπεια στις προβλέψεις για τις τιμές του φυσικού αερίου από το βασικό μοντέλο SVR. (Zheng et al., 2023)

3 ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ

3.1 Ασαφής Λογική

3.1.1 Εισαγωγή στην Ασαφή Λογική

Σε αυτή την ενότητα αναπτύσσεται η θεωρία αλλά και ένα ολοκληρωμένο παράδειγμα της ασαφούς λογικής, ώστε να γίνει πλήρως κατανοητή η συγκεκριμένη έννοια.

Ο όρος «ασαφή λογική» (fuzzy logic) εισήχθη το 1965 από τον L.A. Zadeh, ο οποίος τόνισε την αναγκαιότητα για τη δημιουργία μιας μαθηματικής θεωρίας που θα επεξεργάζεται ασαφείς-ανακριβείς έννοιες, οι οποίες δεν είναι δυνατό να μοντελοποιηθούν με τη θεωρία των πιθανοτήτων. (Zadeh, 1965)

Η ανθρώπινη σκέψη συνήθως δεν περιέχει όρους ακριβών συμβόλων και αριθμών αλλά ασαφείς όρους. Αυτοί οι ασαφείς όροι προσδιορίζουν κατηγορίες όχι όμως απόλυτα διαχωρισμένα και σαφώς καθορισμένα σύνολα. Η μετάβαση μεταξύ αυτών των κατηγοριών είναι σταδιακή, μεταβαίνοντας από καταστάσεις με περισσότερη ή λιγότερη συσχέτιση με την κατηγορία. Με βάση λοιπόν την πρακτική των ανθρώπων να χρησιμοποιούν ελαστικά σύνολα, ο Zadeh πρότεινε την ιδέα των ασαφών συνόλων.

Η κλασική λογική, με τα ντετερμινιστικά εργαλεία που αυτή χρησιμοποιεί, δυσκολεύεται να περιγράψει την πληροφορία που περιέχεται στη φυσική γλώσσα αλλά και στον ανθρώπινο τρόπο σκέψης, αντίληψης και έκφρασης. Έτσι, για να μοντελοποιηθεί ο ανθρώπινος τρόπος σκέψης εισήχθη η έννοια των λεκτικών μεταβλητών (linguistic variables) ή ασαφών μεταβλητών.

Οι μεταβλητές του κάθε προβλήματος δηλαδή μετατρέπονται σε λέξεις. Στη λογική αυτή οδήγησε η ‘αρχή της ασυμβατότητας’, σύμφωνα με αυτήν την αρχή, όσο ένα σύστημα γίνεται πιο πολύπλοκο, τόσο μειώνεται η ικανότητα του ώστε να κάνει ακριβείς προτάσεις σχετικά με τη συμπεριφορά του. Από ένα σημείο και μετά η ακρίβεια και η σημαντικότητα των προτάσεων είναι έννοιες αποκλειόμενες. Αντιθέτως, λοιπόν, με την άκαμπτη δυαδική λογική, οι ασαφείς μεταβλητές έχουν τιμή συμμετοχής και όχι αριθμητική τιμή.

3.1.2 Οι 7 αλήθειες του Earl Cox

Ο Earl Cox το 1992 ανέπτυξε επτά προτάσεις ώστε να χαρακτηρίσει την ασαφή λογική και να διατυπώσει τις ιδιότητές της και να την διαχωρίσει από τη θεωρία των πιθανοτήτων.

1. Η ασαφής λογική δεν είναι ασαφής. Δεν είναι πραγματικά ανακριβής, δεν παραβιάζει και την κοινή λογική και παράγει αναμφισβήτητα αποτελέσματα. Η «κλασική» δυαδική λογική είναι μία ειδική περίπτωση της.

2. Η ασαφής λογική είναι διαφορετική από την πιθανότητα. Με την πιθανότητα προσπαθούμε να προσδιορίσουμε κάτι σχετικά με το πιθανό αποτέλεσμα κάποιου προβλήματος. Με την ασαφή λογική προσπαθούμε να προσδιορίσουμε κάτι σχετικά με τη φύση του γεγονότος. Γι’ αυτό και η ασάφεια εκφράζεται συχνά ως αμφιβολία και όχι σαν ανακρίβεια.

3. Ο σχεδιασμός ασαφών συνόλων είναι εύκολος. Τα ασαφή σύνολα αντικατοπτρίζουν στην πραγματικότητα τον τρόπο που σκέπτονται οι άνθρωποι. Συνήθως η κατά προσέγγιση σκιαγράφιση της μορφής ενός ασαφούς συνόλου είναι εύκολη και γρήγορη.

4. Τα ασαφή συστήματα είναι σταθερά και η αξιοπιστία τους μπορεί να επικυρωθεί. Η δημιουργία των ασαφών συνόλων και η κατασκευή ενός ασαφούς συστήματος είναι πιο εύκολη από να φτιάξεις ένα συμβατικό, βασισμένο στη γνώση σύστημα, καθώς η ασαφής λογική έχει τη δυνατότητα να ανταπεξέρθει με όλους τους εμπλεκόμενους βαθμούς ελευθερίας.

5. Τα ασαφή συστήματα δεν είναι νευρωνικά δίκτυα. Ένα ασαφές σύστημα προσπαθεί να βρει την τομή, την ένωση ή το συμπλήρωμα των ασαφών μεταβλητών ελέγχου. Αν και αυτό είναι ανάλογο τόσο με τα νευρωνικά δίκτυα όσο και τον γραμμικό προγραμματισμό, τα ασαφή συστήματα προσεγγίζουν διαφορετικά αυτά τα προβλήματα.

6. Η ασαφής λογική είναι κάτι περισσότερο από μια διαδικασία ελέγχου. Είναι επιπλέον ένας τρόπος να αναπαριστά και να αναλύει πληροφορίες ανεξάρτητα από συγκεκριμένες εφαρμογές.

7. Η ασαφής λογική είναι μία παραστατική και συλλογιστική διαδικασία ελέγχου. Δεν μπορεί να λύσει όλα τα προβλήματα, αλλά χρησιμοποιώντας την μοντελοποιούνται ακόμα και δυσεπίλυτα προβλήματα. (Cox, 1992)

3.1.3 Κανόνες Αν-Τότε

Οι προτάσεις του τύπου Αν-Τότε, γενικά χρησιμοποιούνται για να θέσουν τις συνθήκες, οι οποίες συνιστούν την ασαφή λογική. Σε αυτές τις προτάσεις τα ασαφή σύνολα θεωρούνται τα υποκείμενα και οι ασαφείς τελεστές τα ρήματα του ασαφούς λογισμού. Οι προτάσεις. Ο πρωταρχικός Αν-Τότε κανόνας έχει τη μορφή:

Αν το x είναι A τότε το y είναι B

όπου A και B θεωρούνται ως οι γλωσσικές μεταβλητές που προσδιορίζονται από ασαφή σύνολα με χώρο αναφοράς X και Y αντίστοιχα. Ο κανόνας χωρίζεται σε δύο μέρη. Το πρώτο μέρος του κανόνα «Αν το x είναι A» ονομάζεται υπόθεση (antecedent ή premise) ενώ το δεύτερο κομμάτι «τότε το y είναι B» ονομάζεται συμπέρασμα (consequent ή conclusion). Στη συνέχεια παρουσιάζεται ένα παράδειγμα ενός τέτοιου κανόνα, το οποίο έχει την εξής μορφή:

Αν η υπηρεσία είναι καλή τότε το φιλοδώρημα είναι μέτριο

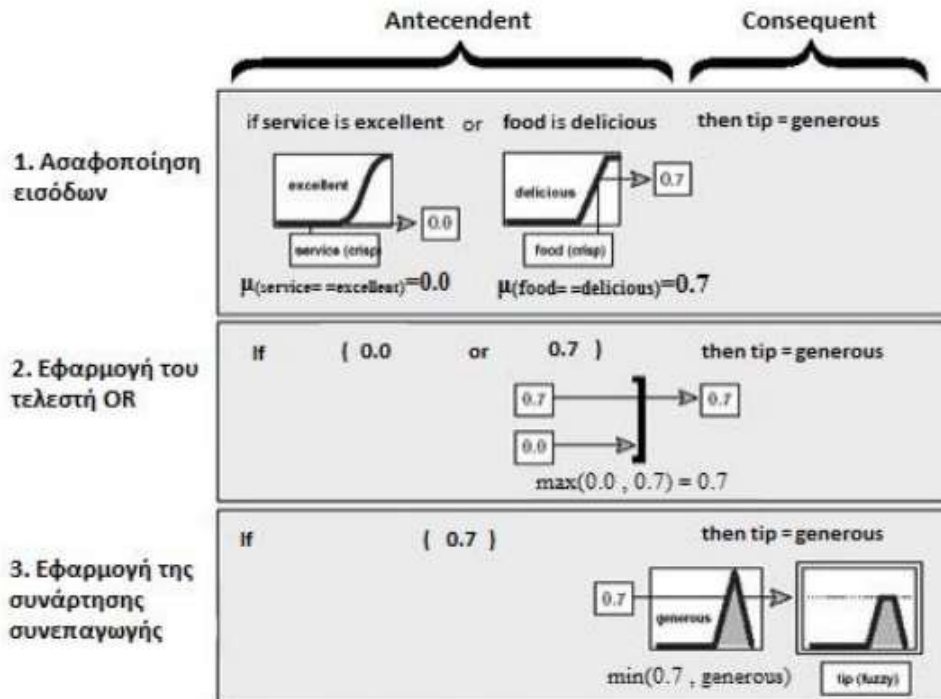
Την λέξη «καλή» την αντιπροσωπεύει ένας αριθμός ο οποίος λαμβάνει τιμές μεταξύ του 0 και του 1. Έτσι η συγκεκριμένη υπόθεση είναι μια μετάφραση η οποία στο τέλος δίνει μια τιμή από το 0 έως το 1. Αφετέρου η λέξη «μέτριο» αποτελεί ένα ασαφές σύνολο και έτσι η συνέπεια του κανόνα είναι μια συσχέτιση της εξόδου y στο ασαφές σύνολο B. Στους κανόνες Αν-Τότε η λέξη «είναι» λαμβάνει διαφορετική σημασία ανάλογα με το ποιο μέρος του κανόνα εμφανίζεται. Έτσι όταν εμφανίζεται στο πρώτο μέρος του κανόνα λαμβάνει την έννοια του ελέγχου ισότητας (δηλαδή την ίδια έννοια που δίνουμε στο σύμβολο \equiv). Από την άλλη μεριά όταν εμφανίζεται στο δεύτερο μέρος του κανόνα λαμβάνει την έννοια της καταχώρησης (δηλαδή την έννοια που δίνουμε στο σύμβολο $=$). Ο παραπάνω κανόνας μπορεί να γραφτεί χρησιμοποιώντας τα προηγούμενα σύμβολα και ως εξής:

Αν η υπηρεσία \equiv καλή τότε το φιλοδώρημα $=$ μέτριο

Ως είσοδος σε έναν κανόνα Αν-Τότε θεωρείται η τρέχουσα τιμή της μεταβλητής εισόδου, ενώ ως έξοδος του κανόνα θεωρείται ολόκληρο το ασαφές σύνολο, από το

οποίο λαμβάνεται μια τιμή έτσι ώστε να εξαχθούν κάποια συμπεράσματα. Γι' αυτό το λόγο πρέπει πρώτα να γίνει μια διαδικασία που ονομάζεται αποσαφήνιση (defuzzification). Για την διαδικασία της αποσαφήνισης γίνεται λεπτομερής αναφορά παρακάτω. Για να κατανοηθεί ένας κανόνα Αν-Τότε πρέπει να ακολουθηθούν κάποια στάδια:

1. Αφού γίνει ασαφοποίηση της εισόδου και εφαρμοσθούν οι κατάλληλοι ασαφείς τελεστές, υπολογίζεται η είσοδος
2. Εφαρμόζεται το παραπάνω αποτέλεσμα στο δεύτερο μέρος του κανόνα



Σχήμα 1 Κανόνες Αν-Τότε ασαφούς λογικής

Θεωρώντας την απλή περίπτωση των δυαδικών τιμών, οι κανόνες Αν-Τότε είναι αρκετά εφαρμόζονται αρκετά εύκολα. Αν η υπόθεση είναι αληθής τότε και το συμπέρασμα θα είναι αληθές. Η παραπάνω συλλογιστική επεκτείνεται για να συμπεριλάβει και ασαφείς τιμές, αυτό γίνεται όταν η υπόθεση είναι αληθής σε κάποιο βαθμό τότε και το συμπέρασμα είναι αληθές στον ίδιο βαθμό. Με άλλα λόγια:

Στη δυαδική λογική: $p \rightarrow q$ (Τα p και q είναι και τα δύο είτε τελείως αληθή ή τελείως ψευδή)

Στην ασαφή λογική: $0.5 p \rightarrow 0.5 q$ (Τα p και q είναι μερικώς αληθή και μερικώς ψευδή)

Η υπόθεση ενός κανόνα πολλές φορές αποτελείται από περισσότερα του ενός μέρη. Ένα τέτοιο παράδειγμα είναι ο παρακάτω κανόνας:

Αν ο ουρανός είναι γκρι και ο άνεμος είναι δυνατός και το βαρόμετρο πέφτει, τότε...

Στην συγκεκριμένη περίπτωση γίνεται ταυτόχρονος υπολογισμός όλων των μερών της υπόθεσης και καταλήγει σε μόνο ένα νούμερο ανάλογα με τους λογικούς τελεστές που υπάρχουν. Υπάρχει όμως και η περίπτωση, η συνέπεια ενός κανόνα να αποτελείται από περισσότερα από ένα μέρη. Ένα τέτοιο παράδειγμα είναι ο παρακάτω κανόνας:

Αν η θερμοκρασία είναι κρύα τότε η βαλβίδα του ζεστού νερού ανοιχτή και η βαλβίδα του κρύου νερού κλειστή

Το αποτέλεσμα της υπόθεσης επηρεάζει στον ίδιο βαθμό, κάθε μέρος της συνέπειας του κανόνα. Η συνέπεια του κανόνα προσδιορίζει ένα ασαφές σύνολο το οποίο συσχετίζεται με την έξοδο. Η συνάρτηση συνεπαγωγής (implication function) στη συνέχεια αλλάζει το ασαφές σύνολο στο βαθμό που προσδιορίζεται από την υπόθεση του κανόνα. Η πιο συνηθισμένη συνάρτηση για την τροποποίηση του ασαφούς συνόλου είναι η αποκοπή με τη χρήση του τελεστή \min . Στο **Σχήμα 1** παρουσιάζεται ο τρόπος με τον οποίο εφαρμόζονται οι κανόνες Αν-Τότε.

3.1.4 Συναρτήσεις Συμμετοχής

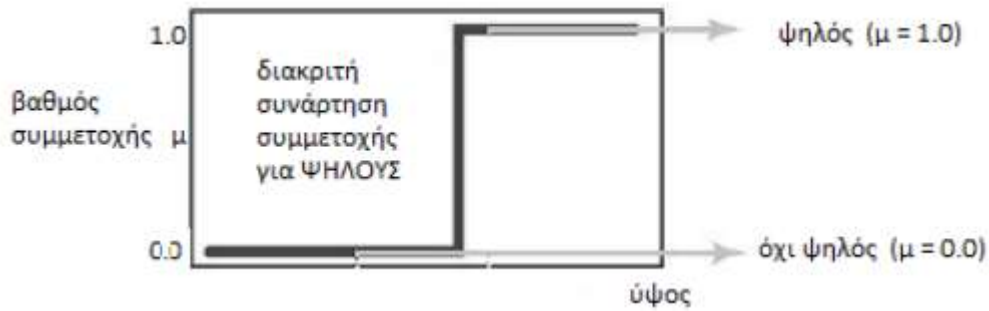
Ως ασαφές σύνολο A ορίζεται ένα σύνολο διατεταγμένων ζευγών $(x, \mu_A(x))$ όπου $x \in X$ και $\mu_A(x) \in \{0,1\}$. Ως σύνολο X ορίζεται ένα ευρύτερο σύνολο αναφοράς (universe of discourse) που περιέχει όλα τα αντικείμενα στα οποία μπορεί να γίνει αναφορά. Η τιμή $\mu_A(x)$ ονομάζεται βαθμός αλήθειας, συμβολίζει το βαθμό συγγένειας του x στο A και παίρνει τιμές στο διάστημα $[0,1]$. Τέλος η συνάρτηση μ_A καλείται συνάρτηση συμμετοχής (membership function). Η διαφορά των ασαφών συνόλων συγκριτικά με την κλασική θεωρία συνόλων είναι ότι στη δεύτερη ισχύει $\mu_A \in \{0,1\}$ δηλαδή το x είτε ανήκει στο A με, $[\mu_A(x) = 1]$ ή δεν ανήκει με $[\mu_A(x) = 0]$.

Συμπερασματικά, η κλασική και η ασαφής θεωρία συνόλων συμπίπτουν μόνος όταν η συνάρτηση συμμετοχής έχει τιμή 0 ή 1. Πρακτικά πράξη η συνάρτηση συμμετοχής μπορεί να προέρχεται από τα κάτωθι:

- Υποκειμενικές εκτιμήσεις
- Προκαθορισμένες (ad hoc) και απλοποιημένες μορφές
- Συχνότητες εμφανίσεων και πιθανότητες
- Φυσικές μετρήσεις
- Διαδικασίες μάθησης και προσαρμογής (π.χ. με νευρωνικά δίκτυα)

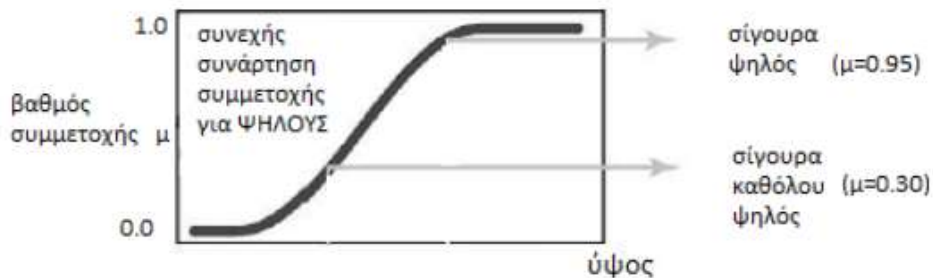
Για να γίνει καλύτερα κατανοητή η έννοια της συνάρτησης συμμετοχής, ακολουθεί ένα παράδειγμα, στο οποίο υφίσταται ένας χώρος αναφοράς που ονομάζεται X και συμβολίζει το σύνολο όλων των ανθρώπων. Ένα ασαφές υποσύνολο που υφίσταται σε αυτό τον χώρο είναι αυτό των ψηλών ανθρώπων του οποίου τα ύψη κυμαίνονται από 1.20 μέχρι 2.50. Η λέξη ψηλός συμβολίζεται με μία καμπύλη η οποία υποδεικνύει κατά πόσο ένας άνθρωπος είναι ψηλός ή όχι. Αντιθέτως στην περίπτωση των κλασικών συνόλων, για να οριστεί το σύνολο των ψηλών ανθρώπων θα πρέπει να οριστεί μια συγκεκριμένη τιμή ύψους, η οποία θα διαχωρίζει τους ανθρώπους σε ψηλούς και κοντούς.

Για παράδειγμα αν η τιμή του ύψους αυτού είναι 1.80m τότε ένας άνθρωπος με ύψος 1.79m θα θεωρηθεί κοντός ενώ ένας άνθρωπος με ύψος 1.81m θα χαρακτηρίζεται ψηλός. Το παραπάνω παράδειγμα καταδεικνύει πόσο παράλογος είναι ο συγκεκριμένος διαχωρισμός αφού δύο άνθρωπο με αμελητέα διαφορά ύψους, έχουν δύο αντίθετες μεταξύ τους έννοιες.



Σχήμα 2 Κανονική Θεωρία

Η λέξη ψηλός ορίζεται και μέσω μιας καμπύλης η οποία έχει ομαλή διακύμανση και μεταβαίνει από την έννοια ψηλός στην έννοια κοντός. Αυτή η καμπύλη είναι η συνάρτηση συμμετοχής του ασαφούς συνόλου των ψηλών ανθρώπων. Συμπερασματικά δεχόμαστε ότι όλοι είναι σε κάποιο βαθμό ψηλοί αλλά δεν είναι όλοι στον ίδιο βαθμό.



Σχήμα 3 Θεωρία των Ασαφών Συνόλων

Παρατηρείται ότι δεν υπάρχουν υποκειμενικοί παράγοντες στα χαρακτηριστικά της δομής ενός ασαφούς συνόλου, δηλαδή η μορφή της καμπύλης διαφέρει ανάλογα με τα χαρακτηριστικά του συνόλου για παράδειγμα την ηλικία το φύλο κλπ. Ως μοναδική προϋπόθεση που πρέπει να ικανοποιεί μια συνάρτηση συμμετοχής είναι να ανήκει στο διάστημα τιμών $[0, 1]$, αυτό έχει ως αποτέλεσμα το να επιλέγεται η μορφή της καμπύλης τυχαία ανάλογη με την αντίληψη του κάθε ανθρώπου για την έννοια ψηλός.

Η επιλογή του σχήματος αν και είναι αυθαίρετη μπορεί να εξασφαλίσει σε κάποιο βαθμό την απλότητα.

Η απλότητα εξασφαλίζεται ιδιαιτέρως στις συναρτήσεις συμμετοχής, οι οποίες απαρτίζονται αποκλειστικά από ευθείες γραμμές. Παράδειγμα αυτών είναι οι τριγωνικές και οι τραπεζοειδής συναρτήσεις οι οποίες ανήκουν στην ίδια κατηγορία.

Μια τριγωνικής μορφής συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται από τρεις παραμέτρους $\{a, b, c\}$ ως ακολούθως:

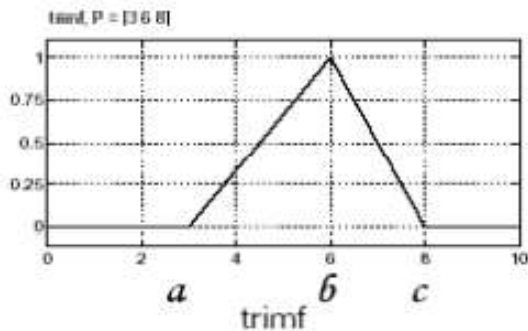
$$\text{trimf}(x, a, b, c) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right)$$

Οι παράμετροι $\{a, b, c\}$ (όπου $a < b < c$) καθορίζουν τις συντεταγμένες x των τριών γωνιών της συγκεκριμένης τριγωνικής συνάρτησης συμμετοχής.

Ενώ ακολουθεί η μαθηματική έκφραση της τριγωνικής συνάρτησης συμμετοχής (trimf):

$$A = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{(x-a)}{(b-a)}, & x \in (a,b) \\ \frac{(c-x)}{(c-b)}, & x \in (b,c) \\ 0, & x \geq c \end{cases}$$

Κάτωθι παρουσιάζεται η σχηματική αναπαράστασή του:

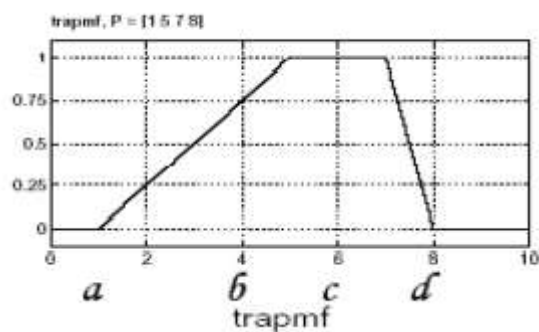


Σχήμα 4 Τριγωνική συνάρτηση συμμετοχής

Έπειτα δίδεται η μαθηματική έκφραση και η απεικόνιση της τραπεζοειδούς συνάρτησης συμμετοχής:

$$A = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{(x-a)}{(b-a)}, & x \in (a,b) \\ 1, & x \in (b,c) \\ \frac{(d-x)}{(d-c)}, & x \in (c,d) \\ 0, & x \geq d \end{cases}$$

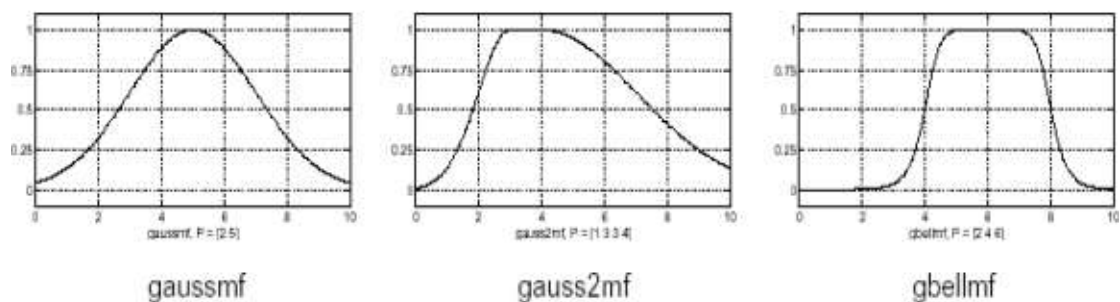
Κάτωθι παρουσιάζεται η σχηματική αναπαράστασή του:



Σχήμα 5 Τραπεζοειδής συνάρτηση συμμετοχής

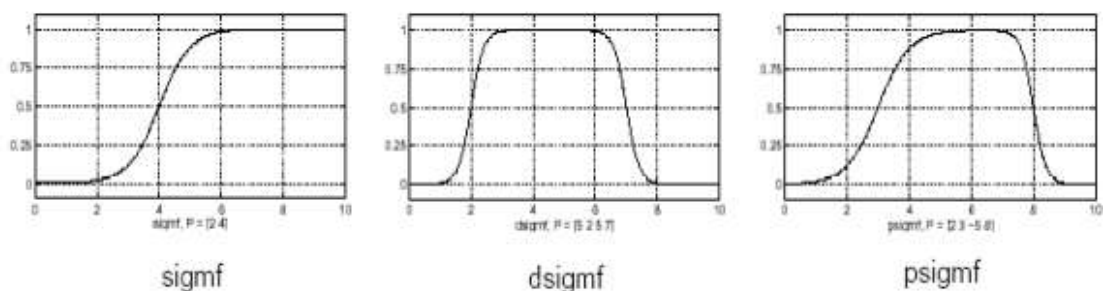
Πάνω στη μορφή της κατανομής είναι δομημένες συναρτήσεις συμμετοχής, μια σύνθεση δύο διαφορετικών γκαουσιανών και μια απλή γκαουσιανή.

Η γκαουσιανή συνάρτηση έχει μια παράμετρο λιγότερη από την γενικευμένη συνάρτηση συμμετοχής η οποία έχει τρεις. Στις περιπτώσεις των ασαφών συνόλων χρησιμοποιούνται συχνά, η γκαουσιανή και η καμπανοειδής συνάρτηση, λόγω της ομαλότητάς τους και καθώς έχουν την δυνατότητα να διατηρούν μη μηδενικές τιμές σε όλα τους τα σημεία..



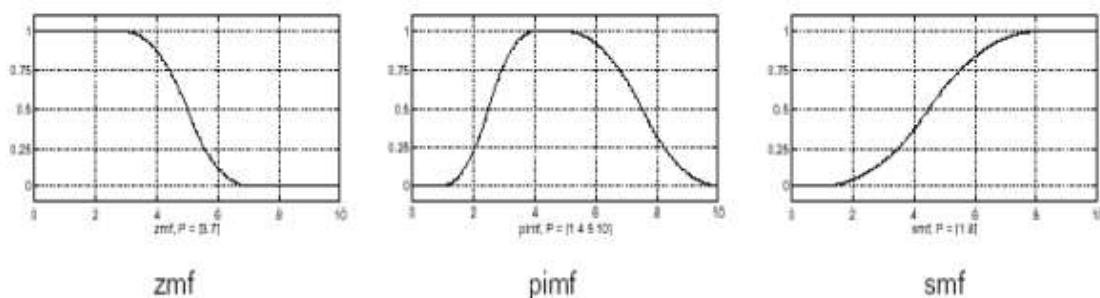
Σχήμα 6 Συναρτήσεις συμμετοχής, Γκαουσιανή, Διπλή Γκαουσιανή και Καμπανοειδής

Αν και επιτυγχάνεται ομαλή διακύμανση χρησιμοποιώντας γκαουσιανή συνάρτηση συμμετοχής και η συνάρτηση καμπάνας, δε μπορούν όμως να ορίσουν ασύμμετρες συναρτήσεις συμμετοχής που είναι χρήσιμες σε πολλά πρακτικά προβλήματα. Για να αντιμετωπιστεί το συγκεκριμένο πρόβλημα χρησιμοποιούνται σιγμοειδείς συναρτήσεις των οποίων η γεωμετρία είναι ασύμμετρη και ανοικτή είτε προς τα δεξιά είτε προς τα αριστερά. Παρόμοιες Κλειστές συναρτήσεις συμμετοχής παράγονται με τη σύνθεση δύο σιγμοειδών. Έτσι προκύπτει η διαφορά και το άθροισμα αυτών.



Σχήμα 7 Συναρτήσεις συμμετοχής σιγμοειδής, διαφορά σιγμοειδών, άθροισμα σιγμοειδών

Επιπλέον, σαν συναρτήσεις συμμετοχής χρησιμοποιούνται διάφορες πολυωνυμικές καμπύλες. Κάποιες από αυτές είναι η Z, η S και η Π οι οποίες λαμβάνουν όνομα ανάλογο του σχήματός τους. Η Z είναι μια ασύμμετρη πολυωνυμική καμπύλη που είναι ανοικτή στα αριστερά, η S είναι η κατοπτρική της Z και η Π είναι μια ασύμμετρη κλειστή καμπύλη σχήματος Π.



Σχήμα 8 Συναρτήσεις συμμετοχής Z, Π, S

3.1.5 Κατασκευή Συναρτήσεων Συμμετοχής

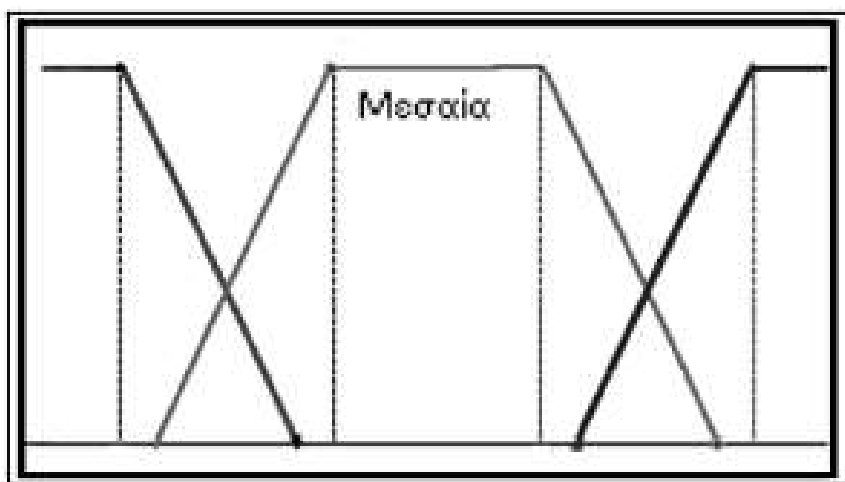
Στην παρούσα ενότητα εξετάζεται η κατασκευή συναρτήσεων συμμετοχής, για την κατασκευή των οποίων απαιτείται ο προσδιορισμός αρκετών παραμέτρων και περιορισμών .

Χαρακτηρισμός «μεσαίο» στις συναρτήσεις συμμετοχής

Ο χαρακτηρισμός ενός σημείου ως «μεσαίο» σχετίζεται με τις τιμές των ορίων των περιοχών, ως αποτέλεσμα ο χαρακτηρισμός αυτός μπορεί να δίνεται είτε με ελαστικότητα είτε με αυστηρότητα. Συγκεκριμένα:

Ελαστικότητα των συναρτήσεων συμμετοχής

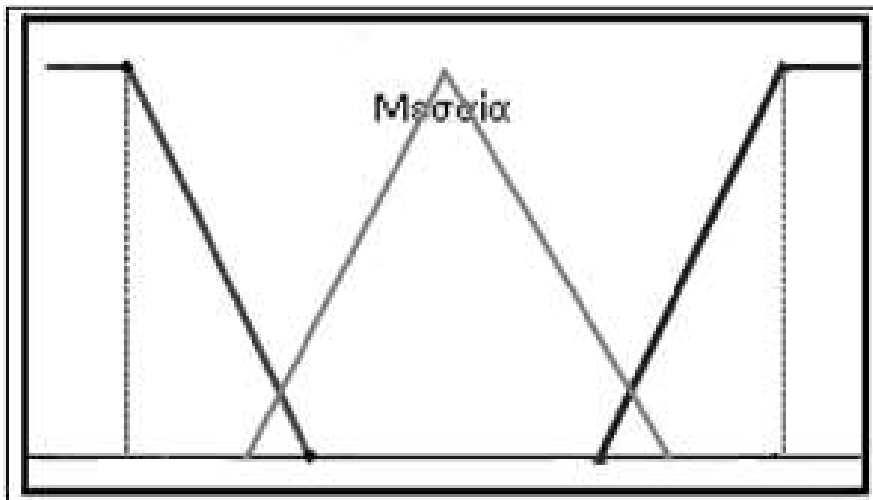
Ελαστικότητα υπάρχει όταν έχει οριστεί μια μεγάλη περιοχή η οποία περιβάλλει τη μέση τιμή στην οποία τα άτομα θεωρούνται «μεσαία» και αντίστοιχα μικρές περιοχές στα άκρα των αξόνων προς οποίες τα άτομα θεωρούνται «χαμηλά» ή «υψηλά»



Σχήμα 9 Ελαστικότητα των συναρτήσεων συμμετοχής ως προς τον χαρακτηρισμό «μεσαίο»

Αυστηρότητα των συναρτήσεων συμμετοχής

Αυστηρότητα υπάρχει όταν έχει οριστεί μια μικρή περιοχή η οποία περιβάλλει τη μέση τιμή στην οποία τα άτομα θεωρούνται «μεσαία» και αντίστοιχα μεγάλες περιοχές στα άκρα των αξόνων στις οποίες τα άτομα θεωρούνται «χαμηλά» ή «υψηλά».



Σχήμα 10 Αυστηρότητα ως προς τον χαρακτηρισμό «μεσαία»

Συμμετρία των συναρτήσεων συμμετοχής

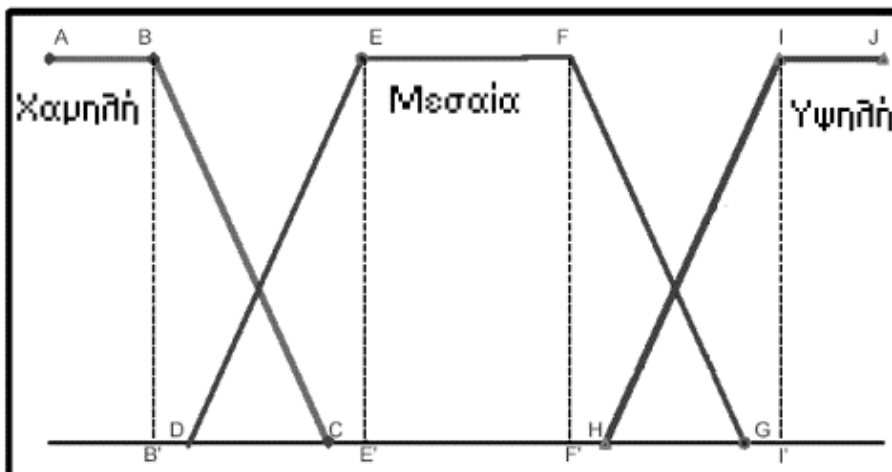
Οι συναρτήσεις συμμετοχής συχνά εμφανίζουν συμμετρία. Μια συνάρτηση συμμετοχής θεωρείται συμμετρική όταν οι βαθμοί συμμετοχής, όλων των ατόμων, αθροίζονται στη μονάδα. Κάτωθι παρουσιάζεται η σχέση του συμμετρικού κανόνα:

$$\mu_{ij}^x + \mu_{ij}^m + \mu_{ij}^y = 1$$

Περιορισμοί των συναρτήσεων συμμετοχής

Εξετάζοντας του παραπάνω ορισμούς προκύπτει ένας περιορισμός ο οποίος διαχωρίζει τις τιμές συμμετοχής σε τρεις περιοχές και παρουσιάζεται κάτωθι:

$$0 < \sum_{A=1}^3 \mu_{ij}^{CA} \leq 1$$



Σχήμα 11 Περιορισμός της επόμενης σχέσης για τις τιμές συμμετοχής στις τρεις περιοχές

Συγκεκριμένα από αυτό περιορισμό προκύπτει ότι τα όρια των τριών περιοχών όπως παρουσιάζονται στο Σχήμα 11 πρέπει να ικανοποιούν τις εξής ανισότητες:

- $D \geq B$, το οποίο υποδηλώνει πως το κάτω αριστερό όριο της «μεσαίας» περιοχής πρέπει να έχει τιμή μεγαλύτερη ή ίση του άνω δεξιού ορίου της «χαμηλής» περιοχής.
- $E \geq C$, το οποίο υποδηλώνει πως το άνω αριστερό όριο της «μεσαίας» περιοχής πρέπει να έχει τιμή μεγαλύτερη ή ίση του κάτω δεξιού ορίου της «χαμηλής» περιοχής.
- $F \leq H$, το οποίο υποδηλώνει πως το άνω δεξιό όριο της «μεσαίας» περιοχής πρέπει να έχει τιμή μικρότερη ή ίση του κάτω αριστερού ορίου της «υψηλής» περιοχής.
- $G \leq I$, το οποίο υποδηλώνει πως το κάτω δεξιό όριο της «μεσαίας» περιοχής πρέπει να έχει τιμή μικρότερη ή ίση του άνω αριστερού ορίου της «υψηλής» περιοχής.

3.1.6 Ιδιότητες των ασαφών συνόλων

Θεωρώντας την ύπαρξη ενός συνόλου αντικειμένων X , του οποίου τα στοιχεία συμβολίζονται με x , η συμμετοχή του σε ένα υποσύνολο A είναι μια συνάρτησης συμμετοχής μ_A από το X στο διάστημα $[0,1]$. Το A αν και είναι ένα ασαφές υποσύνολο του X , δεν έχει αυστηρά καθορισμένα σύνορα, μ_A είναι ο βαθμός συμμετοχής του στοιχείου x στο A . Όσο πιο κοντά στη μονάδα βρίσκεται το μ_A τόσο πιο πολύ ανήκει το στοιχείο x στο σύνολο A .

Το σύνολο A γενικά προσδιορίζεται από το σύνολο των παρακάτω ζευγών:

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

Κάθε ζεύγος του τύπου $(x, \mu_A(x))$, είναι ένα μονοσύνολο ζεύγος.

Το σύνολο των στοιχείων του X που έχουν μη μηδενικό βαθμό συμμετοχής στο A αποτελεί τον χώρο αναφοράς του ασαφούς συνόλου A

$$Supp A = \{x \in X | \mu_A(x) > 0\}$$

Το σύνολο A γράφεται και ως:

$$A = \mu_1/x_1 + \mu_2/x_2 + \dots A = \sum \mu_i/x_i$$

Στο συνεχή χώρο αναφοράς, γράφεται ως:

$$A = \int_x \frac{\mu_A(x)}{x}$$

Ασαφές δυναμοσύνολο

Ως ασαφές δυναμοσύνολο, $F(x)$, του υπερσυνόλου αναφοράς X , ορίζεται το σύνολο όλων των ασαφών υποσυνόλων του X .

Υποσύνολο

Το σύνολο A είναι υποσύνολο του B ($A \subseteq B$) μόνο αν $\mu_A(x) \leq \mu_B(x), x \in X$.

Αν ταυτόχρονα τα A και B δεν είναι ίσα, τότε το A θα ονομάζεται γνήσιο υποσύνολο του B .

Ασαφής διαμέριση

Ως ασαφής διαμέριση $P^n(X)$ του X τάξης n ($n \in \mathbb{N}$), ορίζεται μια οικογένεια ασαφών υποσυνόλων του X και συμβολίζεται με $A^n = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$, αν και μόνο αν:

$$A_i \neq A_j \in N_n (i \neq j)$$

$$0 < \sum_{k=t}^m A_i(X_k) < m, \forall i \in N_n$$

Τα στοιχεία A_i $i \in N_n$ της A_n αποκαλούνται, κλάσεις της ασαφούς διαμέρισης.

Κενό ασαφές σύνολο

Ένα ασαφές σύνολο με χώρο αναφοράς τον X , θεωρείται κενό αν για κάθε στοιχείο x που ανήκει στο σύνολο X , η συνάρτηση συμμετοχής του A είναι μηδέν, δηλαδή:

$$A \equiv 0 \text{ αν } \mu_A(x) = 0 \forall x \in X$$

Κανονικό ασαφές σύνολο

Ένα ασαφές σύνολο A που ορίζεται στο χώρο αναφοράς X , θεωρείται κανονικό αν υπάρχει τουλάχιστον ένα στοιχείο x στο σύνολο X για το οποίο η συνάρτηση συμμετοχής να παίρνει τιμή ίση με τη μονάδα, δηλαδή:

$$A = \text{κανονικό αν } \exists x_1: \mu_A(x_1) = 1$$

Ισότητα ασαφών συνόλων

Δύο ασαφή σύνολα με χώρο αναφοράς τον X , θεωρούνται ίσα, αν για κάθε στοιχείο x του X οι συναρτήσεις συμμετοχής των A και B είναι ίσες. Δηλαδή:

$$A = B \text{ αν } \mu_A(x) = \mu_B(x) \forall x \in X$$

Συστολή ασαφών συνόλων

Ως συστολή, $CON(A)$ ενός ασαφούς συνόλου A με χώρο αναφοράς X , ονομάζεται ένα νέο ασαφές σύνολο με συνάρτηση συμμετοχής που ορίζεται ως εξής:

$$\mu_{CON(A)}(x) = (\mu_A(x))^2$$

Η συστολή του ασαφούς συνόλου εφαρμόζεται με την προσθήκη του όρου πολύ, μπροστά από τη λεκτική μεταβλητή που περιγράφει το ασαφές σύνολο. Για παράδειγμα η συστολή του ασαφούς συνόλου ψηλός θεωρείται ένα νέο ασαφές σύνολο που αντιστοιχεί στην έννοια πολύ ψηλός.

Διαστολή ασαφών συνόλων

Αντίστοιχα ως διαστολή ενός ασαφούς συνόλου A , θεωρείται ένα νέο ασαφές σύνολο που συμβολίζεται με $DIL(A)$ και έχει συνάρτηση συμμετοχής την κάτωθι σχέση:

$$\mu_{DIL(A)}(x) = \sqrt{\mu_A(x)}$$

Η διαστολή του ασαφούς συνόλου εφαρμόζεται με την προσθήκη του όρου λίγο, μπροστά από τη λεκτική μεταβλητή που περιγράφει το ασαφές σύνολο. Χρησιμοποιώντας αντίστοιχο παράδειγμα με αυτό στην συστολή, συμπεραίνεται ότι η διαστολή του ασαφούς συνόλου ψηλός είναι ένα νέο ασαφές σύνολο που αντιστοιχεί στην έννοια λίγο ψηλός.

3.1.7 Λογικές πράξεις στα ασαφή σύνολα

Αφού προηγουμένως έγινε αναφορά στα ασαφή σύνολα, τώρα θα γίνει αναφορά στην ασαφή λογική. Στον κάτωθι πίνακα αλήθειας παρουσιάζεται ότι αυτή είναι ένα υπερσύνολο της λογικής Boolean. Για να εφαρμοστούν δηλαδή οι κλασικοί τελεστές θα πρέπει πρώτα να απομονωθούν οι ακραίοι βαθμοί συμμετοχής 0 (πλήρως ψευδές) και 1 (πλήρως αληθές).

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

AND

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

OR

A	not A
0	1
1	0

NOT

Σχήμα 12 Λογικές Πράξεις

Κατά την χρήση της ασαφούς λογικής οι έννοιες αληθές και ψευδές σχετίζονται με τον βαθμό συμμετοχής. Γι' αυτό το λόγο ο πίνακας μετατρέπεται λαμβάνοντας υπόψη αυτή την αρχή, δηλαδή λαμβάνοντας υπόψη ότι οι τιμές εισόδων A και B είναι πραγματικοί αριθμοί και λαμβάνουν τιμές από το 0 ως το 1. Για να εφαρμοστούν τα προηγούμενα αναζητείται μια συνάρτηση η οποία έχει τις ιδιότητες συνάρτησης AND και ταυτόχρονα μπορεί να επεκτείνεται για πραγματικούς αριθμούς. Μία συνάρτηση η οποία τηρεί αυτές τις προϋποθέσεις είναι ο τελεστής $\min(A,B)$, η ελάχιστη δηλαδή τιμή των εισόδων A και B.

Ομοίως μια συνάρτηση που μπορεί να αντικαταστήσει τον τελεστή OR της Boolean λογικής είναι ο τελεστής $\max(A,B)$.

Τέλος ο τελεστής NOT A μπορεί να αντικατασταθεί με την πράξη $1-A$. Έπειτα παρατηρείται ότι ο πίνακας αληθείας δεν μεταβάλλεται με την εφαρμογή αυτών των αντικαταστάσεων.

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

AND

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

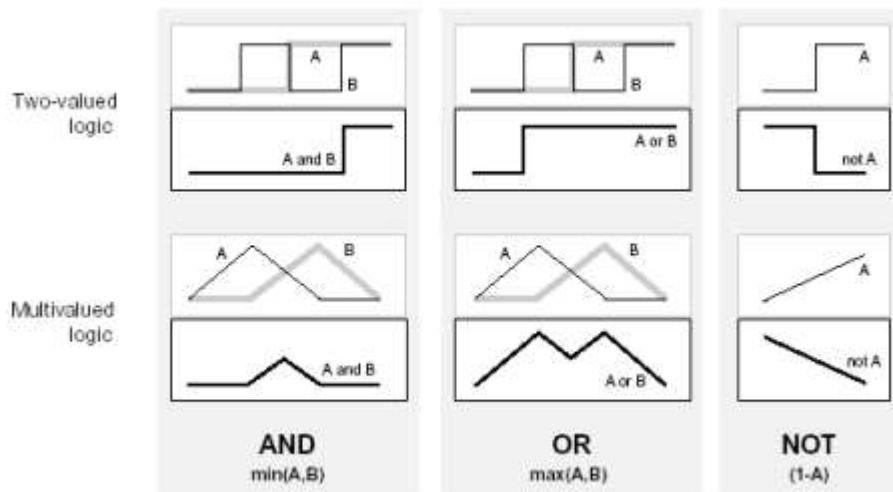
OR

A	$1-A$
0	1
1	0

NOT

Σχήμα 13 Λογικές Πράξεις με τελεστές \min - \max

Αφού καθορίστηκαν οι συναρτήσεις που ορίζουν τον πίνακα αληθείας, είναι εφικτή η εφαρμογή στην περίπτωση πραγματικών αριθμών. Στο παρακάτω σχήμα, ο πίνακας αληθείας έχει αντικατασταθεί με ένα Σχήμα δύο ασαφών συνόλων. Στο πάνω μέρος παρουσιάζεται η περίπτωση συνόλων με δύο τιμές ενώ στο κάτω παρουσιάζεται ο τρόπος που λειτουργούν οι τελεστές στην περίπτωση που οι τιμές αληθείας A και B μεταβάλλονται συνεχώς από το 0 στο 1.



Σχήμα 14 Παρουσίαση δύο ασαφών συνόλων

Λαμβάνοντας υπόψη τα προηγούμενα, πλέον είναι εφικτή η κατασκευή των δομών χρησιμοποιώντας ασαφή σύνολα και τους λογικούς κανόνες AND OR και NOT. Όμως αν και, προηγουμένως, βρέθηκαν κάποιες συναρτήσεις που επιτρέπουν τη χρήση των τελεστών αυτών στο χώρο της ασαφούς λογικής δε σημαίνει σε καμία περίπτωση ότι οι συναρτήσεις αυτές είναι και οι μοναδικές.

Η τομή έχει οριστεί ως, η ένωση και το συμπλήρωμα ενός ασαφούς συνόλου κάνοντας χρήση τελεστών \min , \max και $1-A$, οι όποιοι χρησιμοποιούνται πιο συχνά. Ωστόσο χρησιμοποιούνται και άλλες συναρτήσεις για παρόμοιο σκοπό.

Τομή Ασαφών Συνόλων

Γενικά η τομή δύο ασαφών συνόλων μπορεί να παρασταθεί με μια δυαδική απεικόνιση T που αθροίζει (aggregates) τις δύο συναρτήσεις συμμετοχής όπως φαίνεται κάτωθι:

$$\mu_{A \cap B}(x) = T(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

Για παράδειγμα ο δυαδικός τελεστής T πιθανόν να είναι το γινόμενο των $\mu_A(x)$ και $\mu_B(x)$. Αυτοί οι τελεστές τομής αναφέρονται συνήθως ως τ-νόρμες (τριγωνική νόρμα, triangular norm) και τηρούν τις παρακάτω προϋποθέσεις:

- **Οριακές συνθήκες:** $T(0, 0) = 0$, $T(a, 1) = T(1, a) = a$
- **Μονοτονία:** $T(a, b) \leq T(c, d)$ αν $a \leq c$ και $b \leq d$
- **Αντιμεταθετικότητα:** $T(a, b) = T(b, a)$
- **Προσεταιριστικότητα:** $T(a, T(b, c)) = T(T(a, b), c)$

Με την πρώτη προϋπόθεση καθορίζεται η γενίκευση σε σύνολα διακριτών τιμών (crisp sets).

Η δεύτερη προϋπόθεση καθορίζει ότι οποιαδήποτε μείωση του βαθμού συμμετοχής στο A ή στο B δεν θα προκαλέσει αύξηση του βαθμού συμμετοχής στην τομή των A και B . Η τρίτη προϋπόθεση ορίζει ότι δεν σχετίζεται η διάταξη τομής των δύο συνόλων A και B ότι με τον τελεστή.

Η τέταρτη προϋπόθεση επιτρέπει την τομή οποιουδήποτε αριθμού συνόλων σε οποιαδήποτε διάταξη ζευγών. Κάποιοι από τους πιο γνωστούς τελεστές T -norm είναι:

- **Συνήθης τομή:** $T(a,b)=\min(a,b)$
- **Αλγεβρικό γινόμενο:** $T(a,b)=ab$

- **Φραγμένη διαφορά:** $T(a,b)=\max(0,a+b-1)$
- **Συνάρτηση Hamacher:** Η συνάρτηση Hamacher δίνεται από τη σχέση:

$$t(a,b) = \frac{ab}{r + (1-r)(a+b-ab)}$$

Ένωση Ασαφών Συνόλων

Ομοίως με την ασαφής τομή έτσι και η ασαφής ένωση προσδιορίζεται με μια δυαδική απεικόνιση S .

$$\mu_{A \cup B}(x) = S(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

Για παράδειγμα ο τελεστής S πιθανόν να είναι το άθροισμα των $\mu_A(x)$ και $\mu_B(x)$. Οι ασαφείς τελεστές ένωσης πιο συχνά θεωρούνται ως σ -νόρμες και πρέπει να τηρούν τις παρακάτω προϋποθέσεις:

- **Οριακές συνθήκες:** $S(1, 1) = 1$, $S(a, 0) = S(0, a) = a$
- **Μονοτονία :** $S(a, b) \leq S(c, d)$ αν $a \leq c$ και $b \leq d$
- **Αντιμεταθετικότητα:** $S(a, b) = S(b, a)$
- **Προσεταιριστικότητα:** $S(a, S(b, c)) = S(S(a, b), c)$

Κάποια παραδείγματα σ -νορμών είναι τα κάτωθι:

- **Συνήθης ένωση:** $s(a,b)=\max(a,b)$
- **Αλγεβρικό άθροισμα:** $s(a,b)=a+b-ab$
- **Φραγμένο άθροισμα:** $s(a,b)=\min(1,a+b)$

Συμπλήρωμα Α' Ασαφούς Συνόλου

Το συμπλήρωμα Α' ενός ασαφούς συνόλου A είναι το κάτωθι:

$$\mu_{\bar{A}}(x) = c(\mu_A(x))$$

όπου η συνάρτηση c πρέπει να πληροί τις παρακάτω συνθήκες:

- **Οριακές συνθήκες:** $c(0)=1$ και $c(1)=0$
- **Μονοτονία:** $a,b \in [0,1]$, αν $a \leq b \Rightarrow c(a) \geq c(b)$
- **Συνέχεια:** c συνεχής στο $[0,1]$.
- **Εναγωγή:** $\forall a \in [0,1]$ είναι $c(c(a))=a$

Το σύνηθες συμπλήρωμα είναι το κάτωθι:

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$$

3.1.8 Ασαφείς σχέσεις

Ασαφείς σχέσεις (fuzzy relations) ονομάζονται τα ασαφή σύνολα τα οποία είναι ορισμένα σε πεδία αναφοράς ανώτερης διάστασης (π.χ. $X \times X$, $X \times Y \times Z$ κλπ.).

Μία ασαφής σχέση R μπορεί να εκφραστεί ως ποιοτική σχέση της μορφής «είναι βαρύτερο από», η οποία συνδέει τα στοιχεία δύο άλλων συνόλων, στη συγκεκριμένη περίπτωση;

$R = \langle\langle x \text{ είναι βαρύτερο από } y \rangle\rangle$ $x \in X$, $y \in Y$ και $R \in X \times Y$

Οι ασαφείς σχέσεις συχνά εκφράζονται με κάνοντας αναφορά σε όλα τα ζεύγη (τιμή, βαθμός συμμετοχής), δηλαδή ζεύγη τα οποία έχουν την μορφή $((x,y), \mu_R(x,y))$. Επιπλέον συχνά οι ασαφείς σχέσεις αναπαρίστανται σε μορφή πίνακα, ο οποίος είναι ένας ιδιαίτερα χρήσιμος, για υπολογιστικές διαδικασίες, τρόπος. Η μορφή τέτοιων πινάκων παρουσιάζεται κάτωθι:

$$R = \begin{bmatrix} \mu_R(x_1, y_1) & \mu_R(x_1, y_2) & \cdots & \mu_R(x_1, y_n) \\ \mu_R(x_2, y_1) & \mu_R(x_2, y_2) & \cdots & \mu_R(x_2, y_n) \\ \cdot & \cdot & \cdots & \cdot \\ \mu_R(x_m, y_1) & \mu_R(x_m, y_2) & \cdots & \mu_R(x_m, y_n) \end{bmatrix}$$

Μια ιδιότητα των ασαφών συνόλων είναι ότι μπορούν να συνδυαστούν μεταξύ τους μέσω της διαδικασίας της σύνθεσης (composition). Στην περίπτωση που συνδυαστεί η ασαφής σχέση $R_1(x,y)$ η οποία είναι ορισμένη στο $X \times Y$ με την ασαφή σχέση $R_2(y,z)$ η οποία είναι ορισμένη στο $Y \times Z$ τότε θα προκύψει μία ασαφής σχέση $R(x,z)$ η οποία θα ορίζεται στο σύνολο $X \times Z$ και θα συσχετίζει άμεσα στοιχεία των συνόλων X και Z . Για να επιτευχθεί αυτό είναι απαραίτητο να προσδιοριστεί λεπτομερώς η συνάρτηση συμμετοχής $\mu_R(x,z)$ της R χρησιμοποιώντας τις συναρτήσεις συμμετοχής των R_1 και R_2 .

Οι βασικές διαδικασίες που ορίζονται μεταξύ των ασαφών σχέσεων είναι η αντιστροφή και η σύνθεση.

Αντιστροφή

Η αντίστροφη σχέση της $R(X,Y)$ είναι η ασαφής σχέση $R^{-1}(Y,X)$ με τύπο: $R^{-1}(y,x) = R(x,y)$ για κάθε x που ανήκει στον X και κάθε y που ανήκει στον Y . Ο πίνακας συμμετοχής που αντιπροσωπεύει την R^{-1} είναι ο ανάστροφος του R .

Σύνθεση

Η σύνθεση, όπως παρουσιάζεται στη συνέχεια, είναι μία διαδικασία της οποίας οι κανόνες είναι της μορφής Av -Τότε και αντιστοιχούν σε ασαφείς σχέσεις. Το πρόβλημα της ασαφούς συλλογιστικής είναι μαθηματικά ισοδύναμο με τη σύνθεση.

Αν $R_1(x,y)$ και $R_2(y,z)$ είναι δύο ασαφείς σχέσεις ορισμένες στα σύνολα $X \times Y$ και $Y \times Z$ αντίστοιχα, τότε η σύνθεση τους δίνει μια νέα σχέση :

$$R_1 \circ R_2$$

Η sup-t είναι η σύνθεση $R: X \times Y \rightarrow [0,1]$ των δύο ασαφών σχέσεων $R_1: X \times Y \rightarrow [0,1]$ και $R_2: Y \times Z \rightarrow [0,1]$. Ορίζεται από την εξίσωση:

$$R(x, z) = [R_1 \circ R_2](x, z) = \sup_{y \in Y} t [R_1(x, y), R_2(y, z)]$$

Οι πιο γνωστές μέθοδοι σύνθεσης ασαφών συνόλων είναι η σύνθεση max-min και η σύνθεση max-product. Η συνάρτηση συμμετοχής για την περίπτωση της σύνθεσης max-min δίνεται από τη σχέση:

$$\mu_{R_1 \circ R_2} = \bigvee_y [\mu_{R_1}(x, y) \wedge \mu_{R_2}(y, z)]$$

Στην περίπτωση της σύνθεσης max-product εμφανίζεται η παρακάτω σχέση:

$$\mu_{R_1 \circ R_2} = \bigvee_y [\mu_{R_1}(x, y) \cdot \mu_{R_2}(y, z)]$$

Οι υπολογισμοί στο δεξιό μέρος των παραπάνω σχέσεων είναι παρόμοιοι με του πολλαπλασιασμού των πινάκων

3.1.9 Ασαφής συλλογιστική

Η παραγωγή συλλογιστικής αποτελεί την βάση στην οποία στηρίζεται η λήψη αποφάσεων. Συγκεκριμένα στην περίπτωση της ασαφούς λογικής παράγεται συλλογιστική σε περιβάλλον αβεβαιότητας, ορίζοντας πρώτα τη δομή και τη

μαθηματική αναπαράσταση ενός ασαφούς γεγονότος χρησιμοποιώντας τον ορισμό των ασαφών συνόλων. Έπειτα καθορίζεται η διαδικασία σύμφωνα με την οποία συνδυάζονται τα γεγονότα ώστε να ληφθούν οι λογικές προτάσεις ή σχέσεις και συνεπώς συμπεράσματα. Οι πιο διαδεδομένοι συλλογιστικοί τρόποι είναι οι εξής:

- η μέθοδος συμπεράσματος - modus ponens (MP),
- η μέθοδος διάψευσης - modus tollens (MT) και
- ο υποθετικός συλλογισμός - hypothetical syllogism (HS).

Η **μέθοδος συμπεράσματος (modus ponens)** παράγει συμπεράσματα, χρησιμοποιώντας ένα σύνολο υποθέσεων σύμφωνα με τη λογική του κάτωθι σχήματος:

$$(A \Rightarrow B) \wedge B \Rightarrow A$$

όπου A και B είναι δύο συγκεκριμένα γεγονότα.

Σύμφωνα με τον προηγούμενο κανόνα, στην περίπτωση που το γεγονός A συνεπάγεται το γεγονός B και επιπλέον υπάρχει η υπόθεση ότι ισχύει το A, τότε το προκύπτει το συμπέρασμα ότι ισχύει και το B. Τα προηγούμενα όμως δεν ισχύουν εξ ολοκλήρου σε περιβάλλον ασάφειας. Γι' αυτό το λόγο ο παραπάνω κανόνας πρέπει τροποποιείται συμπεριλαμβάνοντας αυτή τη φορά και την ασάφεια. Κατ' αυτό τον τρόπο δημιουργείται η **γενικευμένη μέθοδος συμπεράσματος (generalized modus ponens)** η οποία έχει την παρακάτω μορφή:

$$(A \Rightarrow B) \wedge A' \Rightarrow B'$$

Σύμφωνα με αυτό τον κανόνα, στην περίπτωση που το γεγονός A συνεπάγεται το γεγονός B και υπάρχει η υπόθεση ότι ισχύει το A κατά κάποιο βαθμό, τότε θα ισχύει και το B κατά κάποιο βαθμό. Άρα είναι απαραίτητη η εύρεση του βαθμού του γεγονότος B. Αυτός εξαρτάται από το βαθμό του γεγονότος A καθώς και από το είδος της συνεπαγωγής που εφαρμόστηκε.

Αντίστοιχα η **γενικευμένη μέθοδος διάψευσης (generalized modus tollens)** διατυπώνεται ως εξής:

$$(A \Rightarrow B) \wedge B' \Rightarrow A'$$

Σύμφωνα με αυτό τον κανόνα, στην περίπτωση που το γεγονός A συνεπάγεται το γεγονός B και υπάρχει η υπόθεση ότι ισχύει το B κατά κάποιο βαθμό, τότε θα ισχύει και το A κατά κάποιο βαθμό. Άρα είναι απαραίτητη η εύρεση του βαθμού του γεγονότος A. Αυτός εξαρτάται από το βαθμό του γεγονότος B καθώς και από το είδος της συνεπαγωγής που εφαρμόστηκε.

Και στις δύο περιπτώσεις τα A και B πρέπει να είναι ασαφή γεγονότα ώστε να υλοποιηθούν οι μαθηματικές σχέσεις

Για την εξαγωγή του γεγονότος B' από τα γεγονότα A, A' προτείνεται από τη θεωρία των ασαφών συνόλων ένα σχήμα το οποίο περιγράφεται από την παρακάτω σχέση και ορίζεται ως το συνθετικό κανόνα του Zadeh:

$$B'(y) = \sup_{x \in X} t[A'(x), \sigma(A(x), B(y))]$$

όπου σ είναι μια συνάρτηση που υλοποιεί την πράξη της ασαφούς συνεπαγωγής.

Ένα από τα κριτήρια που χρησιμοποιείται για την επιλογή της συνάρτησης, που υλοποιεί την ασαφή συνεπαγωγή έχει ουσιαστικό ρόλο για την ασαφή συλλογιστική που παράγεται με βάση το παραπάνω σχήμα, είναι το κριτήριο της ανάκλησης (recall) και παρουσιάζεται κάτωθι:

$$B(y) = \sup_{x \in X} t[A(x), \sigma(A(x), B(y))]$$

Σύμφωνα με αυτό το κριτήριο, η ασαφής συνεπαγωγή πρέπει να είναι τέτοια ώστε όταν η υπόθεση πληρείται ακριβώς, τότε προκύπτει το συμπέρασμα του κανόνα $A \Rightarrow B$, δηλαδή το γεγονός B . Αυτό είναι γίνεται καθώς όταν δεν υπάρχει αβεβαιότητα, η ασαφής συλλογιστική ταυτίζεται πάντα με την κλασσική συλλογιστική.

3.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ)

3.2.1 Εισαγωγή στα Νευρωνικά Δίκτυα

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποδεικνύει την ύπαρξη μαζικών νευρωνικών δικτύων οι οποίοι παρέχουν στους ανθρώπους διάφορες ικανότητες, οι οποίες κάνουν τους ανθρώπους να ξεχωρίζουν από τα υπόλοιπα έμβια όντα. Τέτοιες ικανότητες είναι οι γνωστικές, οι αντιληπτικές, οι ελεγκτικές κλπ. Ο εγκέφαλος είναι ικανός να διατελεί υπολογιστικά αντιληπτικές πράξεις (π.χ. αναγνώριση προσώπων, ομιλία) και πράξεις ελέγχου δραστηριοτήτων (π.χ. κινήσεις του σώματος και λειτουργίες του σώματος). Το πλεονέκτημα του εγκεφάλου είναι η αποτελεσματική χρήση του μαζικού παραλληλισμού, η παράλληλη υπολογιστική δομή, και ικανότητα επεξεργασίας ανακριβών πληροφοριών.

Λαμβάνοντας υπ' όψη τον τρόπο λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου και με δεδομένο ότι τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ) προσπαθούν να μοιάσουν σε αυτό, τα ΤΝΔ διαθέτουν παρόμοιες ιδιότητες όπως την ικανότητα να μαθαίνει από εμπειρίες, να γενικεύει την υπάρχουσα γνώση και να εκτελεί λογικές αφαιρέσεις. Ο νευρώνας είναι το θεμελιακό δομικό στοιχείο του ανθρώπινου νευρικού συστήματος. Οι νευρώνες είναι ζώντα κύτταρα.

Όλοι οι νευρώνες ανεξάρτητα από το είδος τους, το σχήμα και το μέγεθος τους αποτελούνται από τα ίδια βασικά μέρη τα οποία είναι το κυτταρικό σώμα, τους δενδρίτες και τον άξονά τους.

Ένα πρώτο κύμα ενδιαφέροντος για τα νευρωνικά δίκτυα (γνωστά και ως συνδεδεμένα μοντέλα ή παραλλήλως διαδομένη επεξεργασία) προέκυψε μετά την εισαγωγή των απλοποιημένων νευρώνων από τους McCulloch και Pitts το 1943. (McCulloch and Pitts, 1943)

Τα βασικά στοιχεία επεξεργασίας των τεχνητών νευρωνικών δικτύων ονομάζονται τεχνητοί νευρώνες, ή απλά νευρώνες ή κόμβοι. Σε ένα απλοποιημένο μαθηματικό νευρωνικό μοντέλο, τα αποτελέσματα των συνάψεων αντιπροσωπεύονται από τα βάρη των συνδέσεων που διαμορφώνουν την επίδραση των συσχετισμένων σημάτων εισόδου και αντιπροσωπεύουν το μη γραμμικό χαρακτηριστικό που παρουσιάζεται από τους νευρώνες από μια συνάρτηση μεταφοράς. Στη συνέχεια υπολογίζεται η ώθηση του νευρώνα ως το σταθμισμένο άθροισμα των σημάτων εισόδου, μετασχηματισμένο κατά τη λειτουργία μεταφοράς. Η μαθησιακή ικανότητα ενός τεχνητού ο νευρώνα επιτυγχάνεται προσαρμόζοντας τα βάρη σύμφωνα στον επιλεγμένο αλγόριθμο εκμάθησης.

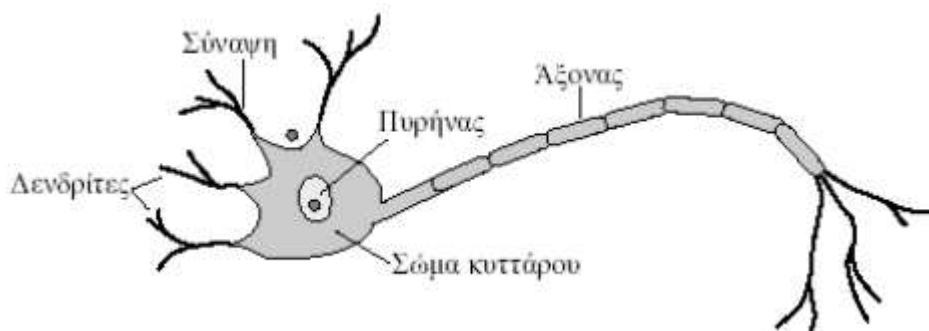
3.2.2 Βιολογικά Νευρωνικά Δίκτυα

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελείται από 100 δισεκατομμύρια διασυνδεδεμένους νευρώνες διαφόρων μορφών. Κάθε νευρώνας είναι ένα κύτταρο που χρησιμοποιεί βιοχημικές αντιδράσεις για λήψη, επεξεργασία και μετάδοση πληροφορίες.

Τα δενδροειδή δίκτυα νευρικών ιών που ονομάζονται δενδρίτες είναι συνδεδεμένα με το κυτταρικό σώμα, στο οποίο βρίσκεται ο πυρήνας του κυττάρου. Το κυτταρικό σώμα είναι το κεντρικό μέρος του νευρώνα και το σχήμα τους μπορεί να είναι στρόγγυλο, τριγωνικό, σταγονοειδές μυτερό στα δύο άκρα κλπ. ανάλογα με το είδος το νευρώνα (οπτικό, αφής, μυϊκό κλπ.)

Από το κυτταρικό σώμα εκτείνεται μια ενιαία μακριά ίνα που ονομάζεται άξονας, ο οποίος τελικά διακλαδίζεται σε κλώνους και υποκλώνους, και συνδέονται με άλλους νευρώνες χρησιμοποιώντας συναπτικά τερματικά ή συνάψεις. Κάθε νευρώνας λαμβάνει σήματα μέσω περίπου 7.000 συνάψεων

Η μετάδοση σημάτων από τον ένα νευρώνα στον άλλο στις συνάψεις είναι μια πολύπλοκη χημική διαδικασία στην οποία συγκεκριμένα οι ουσίες πομπού απελευθερώνονται από το άκρο αποστολής του ο κόμβος. Το αποτέλεσμα είναι η ανύψωση ή η μείωση του ηλεκτρικού δυναμικού μέσα στο σώμα του κυττάρου υποδοχής. Αν το δυναμικό φτάνει σε ένα κατώφλι, ένας παλμός στέλνεται κάτω από τον άξονα και το κελί ενεργοποιείται.



Σχήμα 15 Βιολογικό Νευρωνικό Δίκτυο

Η πιο αξιόλογη προσπάθεια μοντελοποίησης του βιολογικού κυττάρου έγινε από τους McCulloch και Pitts. Το μοντέλο των McCulloch και Pitts δεν αποτελεί ένα πλήρες μοντέλο του νευρωνικού κυττάρου αλλά μία απλή παρουσίαση δύο καταστάσεων της λογικής διαδικασίας που λαμβάνει χώρα σε αυτό.

Οι εισόδοι διαιρούνται σε δύο κατηγορίες: στις εισόδους που διεγείρουν το κύτταρο και στις απαγορευτικές εισόδους. Οι εισόδοι διέγερσης τείνουν να διεγείρουν το κύτταρο ενώ οι απαγορευτικές να απαγορεύσουν την διέγερση του κυττάρου

3.2.3 Από τα Βιολογικά στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα τελευταία χρόνια παρατηρείται μεγάλη αύξηση στη χρήση μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης. Το γεγονός, ότι δεν είναι απαραίτητη η σύνθεση μαθηματικής σχηματοποίησης ή η ποσοτική συσχέτιση μεταξύ των εισόδων και εξόδων, ενός συστήματος καθώς και ότι δεν είναι απαιτούνται τα δεδομένα πολλών ετών, την έχουν καταστήσει πολύ διαδεδομένη σε διάφορους τομείς και βιομηχανίες.

Συγκεκριμένα η ικανοποιητική απόδοσή της, έχει οδηγήσει σε επιτυχείς εφαρμογές σχετικά με τις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις. Πιο δημοφιλή όλων των μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης είναι τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Network, ANN).

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, έχουν παρόμοια λογική με τα βιολογικά Νευρωνικά Δίκτυα, τα οποία αναπτύχθηκαν προηγουμένως και μοιάζουν στα εξής:

- Η διαδικασία μάθησης που εφαρμόζεται στο δίκτυο δίνει ως αποτέλεσμα τη γνώση.

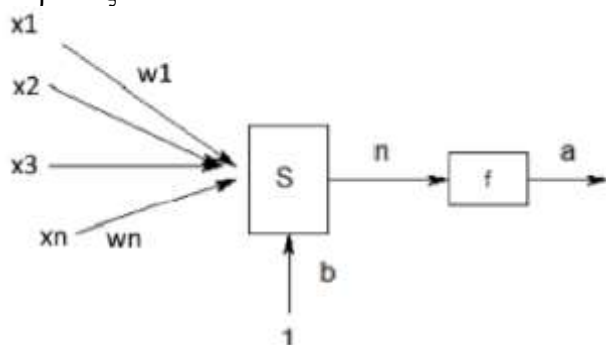
Η διαδικασία της εκμάθησης ορίζεται ως αλγόριθμος μάθησης.

- Τα συναπτικά βάρη των νευρώνων, αξιοποιούνται για την αποθήκευση γνώσης. Ο ορισμός του τρόπου μεταβολής των συναπτικών (synaptic) βαρών, θεωρείται ως ο παραδοσιακός τρόπος για το σχεδιασμό νευρωνικών δικτύων.

Τα ΤΝΔ αναφέρονται είναι μια κατηγορία μοντέλων τα οποία αποτελούνται από πολλούς νευρώνες τα οποία είναι προγραμματιζόμενα στοιχεία που λειτουργούν παράλληλα. Τα στοιχεία συνδέονται μεταξύ τους με συναπτικά βάρη, κάτι το οποίο τους επιτρέπει να προσαρμόζονται μέσω μιας διαδικασίας εκμάθησης. Γι' αυτό το λόγο τα ΤΝΔ ερμηνεύονται ως προσαρμόσιμες μηχανές οι οποίες μέσω μιας διαδικασίας εκμάθησης είναι ικανές να αποθηκεύουν γνώση.

Εδώ και πολλές δεκαετίες το συγκεκριμένο πεδίο ερευνάται εκτενώς, αλλά, μετά από μία μείωση του ενδιαφέροντος στη δεκαετία του 1970, μία μαζική ανάπτυξη ξεκίνησε στις αρχές του 1980, καθώς οι ερευνητές ανακάλυψαν το μεγάλο τους πλεονέκτημα σε σχέση με τα κλασικά στατιστικά μοντέλα, ότι δηλαδή έχουν τη δυνατότητα να μοντελοποιούν ένα πολυδιάστατο πρόβλημα χωρίς να απαιτούνται σύνθετες υποθέσεις ανάμεσα στις μεταβλητές εισόδου.

Υπάρχουν πολλών ειδών διαφορετικά μοντέλα τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Όμως όλα παρουσιάζουν ως κοινό χαρακτηριστικό, τη σχέση με τη γενικότερη ιδέα των βιολογικών συστημάτων. Δηλαδή, όλα τα σύστημα επεξεργασίας δεδομένων που προσομοιώνουν τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Πρακτικά, όλα τα ΤΝΔ απαρτίζονται από ένα σύνολο στοιχειωδών μονάδων επεξεργασίας που ονομάζονται νευρώνες.



Σχήμα 16 Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο

Συμπερασματικά κάθε νευρώνας μπορεί να παράξει μια έξοδο y , δεχόμενος n εισόδους $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$, στην κάθε μία είσοδο αντιστοιχεί βάρος $w_1, w_2, w_3, \dots, w_n$. Επιπλέον κάθε νευρώνας πάντα χαρακτηρίζεται από μια πόλωση b , η οποία λαμβάνει είτε μηδενικές είτε μη μηδενικές τιμές. Η συνολική είσοδος z του νευρώνα υπολογίζεται ως εξής:

$$z = W_1x_1 + W_2x_2 + W_3x_3 + \dots + w_nx_n + b$$

Τέλος, η έξοδος y του νευρώνα υπολογίζεται ως εξής:

$$y = f(z) = f(W_1x_1 + W_2x_2 + W_3x_3 + \dots + w_nx_n + b)$$

3.2.4 Εφαρμογές Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Τα ΤΝΔ αποτελούν ένα πολύ χρήσιμο εργαλείο για την εξαγωγή χαρακτηριστικών, ανάλυση σημάτων, ταξινόμηση δεδομένων, αναγνώριση σχεδίων κλπ.

Χάρη στις κάτωθι ικανότητες τα ΤΝΔ αυτά έχουν εξαπλωθεί και βρίσκουν μεγάλη ανταπόκριση από μηχανικούς και ερευνητές, σε διάφορες βιομηχανίες και επιχειρήσεις, σαν εργαλείο επεξεργασίας και ανάλυσης δεδομένων:

- Ικανότητα να εκπαιδεύονται και να μπορούν να κάνουν γενικεύσεις από δεδομένα που προκύπτουν μέσω παρατήρησης,
- Ικανότητα να μειώνουν σε μεγάλο βαθμό τον υπολογιστικό φόρτο για την επίλυση προβλημάτων.

- Ικανότητα να δουλεύουν παράλληλα κάνοντας τη διαδικασία επίλυσης πολύ πιο γρήγορη.

Γενικότερα, η πρακτική χρήση των ΤΝΔ, υφίσταται λόγω των κάτωθι χαρακτηριστικών:

- Επιτρέπουν τη μοντελοποίηση αυθαίρετων συνεχών μη γραμμικών συναρτήσεων σε οποιοδήποτε βαθμό ακρίβειας. Αυτό ονομάζεται ικανότητα παγκόσμιας κανονικοποίησης συναρτήσεων.
- Η παρελθούσα χρονοσειρά και η μελλοντικής προς πρόβλεψη χρονοσειρά, δεν σχετίζονται γραμμικά .
- Στις περιπτώσεις, στις οποίες οι συγκεκριμένες σχέσεις δεν είναι γνωστές εκ των προτέρων ή είναι πολύ δύσκολο να περιγράψουν μαθηματικά ή όταν τα δεδομένα μας περιέχουν θόρυβο. Αυτά είναι σε θέση να αντιλαμβάνονται τις ουσιώδεις λειτουργικές σχέσεις ανάμεσα στα δεδομένα, οι οποίες είναι ιδιαίτερα χρήσιμες.
- Τα ΤΝΔ έχουν τη δυνατότητα να διαμορφώνουν και να μεταβάλλουν τα βάρη τους σύμφωνα με τις αλλαγές του περιβάλλοντός τους, καθώς εμφανίζουν εξαιρετική προσαρμοστικότητα. Όμως καθώς οι προσαρμογές συχνά έχουν ως αποτέλεσμα τη μείωση της απόδοσης του συστήματος, θα πρέπει να είναι επαρκείς δίλημμα σταθερότητας-πλαστικότητας.
- Μπορούν να γενικεύουν και να εκπαιδεύονται χρησιμοποιώντας παραδείγματα που χρησιμοποιούν προσέγγιση από αυτοπροσδιοριζόμενα δεδομένα. Τα ΤΝΔ μέσω μιας λειτουργίας που βελτιώνει την απόδοση του συστήματος και η οποία ορίζεται ως Αποδεικτική Απόκριση, έχουν την ικανότητα να παρέχουν πληροφορίες όχι μόνο για το συγκεκριμένο υπόδειγμα που επιλέγεται αλλά και για την εμπιστοσύνη στην απόφαση που παίρνεται.
- Το πιο συνηθισμένο παράδειγμα μάθησης, για τον σχεδιασμό Εισόδου-Εξόδου, που ονομάζεται επιβλεπόμενη μάθηση η οποία εμπλέκει τις μεταβολές των synaptic βαρών του ΤΝΔ, εφαρμόζοντας ένα σύνολο δειγμάτων εξάσκησης ή αλλιώς παραδείγματα έργων. Κάθε παράδειγμα αποτελείται από ένα μοναδικό σήμα εισόδου και την επιθυμητή απόκριση. Το δίκτυο κατασκευάζει ένα το εισόδου-εξόδου για το πρόβλημα, μαθαίνοντας από επαναλήψεις για πολλά παραδείγματα. Οι επαναλήψεις αυτές γίνονται μέχρι να επιτευχθεί σταθερότητα στο δίκτυο (δεν αλλάζουν τα βάρη).
- Η γνώση αναπαριστάνεται από την πολύ δομημένη και ενεργή κατάσταση του ΤΝΔ, το γεγονός αυτό ορίζεται ως συναφής πληροφορία.
- Τα ΤΝΔ σχεδιάζονται σύμφωνα με τον ανθρώπινο εγκέφαλο. Οι νευροβιολόγοι παρατηρούν τα ΤΝΔ με σκοπό την εξήγηση νευροβιολογικών φαινομένων. Αντίστοιχα οι μηχανικοί στρέφονται στη νευροβιολογία για να λάβουν νέες ιδέες για την επίλυση σύνθετων προβλημάτων.
- Τα ΤΝΔ παρουσιάζουν ομοιομορφία ανάλυσης και σχεδιασμού, δηλαδή όλα τα πεδία που περιέχουν εφαρμογές ΤΝΔ χρησιμοποιούν τον ίδιο συμβολισμό. Συγκεκριμένα αυτό το χαρακτηριστικό των ΤΝΔ ισχύει καθώς οι νευρώνες παριστάνουν ένα συστατικό συνηθισμένο σε όλα τα ΤΝΔ. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα το διαμοιρασμό θεωριών και αλγορίθμων εκμάθησης σε διαφορετικές εφαρμογές των ΤΝΔ.
- Η συμπαγής παράλληλη φύση των ΤΝΔ, τα καθιστά εφαρμόσιμα για ενσωμάτωση πολύ μεγάλης κλίμακας – very largescale integration (VLSI) τεχνολογία. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα τα ΤΝΔ να μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε εφαρμογές πραγματικού χρόνου.

- Κάθε ΤΝΔ το οποίο έχει υλοποιηθεί σε υλικό (hardware) έχει τη ιδιότητα να μεταβάλετε δύσκολα στα σφάλματα, δηλαδή η απόδοσή του μειώνεται κάτω από αντίξοες λειτουργικές συνθήκες.

Το γεγονός της εφαρμογής των ΤΝΔ σε ένα ευρύ φάσμα προβλημάτων, τα καθιστά πολύ ελκυστικά σε διάφορους τομείς. Συγκεκριμένα με την χρήση του κατάλληλου υλικού και προγραμματιστικού εξοπλισμού καθίσταται δυνατή η χρήση ΤΝΔ για την επίλυση πολυσύνθετων βιομηχανικών προβλημάτων, τα οποία απαιτούν πάρα πολλούς υπολογισμούς και η λύση τους θεωρούνταν μη εφικτή στο παρελθόν. Από την πρώτη τους κιάλα εφαρμογή στα μέσα του 1980 μέχρι και σήμερα έχουν εφαρμοστεί σε διάφορες βιομηχανίες. Για παράδειγμα στην **Αεροπορία** δημιουργήθηκαν σύνθετοι προσομοιωτές πτήσης για εκπαιδευτική χρήση, συστήματα υψηλής απόδοσης αυτομάτου ελέγχου αεροπλάνων καθώς και συστήματα ανίχνευσης βλαβών. Στην **Άμυνα** χάρη στη χρήση ΤΝΔ έχουν δημιουργηθεί νέα είδη αισθητήρων, συστήματα πλοήγησης όπλων, επίσης γίνεται ψηφιακή επεξεργασία σημάτων, εξαγωγή χαρακτηριστικών και ανίχνευση στόχων με χρήση συστημάτων αναγνώρισης σήματος και εικόνας. Στην **Αυτοκίνηση** χρησιμοποιούνται στο σχεδιασμό εξαρτημάτων, σε αισθητήρες βλαβών, σε συστήματα αυτόματης πλοήγησης και σε συστήματα αυτόνομης οδήγησης. Στις **Γραμμές Παραγωγής** με την χρήση ΤΝΔ δημιουργήθηκαν συστήματα ποιοτικού ελέγχου, συστήματα διάγνωσης βλαβών μηχανών, επιτεύχθηκε ανάλυση σχεδιασμού προϊόντων, βιομηχανικός έλεγχος διεργασιών, ανάλυση και σχεδίαση προϊόντων και τέλος συστήματα υποστήριξης αποφάσεων και διοίκησης. Στις **Γεωλογικές Έρευνες** τα ΤΝΔ εφαρμόζονται για την εύρεση και τον εντοπισμό πετρελαίου και φυσικού αερίου καθώς και σε ρομποτικά τρυπάνια. Στην **Ενέργεια** επιτυγχάνεται Πρόβλεψη τιμών, πρόβλεψη ζήτησης, διαχείριση αποθεμάτων και συνεισφέρουν στις μελέτες περιβαλλοντικών επιπτώσεων. Στην **Επιστήμη του Ήχου** χρησιμοποιούνται για Αναγνώριση φωνής, συμπίεση ήχου, παραμόρφωση ήχου, αναγνώριση ήχου, σύνθεση φωνής από κείμενο και για σύνθεση ήχου. Στην **Ηλεκτρονική** επιτεύχθηκε έλεγχος διεργασιών, διάγνωση βλαβών και μορφοποίηση ολοκληρωμένων κυκλωμάτων, πρόβλεψη ακολουθίας κωδίκων και μηχανική όραση. Στην **Ιατρική** μεταξύ άλλων έχουν εφαρμογές όπως, ο υπολογισμός βέλτιστου χρόνου νοσηλείας, η μείωση νοσοκομειακού κόστους, η ανάλυση καρκινικών κυττάρων καθώς και η ανάλυση Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος και Ηλεκτροκαρδιογραφήματος. Στην **Κοινωνική Ασφαλιστή** με την χρήση τους επιτυγχάνεται η εκτίμηση κινδύνου αλλά και οι αξιολόγηση των υπαρχουσών πολιτικών. Στις **Μεταφορές** με τη χρήση ΤΝΔ δημιουργούνται συστήματα προγραμματισμού οχημάτων, συστήματα διάγνωσης βλαβών, συστήματα δρομολόγησης και συστήματα τηλεματικής. Στην **Οικονομία** χρησιμοποιούνται με σκοπό την πρόβλεψη τιμών συναλλάγματος και σε εφαρμογές οικονομικής ανάλυσης. Στη **Ρομποτική** χρησιμοποιούνται σε εφαρμογές ελέγχου τροχιάς, χαρτογράφησης περιβάλλοντος, αποφυγή εμποδίων και σε σύστημα όρασης ρομπότ. Στη **Στατική Μηχανική** εφαρμόζονται με σκοπό την πρόβλεψη αστοχιών και την μελέτη του τρόπου διάδοσης των ρωγμών. Στις **Τηλεπικοινωνίες** εφαρμόζονται για συμπίεση εικόνων και δεδομένων, αυτοματοποιημένες υπηρεσίες πληροφοριών, μετάφραση σε συνθήκες πραγματικού χρόνου. Στους **Τραπεζικούς Οργανισμούς** εφαρμόζονται σε συστήματα ανάγνωσης επιταγών και άλλων διάφορων παραστατικών, σε συστήματα αξιολόγησης αιτήσεων δανειοδότησης και τέλος συστήματα επεξεργασίας πληρωμών. Στη **Χημεία** εφαρμόζοντας ΤΝΔ επιτεύχθηκε η ανάλυση σχεδιασμού χημικών προϊόντων και δυναμική μοντελοποίηση συστημάτων χημικών διεργασιών. Στο **Χρηματιστήριο** με τη χρήση τους επιτυγχάνεται μεταξύ άλλων Ανάλυση αγοράς, μελέτη κινδύνου και πρόβλεψη τιμών μετοχών.

Οι προηγούμενες εφαρμογές αποτελούν μόνο ένα μικρό κομμάτι από το σύνολο των εφαρμογών των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων, καθώς αυτά έχουν αναπτυχθεί ταχύτατα. Ως αποτέλεσμα αυτής της ανάπτυξης, βιομηχανίες κάθε είδους έχουν επενδύσει μεγάλα κεφάλαια στην ανάπτυξη λογισμικών αλλά και υλικών.

3.2.5 Αρχιτεκτονική Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Με βάση το πρότυπο σύνδεσης, η αρχιτεκτονική του δικτύου μπορεί να ομαδοποιηθεί σε δύο κατηγορίες:

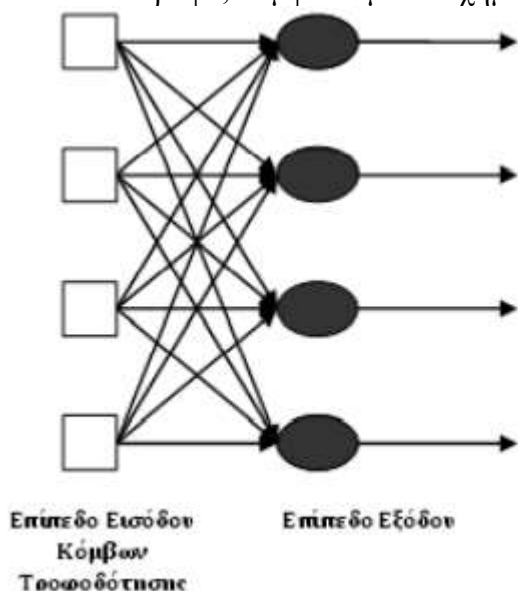
- **Δίκτυα πρόσθιας τροφοδοσίας (Feed Forward Networks)**, των οποίων τα γραφήματα δεν εμφανίζουν βρόχους.
- **Αναδρομικά δίκτυα (Recurrent Networks)**, των οποίων τα γραφήματα εμφανίζονται βρόχοι λόγω των συνδέσεων ανατροφοδότησης. Συνήθως αποκαλούνται και δίκτυα με ανατροφοδότηση.

Γενικά, τα **Δίκτυα Τροφοδοσίας** είναι στατικά, δηλαδή παράγουν μόνο ένα σύνολο τιμών εξόδου αντί για ακολουθίες τιμών από μια δεδομένη είσοδο. Επιπλέον δεν έχουν μνήμη με την έννοια της απόκρισής τους, μια είσοδος είναι ανεξάρτητη από την προηγούμενη κατάσταση δικτύου.

Τα **Αναδρομικά Δίκτυα** περιέχουν συνδέσεις ανατροφοδότησης. Σε αντίθεση με τα δίκτυα τροφοδοσίας, οι δυναμικές ιδιότητες του δικτύου είναι σημαντικές. Τέλος η δομή τους μοιάζει περισσότερο με την λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου.

Άλλες ευρέως χρησιμοποιημένες αρχιτεκτονικές ΤΝΔ είναι οι κάτωθι:

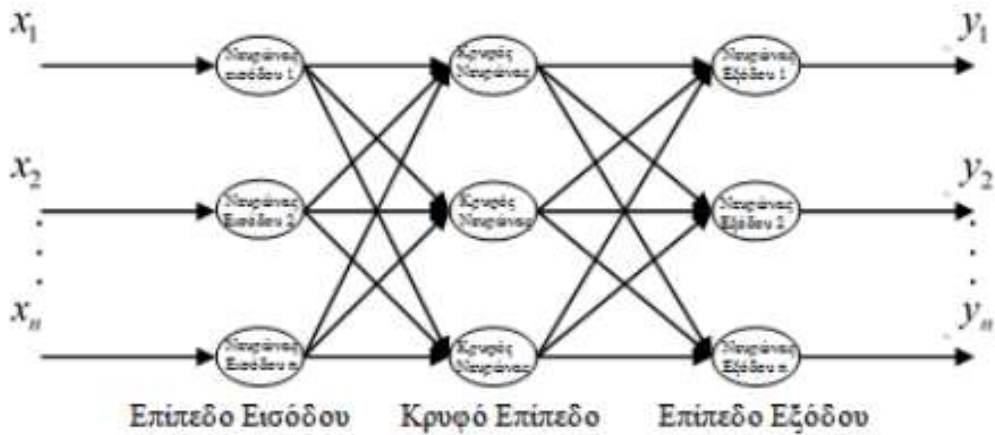
1. **Δίκτυα Πρόσθιας Τροφοδότησης Ενός Επιπέδου:** Στα δίκτυα αυτού του τύπου, οι νευρώνες οργανώνονται σε μορφή επιπέδων. Οι νευρώνες του επιπέδου εισόδου δείχνουν στους νευρώνες του επιπέδου εξόδου αλλά όχι αντίστροφα, σύμφωνα με το σχήμα που ακολουθεί.



Σχήμα 17 Πρόσθιας Τροφοδότησης δίκτυο με ένα επίπεδο νευρώνων

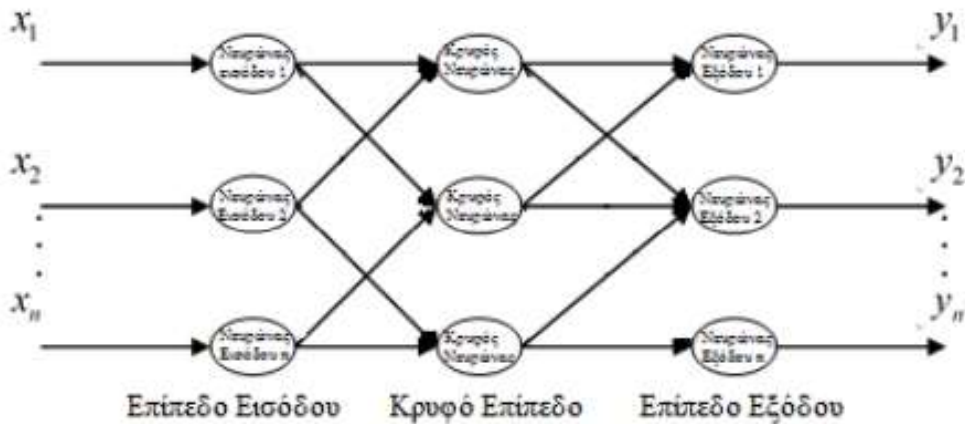
2. **Δίκτυα Πρόσθιας Τροφοδότησης Πολλαπλών Επιπέδων (MLP):** Στα δίκτυα αυτού του τύπου, υπάρχουν περισσότερα από ένα κρυφά επίπεδα, των οποίων οι κόμβοι υπολογισμού ονομάζονται κρυφοί νευρώνες. Στα MLP οι νευρώνες

σε κάθε επίπεδο λαμβάνουν σαν σήματα εισόδου τα σήματα εξόδου, αποκλειστικά του προηγούμενου επιπέδου.
 Στο κάτωθι σχήμα παρουσιάζεται ένα πλήρως συνδεδεμένο νευρωνικό δίκτυο, καθώς κάθε κόμβος συνδέεται με όλους τους κόμβους του αμέσως επόμενου επιπέδου.



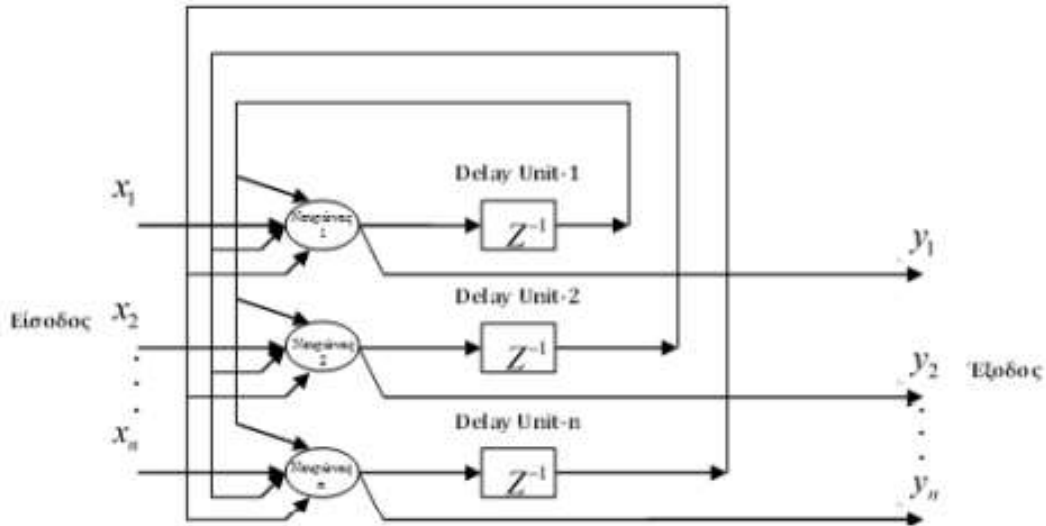
Σχήμα 18 Πλήρως συνδεδεμένο δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης

Στο σχήμα που ακολουθεί, παρουσιάζεται ένα μερικώς συνδεδεμένο δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης, καθώς κάθε κόμβος δεν συνδέεται με όλους τους κόμβους του αμέσως επόμενου επιπέδου.



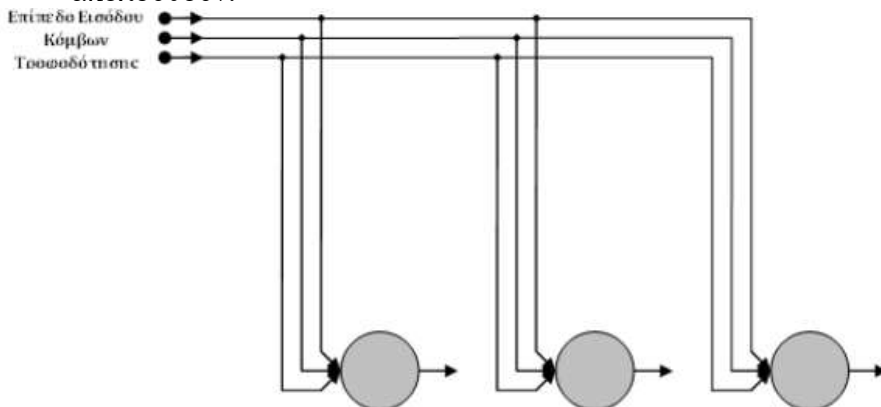
Σχήμα 19 Μερικώς συνδεδεμένο δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης

3. **Αναδρομικά Δίκτυα:** Σε κάθε δίκτυο αυτού του τύπου, οι κόμβοι έχουν την δυνατότητα να συνδέονται τόσο με τους κόμβους του επόμενου επιπέδου αλλά όσο και με τους κόμβους του προηγούμενου. Έχει δηλαδή βρόγχους αναδρομής από τις εξόδους του προς τις εισόδους του. Η παρουσία τέτοιων βρόγχων έχει μεγάλη επίπτωση στην ικανότητα μάθησης του δικτύου. Χαρακτηριστικό παράδειγμα αναδρομικού δικτύου αποτελεί το δίκτυο Hopfield και παρουσιάζεται στο επόμενο σχήμα.

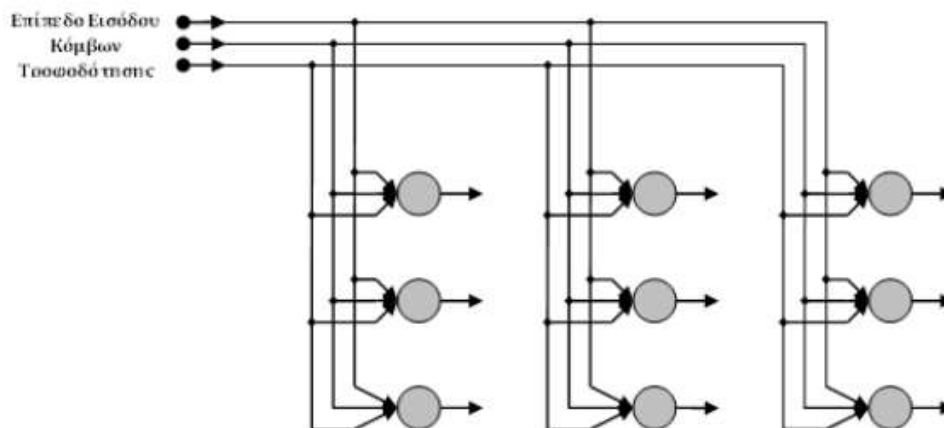


Σχήμα 20 Σχηματισμός Δικτύου

4. **Δίκτυα πλέγματος:** Στις συγκεκριμένες δομές κάθε πλέγμα, αποτελείται από έναν πίνακα μιας, δύο ή περισσότερων διαστάσεων. Αυτά κατασκευάζονται από νευρώνες και έχουν ένα αντίστοιχο σύνολο από πηγαίους κόμβους, που παρέχουν τα σήματα εισόδου στον πίνακα, όπως φαίνεται στα σχήματα που ακολουθούν.

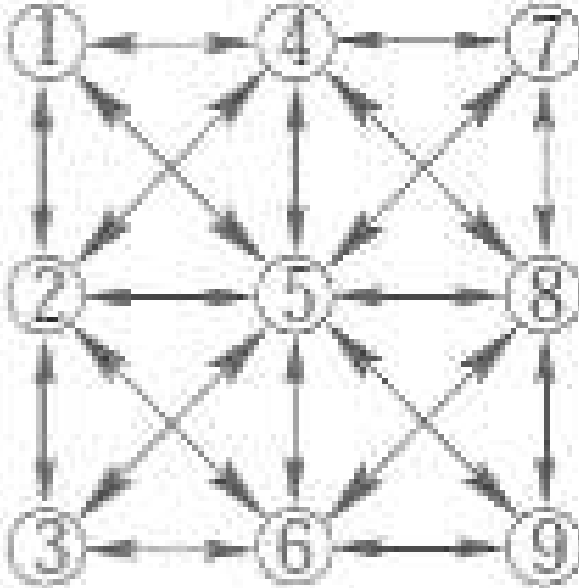


Σχήμα 21 Μονοδιάστατο πλέγμα με n νευρώνες



Σχήμα 22 Δυσδιάστατο πλέγμα με n x n νευρώνες

5. **Κυψελοειδή Δίκτυα:** Αυτά τα συγκεκριμένα δίκτυα απαρτίζονται από νευρώνες, οι οποίοι ορίζονται ως κυψέλες ή κελιά . Κάθε κυψέλη επικοινωνεί αμφίδρομα μέσω σημάτων μόνο με τις γειτονικές κυψέλες.



Σχήμα 23 Κυψελοειδές Δίκτυο

Τα παραπάνω αποδεικνύουν την ευελιξία των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων καθώς ο κάθε μελετητής μπορεί να ορίσει τις παραμέτρους του ανάλογα με τις ανάγκες που έχει το εκάστοτε προς μελέτη πρόβλημα.

3.2.6 Κατασκευή Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Ένα ΤΝΔ πρέπει να κατασκευαστεί κατάλληλα έτσι ώστε η εφαρμογή ενός συνόλου εισόδων να παράγει το επιθυμητό σύνολο εξόδων.

Υπάρχουν αρκετοί τρόποι για τον καθορισμό των δυνατοτήτων, των συνδέσεων, ένας εξ αυτών είναι να οριστούν αμετάβλητα τα βάρη, χρησιμοποιώντας ήδη αποκτημένη γνώση.

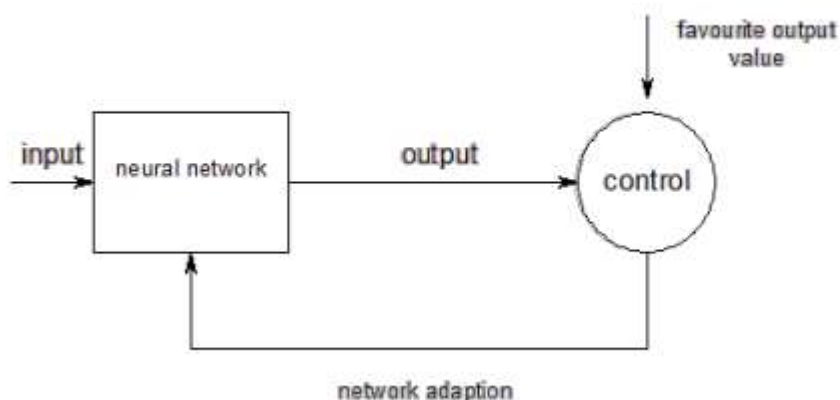
Ένας άλλος τρόπος είναι μέσω της εκπαίδευσης του ΤΝΔ, τροφοδοτώντας το με μοτίβα διδασκαλίας και αφήνοντάς το να αλλάξει τα βάρη του, ακολουθώντας κάποιον καθορισμένο μαθησιακό κανόνα.

3.2.7 Εκπαίδευση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Με τον όρο εκπαίδευση ενός ΤΝΔ εννοείται η απόκτηση της ικανότητας ώστε να δίνει το επιθυμητό σετ εξόδων μετά από την εφαρμογή κάποιου σετ εισόδων. Από το σύνολο των δεδομένων επιλέγεται τυχαία ένα μεγάλο δείγμα, αυτών το οποίο έπειτα χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του δικτύου.

Τα είδη εκπαίδευσης των ΤΝΔ μπορούν να χωριστούν στα τρία κάτωθι είδη:

- εκπαίδευση με εποπτεία,
- εκπαίδευση χωρίς εποπτεία και
- ενισχυτική εκπαίδευση.



Σχήμα 24 Διαδικασία εκπαίδευσης ΤΝΔ

Στην **εκπαίδευση με εποπτεία**, ένα διάνυσμα εισόδου προωθείται στις εισόδους μαζί με ένα σύνολο επιθυμητών αποκρίσεων, μία για κάθε κόμβο, στο επίπεδο εξόδου. Γίνεται πρόσθιο πέρασμα και τα σφάλματα ή οι αποκλίσεις μεταξύ της επιθυμητής και της πραγματικής απόκρισης για το καθένα, βρίσκονται στο κόμβο του επίπεδο εξόδου. Στη συνέχεια χρησιμοποιούνται για τον προσδιορισμό των μεταβολών του βάρους στο δίκτυο σύμφωνα με τον ισχύοντα κανόνα εκμάθησης. Ο όρος «με εποπτεία» προέρχεται από το γεγονός ότι όλα τα επιθυμητά σήματα σε μεμονωμένους κόμβους εξόδου παρέχονται από έναν εξωτερικό δάσκαλο. Τα πιο γνωστά παραδείγματα αυτής της τεχνητής εμφανίζονται στον αλγόριθμο οπίσθιας διάδοσης (Backpropagation) και στον κανόνα Περσεπτονίου (Perceptron).

Στην **εκπαίδευση χωρίς εποπτεία**, μια μονάδα εξόδου είναι εκπαιδευμένη να ανταποκρίνεται σε σύνολα μοτίβων, εντός της εισόδου. Στη συγκεκριμένη περίπτωση, το σύστημα υποτίθεται ότι ανακαλύπτει στατιστικά χαρακτηριστικά του πληθυσμού εισόδου. Σε αντίθεση με την περίπτωση μάθησης με εποπτεία, δεν υπάρχει εκ των προτέρων σύνολο κατηγοριών στις οποίες πρέπει να ταξινομηθούν τα πρότυπα, γι' αυτό το λόγο το σύστημα δημιουργεί τη δική του αναπαράσταση για τα ερεθίσματα εισόδου.

Στην **ενισχυτική εκπαίδευση** το σύστημα μαθαίνει κατά ποιο τρόπο πρέπει να χαρτογραφεί καταστάσεις σε ενέργειες, έτσι ώστε να μεγιστοποιεί ένα αριθμητικό σήμα αποτελέσματος. Πριν την διαδικασία, δεν ενημερώνεται ποιες ενέργειες πρέπει να ακολουθήσει, όπως γίνεται στις περισσότερες μορφές μηχανικής μάθησης, αλλά ανακαλύπτει ποιες ενέργειες δίνουν τα καλύτερα αποτελέσματα δοκιμάζοντάς τες. Στις πιο περίπλοκες και δύσκολες περιπτώσεις, οι ενέργειες μπορεί να επηρεάσουν όχι μόνο τα άμεσα αποτελέσματα, αλλά και την επόμενη κατάσταση άρα και όλες τις επακόλουθες καταστάσεις. Αυτά τα χαρακτηριστικά είναι τα πιο σημαντικά διακριτικά χαρακτηριστικά της ενισχυτικής μάθησης.

Hebbian Μάθηση

Τα μοντέλα μάθησης που αναπτύχθηκαν προηγουμένως αποσκοπούν στην μεταβολή των βαρών των συνδέσεων μεταξύ των μονάδων, σύμφωνα πάντα με κάποιο κανόνα τροποποίησης. Ουσιαστικά οι περισσότερες από τις τεχνικές εκμάθησης ΤΝΔ μπορούν να θεωρηθούν ως παραλλαγή του κανόνα μάθησης του Hebb.

Σύμφωνα με τη θεώρηση του Hebb (η οποία αναπτύχθηκε το 1949 και η οποία αντικατοπτρίζει πολύ καλά τον τρόπο λειτουργίας ενός νευρικού συστήματος), η

μάθηση επιτυγχάνεται με την μεταβολή των συναπτικών συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων.

Συγκεκριμένα, σύμφωνα με τη εκμάθηση Hebbian, όταν ένα κύτταρο A είναι αρκετά κοντά ώστε να διεγείρει και προσπαθεί επανειλημμένα να ενεργοποιήσει ένα κύτταρο B, τότε μεταβάλλονται ένα ή ακόμα και τα δύο κύτταρα έτσι ώστε η αποτελεσματικότητα του A να αυξηθεί.

Η βασική ιδέα είναι ότι εάν δύο νευρώνες είναι ενεργοί ταυτόχρονα, η διασύνδεσή τους πρέπει να ενισχυθεί. Θεωρώντας την περίπτωση ενός δικτύου ενός επιπέδου, ένας από τους διασυνδεδεμένους νευρώνες θα είναι μονάδα εισόδου και ένας μονάδα εξόδου. Θεωρώντας ότι τα δεδομένα αντιπροσωπεύονται σε διπολική μορφή, το καινούργιο βάρος μετά την μεταβολή θα συμβολίζεται ως εξής:

$$w_i(new) = w_i(old) + x_i o$$

Όπου το ο είναι η επιθυμητή έξοδος για $i = 1$ έως n (εισόδους).

Το μεγαλύτερο πρόβλημα που παρουσιάζει η μάθηση Hebbian, είναι ότι εκτός και αν έχει γίνει η κατάλληλη κανονικοποίηση, τότε τα βάρη μεταβάλλονται διαρκώς χωρίς περιορισμούς.

Perceptron Μάθηση

Το Perceptron είναι ένα ΤΝΔ ενός επιπέδου, το οποίο ώστε να εκδώσει την ενδεικτική έξοδο (target output), πρέπει πρώτα να εκπαιδευτούν τα βάρη και οι προκαταλήψεις (biases) του, αφού πρώτα δοθεί το αντίστοιχο διάνυσμα εισόδου.

Η τεχνική εκπαίδευσης που χρησιμοποιείται ονομάζεται κανόνας εκμάθησης Perceptron και η διαδικασία του μοιάζει σε μεγάλο βαθμό με το κανόνας εκμάθησης Hebbian, με μοναδική διαφορά του την μη τροποποίηση των βαρών σύνδεσης, υπό φυσιολογικές συνθήκες.

Τα ΤΝΔ Perceptron εφαρμόζονται κυρίως σε απλά προβλήματα ταξινόμησης προτύπων. Υποθέτοντας την ύπαρξη ενός σύνολο δειγμάτων εκμάθησης που αποτελείται από ένα διάνυσμα εισόδου x και μιας ενδεικτική έξοδο $f(k)$. Για μια εργασία ταξινόμησης, το $d(k)$ παίρνει συνήθως τιμές ή +1 ή -1.

Ο κανόνας εκμάθησης Perceptron ακολουθεί τα κάτωθι απλά βήματα:

1^ο Βήμα

Η αρχή γίνεται δίνοντας τυχαία βάρη, στις συνδέσεις.

2^ο Βήμα

Έπειτα επιλέγεται ένα διάνυσμα εισόδου x από το σύνολο δειγμάτων εκμάθησης.

3^ο Βήμα

Στην περίπτωση που το Perceptron επιστρέψει λανθασμένη απάντηση (δηλαδή $y_k \neq f(k)$), τότε τα βάρη συνδέσεων μεταβάλλονται σύμφωνα με τον κάτωθι κανόνα:

$$\delta w_i = \eta(f_k - y_k)x_i$$

Όπου η = ρυθμός μάθησης

4^ο Βήμα

Επιστροφή στο 2^ο Βήμα.

Backpropagation Μάθηση

Ο αλγόριθμος εκμάθησης οπισθοδρόμησης - Backpropagation (BP) έρχεται να δώσει λύση στο γεγονός ότι ένας κανόνας εκμάθησης Perceptron είναι σε θέση να χειριστεί μόνο γραμμικά διαχωρισμένα ή γραμμικά ανεξάρτητα προβλήματα, ενώ ο Backpropagation πολύ-επίπεδα ΤΝΔ εμπρόσθιας κίνησης.

Παίρνοντας το μερικό παράγωγο του σφάλματος του δικτύου σε σχέση με κάθε βάρος, θα μάθουμε λίγα για την κατεύθυνση που κινείται το σφάλμα του δικτύου.

Συγκεκριμένα ο BP λειτουργεί, παίρνοντας την αρνητική τιμή του μερικού παραγώγου του σφάλματος (δηλαδή τη μεταβολή του ρυθμού του σφάλματος ενώ αυξάνεται η τιμή του βάρους) και στη συνέχεια προστεθεί αυτό στο το βάρος. Ως αποτέλεσμα αυτής της ενέργειας, το σφάλμα θα μειωθεί σταδιακά μέχρι να ελαχιστοποιηθεί μερικώς. Το συγκεκριμένο φαινόμενο παρατηρείται καθώς, αν η προαναφερθείσα παράγωγος είναι θετική το σφάλμα αυξάνεται όταν αυξάνεται το βάρος. Έπειτα στη συγκεκριμένη περίπτωση προστίθεται μια αρνητική τιμή στο βάρος, ενώ αν η παράγωγος είναι αρνητική προστίθεται μια θετική τιμή σε αυτό. Επειδή λήψη και η εφαρμογή αυτών των μερικών παραγώγων

Το όνομα του αλγορίθμου, δηλαδή αλγόριθμός εκμάθησης οπισθοδρόμησης έγκειται στο ότι η λήψη αυτών των μερικών παραγώγων και στη συνέχεια η εφαρμογή τους σε καθένα από τα βάρη, ξεκινάει από το επίπεδο εξόδου, ενώ στη συνέχεια πηγαίνει στα κρυφά επίπεδα. Μετά το εφαρμογή στα βάρη των κρυφών επιπέδων γίνεται εφαρμογή και στα βάρη του στρώματος εισόδου

Αξίζει να τονιστεί πως οι μέθοδοι εκπαίδευσης των ΤΝΔ διακρίνονται και σύμφωνα με το βάρος τους, δηλαδή κατά την εφαρμογή κάθε μεθόδου ο αριθμός των ενημερώσεων του βάρους είναι διαφέρει σε κάθε μέθοδο. Οι μέθοδοι είναι οι εξής:

- Μέθοδος Προτύπων - Pattern Mode
- Μέθοδος Σωρηδόν - Batch Mode.

Κατά την μέθοδο εκπαιδευτική **Μέθοδο Προτύπων - Pattern Mode** τα βάρη υπολογίζονται και έπειτα τροποποιούνται για κάθε περίπτωση δείγματος δεδομένων εισόδου. Εναλλακτικά μπορεί να υπολογιστεί η τιμή βάρους για κάθε δείγμα εισόδου, αλλά αυτές τροποποιούνται και αποθηκεύονται κατά τη διάρκεια μιας διέλευσης από το σετ εκπαίδευσης που ονομάζεται εποχή-epoch. Αυτή η μέθοδος προσαρμόζει τα βάρη χρησιμοποιώντας μια αθροιστική ενημέρωση βάρους. Συγκεκριμένα στο τέλος της κάθε εποχής, προστίθενται όλες οι συνεισφορές και μόνο τότε τα βάρη θα ενημερωθούν με τη σύνθετη τιμή. Έτσι θα ακολουθεί καλύτερα την αλλαγή των βαρών.

Κατά την εκπαιδευτική **Μέθοδο Σωρηδόν - Batch Mode** εισάγονται δείγματα εκπαίδευσης (training samples) στο μοντέλο, χρησιμοποιώντας ένα ΤΝΔ με σκοπό τον υπολογισμό του σφάλματος του επιπέδου εξόδου, έπειτα επιτυγχάνεται και ελαχιστοποίησή του προσαρμόζοντας τα βάρη του δικτύου.

Για να γίνει η παράγωγος ευκολότερη στη χρήση της, υπολογίζεται ο μέσος όρος όλων των τετραγωνικών σφαλμάτων (E) για τις εξόδους. Αφού γίνει ο υπολογισμός του σφάλματος, τα ενημερώνονται ένα προς ένα. Στην Μέθοδο Σωρηδόν η κάθοδος (descent) βασίζεται στην κλίση (gradient) για το όλο σετ εκπαίδευσης

$$\Delta w_{ij}(n) = -\eta \frac{\delta E}{\Delta w_{ij}} + a \Delta w_{ij}(n-1)$$

όπου η θεωρείται ο ρυθμός μάθησης και α θεωρείται η ορμή.

Η ορισμένη ορμή καθορίζει τον βαθμό της επίδρασης των προηγούμενων αλλαγών βάρους στην τρέχουσα κατεύθυνση κίνησης που έχει, στο χώρο βάρους. Είναι πολύ σημαντική η επιλογή των κατάλληλων «η» και «α» ώστε να επιτευχθεί επιτυχία της εκπαίδευσης και ταχύτητα της εκμάθησης του ΤΝΔ.

Αποδεδειγμένα η χρήση του αλγορίθμου εκμάθησης οπισθοδρόμησης σε ένα ΤΝΔ, το οποίο έχει επαρκή κρυφά επίπεδα μπορεί να προσεγγίσει οποιαδήποτε μη γραμμική συνάρτηση με αυθαίρετη ακρίβεια. Αυτό τον καθιστά εξαιρετικό υποψήφιο για περιπτώσεις πρόβλεψης σήματος και μοντελοποίησης συστήματος

Όταν είναι επιθυμητή η κατασκευή ενός ισχυρού και αξιόπιστου ΤΝΔ είναι απαραίτητη η χρήση της κατάλληλης εκπαίδευσης. Η καλύτερη διαδικασία εκπαίδευσης γίνεται μέσω της συγκέντρωσης πολλών διαφορετικών δεδομένων εκπαίδευσης, όσο για πιο σύνθετα είναι τα προβλήματα τόσο περισσότερα δεδομένα εκπαίδευσης απαιτούνται, μάλιστα για να είναι αποτελεσματικά αυτά τα δεδομένα πρέπει να παρουσιάζουν όλα τα διαφορετικά χαρακτηριστικά του προβλήματος.

Πολλές φορές κατά την εκπαίδευση οι μελετητές εισάγουν μόνοι τους θόρυβο ή τυχαιότητα στα δεδομένα εκπαίδευσης για να εξοικειωθεί το δίκτυο με το θόρυβο και τη φυσική μεταβλητότητα των πραγματικών δεδομένων. Αυτά τα δεδομένα εκπαίδευσης οδηγούν αναπόφευκτα σε ένα αναξιόπιστο και απρόβλεπτο ΤΝΔ.

Η εκπαίδευση του ΤΝΔ σταματάει εφόσον επιτευχθούν ορισμένες απαιτήσεις, είτε μετά από έναν προκαθορισμένο αριθμό εποχών είτε όταν το σφάλμα εξόδου μειωθεί και φτάσει κάτω από ένα συγκεκριμένο όριο. Οι φραγμοί αυτοί στην εκπαίδευση αποσκοπούν τόσο στη μείωση του χρόνου εκπαίδευσης, άρα και στη μείωση του υπολογιστικού κόστους, αλλά όσο και στην αποτροπή της Υπερεκπαίδευσης του ΤΝΔ. Αν και στον πραγματικό κόσμο η υπερεκπαίδευση ενός ανθρώπου σε έναν τομέα είναι επιθυμητή, στον χώρο των υπολογιστικών συστημάτων μπορεί να αποφέρει αρνητικά αποτελέσματα.

Συγκεκριμένα με την υπερεκπαίδευση ένα ΤΝΔ υπάρχει περίπτωση να προσαρμοστεί υπέρ του δεόντως στα σύνολο δεδομένων Εκπαίδευσης και έπειτα να μην είναι σε θέση να ταξινομήσει τα δεδομένα Ελέγχου. Το φαινόμενο της υπερεκπαίδευσης και τα αποτελέσματά το, παρουσιάζεται στο κάτωθι γράφημα, το οποίο συμβολίζει ένα ΤΝΔ που πρέπει να ταξινομήσει τα μοτίβα X και Y, χωρίς να το εκπαιδεύσει χρησιμοποιώντας το σύνολο δεδομένων Ελέγχου.

3.2.8 Έλεγχος Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Αξιοσημείωτο είναι πως για την επιλογή των βαρών δεν υπάρχουν ορισμένοι εκ των προτέρων κανόνες, παρά μόνο η δοκιμή διάφορων αρχικών τιμών μέσω της ερευνητικής μεθόδου, δηλαδή ευρύνοντας ποιες τιμές βελτιώνουν τα αποτελέσματα.

Τέλος επίσης πολύ σημαντική είναι η επιλογή του ποσοστού εκμάθησης, καθώς μέσω αυτής της επιλογής γίνεται έλεγχος της του μεγέθους του βήματος που κάνει στο πολυδιάστατο χώρο βάρους κατά την τροποποίησης ενός βάρους.

Στην περίπτωση που επιλεγθεί πολύ χαμηλός ρυθμός εκμάθησης, αυξάνεται δραματικά ο απαιτούμενος αριθμός επαναλήψεων καθιστώντας την απόδοση πολύ αργή.

Από την άλλη στην περίπτωση που επιλεγθεί πολύ μεγάλος ρυθμός εκμάθησης, τότε υπάρχει περίπτωση να υπερβαίνεται διαρκώς το τοπικό ελάχιστο με αποτέλεσμα να υφίστανται μη επιθυμητές ταλαντώσεις και αργή σύγκλιση προς την κατώτερη κατάσταση σφάλματος.

Μετά την εκπαίδευση του ΤΝΔ, κατά την κατασκευή του, ακολουθεί η διαδικασία του ελέγχου στην οποία χρησιμοποιούνται τα υπόλοιπα δεδομένα τα οποία δεν χρησιμοποιήθηκαν κατά την Εκπαίδευση. Κατά τη διαδικασία του ελέγχου εισάγονται τα δεδομένα τα οποία είναι γνωστή η έξοδός τους και ελέγχεται το κατά πόσο το ΤΝΔ

έχει εκπαιδευτεί σωστά, δηλαδή αν τα αποτελέσματα είναι εντός κάποιων προκαθορισμένων ορίων τα οποία ονομάζονται, επιθυμητό σφάλμα. Στην περίπτωση που τα αποτελέσματα είναι εκτός του επιθυμητού σφάλματος συνήθως ευθύνεται ένας εκ των παρακάτω λόγων:

- Υπερεκπαίδευση του δικτύου με ταυτόχρονη χρήση του θορύβου των δεδομένων
- Ελλιπής εκπαίδευση
- Αναξιόπιστο αποτέλεσμα εξ 'αιτίας του αριθμού των νευρώνων

Για την διόρθωση των μη επιθυμητών αποτελεσμάτων συστήνονται οι κάτωθι διορθωτικές διαδικασίες στο Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο, οι οποίες συχνά αποδίδουν επιθυμητά αποτελέσματα:

- Αλλαγή της συνάρτησης μεταφοράς,
- Αλλαγή της δομής του δικτύου,
- Αλλαγή του αριθμού των νευρώνων και
- Αλλαγή των αρχικών συναπτικών βαρών.

3.3 Νεύρο-Ασαφή Συστήματα

3.3.1 Εισαγωγή στα Νεύρο-Ασαφή Συστήματα

Τα Νεύρο-Ασαφή Συστήματα – Neuro-Fuzzy Systems (NFS) συνδυάζουν τις δυνατότητες των Ασαφών Συστημάτων Συμπερασμού-Fuzzy Inference Systems (FIS) και των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων-Artificial Neural Networks (ANN).

Συγκεκριμένα προσφέρουν τις δυνατότητες εκπαίδευσης, προσαρμοστικότητας και μη γραμμικών χαρακτηριστικών των ANN, καθώς τα FIS δεν έχουν την δυνατότητα να εκπαιδεύονται από δεδομένα πράγμα το οποίο τα καθιστά άχρηστα σε περίπτωση που δεν είναι γνωστή η λύση εκ των προτέρων σε μορφή κανόνων. Ταυτόχρονα προσφέρουν την ευκολία εφαρμογής και τη δυνατότητα επεξεργασίας πληροφοριών που παρέχουν τα FIS, καθώς είναι πολύ δύσκολο να κατανοήσει ένας χρήστης τη λογική ενός προβλήματος κάνοντας χρήση ενός ANN.

Ο συνδυασμός των FIS και των ANN διαφέρει ανάλογα με τις ανάγκες του εκάστοτε προβλήματος και σκοπός είναι η επίτευξη του βέλτιστου αποτελέσματος. Για την επίτευξη αυτού έχουν διατυπωθεί πολλά μοντέλα τα οποία χωρίζονται στις κάτωθι κατηγορίες

- Νεύρο-Ασαφή Συστήματα (NFS): στα οποία τα Νευρωνικά Δίκτυα προσδίδουν ικανότητες μάθησης σε Ασαφή Συστήματα.
- Ασαφή Νευρωνικά Δίκτυα (FNN): τα οποία είναι Νευρωνικά Δίκτυα με ιδιότητες ασαφούς λογικής.
- Υβριδικά Συστήματα: τα οποία απαρτίζονται από ολοκληρωμένα Νευρωνικά Δίκτυα και Ασαφή Συστήματα τα οποία συνεργάζονται πλήρως μεταξύ τους.

Στις δύο πρώτες κατηγορίες τα νεύρο-ασαφή συστήματα προκύπτουν βελτιώνοντας ένα ασαφές σύστημα με νευρωνικά δίκτυα, ως αποτέλεσμα έχει την βελτίωση των χαρακτηριστικών του όπως ταχύτητα, ευελιξία και προσαρμοστικότητα (NFS) και δίνοντας τη δυνατότητα σε ένα νευρωνικό δίκτυο να χειρίζεται ασαφείς πληροφορίες(FNN).

Στην περίπτωση ενός νεύρο-ασαφούς συστήματος (NFS) σκοπός είναι η πραγματοποίηση της διαδικασίας ασαφούς συλλογιστικής (fuzzy reasoning), όπου υπάρχει αντιστοιχία μεταξύ των βαρών των συνδέσεων του δικτύου και των παραμέτρων της ασαφούς συλλογιστικής. Κάνοντας χρήση αλγορίθμων μάθησης της μορφής backpropagation, το NFS μπορεί να αναγνωρίσει ασαφείς κανόνες και να «μάθει» τις συναρτήσεις συμμετοχής της ασαφούς συλλογιστικής. Συγκεκριμένα το NFS θα πρέπει να είναι ικανό να «μάθει» λεκτικούς κανόνες και συναρτήσεις συμμετοχής ή να βελτιστοποιεί τους ήδη υπάρχοντες κανόνες ή συναρτήσεις συμμετοχής. Υπάρχουν τρεις προσεγγίσεις:

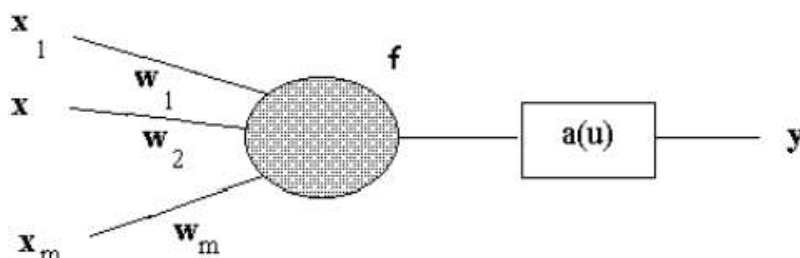
1. Οι κανόνες του συστήματος δημιουργούνται κατά τη διάρκεια της επίλυσης καθώς αυτό ξεκινά χωρίς κανόνες, η παραγωγή κανόνων σταματάει όταν λυθεί το πρόβλημα μάθησης. Η δημιουργία ενός νέου κανόνα προκύπτει από ένα πρότυπο εκμάθησης που δεν καλύπτεται αρκετά από την τρέχουσα βάση κανόνων,
2. οι κανόνες του συστήματος με τους οποίους ξεκινάει η διαδικασία είναι εκείνοι οι οποίοι μπορούν να δημιουργηθούν από το διαμερισμό των μεταβλητών και διαγράφοντας ανεπαρκείς κανόνες από τη βάση κανόνων αξιολογώντας την απόδοσή τους,
3. οι κανόνες του συστήματος αποτελούνται από έναν σταθερό αριθμό κανόνων οι οποίοι ορίζονται εξ αρχής . Κατά τη διαδικασία της εκμάθησης οι κανόνες αντικαθίστανται καθώς βελτιστοποιούνται.

Από την άλλη πλευρά σε ένα Ασαφές Νευρωνικό Δίκτυο (FNN) οι είσοδοι και τα βάρη των συνδέσεων και οι έξοδοι του δικτύου είναι ασαφή υποσύνολα ή ένα σύνολο από τιμές συμμετοχής σε ασαφή σύνολα. Για τη μοντελοποίηση αυτών των δικτύων χρησιμοποιούνται λεκτικές τιμές, όπως «μικρό, μεσαίο, μεγάλο», ή ασαφείς αριθμοί. Νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιούν ασαφείς νευρώνες χαρακτηρίζονται επίσης FNN, καθώς θεωρούνται ικανά να επεξεργαστούν ασαφείς πληροφορίες.

Όσον αφορά τα Υβριδικά συστήματα, τόσο οι τεχνητές Νευρωνικών Δικτύων, όσο και οι τεχνητές Ασαφούς Λογικής παίζουν καθοριστικό ρόλο. Οι δραστηριότητές τους εκτελούνται για διαφορετικές λειτουργίες του συστήματος. Σε αυτήν την κατηγορία ανήκει το ANFIS, το οποίο αναλύεται στη συνέχεια.

3.3.2 Δομή Νεύρο-ασαφών Συστημάτων

Τα κύρια δομικά στοιχεία των Νεύρο-ασαφών Συστημάτων είναι οι ασαφείς Νευρώνες, η μορφή των οποίων παρουσιάζεται στο κάτωθι σχήμα:



Σχήμα 25 Δομή Νεύρο-ασαφών Συστημάτων

Όπου :

x_1, x_2, \dots, x_m είναι οι είσοδοι του νευρώνα,
 w_1, w_2, \dots, w_m είναι τα βάρη των συνάψεων,

f	είναι η συνάρτηση συμμετοχής του νευρώνα,
a	είναι η συνάρτηση ενεργοποίηση του νευρώνα και
y	είναι η έξοδος του νευρώνα.

Σε ένα Νεύρο-Ασαφές Σύστημα εμφανίζονται τρία είδη νευρώνων, οι Λειτουργικοί Νευρώνες, οι Νευρώνες Συμμετοχής καθώς και οι Συνθετικοί Νευρώνες.

Νευρώνες Συμμετοχής

Οι πιο συνηθισμένες μορφές συναρτήσεων συμμετοχής είναι η τριγωνική, η γκαουσιανή, η τραπεζοειδής και η κανονική. Οι παραπάνω συναρτήσεις συμμετοχής υλοποιούνται με τη χρήση ενός νευρώνα. Η συνάρτηση συμμετοχής μπορεί υλοποιείται θεωρώντας ότι ο νευρώνας δέχεται ως είσοδο το u και δίνει έξοδο $a(u)$ απαιτώντας η συνάρτηση συμμετοχής του να έχει τη μορφή a . Θεωρώντας ότι η συνάρτηση συμμετοχής έχει κανονική μορφή, τότε για να υλοποιηθεί πρέπει η συνάρτηση ενεργοποίησης να είναι:

$$a(u) = \exp\left(-\frac{(u - m)^2}{\sigma^2}\right)$$

Όπου m κέντρο της συνάρτησης συμμετοχής και σ το εύρος της συνάρτησης συμμετοχής.

Λειτουργικοί Νευρώνες

Ομοίως υλοποιούνται οι βασικές πράξεις των ασαφών συνόλων, οι οποίες στηρίζονται σε λειτουργίες όπως η t -νόρμα η σ -νόρμα, το ασαφές συμπλήρωμα κλπ. Οι οποίες μπορούν να αντικαταστήσουν τη συνάρτηση ενεργοποίησης των νευρώνων θεωρώντας ότι οι είσοδοι δεν αθροίζονται πολλαπλασιασμένοι με βάρη όπως στους κλασσικούς νευρώνες.

Για την εφαρμογή των αλγορίθμων μάθησης θα πρέπει οι λειτουργίες να είναι παραγωγίσιμες. Για την υλοποίηση των ασαφών λειτουργιών μπορούμε να επεκτείνουμε την έννοια της συνάρτησης μεταφοράς των νευρώνων. Στην περίπτωση αυτή το νεύρο δεν υλοποιεί το αναλυτικό γινόμενο της εισόδου με το διάνυσμα των βαρών αλλά την πράξη της συγκεκριμένης ασαφούς λειτουργίας θεωρώντας ότι όλα τα βάρη είναι ίσα με τη μονάδα και ως συνάρτηση συμμετοχής θεωρείται η :

$$a(u) = \begin{cases} 1 & u > 1 \\ u & 0 \leq u \leq 1 \\ 0 & u < 0 \end{cases}$$

Συνθετικοί Νευρώνες

Η σύνθεση των ασαφών σχέσεων είναι μια γενίκευση της πράξης του αναλυτικού γινομένου των διανυσμάτων και πραγματοποιείται από τη συνάρτηση μεταφοράς των νευρώνων. Η μορφή των νευρώνων είναι παρόμοια και ορίζεται από τις εξισώσεις:

$$f = \text{union}_{t \in N_m} t(x_t, w_t)$$

$$y = a(u)$$

Όπου t είναι μια t -νόρμα και union είναι μια σ -νόρμα. Ως συνάρτηση ενεργοποίησης θεωρείται η συνάρτηση αναρρίχησης και παρατηρείται ότι η ο συνθετικός νευρώνας είναι μια γενίκευση του κλασσικού νευρώνα, αφού η πράξη της φραγμένης άθροισης, η οποία εξασφαλίζεται από τη συνάρτηση ενεργοποίησης είναι μια ειδική περίπτωση

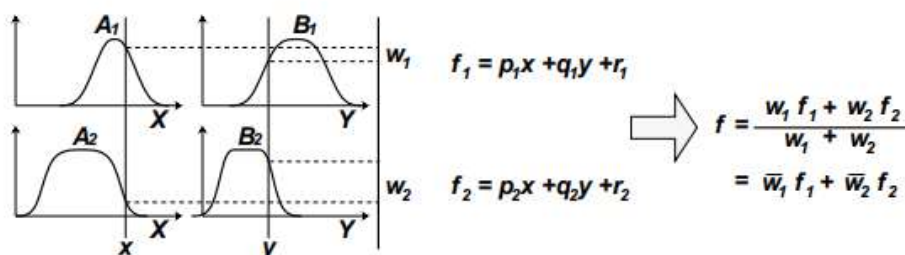
της φραγμένης ένωσης, ενώ το γινόμενο είναι μια ειδική περίπτωση της ασαφούς τομής.

3.4 Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems (ANFIS)

3.4.1 Εισαγωγή ANFIS

Το Προσαρμοστικό Νεύρο-Ασαφές Σύστημα Συμπερασμού-Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems (ANFIS) προτάθηκε από τον Jang, J.-s. R. το 1993 και είναι ένα NFS το οποίο χρησιμοποιεί έναν κανόνα υβριδικής εκμάθησης για να βελτιστοποιήσει τις παραμέτρους του ασαφούς συστήματος Sugeno-Takagi. Οι κανόνες του οποίου χρησιμοποιούνται για ευκολία θεωρώντας δύο εισόδους-inputs (x και y) και μία έξοδο-output (z). Οι κανόνες είναι τύπου Αν-Τότε, και παρουσιάζονται κάτωθι:

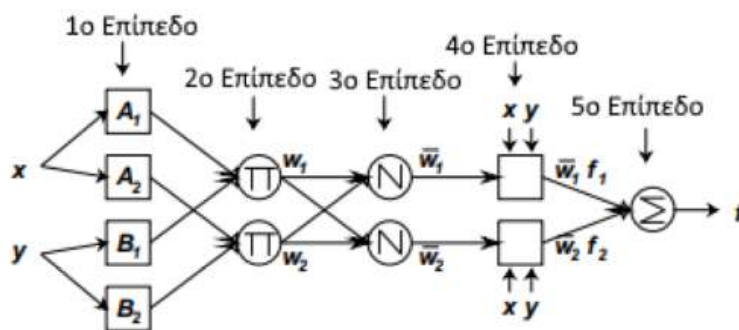
- Κανόνας 1: Αν x Είναι A1 και y Είναι B1, Τότε $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$,
- Κανόνας 2: Αν x Είναι A2 και y Είναι B2, Τότε $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$



Σχήμα 26 Ασαφής Συλλογιστική

3.4.2 Αρχιτεκτονική του ANFIS

Η αρχιτεκτονική του ANFIS απαρτίζεται από 5 επίπεδα και παρουσιάζεται στο Σχήμα 27. Οι κόμβοι του σχήματος έχουν είτε τετραγωνικό είτε κυκλικό σχήμα. Οι κυκλικοί κόμβοι είναι σταθεροί ενώ οι τετραγωνικοί είναι προσαρμοστικοί. Αυτή η αρχιτεκτονική προτάθηκε από το Simpson το 1992.



Σχήμα 27 Αρχιτεκτονική 5 επιπέδων ANFIS

1^ο Επίπεδο

Οι κόμβοι αυτού του επιπέδου έχουν τετράγωνο σχήμα. Το $O_{1,i}$ είναι η έξοδος του i κόμβου του 1 επιπέδου. Στο παρόν επίπεδο κάθε κόμβος i έχει ως συνάρτηση κόμβου μία εκ των κάτωθι:

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

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

Όπου x (ή y) είναι η είσοδος του κόμβου i και A_i (ή B_{i-2}) είναι μια γλωσσική ετικέτα η οποία σχετίζεται με τη συνάρτηση του κόμβου. Ως εκ τούτου το $O_{1,i}$ είναι ο βαθμός

συμμετοχής ενός ασαφούς συνόλου (A1, A2, B1, B2) και καθορίζει τον βαθμό όπου η δοθείσα εισοδος ικανοποιεί το ασαφές σύνολο. Το $\mu_{A_i}(x)$, είναι η συνάρτηση συμμετοχής και συνήθως επιλέγεται να έχει μορφή κωδωνοειδούς καμπύλης, με μέγιστη τιμή ίση με 1 και μικρότερη ίση με 0. Η συνάρτηση συμμετοχής εκφράζεται είτε ως κωδωνοειδής συνάρτηση:

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{x-ci}{ai}\right)^2\right]^{bi}},$$

αλλά είτε και ως Γκαουσιανή συνάρτηση:

$$\mu_A(x) = \exp \left[- \left(\frac{x-ci}{ai} \right)^2 \right].$$

Τα $\{a_i, b_i, c_i\}$ αποτελούν το σύνολο παραμέτρων (parameter set) και συνήθως αναφέρονται ως υποσχετικές παράμετροι (premise parameters).

2^ο Επίπεδο

Όλοι οι κόμβοι αυτού του επίπεδο είναι κυκλικοί κόμβοι και συμβολίζονται με Π(Πολλαπλασιασμός). Οι έξοδοι αυτών (που τροφοδοτούν το 3^ο Επίπεδο) είναι το γινόμενο των εισόδων με ένα παράγοντα κλίμακας και ορίζονται ως:

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

Σε αυτό το επίπεδο μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως εξισώσεις κόμβου και άλλοι τελεστές τύπου T-norm.

3^ο Επίπεδο

Ομοίως σε αυτό το επίπεδο όλοι οι κόμβοι είναι σταθεροί κυκλικοί κόμβοι όμως στη συγκεκριμένη περίπτωση συμβολίζονται με N(Norm), καθώς αντιπροσωπεύουν κανονικοποιημένα συμπεράσματα. Επιπλέον κάθε κανόνας i εξυπηρετείται από τον αντίστοιχο i κόμβο. Η συνάρτηση των κόμβων του 3^{ου} Επιπέδου είναι η εξής:

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

4^ο Επίπεδο

Όλοι οι κόμβοι αυτού του επίπεδο είναι τετραγωνικοί κόμβοι και απαρτίζονται από την έξοδο του 3^{ου} Επιπέδου δηλαδή το \bar{w}_i και το σύνολο παραμέτρων $\{p_i, r_i, q_i\}$, οι οποίες αποκαλούνται απορρέουσες παράμετροι (premise parameters) και προκαθορίζουν την συνάρτηση εξόδου f . Η συνάρτηση των κόμβων του 4^{ου} Επιπέδου είναι η εξής:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i)$$

5^ο Επίπεδο

Ο μοναδικός κόμβος αυτού του επίπεδο είναι κυκλικός κόμβος και συμβολίζεται με Σ(Αθροισμα). Συμβολίζει τη συνολική έξοδο και υπολογίζεται αθροίζοντας όλες τις εισόδους σε αυτό τον κόμβο. Η συνάρτηση του κόμβου του 5^{ου} Επιπέδου είναι η εξής:

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}$$

3.4.3 Υβριδική εκμάθηση

Ο στόχος του υβριδικού αλγόριθμου εκμάθησης για το μοντέλο ANFIS είναι η προσαρμογή όλων των παραμέτρων $\{a_i, b_i, c_i, p_i, r_i, q_i\}$ ώστε η έξοδος του μοντέλου να είναι όσο πιο κοντά γίνεται με τα δεδομένα εκπαίδευσης (Training Data).

Ο υβριδικός αλγόριθμος εκμάθησης αποτελείται από δύο μέρη. Το πρώτο μέρος της διαδικασίας είναι το πέρασμα προς τα εμπρός (forward pass) και το δεύτερο είναι το πέρασμα προς τα πίσω (backward pass).

	Πέρασμα προς τα εμπρός	Πέρασμα προς τα πίσω
Υποσχετικές Παράμετροι	Σταθερές	Επικλινής Κάθοδος
Απορρέουσες Παράμετροι	Εκτιμητής Ελαχίστων Τετραγώνων	Σταθερές
Σήματα	Εξόδοι Κόμβων	Σήματα Σφάλματος

Σχήμα 28 Ιδιότητες Υβριδικής Εκμάθησης

Εξετάζοντας πάλι την προηγούμενη Αρχιτεκτονική, όταν οι υποσχετικές παράμετροι της συνάρτησης συμμετοχής είναι σταθερές, η έξοδος του μοντέλου ANFIS γράφεται ως εξής:

$$f = \frac{w_1}{w_1+w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1+w_2} f_2$$

Όμως αντικαθιστώντας την συνάρτηση των κόμβων του 3ου επιπέδου στην εξίσωση της εξόδου του της εξόδου του ANFIS δίνει αποτέλεσμα:

$$f = \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2$$

Επιπλέον αντικαθιστώντας τους κανόνες τους κανόνες τύπου Αν-Τότε του συστήματος Sugeno σε αυτή την τελευταία εξίσωση, τότε προκύπτει το :

$$f = \bar{w}_1 (p_1 x + q_1 y + r_1) + \bar{w}_2 (p_2 x + q_2 y + r_2)$$

Άρα η έξοδος του συστήματος μπορεί να γραφτεί ως εξής:

$$f = (\bar{w}_1 x) p_1 + (\bar{w}_1 y) q_1 + (\bar{w}_1) r_1 + (\bar{w}_2 x) p_2 + (\bar{w}_2 y) q_2 + (\bar{w}_2) r_2$$

Σε τέτοιες περιπτώσεις μπορεί να χρησιμοποιηθεί μέθοδος ελαχίστων τετραγώνων, για να υπολογιστούν οι βέλτιστες τιμές των παραμέτρων $\{p_1, r_1, q_1, p_2, r_2, q_2\}$, καθώς η αυτή η εξίσωση είναι γραμμικός συνδυασμός αυτών.

Στην περίπτωση που οι υποσχετικές παράμετροι δεν είναι σταθερές το δίκτυο αντιμετωπίζει προβλήματα καθώς ο χώρος αναζήτησης γίνεται μεγαλύτερος και η σύγκλιση με το σύνολο εκπαίδευσης γίνεται πιο αργή, επιπλέον έχει την τάση να εγκλωβίζεται σε τοπικά ελάχιστα. Για να αντιμετωπιστούν αυτά το ANFIS χρησιμοποιεί έναν υβριδικό κανόνα ο οποίος συνδυάζει την μέθοδο επικλινής καθόδου με την μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων.

Συγκεκριμένα κατά την Εμπρόσθια μετακίνηση υπολογίζονται οι βέλτιστες τιμές των Απορρεουσών παραμέτρων $\{p_i, r_i, q_i\}$ με τη χρήση εκτιμητών Ελαχίστων Τετραγώνων. Ταυτόχρονα τα Δεδομένα Εισόδου εισέρχονται σε κάθε κόμβο και εξέρχονται τα λειτουργικά σήματα ώστε να υπολογιστεί η έξοδος του κάθε κόμβου. Αφού γίνει χρήση όλων των δεδομένων εκπαίδευσης υπολογίζεται το μέτρο σφάλματος εξόδου.

Αφού υπολογιστούν οι βέλτιστες απορρέουσες παράμετροι ξεκινάει η μετακίνηση προς τα Πίσω, στην οποία οι Υποσχετικές παράμετροι προσαρμόζονται με τη χρήση της μεθόδου Επικλινής Καθόδου.

Τέλος προσαρμόζονται οι Υποσχετικές παράμετροι με τη χρήση των σφαλμάτων εξόδου και χρησιμοποιούνται οι τιμές των Απορρεουσών παραμέτρων που προέκυψαν από την Εμπρόσθια μετακίνηση ώστε να υπολογιστεί η έξοδος του μοντέλου ANFIS. Αποδεδειγμένα χρησιμοποιώντας τους υβριδικούς κανόνες για την εκπαίδευση του ANFIS, επιτυγχάνεται ακρίβεια στα αποτελεσμάτων μειώνοντας σημαντικά το χρόνο εκπαίδευσης.

3.5 Ακρίβεια Πρόβλεψης

Για την μέτρηση της ακρίβειας πρόβλεψης της μεθόδου χρησιμοποιούνται οι κάτωθι δείκτες:

- Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (Root Mean Square Error - RMSE)

Για τον υπολογισμό της Ακρίβειας διαφορετικών μοντέλων η πιο συνηθισμένη μέθοδος μέτρησης της ακρίβειας της πρόβλεψης είναι η RMSE, η οποία είναι η τετραγωνική ρίζα του τετραγωνικού μέσου σφάλματος και μετράει την τυπική απόκλιση.

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

Όπου το θ_ε είναι η μετρούμενη τιμή,
το θ είναι η εκτιμώμενη τιμή και
το N είναι το πλήθος των δεδομένων εκπαίδευσης.

Ενώ γενικά οι τιμή του RMSE είναι επιθυμητό να είναι όσο μικρότερη γίνεται για να θεωρηθεί μια πρόβλεψη επιτυχημένη, υπάρχουν φορές που η τιμή ενώ είναι μικρή θεωρείται ότι δεν έχει γίνει καλή πρόβλεψη. Για αυτό ευθύνεται η ελλιπής εκπαίδευση του δικτύου. Για να αντιμετωπιστεί αυτό στην εργασία θα εξεταστούν διάφορα κριτήρια αξιολόγησης του ANFIS, τα οποία παρουσιάζονται από κάτω.

- Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (Mean Square Error – MSE)

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

- Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (Mean Absolute Error – MAE)

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

- Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error – MAPE)

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

4 ΜΕΛΕΤΗ ΠΕΡΙΠΤΩΣΗΣ (case study)

4.1 Ευρωπαϊκό Χρηματιστήριο Ενέργειας

Το Ευρωπαϊκό Χρηματιστήριο Ενέργειας - European Energy Exchange (EEX) είναι ένα κεντρικό ευρωπαϊκό χρηματιστήριο ηλεκτρικής ενέργειας, φυσικού αερίου και συναφών εμπορευμάτων το οποίο βρίσκεται στη Λειψία της Γερμανίας και ιδρύθηκε το 2002. Το EEX αναπτύσσει, διαχειρίζεται και συνδέει ασφαλείς και διαφανείς αγορές ενέργειας και συναφών προϊόντων, παρέχοντας την δυνατότητα αγοράς τόσο άμεσων συμβολαίων όσο και συμβολαίων παραγωγών.

4.1.1 Αγορά Άμεσης Παράδοσης (Spot Market)

Κάθε μέρα του χρόνου, η αγορά άμεσης παράδοσης του EEX πραγματοποιεί δημοπρασίες συμβολαίων Day-Ahead, ηλεκτρικής ενέργειας για τρεις περιοχές αγοράς:

- Γερμανία/Αυστρία,
- Γαλλία και
- Ελβετία.

Η φυσική παράδοσή της ενέργειας γίνεται την επόμενη μέρα.

Επιπλέον πραγματοποιεί καθημερινές δημοπρασίες συμβολαίων Within-A-Day για τη Γερμανία, τη Γαλλία, το Βέλγιο, την Ολλανδία, το Λουξεμβούργο, την Ελβετία, την Αυστρία και το Ηνωμένο Βασίλειο. Αυτή η αγορά μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ικανοποίηση βραχυπρόθεσμων αναγκών ηλεκτρικής ενέργειας ή για την πώληση υπερβάλλουσας παραγόμενης ενέργειας. Οι συμμετέχοντες στην αγορά μπορούν να αγοράσουν έως και 45 λεπτά πριν από κάθε ώρα ρεύμα για τη συγκεκριμένη ώρα. Αυτή η αγορά λειτουργεί καθημερινά χωρίς εξαιρέσεις. Το ρεύμα για την επόμενη μέρα μπορεί να διαπραγματευτεί από τις 15:00 και μετά.

Το 2011, εισήχθη από το EEX η δυνατότητα καθημερινής διαπραγμάτευσης στην Αγορά Άμεσης Παράδοσης Φυσικού Αερίου, με την οποία καταπιάνεται η παρούσα εργασία. Στην Αγορά Άμεσης Παράδοσης Φυσικού Αερίου, οι ενδιαφερόμενοι μπορούν να διαπραγματεύονται φυσικό αέριο σε συνεχή βάση για την τρέχουσα ημέρα (within-day), μία ημέρα και δύο ημέρες πριν καθώς και για το επόμενο Σαββατοκύριακο.

Επιπλέον η EEX προσφέρει συνεχείς συναλλαγές με ελάχιστο μέγεθος παρτίδας 1 MW καθώς και συμβόλαια 10 MW. Βραχυπρόθεσμα, οι προς πώληση ποσότητες φυσικού αερίου μπορούν να διαπραγματευτούν στο χρηματιστήριο για παράδοση στις περιοχές αγοράς:

- GASPOOL-Γερμανία,
- NetConnect Germany (NCG)-Γερμανία,
- Title Transfer Facility (TTF)-Ολλανδία και στο
- National Balancing Point (NBP)-Ηνωμένο Βασίλειο.

4.1.2 Αγορά Παραγώγων (Derivatives Market)

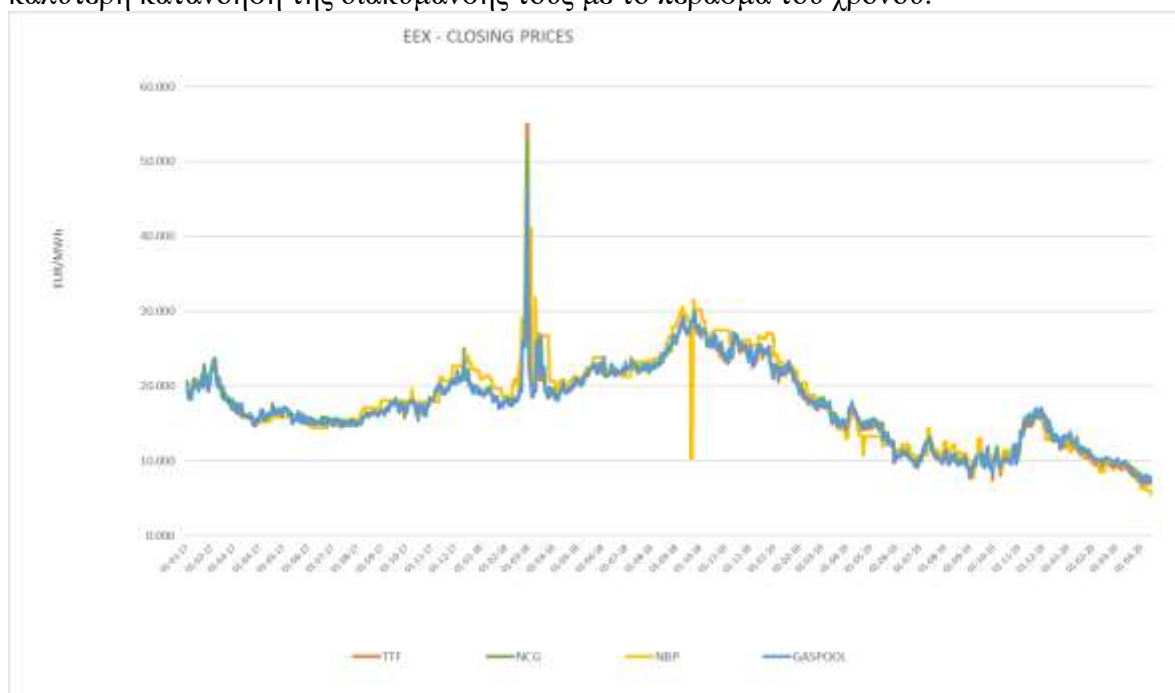
Το EEX δίνει τη δυνατότητα για συναλλαγή συμβολαίων ενέργειας με εβδομαδιαία, μηνιαία, τριμηνιαία, ετήσια έως και 6 χρόνια στο μέλλον, ισχύ. Τα ενεργειακά Συμβόλαια Μελλοντικής Εκπλήρωσης αν και αποτελούν οικονομικά διακανονισμένα συμβόλαια, μπορούν να παραδοθούν φυσική στη Γερμανία, στην Αυστρία, στο Βέλγιο, τη Γαλλία, στην Ολλανδία και στην Ιταλία. Εκτός από ηλεκτρική ενέργεια το EEX

παρέχει τη δυνατότητα εξαγοράς ΣΜΕ φυσικού αερίου στις αγορές της Γερμανίας , αλλά και παράγωγα διοξειδίου του άνθρακα.

4.2 Δεδομένα

Τα δεδομένα της μελέτης για τα τέσσερα εικονικά σημεία συναλλαγών (TTF, NCG, NBP, GASPOOL) παραχωρήθηκαν κατόπιν αίτησης στο Ευρωπαϊκό Χρηματιστήριο Ενέργειας (European Energy Exchange). Τα δεδομένα που καταγράφηκαν, αφορούν τις τρέχουσες τιμές (spot prices) του Φυσικού Αερίου στο τέλος της κάθε ημέρας για την περίοδο 01/01/2017 έως και 15/05/2020 και η μονάδα μέτρησης είναι ευρώ ανά μεγαβατώρα (€/MWh). Η συλλογή και αποθήκευση των προαναφερθέντων δεδομένων έγινε σε φύλλα excel, ώστε να εισαχθούν στο προγραμματιστικό περιβάλλον της MATLAB και να επεξεργαστούν από το μοντέλο ANFIS. Το σύνολο των δεδομένων χωρίζεται σε 2 μέρη το πρώτο 80% χρησιμοποιείται για να εκπαιδευτεί και το υπόλοιπο 20% για τον έλεγχο.

Έπειτα παρουσιάζονται σε μορφή χρονοσειράς όλα τα δεδομένα με σκοπό την καλύτερη κατανόηση της διακύμανσής τους με το πέρασμα του χρόνου.



Σχήμα 29 Ημερήσιες τιμές κλεισίματος του EEX

Όπως ήταν αναμενόμενο τα τέσσερα προς εξέταση εικονικά σημεία συναλλαγών παρουσιάζουν παρόμοιες τάσεις καθώς βρίσκονται στον ίδιο γεωπολιτικό χώρο και επηρεάζονται από τις μεταβολές εντός αυτού.

4.3 Αποτελέσματα

4.3.1 TTF (Title Transfer Facility)- ΟΛΛΑΝΔΙΑ

Ο Πίνακας 4.3.1.1 παρουσιάζει τις τιμές και των τεσσάρων σφαλμάτων (MSE, RMSE, MAE, MAPE) για το μοντέλο ANFIS σε κάθε συνάρτηση συμμετοχής (gbell, gauss, gauss2, trap). Στο μοντέλο ANFIS είναι απαραίτητο να καθοριστούν ορισμένες παράμετροι, προκειμένου να εκπαιδευτεί με τον καλύτερο τρόπο το σύστημα. Συγκεκριμένα οι παράμετροι είναι οι εποχές (epochs), ο τύπος της συνάρτησης συμμετοχής (mf_type) για τον ασαφή συμπερασμό, το πλήθος των συναρτήσεων συμμετοχής (mf_no) που θα έχει η είσοδος και το μέγεθος του βήματος (step_size). Στην περίπτωση του TTF ορίζεται 0.01 ως το μέγεθος βήματος, επιλέγονται 300 εποχές και παρατηρείται ότι το μοντέλο παρουσιάζει τα μικρότερα σφάλματα για τη συνάρτηση συμμετοχής TRAP και με 3 συναρτήσεις συμμετοχής εισόδου.

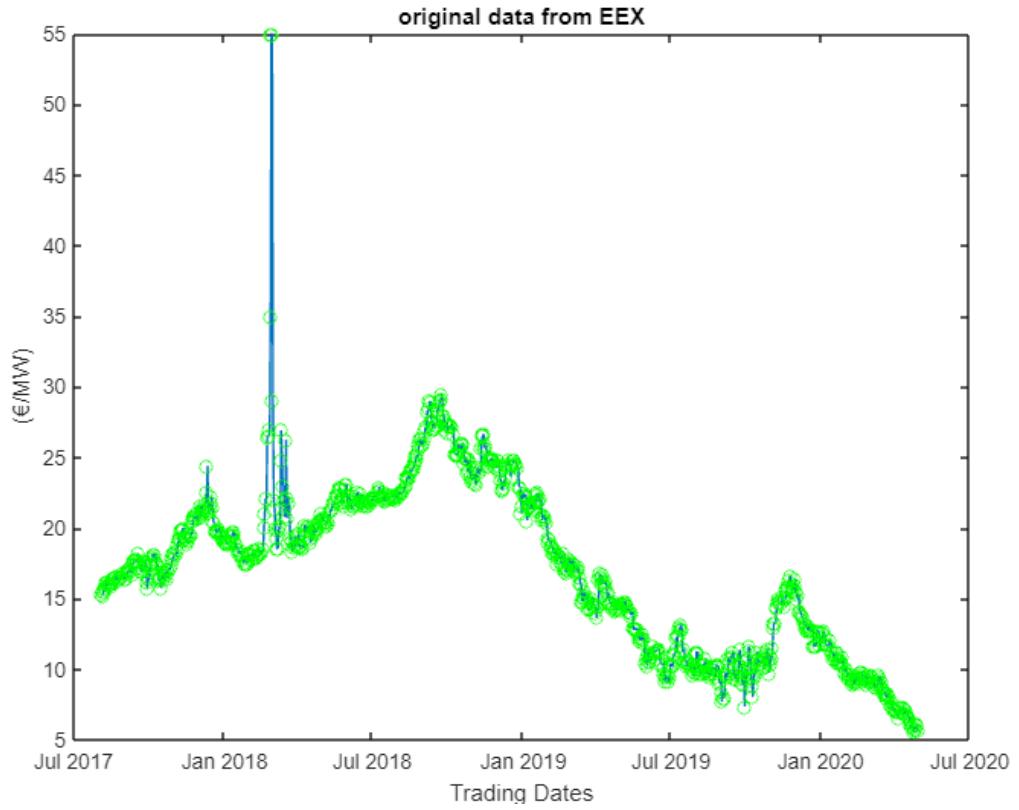
Πίνακας 4.3.1.1: Σφάλματα για το TTF

MSE	mf_no	2	3	4	5
mf_type					
gbell		0.9418	0.9740	1.1060	1.0387
gauss		0.9452	0.9565	1.0418	1.0213
gauss2		0.9444	0.9754	1.1061	0.9958
trap		0.9448	0.9168	0.9440	0.9585

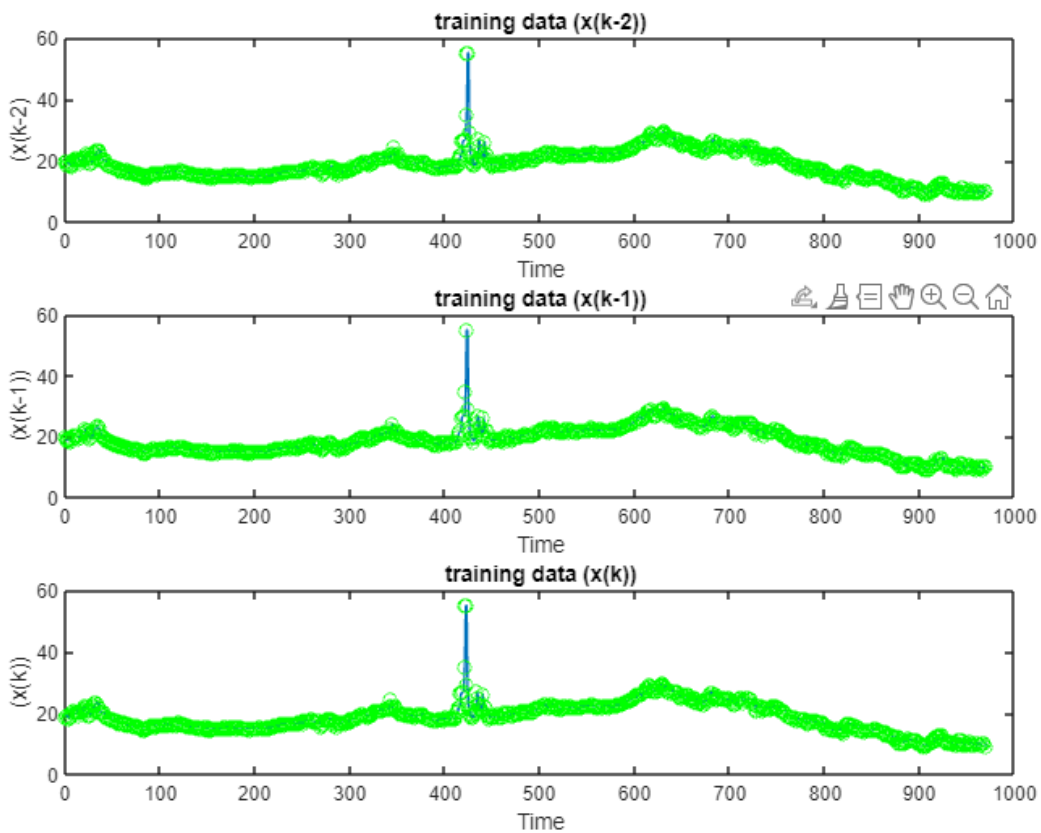
RMSE	mf_no	2	3	4	5
mf_type					
gbell		0.9705	0.9869	1.0517	1.0192
gauss		0.9722	0.9780	1.0207	1.0106
gauss2		0.9718	0.9876	1.0517	0.9979
trap		0.9720	0.9575	0.9716	0.9790

MAE	mf_no	2	3	4	5
mf_type					
gbell		0.0972	0.1211	0.2065	0.1782
gauss		0.1025	0.1103	0.1776	0.1739
gauss2		0.1031	0.1150	0.2046	0.1574
trap		0.0891	0.1312	0.1158	0.1379

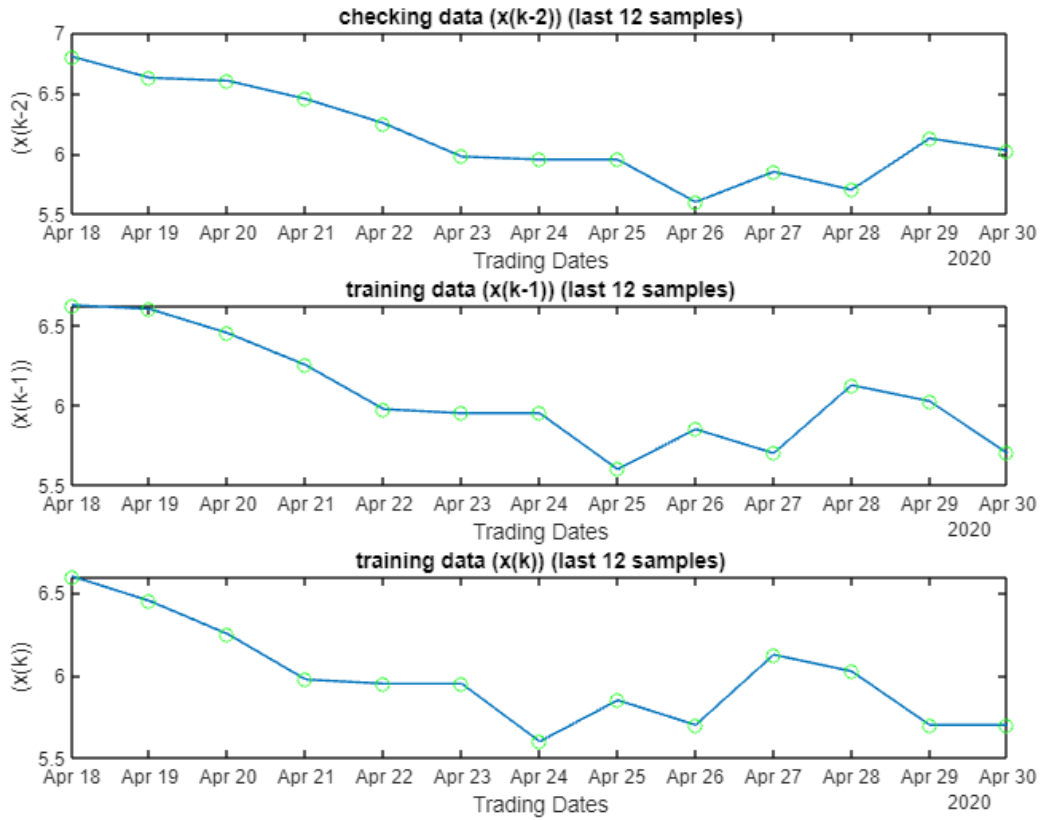
MAPE	mf_no	2	3	4	5
mf_type					
gbell		0.4536	0.5531	1.7559	1.2249
gauss		0.4949	0.5363	1.4174	1.2111
gauss2		0.4904	0.4677	1.7370	0.9917
trap		0.3471	0.5722	0.7027	0.8156



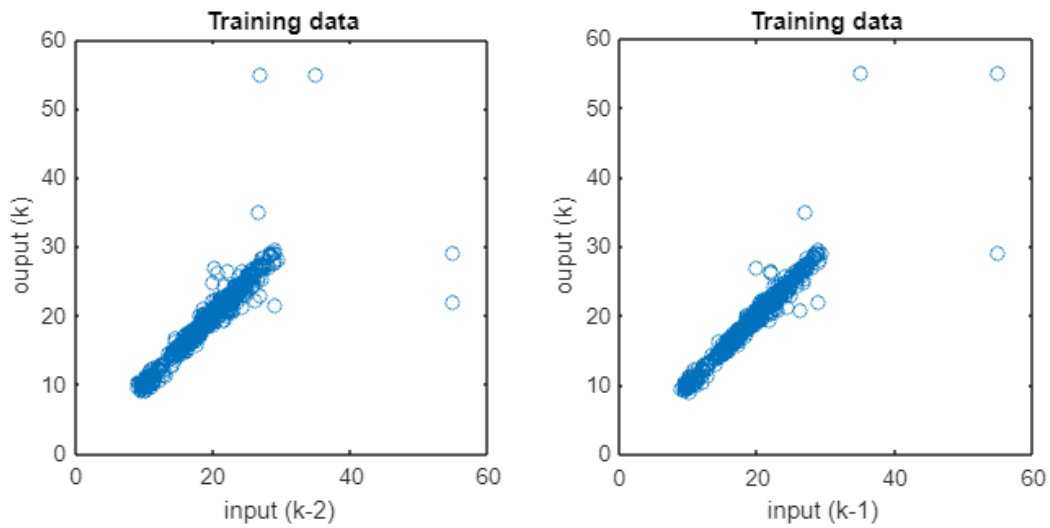
Σχήμα 30 Ημερήσιες τιμές κλεισίματος στο TTF



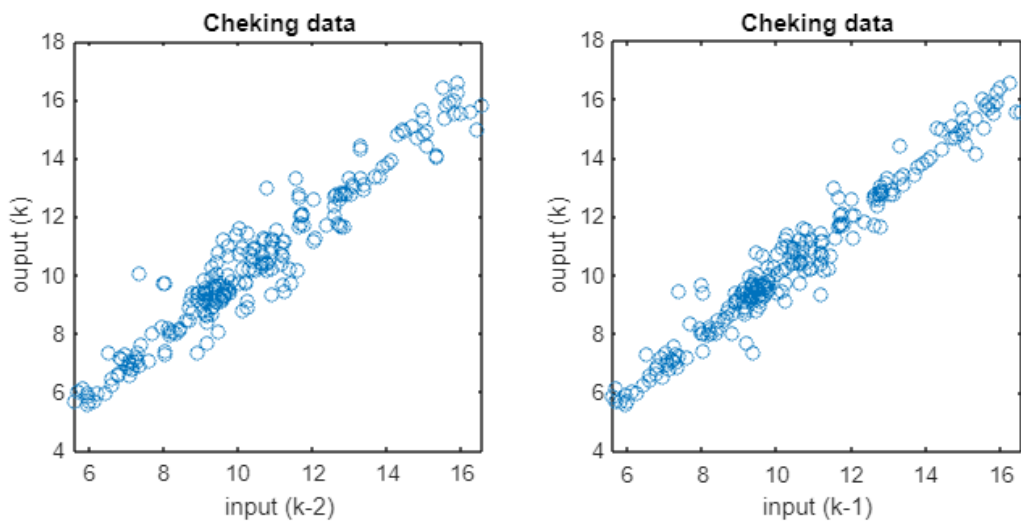
Σχήμα 31 Τιμές δεδομένων ελέγχου και εκπαίδευσης στο TTF



Σχήμα 32 Τελευταίες 30 τιμές δεδομένων ελέγχου και εκπαίδευσης στο TTF

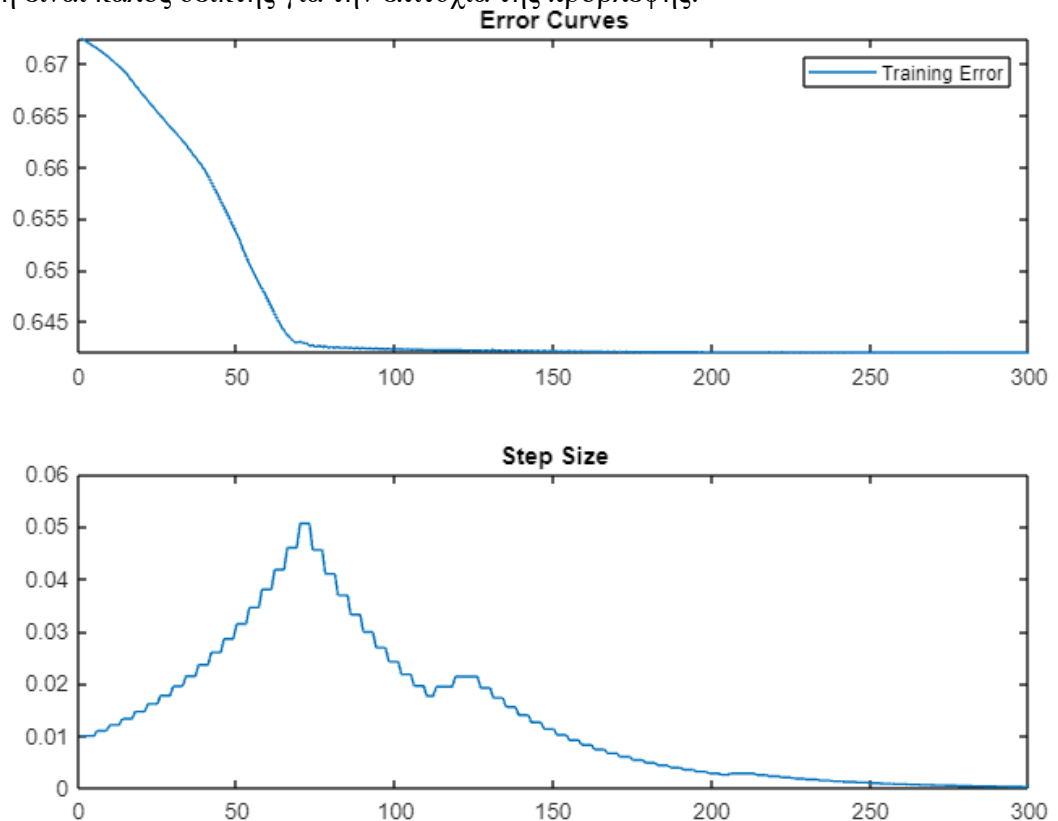


Σχήμα 33 Δεδομένα Εκπαίδευσης (διασπορά) σε Δισδιάστατη Απεικόνιση στο TTF



Σχήμα 34 Δεδομένα Ελέγχου (διασπορά) σε Δισδιάστατη Απεικόνιση στο TTF

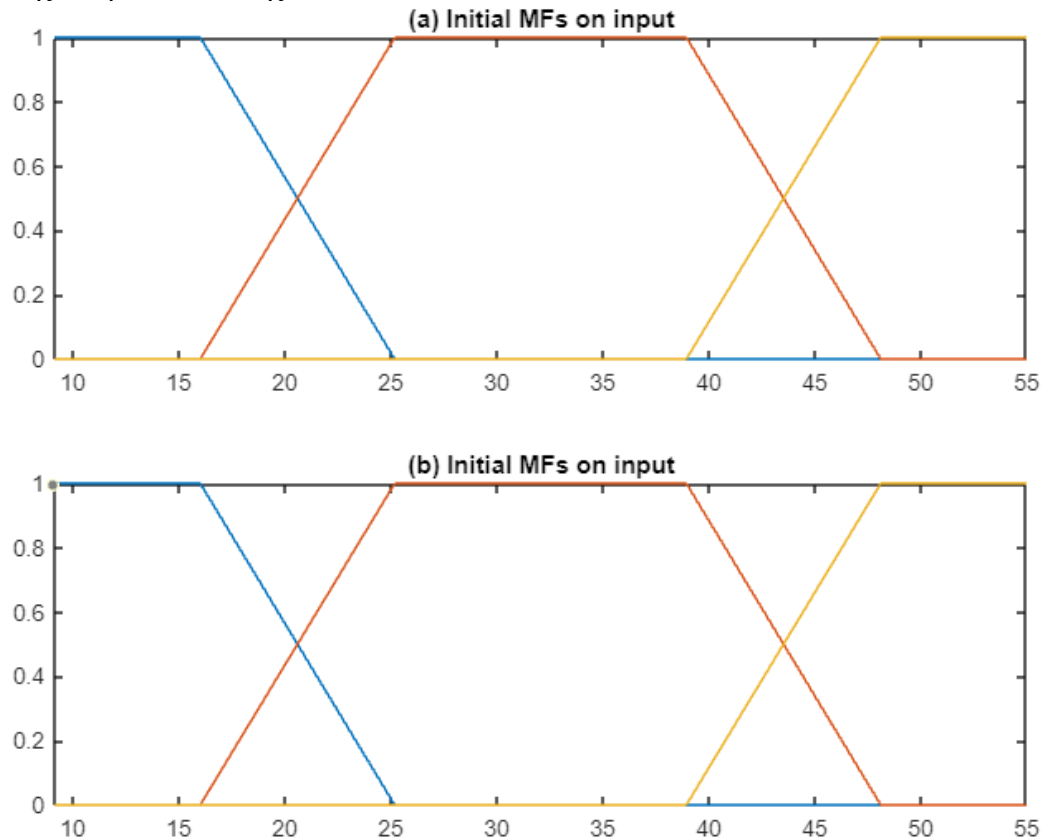
Στο Σχήμα 33 και στο Σχήμα 34 παρουσιάζεται η διασπορά των δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου σε δισδιάστατη μορφή. Το γεγονός πως η διασπορά είναι τόσο μικρή είναι καλός δείκτης για την επιτυχία της πρόβλεψης.



Σχήμα 35 Εξέλιξη σφάλματος RMSE και μέγεθος βήματος κατά την διαδικασία εκπαίδευσης στο TTF

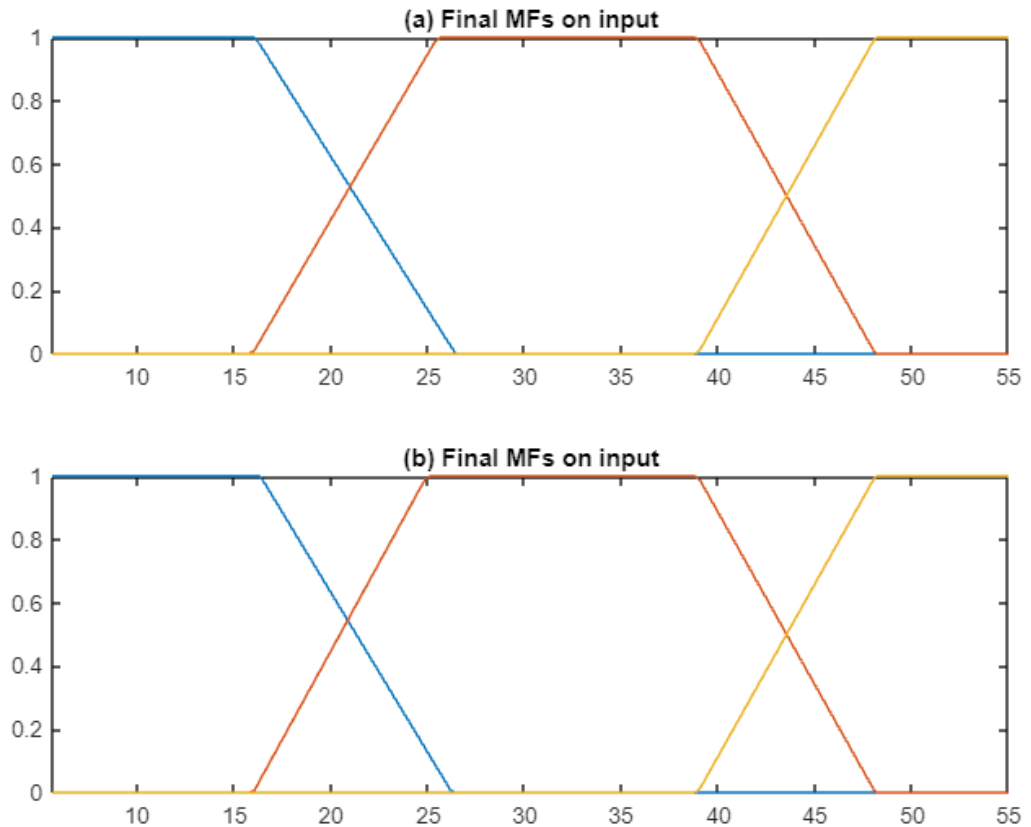
Στο Σχήμα 35 παρουσιάζονται δύο επιμέρους γραφήματα, στο πάνω διάγραμμα φαίνεται ότι το μοντέλο παρουσιάζει πολύ μικρά σφάλματα κάτι που επιβεβαιώνει την επιτυχία της πρόβλεψης, επιπλέον η διακύμανση των σφαλμάτων είναι πάρα πολύ

μικρή. Αντίστοιχα στο κάτω διάγραμμα όσο αυξάνεται ο αριθμός των επαναλήψεων της εκπαίδευσης τότε μειώνεται και το βήμα μείωσης του σφάλματος και προσεγγίζει το μηδέν. Το μηδενικό μέγεθος βήματος προσεγγίζεται στις 300 εποχές, σε περίπτωση που το μοντέλο εκπαιδευτεί σε περισσότερες εποχές μπορεί να παρουσιαστεί το φαινόμενο της υπερεκπαίδευσης.



Σχήμα 36 Αρχικές καμπύλες συναρτήσεων συμμετοχής πριν την εκπαίδευση στο TTF

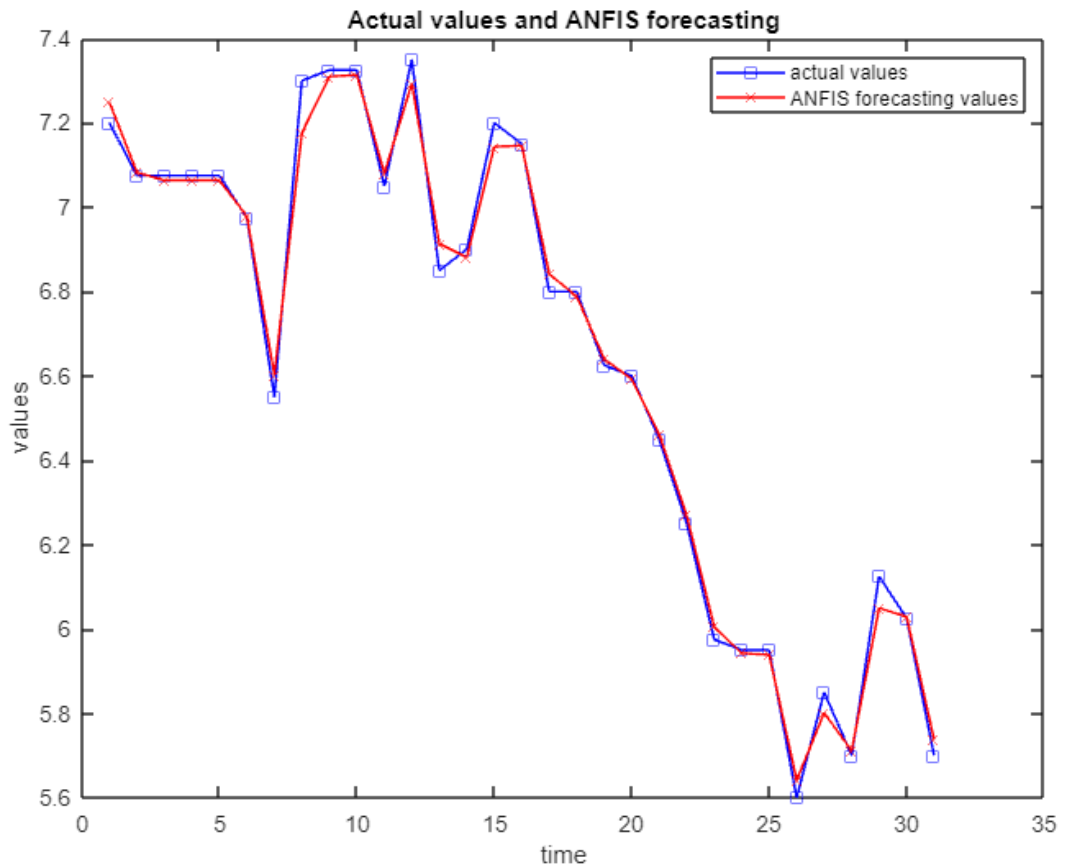
Στο **Σχήμα 36** παρουσιάζονται δύο επιμέρους γραφήματα στα οποία έχουν τοποθετηθεί οι γλωσσικές μεταβλητές πριν την εκπαίδευση του μοντέλου. Όπως φαίνεται για την εφαρμογή του μοντέλου, έχουν χρησιμοποιηθεί δύο συναρτήσεις συμμετοχής, όπου η μία παρουσιάζεται με κόκκινο, η δεύτερη με μπλε και η τρίτη με κίτρινο. Επιπλέον οι καμπύλες έχουν αναμενόμενα έχουν την μορφή τραπεζίου καθώς έχει επιλεγθεί η συνάρτηση συμμετοχής *trapezmf*.



Σχήμα 37 Τελικές καμπύλες συναρτήσεων συμμετοχής μετά την εκπαίδευση στο TTF

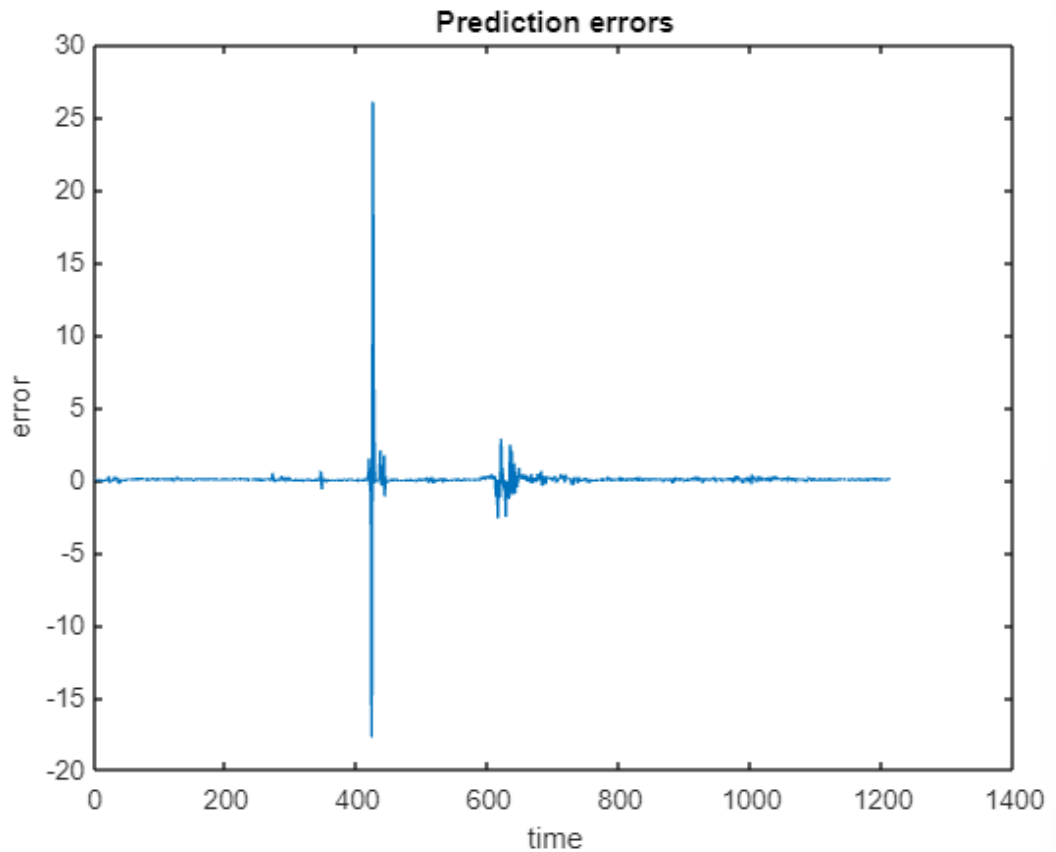
Στο **Σχήμα 37** παρουσιάζονται δύο επιμέρους γραφήματα στα οποία έχουν τοποθετηθεί οι γλωσσικές μεταβλητές μετά την εκπαίδευση του μοντέλου. Όπως φαίνεται για την εφαρμογή του μοντέλου, έχουν χρησιμοποιηθεί τρεις συναρτήσεις συμμετοχής, όπου η μία παρουσιάζεται με κόκκινο, η δεύτερη με μπλε και η Τρίτη με κίτρινο. Επιπλέον οι καμπύλες έχουν αναμενόμενα έχουν την μορφή τραπεζίου καθώς έχει επιλεγθεί η συνάρτηση συμμετοχής trap.

Η τελική έξοδος προκύπτει από έναν σταθμικό μέσο όρο. Τα συστήματα Sugeno είναι λιγότερο απαιτητικά σε υπολογιστικό φόρτο, αλλά δεν είναι τόσο ευέλικτα, όπως για παράδειγμα του Mamdani, αυτό συμβαίνει καθώς η έξοδος των Sugeno είναι σαφής και δεν απαιτείται η μέθοδος της από-ασαφοποίησης.



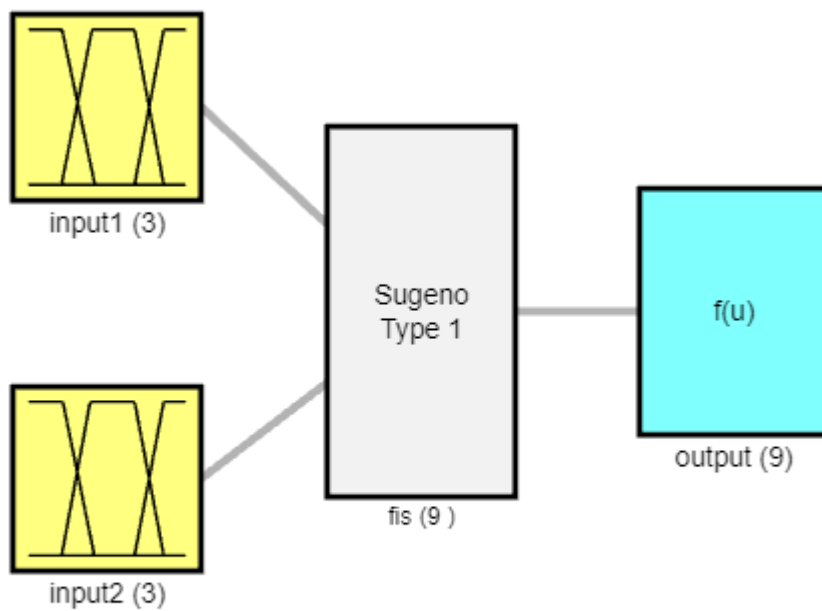
Σχήμα 38 Πραγματικές και Προβλεπόμενες (30 τελευταίες) τιμές ANFIS στο TTF

Στο **Σχήμα 38** παρουσιάζονται οι τελευταίες τιμές της χρονοσειράς καθώς συγκριτικά με τις τιμές πρόβλεψης του μοντέλου για τις ίδιες ημερομηνίες. Είναι φανερό η επιτυχία της πρόβλεψης με τη χρήση της μεθόδου ANFIS καθώς τα αποτελέσματα της πρόβλεψής είναι πολύ κοντά στις πραγματικές τιμές και ακολουθούν τις παρόμοιες τάσεις.



Σχήμα 39 Διακύμανση Σφάλματος στο σύνολο ελέγχου στο TTF

Στο **Σχήμα 39** παρουσιάζεται η διακύμανση των σφαλμάτων πρόβλεψης στο σύνολο των δεδομένων και είναι φανερό πως η πρόβλεψη ήταν πολύ επιτυχημένη καθώς σφάλματα είναι σχεδόν μηδενικά. Αξιοσημείωτη είναι η απότομη άνοδος και πτώση του σφάλματος, σε ένα σημείο, το οποίο πήρε μεγάλες θετικές και αρνητικές τιμές. Αυτό κοιτάζοντας τα δεδομένα μπορεί να ευθύνεται στην ξαφνική άνοδο των τιμών για λίγες μέρες, σενάριο το οποίο δεν είχε εκπαιδευτεί το μοντέλο.

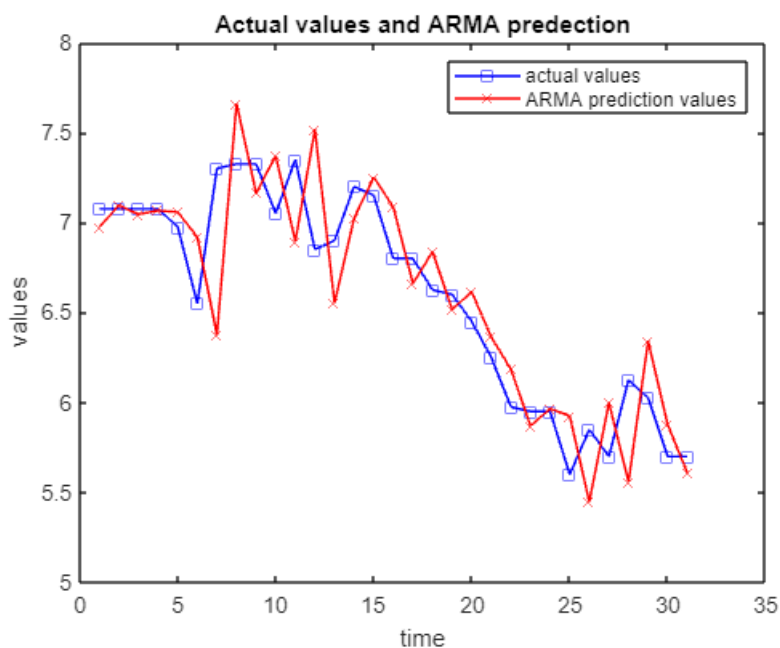


System fis: 2 inputs, 1 outputs, 9 rules

ω

Σχήμα 40 Σύστημα Ασαφούς Συμπερασμού στο TTF

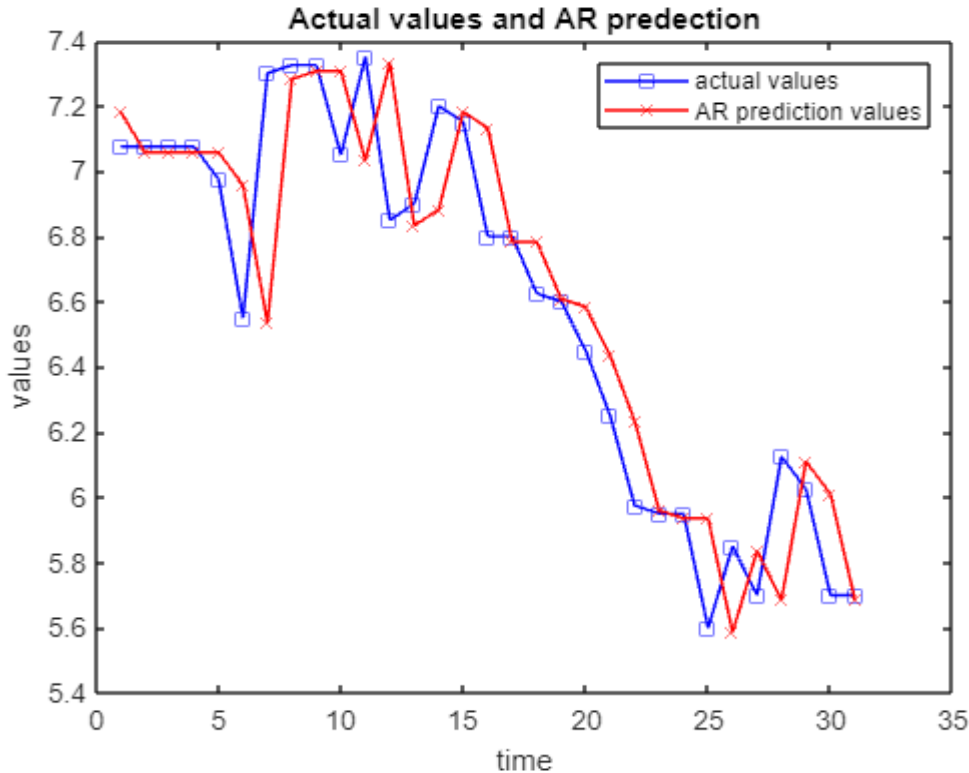
Στο **Σχήμα 40** παρατηρείται ότι έχουν εισαχθεί τέσσερις γλωσσικές μεταβλητές και έχει γίνει χρήση συστήματος Sugeno. Το σύστημα Sugeno αρχικοποιεί το μοντέλο μέσω της διαδικασίας της ομαδοποίησης δεδομένων Subtractive Clustering και της μεθόδου βελτιστοποίησης Linear Least Squares Estimation. Έπειτα φαίνεται ότι η έξοδος εκφράζεται σε μια συνάρτηση.



Σχήμα 41 Πραγματικές και Προβλεπόμενες (30 τελευταίες) τιμές ARMA στο TTF

Πίνακας 4.3.1.2: Σφάλματα για το TTF της ARMA

MSE	RMSE	MAE	MAPE
1.1755	1.0842	0.4312	2.6079



Σχήμα 42 Πραγματικές και Προβλεπόμενες (30 τελευταίες) τιμές AR στο TTF

Πίνακας 4.3.1.3: Σφάλματα για το TTF της AR

MSE	RMSE	MAE	MAPE
1.2903	1.1359	0.3695	2.1969

Συγκρίνοντας το Σχήμα 38 με το Σχήμα 41 και το Σχήμα 42 αλλά καθώς και τον Πίνακα 4.3.1.1 με τον Πίνακα 4.3.1.2 και τον Πίνακα 4.3.1.3 εύκολα συμπεραίνεται η ανωτερότητα του μοντέλου ANFIS στην πρόβλεψη των δεδομένων του TTF, καθώς τα σφάλματα του ANFIS (για τις δοθείσες παραμέτρους) είναι πολύ μικρότερα από αυτά που προκύπτουν χρησιμοποιώντας τις συμβατικές μεθόδους ARMA και AR, ταυτόχρονα είναι εμφανές κοιτάζοντας τα διαγράμματα με τις προβλεπόμενες τιμές ότι οι τιμές του ANFIS προσεγγίζουν πολύ καλύτερα τις πραγματικές τιμές.

4.3.2 GASPOOL - ΓΕΡΜΑΝΙΑ

Ο Πίνακας 4.3.2.1 παρουσιάζει τις τιμές και των τεσσάρων σφαλμάτων (MSE, RMSE, MAE, MAPE) για το μοντέλο ANFIS σε κάθε συνάρτηση συμμετοχής (gbell, gauss, gauss2, trap).

Στην περίπτωση του GASPOOL ορίζεται 0.01 ως το μέγεθος βήματος, επιλέγονται 300 εποχές και παρατηρείται ότι το μοντέλο παρουσιάζει τα μικρότερα σφάλματα για τις συναρτήσεις συμμετοχής GAUSS και TRAP, για 2 συναρτήσεις συμμετοχής εισόδου. Αν και οι δύο συναρτήσεις συμμετοχής παρουσιάζουν αρκετά καλά αποτελέσματα επιλέγεται η GAUSS.

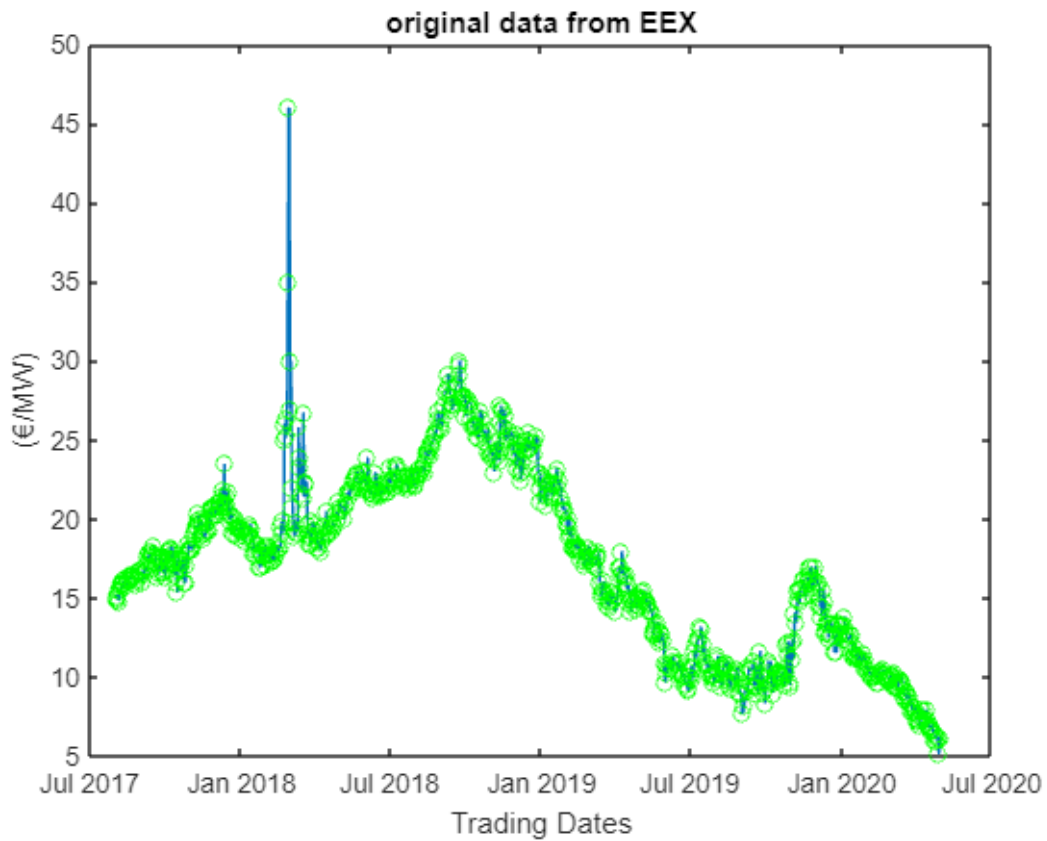
Πίνακας 4.3.2.1: Σφάλματα για το GASPOOL

MSE	mf_no	2	3	4	5
mf_type					
gbell		0.4712	0.6567	0.5614	1.1362
gauss		0.4928	0.5224	0.5502	0.6179
gauss2		0.4846	0.5092	0.5672	0.6417
trap		0.4686	0.4872	0.4916	0.5034

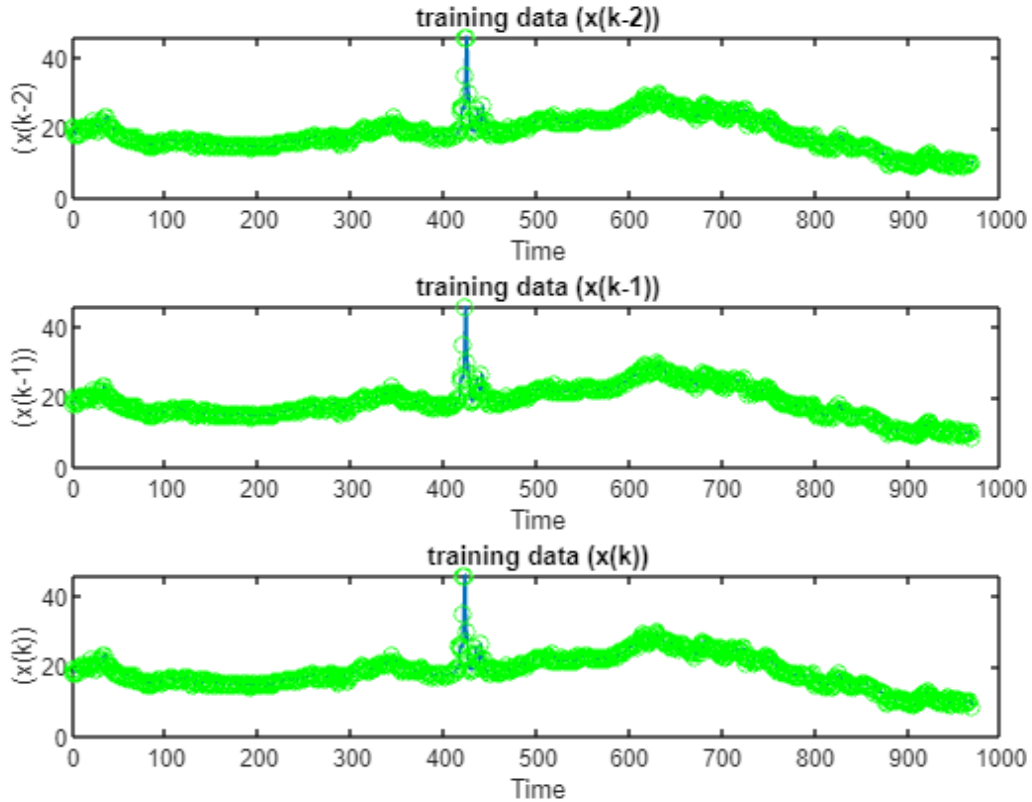
RMSE	mf_no	2	3	4	5
mf_type					
gbell		0.6864	0.8104	0.7492	1.0659
gauss		0.6820	0.7227	0.7418	0.7860
gauss2		0.6961	0.7136	0.7531	0.8011
trap		0.6845	0.6980	0.7012	0.7095

MAE	mf_no	2	3	4	5
mf_type					
gbell		0.1524	0.2181	0.2050	0.3058
gauss		0.1300	0.1702	0.1862	0.2186
gauss2		0.1345	0.1814	0.2024	0.2414
trap		0.1608	0.1907	0.1692	0.1974

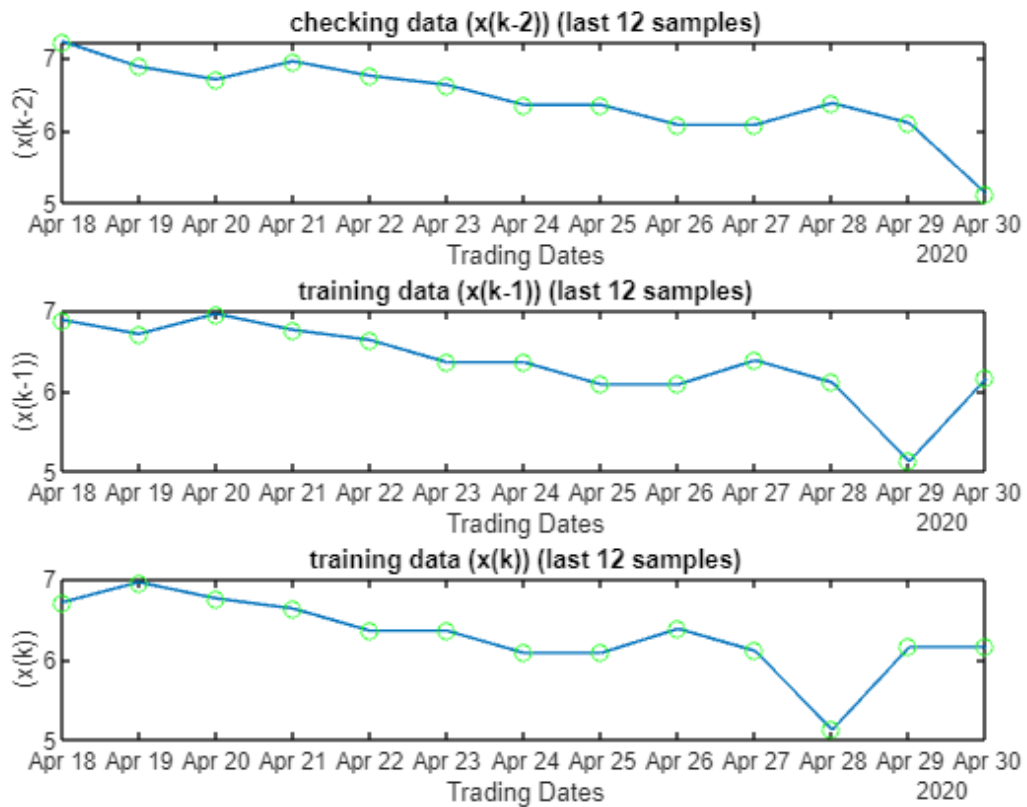
MAPE	mf_no	2	3	4	5
mf_type					
gbell		0.8858	1.7754	1.3308	2.6278
gauss		0.6983	1.0717	1.1226	1.4832
gauss2		0.7097	1.1513	1.4497	1.8403
trap		0.8342	1.1507	1.0320	1.2906



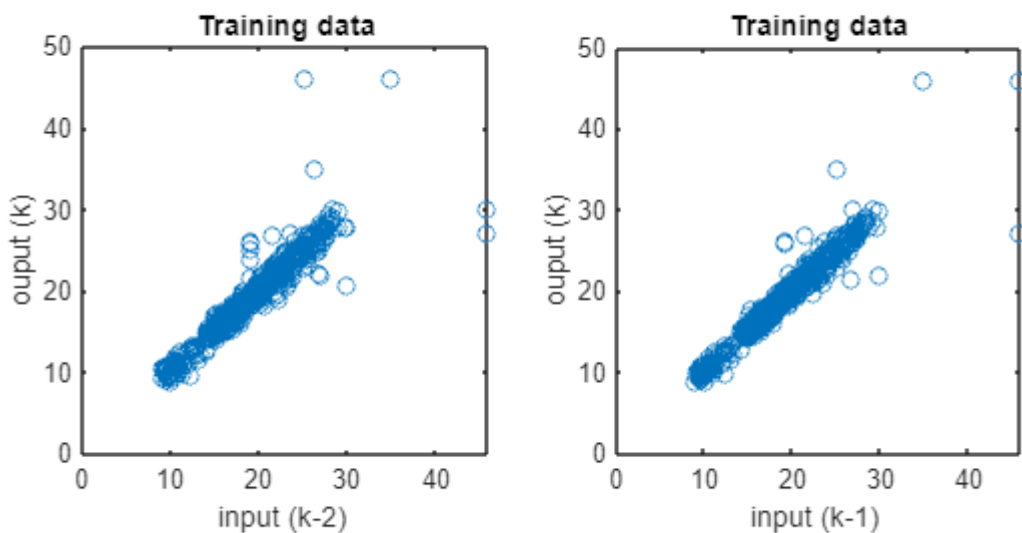
Σχήμα 43 Ημερήσιες τιμές κλεισίματος στο GASPOOL



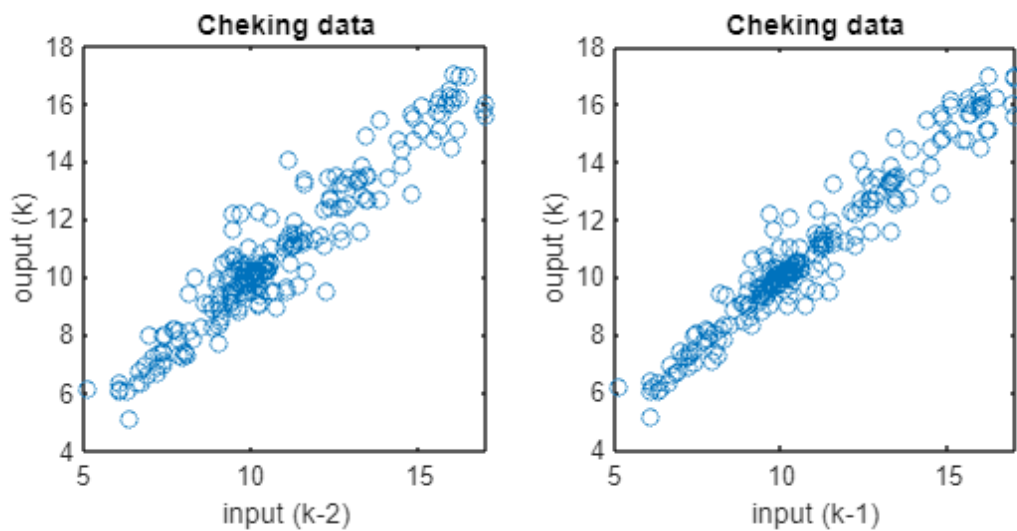
Σχήμα 44 Τιμές δεδομένων ελέγχου και εκπαίδευσης στο GASPOOL



Σχήμα 45 Τελευταίες 30 τιμές δεδομένων ελέγχου και εκπαίδευσης στο GASPOOL

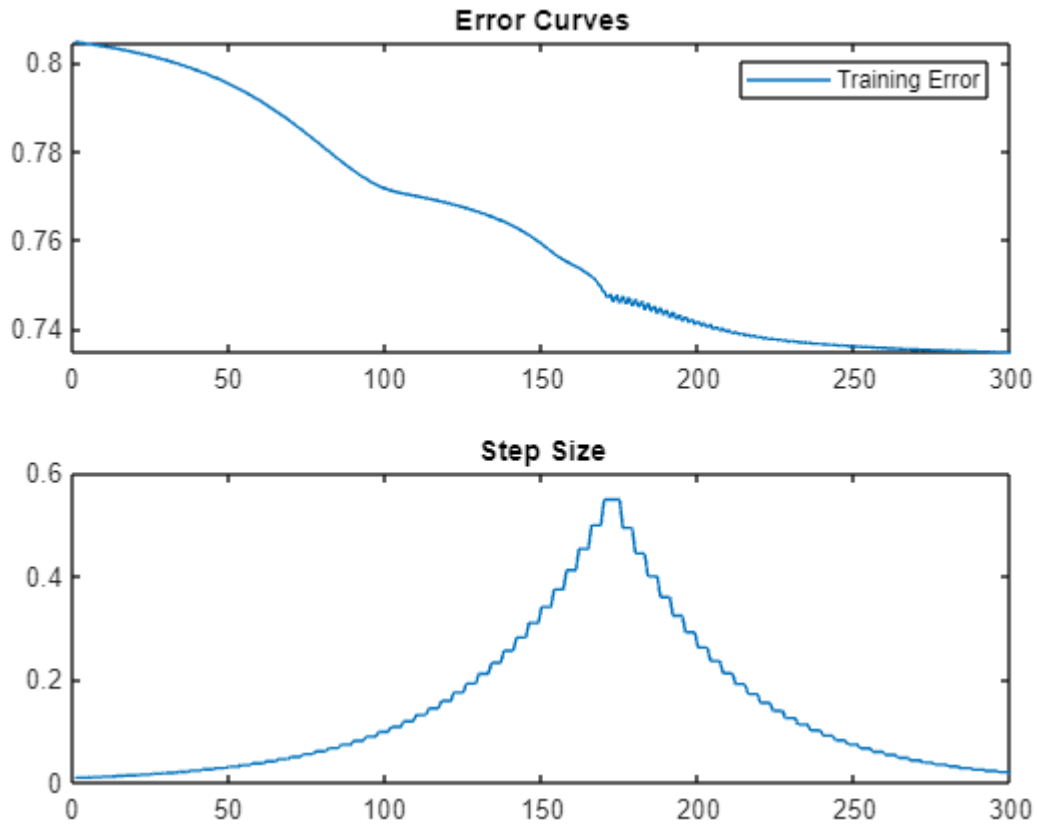


Σχήμα 46 Δεδομένα Εκπαίδευσης (διασπορά) σε Δισδιάστατη Απεικόνιση στο GASPOOL



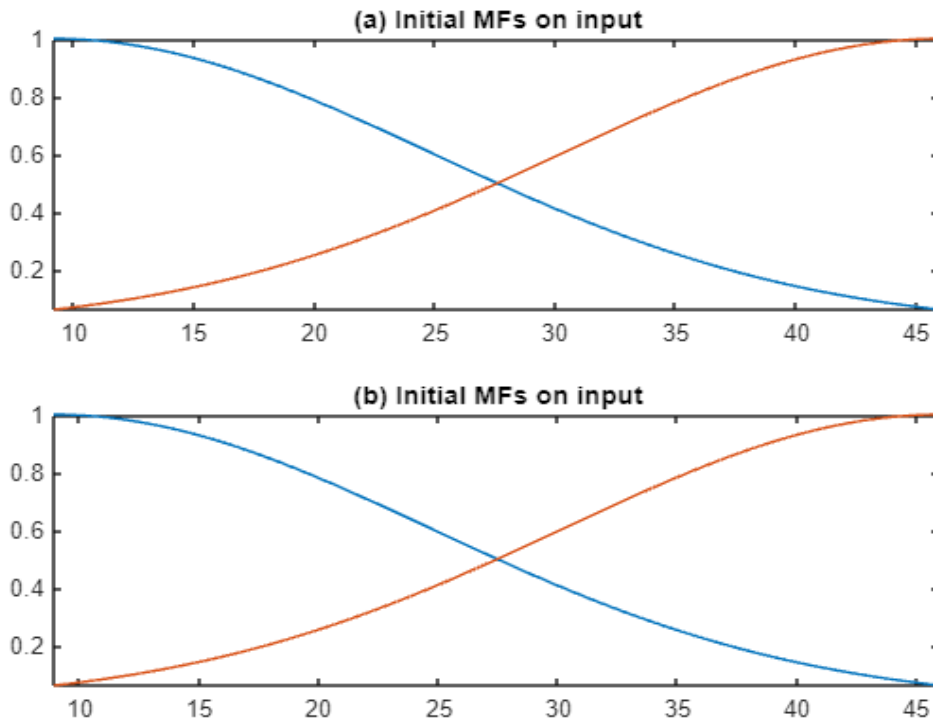
Σχήμα 47 Δεδομένα Ελέγχου (διασπορά) σε Δισδιάστατη Απεικόνιση στο GASPOOL

Στο **Σχήμα 46** και στο **Σχήμα 47** παρουσιάζεται η διασπορά των δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου σε δισδιάστατη μορφή. Το γεγονός πως η διασπορά είναι τόσο μικρή είναι καλός δείκτης για την επιτυχία της πρόβλεψης.



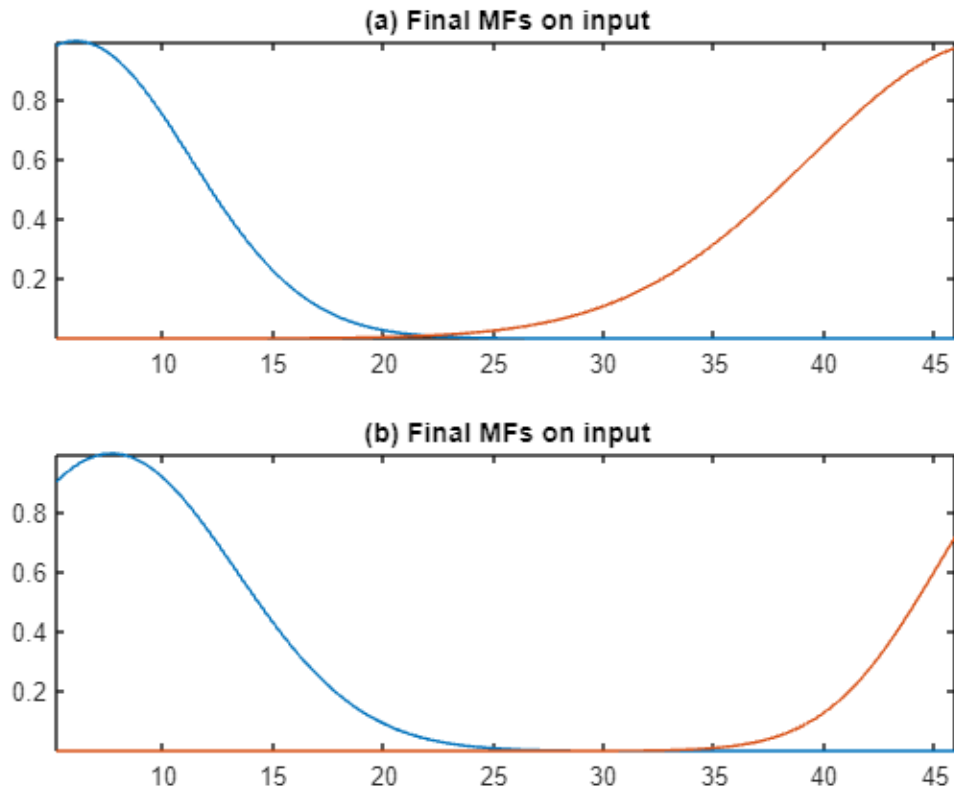
Σχήμα 48 Εξέλιξη σφάλματος RMSE και μέγεθος βήματος κατά την διαδικασία εκπαίδευσης στο GASPOOL

Στο **Σχήμα 48** παρουσιάζονται δύο επιμέρους γραφήματα, στο πάνω διάγραμμα φαίνεται ότι καθώς αυξάνεται ο αριθμός των επαναλήψεων κατά την εκπαίδευση τότε η ρίζα του μέσου τετραγωνικό σφάλματος σταθεροποιείται πλησιάζοντας το μηδέν και μειώνονται οι διακυμάνσεις του. Αντίστοιχα στο κάτω διάγραμμα όταν αυξάνεται ο αριθμός των επαναλήψεων της εκπαίδευσης τότε μειώνεται και το βήμα μείωσης του σφάλματος και προσεγγίζει το μηδέν. Το μηδενικό μέγεθος βήματος προσεγγίζεται στις 300 εποχές, το οποίο το καθιστά τον καλύτερο αριθμό εποχών για εκπαίδευση.



Σχήμα 49 Αρχικές καμπύλες συναρτήσεων συμμετοχής πριν την εκπαίδευση στο GASPOOL

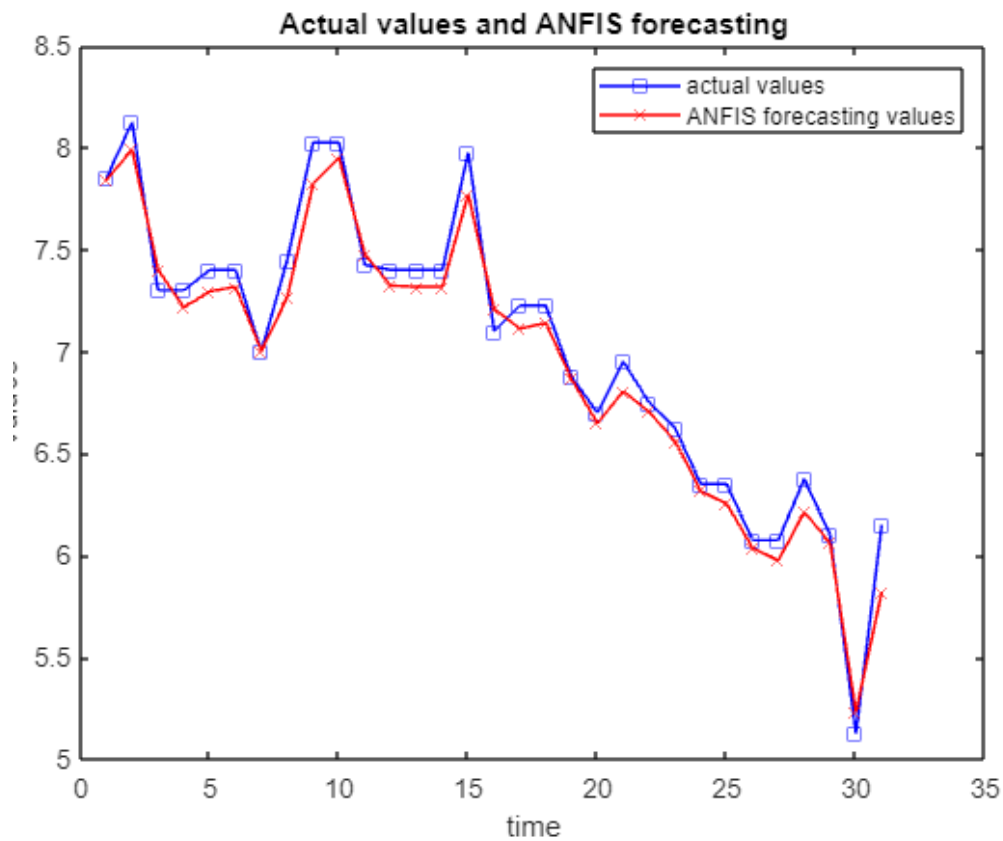
Στο **Σχήμα 49** παρουσιάζονται δύο επιμέρους γραφήματα στα οποία έχουν τοποθετηθεί οι γλωσσικές μεταβλητές πριν την εκπαίδευση του μοντέλου. Όπως φαίνεται για την εφαρμογή του μοντέλου, έχουν χρησιμοποιηθεί δύο συναρτήσεις συμμετοχής, όπου η μία παρουσιάζεται με κόκκινο και η δεύτερη με μπλε. Επιπλέον οι καμπύλες έχουν αναμενόμενα έχουν Γκαουσιανή μορφή καθώς έχει επιλεγθεί η συνάρτηση συμμετοχής *gaussmf*.



Σχήμα 50 Τελικές καμπύλες συναρτήσεων συμμετοχής μετά την εκπαίδευση στο GASPOOL

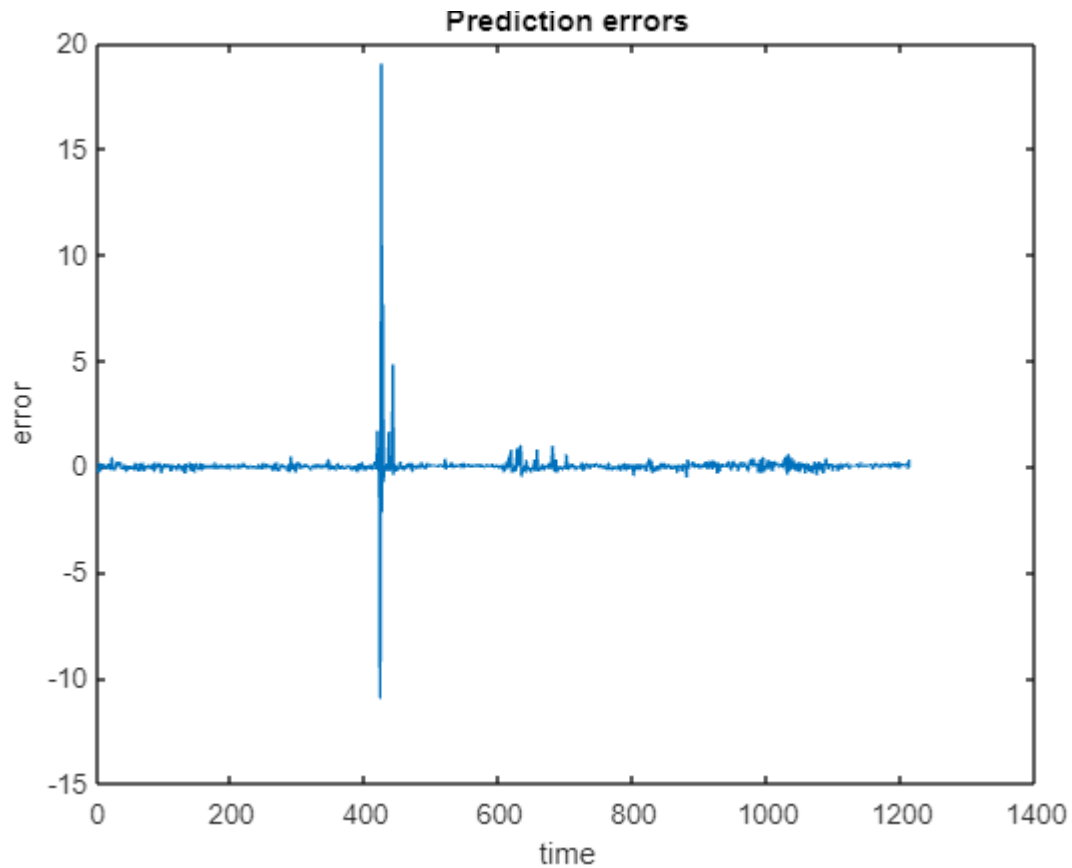
Στο **Σχήμα 50** παρουσιάζονται δύο επιμέρους γραφήματα στα οποία έχουν τοποθετηθεί οι γλωσσικές μεταβλητές μετά την εκπαίδευση του μοντέλου. Όπως φαίνεται για την εφαρμογή του μοντέλου, έχουν χρησιμοποιηθεί δύο συναρτήσεις συμμετοχής, όπου η μία παρουσιάζεται με κόκκινο και η δεύτερη με μπλε. Επιπλέον οι καμπύλες έχουν αναμενόμενα έχουν Γκαουσιανή μορφή καθώς έχει επιλεγθεί η συνάρτηση συμμετοχής *gaussmf*.

Η τελική έξοδος προκύπτει από έναν σταθμικό μέσο όρο. Τα συστήματα Sugeno είναι λιγότερο απαιτητικά σε υπολογιστικό φόρτο, αλλά δεν είναι τόσο ευέλικτα, όπως για παράδειγμα του Mamdani, αυτό συμβαίνει καθώς η έξοδος των Sugeno είναι σαφής και δεν απαιτείται η μέθοδος της από-ασαφοποίησης.



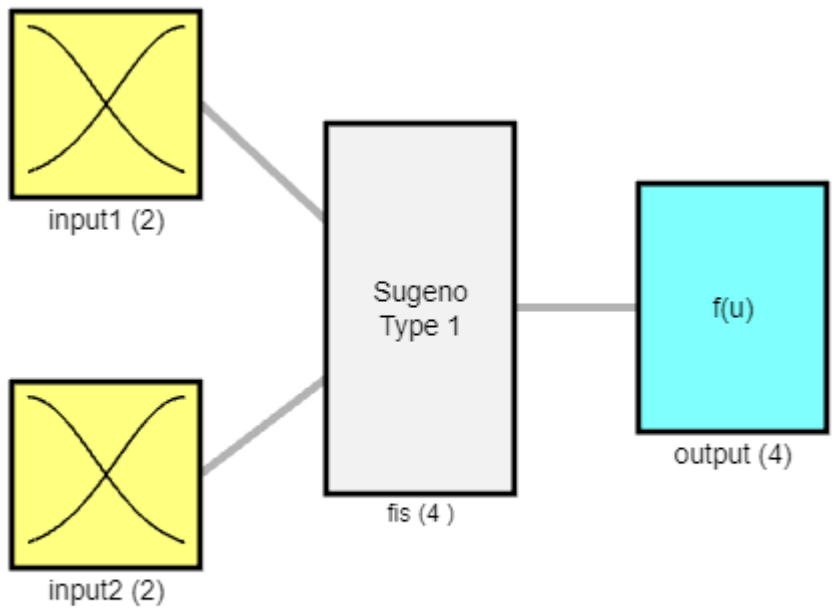
Σχήμα 51 Πραγματικές και Προβλεπόμενες (30 τελευταίες) τιμές ANFIS στο GASPOOL

Στο **Σχήμα 51** φαίνεται πως οι τιμές πρόβλεψης είναι πολύ κοντά στις κανονικές τιμές των δεδομένων. Ταυτόχρονα φαίνεται πως το μοντέλο πέρα από την ακρίβεια της τιμής, είναι σε θέση να προβλέψει με αρκετή ακρίβεια αν στο μέλλον η τιμή του φυσικού αερίου θα ανέβει ή θα πέσει.



Σχήμα 52 Διακύμανση Σφάλματος στο σύνολο ελέγχου στο GASPOOL

Στο **Σχήμα 52** παρουσιάζεται η διακύμανση των σφαλμάτων πρόβλεψης στο σύνολο των δεδομένων και είναι φανερό πως η πρόβλεψη ήταν πολύ επιτυχημένη καθώς σφάλματα πρόβλεψης είναι πάρα πολύ μικρά, εκτός από ένα σημείο που εμφανίζει τεράστια και απότομη άνοδο και κάθοδο. Αυτό το φαινόμενο οφείλεται στο γεγονός ότι και τα δεδομένα παρουσίαζαν μεμονωμένη απότομη άνοδο για μικρό χρονικό διάστημα.



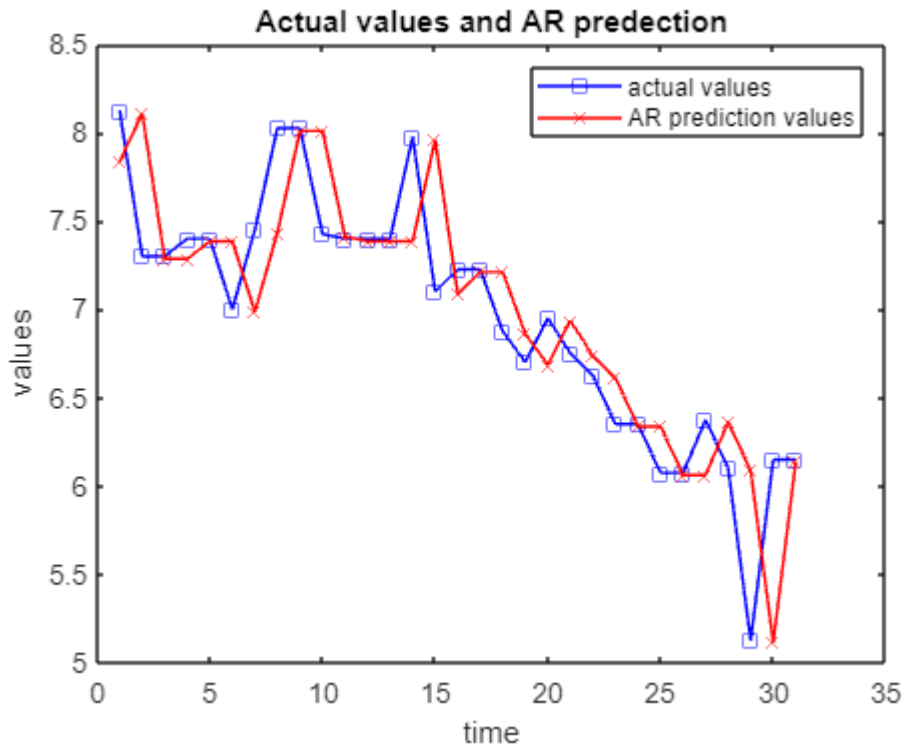
System fis: 2 inputs, 1 outputs, 4 rules

Σχήμα 53 Σύστημα Ασαφούς Συμπερασμού στο GASPOOL

Στο **Σχήμα 53** παρατηρείται ότι έχουν εισαχθεί τέσσερις γλωσσικές μεταβλητές και έχει γίνει χρήση συστήματος Sugeno. Το σύστημα Sugeno αρχικοποιεί το μοντέλο μέσω της διαδικασίας της ομαδοποίησης δεδομένων Subtractive Clustering και της μεθόδου βελτιστοποίησης Linear Least Squares Estimation. Έπειτα φαίνεται ότι η έξοδος εκφράζεται σε μια συνάρτηση.

Σχήμα 54 Πραγματικές και Προβλεπόμενες (30 τελευταίες) τιμές ARMA στο GASPOOL

Πίνακας 4.3.2.2: Σφάλματα για το GASPOOL της ARMA			
MSE	RMSE	MAE	MAPE
0.9891	0.9945	0.4485	2.6787



Σχήμα 55 Πραγματικές και Προβλεπόμενες (30 τελευταίες) τιμές AR στο GASPOOL

Πίνακας 4.3.2.3: Σφάλματα για το GASPOOL της AR

MSE	RMSE	MAE	MAPE
0.9958	0.9979	0.4513	2.6941

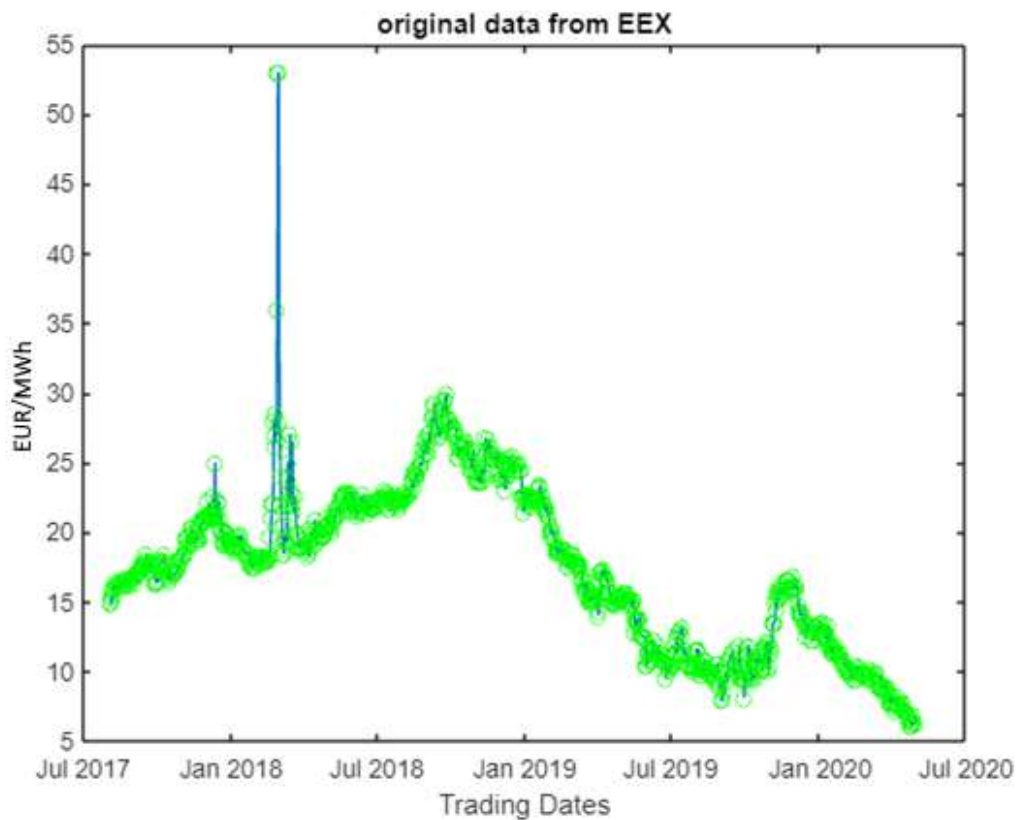
Συγκρίνοντας το Σχήμα 51 με το Σχήμα 55 και το Σχήμα 54 αλλά καθώς και τον Πίνακα 4.3.2.1 με τον Πίνακα 4.3.2.2 και τον Πίνακα 4.3.2.3 παρατηρείται η ανωτερότητα του μοντέλου ANFIS στην πρόβλεψη των δεδομένων του GASPOOL, καθώς τα σφάλματα του ANFIS (για τις δοθείσες παραμέτρους) είναι πολύ μικρότερα από αυτά που προκύπτουν χρησιμοποιώντας τις συμβατικές μεθόδους ARMA και AR, ταυτόχρονα κοιτάζοντας τα διαγράμματα με τις προβλεπόμενες τιμές, φαίνεται ότι οι τιμές του ANFIS προσεγγίζουν πολύ καλά τις πραγματικές τιμές, σε αντίθεση με των συμβατικών μοντέλων που απέχουν.

4.3.3 NCG (Non-Condensable Gas) – ΓΕΡΜΑΝΙΑ

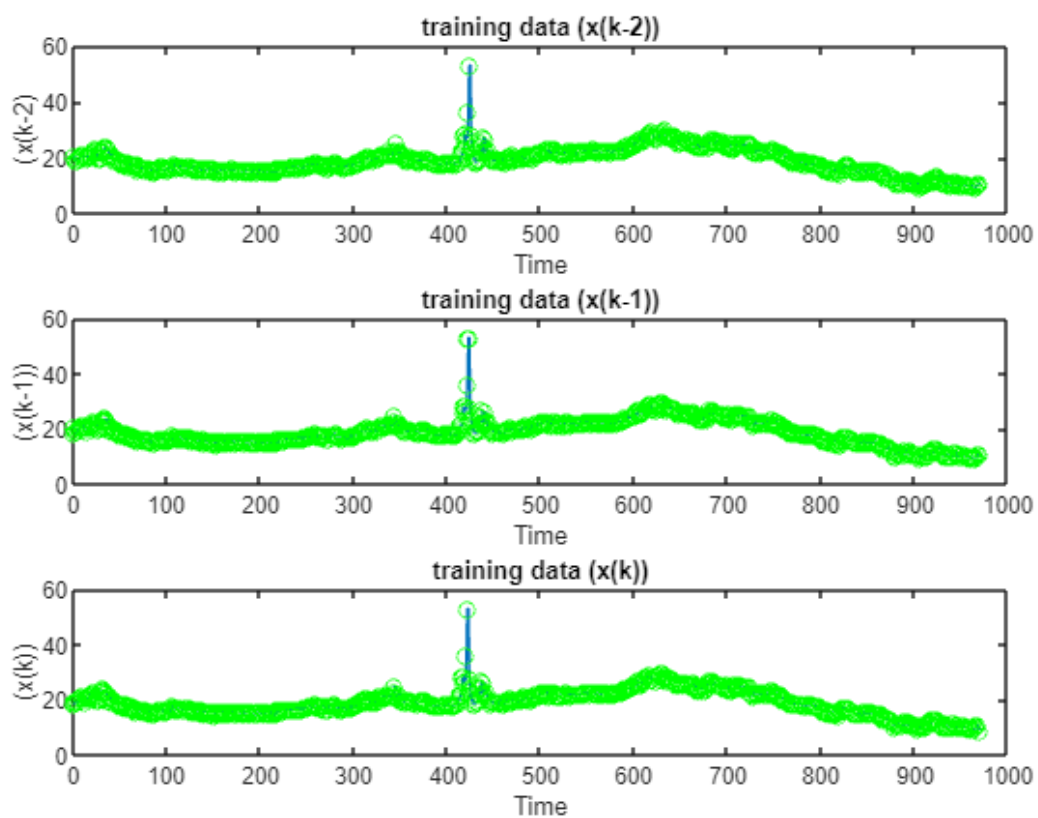
Ο Πίνακας 4.3.3.1 παρουσιάζει τις τιμές και των τεσσάρων σφαλμάτων (MSE, RMSE, MAE, MAPE) για το μοντέλο ANFIS σε κάθε συνάρτηση συμμετοχής (gbell, gauss, gauss2, trap).

Στην περίπτωση του NCG ορίζεται 0.01 ως το μέγεθος βήματος, επιλέγονται 700 εποχές και παρατηρείται ότι το μοντέλο παρουσιάζει τα μικρότερα σφάλματα για τη συνάρτηση συμμετοχής TRAP, για 2 συναρτήσεις συμμετοχής εισόδου.

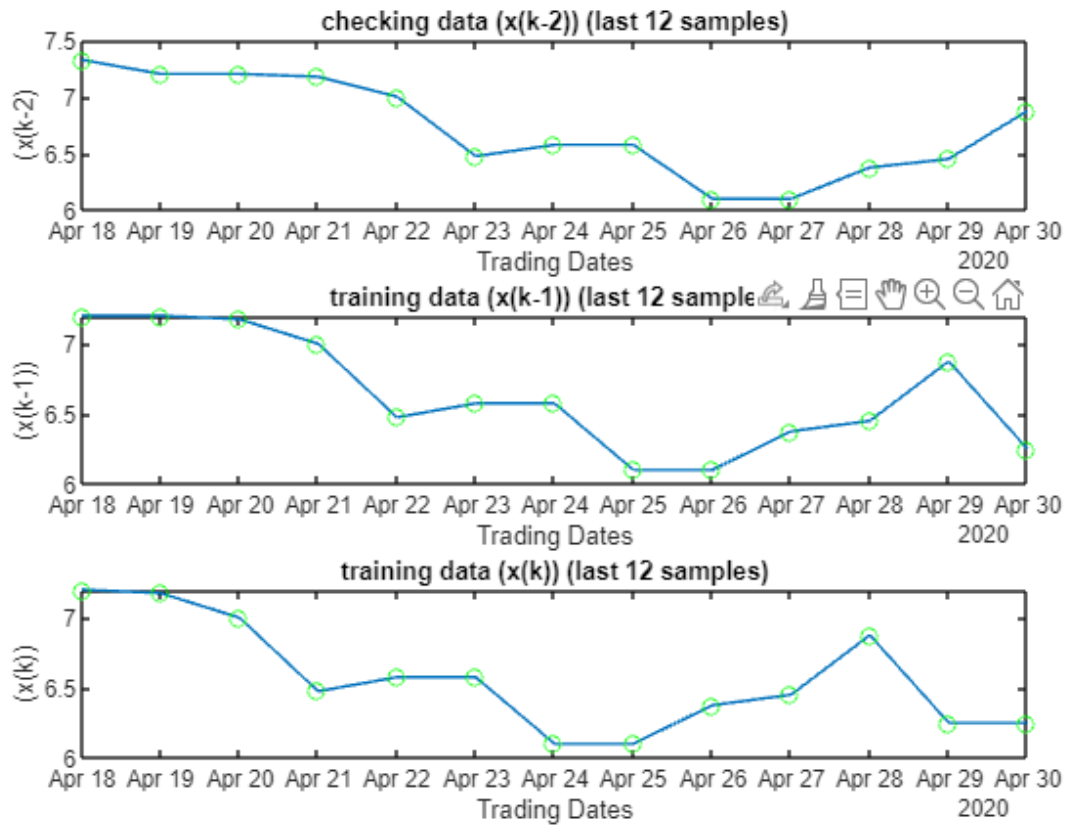
Πίνακας 4.3.3.1: Σφάλματα για το NCG						
MSE	mf_no	2	3	4	5	
mf_type						
gbell		0.8240	0.8861	0.9299	1.3053	
gauss		0.8312	0.8728	0.9148	0.9499	
gauss2		0.8386	0.8974	0.9633	0.9246	
trap		0.8186	0.8246	0.8742	0.8738	
RMSE	mf_no	2	3	4	5	
mf_type						
gbell		0.9077	0.9413	0.9643	1.1425	
gauss		0.9117	0.9343	0.9564	0.9746	
gauss2		0.9157	0.9473	0.9815	0.9616	
trap		0.9048	0.9080	0.9350	0.9348	
MAE	mf_no	2	3	4	5	
mf_type						
gbell		0.1196	0.1801	0.1774	0.2579	
gauss		0.1336	0.1564	0.1417	0.1877	
gauss2		0.1484	0.1533	0.2022	0.2011	
trap		0.1105	0.1439	0.1763	0.1881	
MAPE	mf_no	2	3	4	5	
mf_type						
gbell		0.5028	1.0686	1.0719	2.1254	
gauss		0.6728	0.7471	0.6892	1.2037	
gauss2		0.7711	0.7500	1.4115	1.2495	
trap		0.4586	0.6748	1.0263	1.1485	



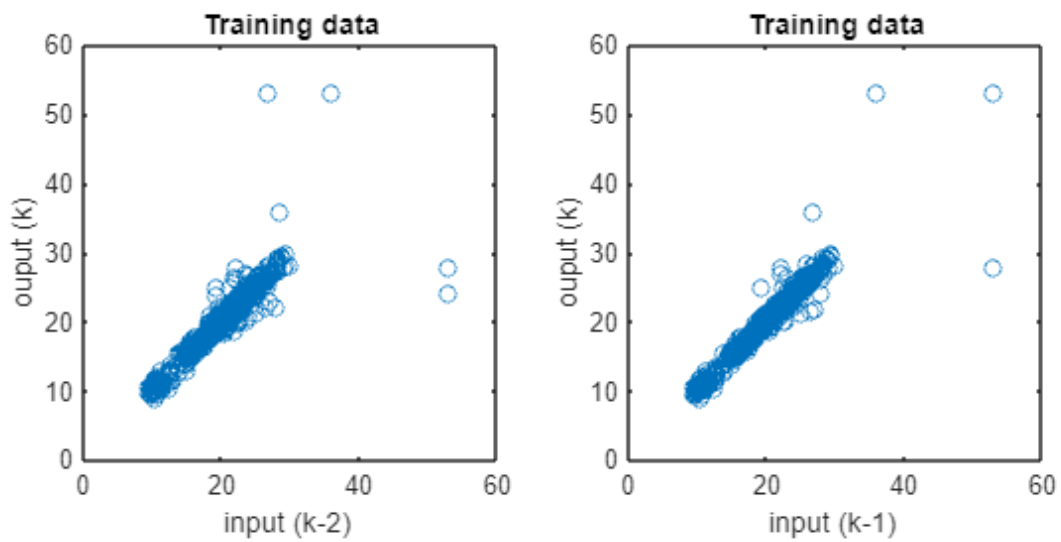
Σχήμα 56 Ημερήσιες τιμές κλεισίματος μετοχής στο NCG



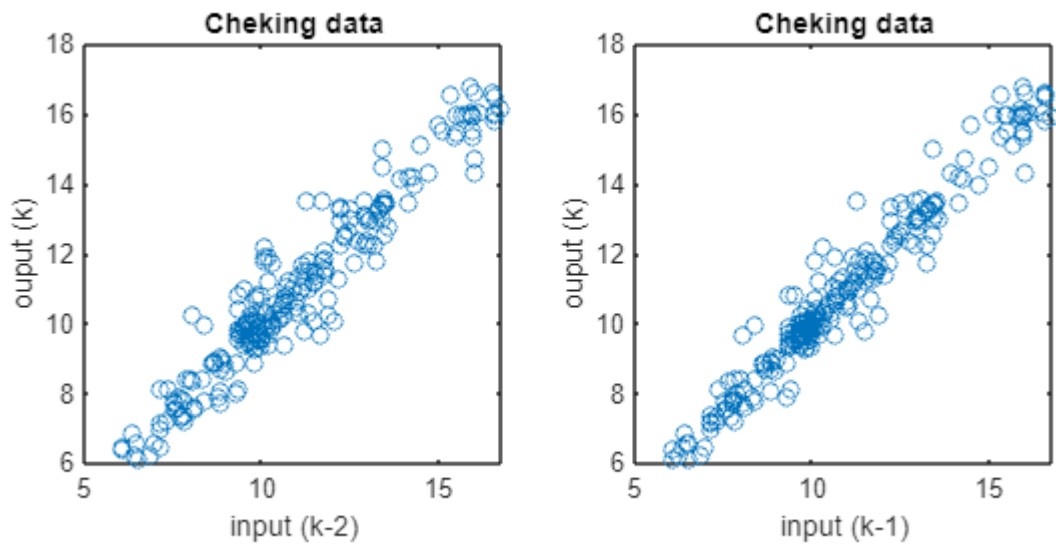
Σχήμα 57 Τιμές δεδομένων ελέγχου και εκπαίδευσης στο NCG



Σχήμα 58 Τελευταίες 30 τιμές δεδομένων ελέγχου και εκπαίδευσης στο NCG

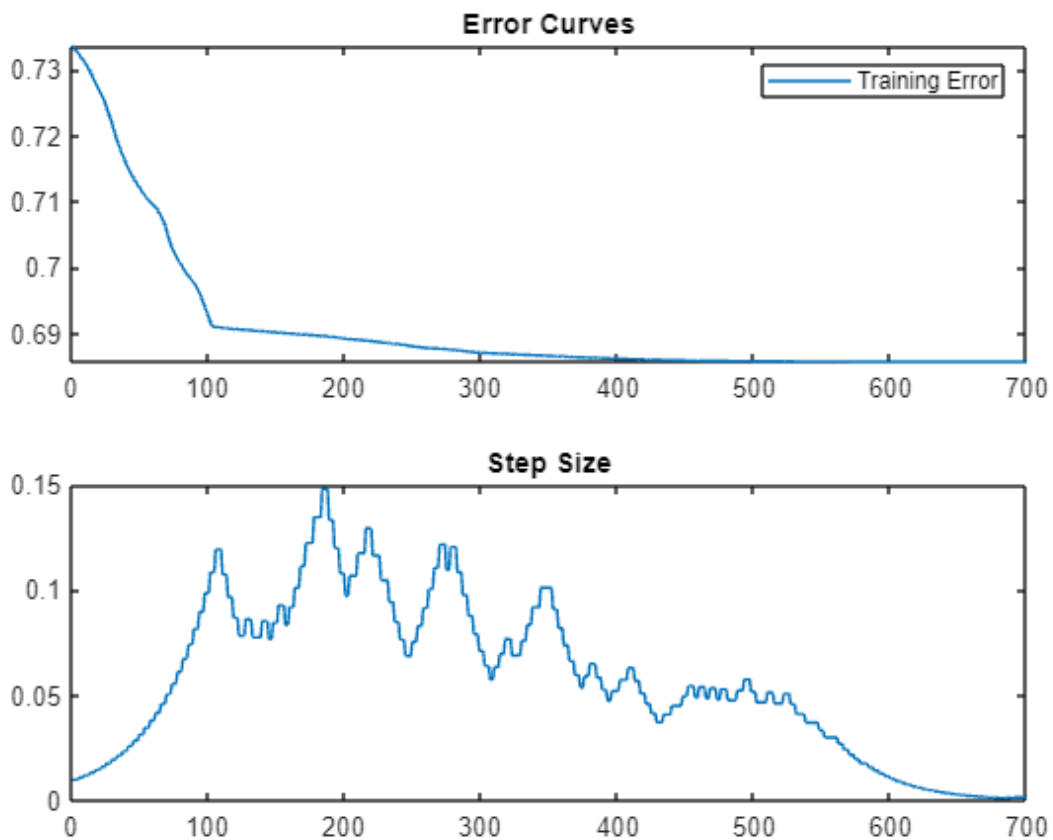


Σχήμα 59 Δεδομένα Εκπαίδευσης (διασπορά) σε Δισδιάστατη Απεικόνιση στο NCG



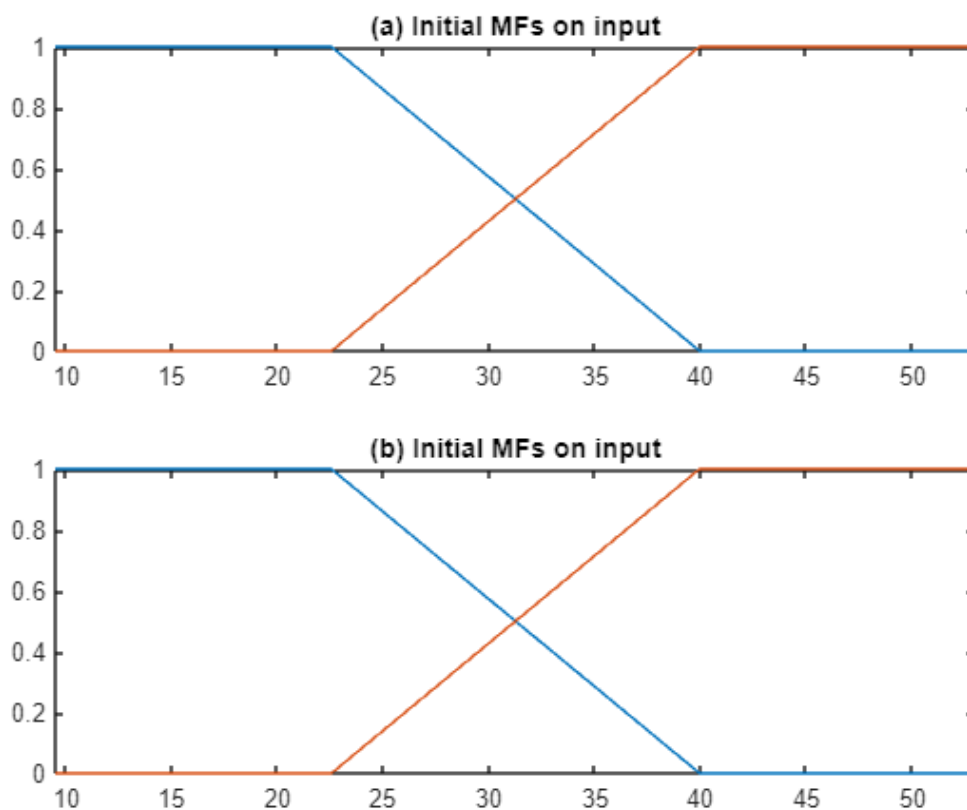
Σχήμα 60 Δεδομένα Ελέγχου (διασπορά) σε Δισδιάστατη Απεικόνιση στο NCG

Στο Σχήμα 59 και στο Σχήμα 60 παρουσιάζεται η διασπορά των δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου σε δισδιάστατη μορφή. Το γεγονός πως η διασπορά είναι τόσο μικρή είναι καλός δείκτης για την επιτυχία της πρόβλεψης.



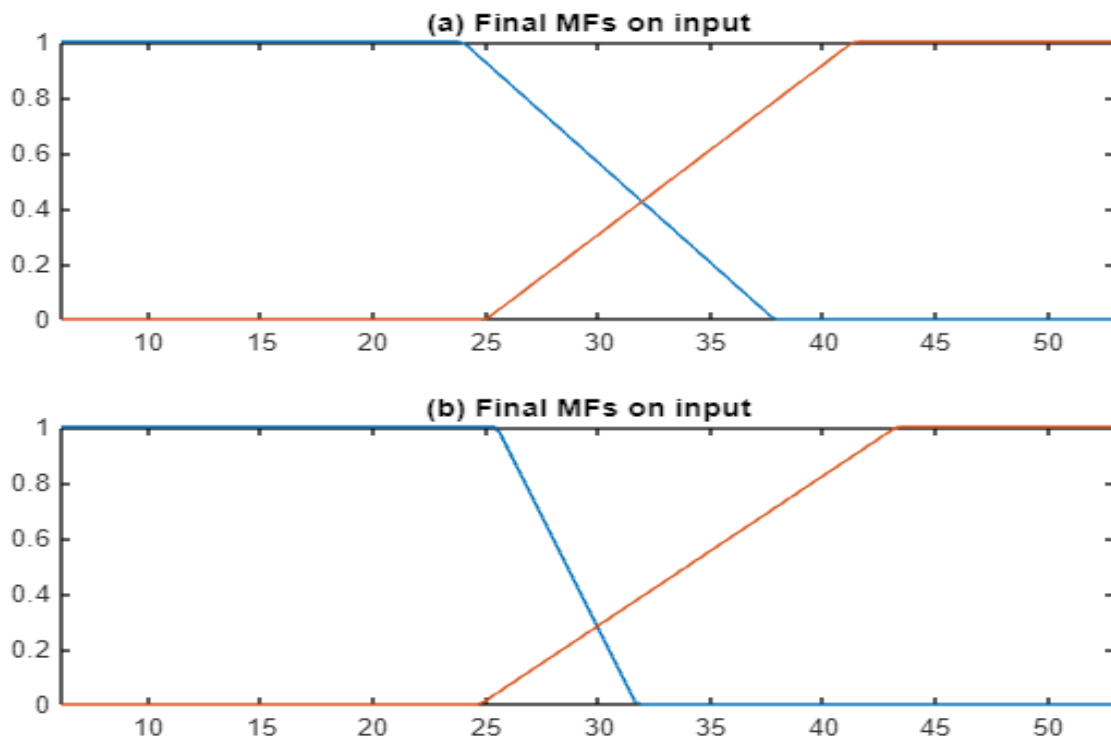
Σχήμα 61 Εξέλιξη σφάλματος RMSE και μέγεθος βήματος κατά την διαδικασία εκπαίδευσης στο NCG

Στο **Σχήμα 61** παρουσιάζονται δύο επιμέρους γραφήματα, στο πάνω διάγραμμα φαίνεται ότι καθώς αυξάνεται ο αριθμός των επαναλήψεων κατά την εκπαίδευση τότε η ρίζα του μέσου τετραγωνικό σφάλματος σταθεροποιείται πλησιάζοντας το μηδέν και μειώνονται οι διακυμάνσεις του. Αντίστοιχα στο κάτω διάγραμμα αν και αρχικά παρατηρούνται αυξομειώσεις του μεγέθους του βήματος, στο τέλος παρατηρείται ότι όσο αυξάνεται ο αριθμός των επαναλήψεων της εκπαίδευσης τότε μειώνεται και το βήμα μείωσης του σφάλματος και προσεγγίζει το μηδέν. Το μηδενικό μέγεθος βήματος προσεγγίζεται στις 700 εποχές, άρα χρησιμοποιούνται τόσες για την εκπαίδευση του μοντέλου.



Σχήμα 62 Αρχικές καμπύλες συναρτήσεων συμμετοχής πριν την εκπαίδευση στο NCG

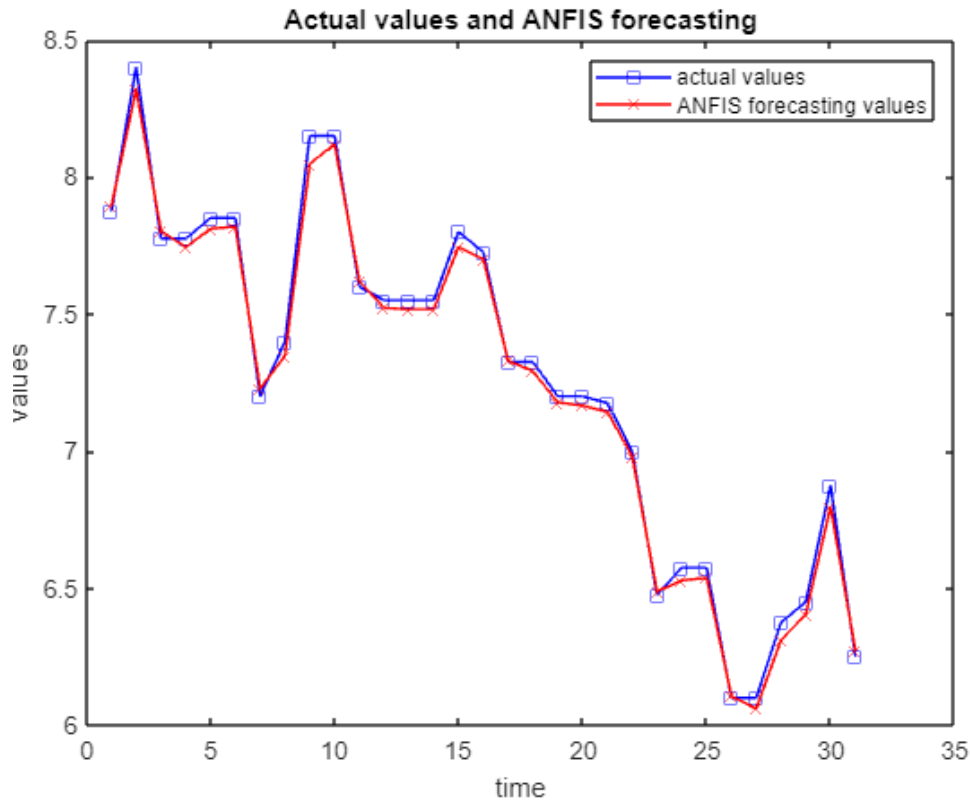
Στο **Σχήμα 62** παρουσιάζονται δύο επιμέρους γραφήματα στα οποία έχουν τοποθετηθεί οι γλωσσικές μεταβλητές πριν την εκπαίδευση του μοντέλου. Όπως φαίνεται για την εφαρμογή του μοντέλου, έχουν χρησιμοποιηθεί δύο συναρτήσεις συμμετοχής, όπου η μία παρουσιάζεται με κόκκινο και η δεύτερη με μπλε. Επιπλέον οι καμπύλες έχουν αναμενόμενα έχουν την μορφή τραπεζίου καθώς έχει επιλεγθεί η συνάρτηση συμμετοχής trapmf.



Σχήμα 63 Τελικές καμπύλες συναρτήσεων συμμετοχής μετά την εκπαίδευση στο NCG

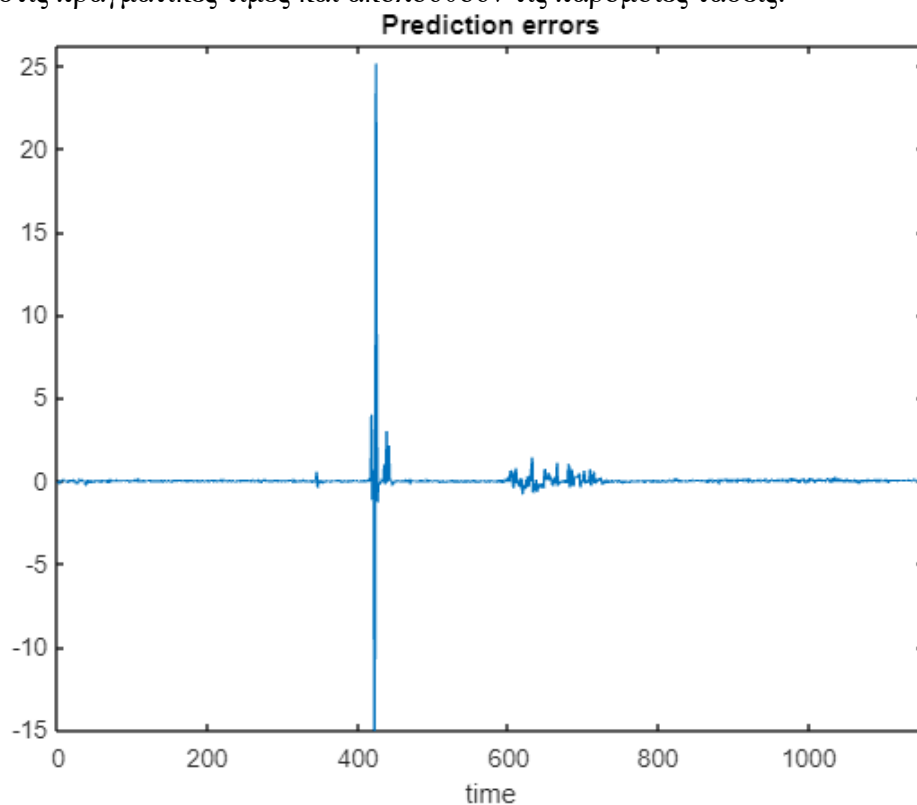
Στο **Σχήμα 63** παρουσιάζονται δύο επιμέρους γραφήματα στα οποία έχουν τοποθετηθεί οι γλωσσικές μεταβλητές μετά την εκπαίδευση του μοντέλου. Όπως φαίνεται για την εφαρμογή του μοντέλου, έχουν χρησιμοποιηθεί δύο συναρτήσεις συμμετοχής, όπου η μία παρουσιάζεται με κόκκινο και η δεύτερη με μπλε. Επιπλέον οι καμπύλες έχουν αναμενόμενα έχουν την μορφή τραπεζίου καθώς έχει επιλεγθεί η συνάρτηση συμμετοχής trap.

Η τελική έξοδος προκύπτει από έναν σταθμικό μέσο όρο. Τα συστήματα Sugeno είναι λιγότερο απαιτητικά σε υπολογιστικό φόρτο, αλλά δεν είναι τόσο ευέλικτα, όπως για παράδειγμα του Mamdani, αυτό συμβαίνει καθώς η έξοδος των Sugeno είναι σαφής και δεν απαιτείται η μέθοδος της από-ασαφοποίησης.



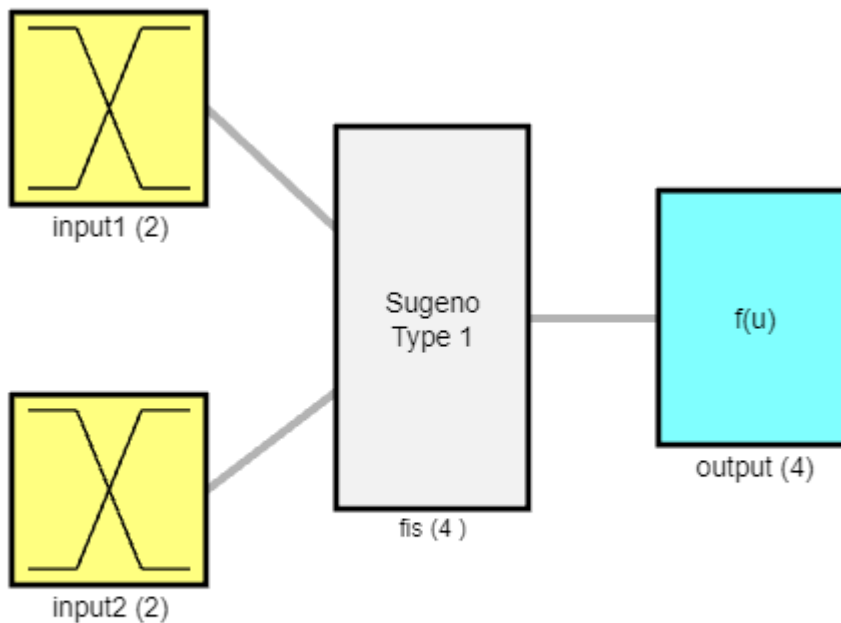
Σχήμα 64 Πραγματικές και Προβλεπόμενες (30 τελευταίες) τιμές ANFIS στο NCG

Στο **Σχήμα 64** επιβεβαιώνεται η επιτυχία της εφαρμογής της ANFIS στη συγκεκριμένη βάση δεδομένων καθώς οι τιμές που προέκυψαν μέσω της πρόβλεψης είναι πολύ κοντά στις πραγματικές τιμές και ακολουθούν τις παρόμοιες τάσεις.



Σχήμα 65 Διακύμανση Σφάλματος στο σύνολο ελέγχου στο NCG

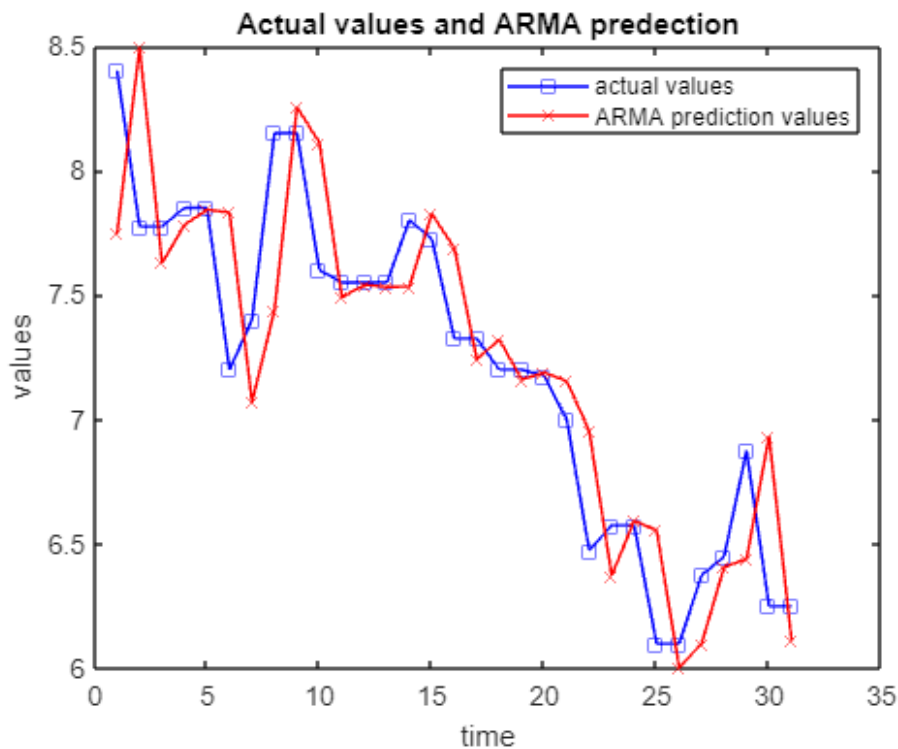
Στο **Σχήμα 65** εμφανίζεται για ακόμα μια φορά η απότομη αυξομείωση του σφάλματος πρόβλεψης με τις υπόλοιπες βάσεις δεδομένων. Το γεγονός αυτό επιβεβαιώνει πως αν το μοντέλο δεν έχει εκπαιδευτεί σε παρόμοιες καταστάσεις τότε θα εμφανίσει αδυναμία πρόβλεψης άρα και μεγάλο σφάλμα. Κατά τ' άλλα στις υπόλοιπες τιμές εμφανίζει ελάχιστα σφάλματα πρόβλεψης.



System fis: 2 inputs, 1 outputs, 4 rules

Σχήμα 66 Σύστημα Ασαφούς Συμπερασμού στο NCG

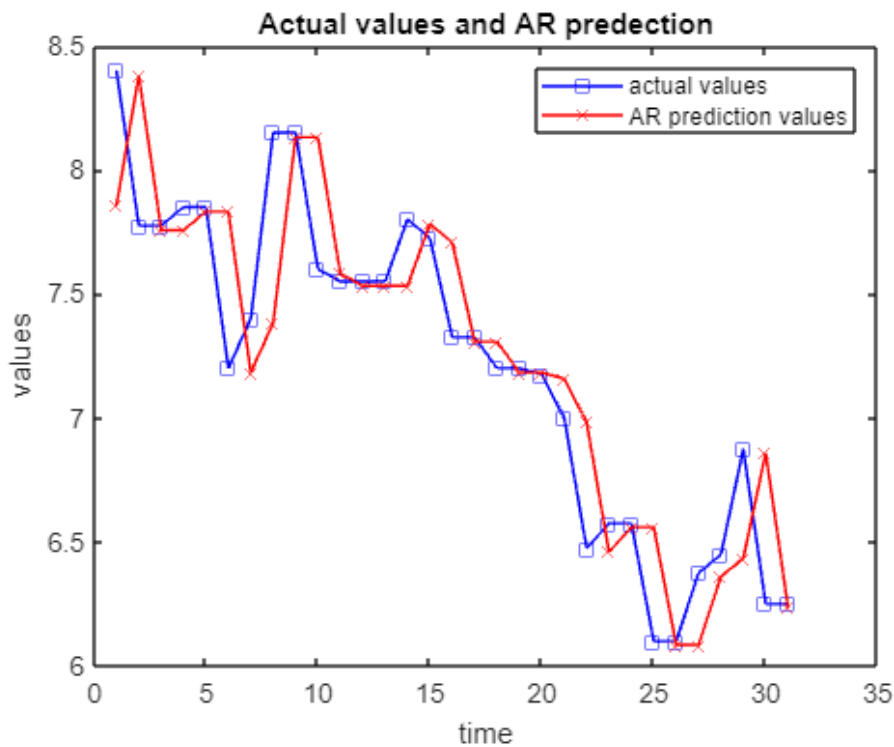
Στο **Σχήμα 66** παρατηρείται ότι έχουν εισαχθεί τέσσερις γλωσσικές μεταβλητές και έχει γίνει χρήση συστήματος Sugeno. Το σύστημα Sugeno αρχικοποιεί το μοντέλο μέσω της διαδικασίας της ομαδοποίησης δεδομένων Subtractive Clustering και της μεθόδου βελτιστοποίησης Linear Least Squares Estimation. Έπειτα φαίνεται ότι η έξοδος εκφράζεται σε μια συνάρτηση.



Σχήμα 67 Πραγματικές και Προβλεπόμενες (30 τελευταίες) τιμές ARMA στο NCG

Πίνακας 4.3.3.2: Σφάλματα για το NCG της ARMA

MSE	RMSE	MAE	MAPE
1.2304	1.1092	0.4443	2.5825



Σχήμα 68 Πραγματικές και Προβλεπόμενες (30 τελευταίες) τιμές AR στο NCG

Πίνακας 4.3.3.3: Σφάλματα για το NCG της AR			
MSE	RMSE	MAE	MAPE
1.2497	1.1179	0.4202	2.4270

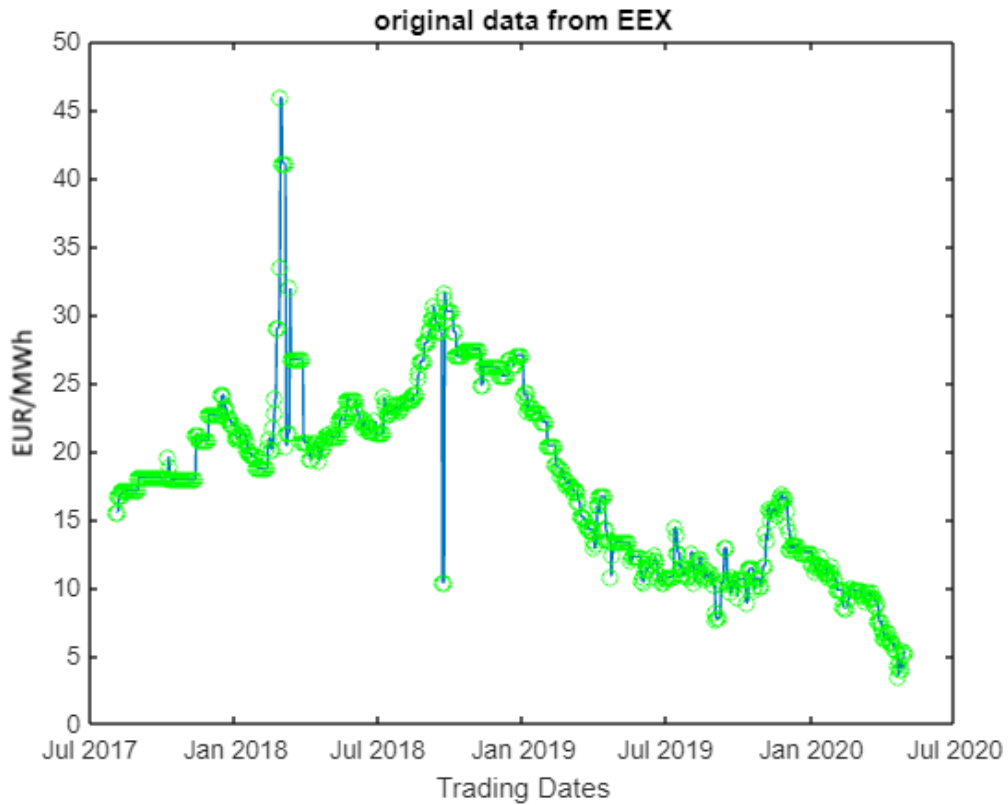
Συγκρίνοντας το **Σχήμα 64** με το **Σχήμα 67** και το **Σχήμα 68** αλλά καθώς και τον **Πίνακα 4.3.3.1** με τον **Πίνακα 4.3.3.2** και τον **Πίνακα 4.3.3.3** φαίνεται το πόσο καλύτερο είναι το μοντέλο ANFIS στην πρόβλεψη των δεδομένων του NCG, καθώς τα σφάλματα του ANFIS (για τις δοθείσες παραμέτρους) είναι πολύ μικρότερα από αυτά που προκύπτουν χρησιμοποιώντας τις συμβατικές μεθόδους ARMA και AR, ταυτόχρονα αναλύοντας τα διαγράμματα με τις προβλεπόμενες τιμές συμπεραίνεται ότι οι τιμές του ANFIS προσεγγίζουν πολύ καλύτερα τις πραγματικές τιμές.

4.3.4 NPB (National Balancing Point) – ΗΝΩΜΕΝΙΟ ΒΑΣΙΛΕΙΟ

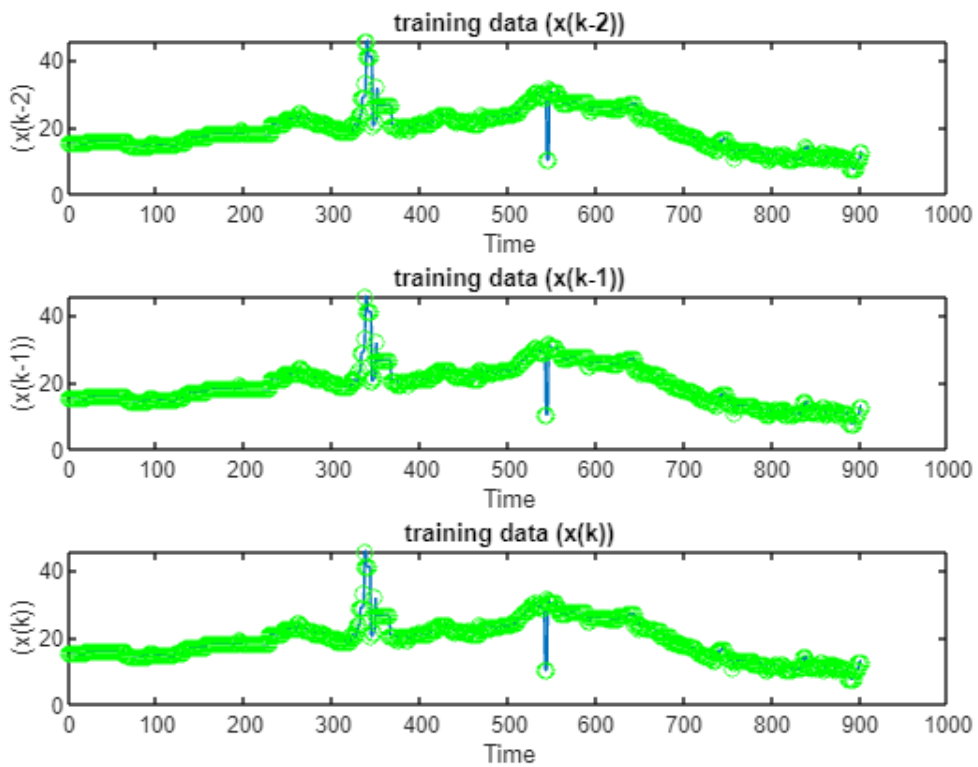
Ο Πίνακας 4.3.4.1 παρουσιάζει τις τιμές και των τεσσάρων σφαλμάτων (MSE, RMSE, MAE, MAPE) για το μοντέλο ANFIS σε κάθε συνάρτηση συμμετοχής (gbell, gauss, gauss2, trap).

Στην περίπτωση του NPB ορίζεται 0.01 ως το μέγεθος βήματος, επιλέγονται 500 εποχές και παρατηρείται ότι το μοντέλο παρουσιάζει τα μικρότερα σφάλματα για τη συνάρτηση συμμετοχής TRAP, για 2 συναρτήσεις συμμετοχής εισόδου.

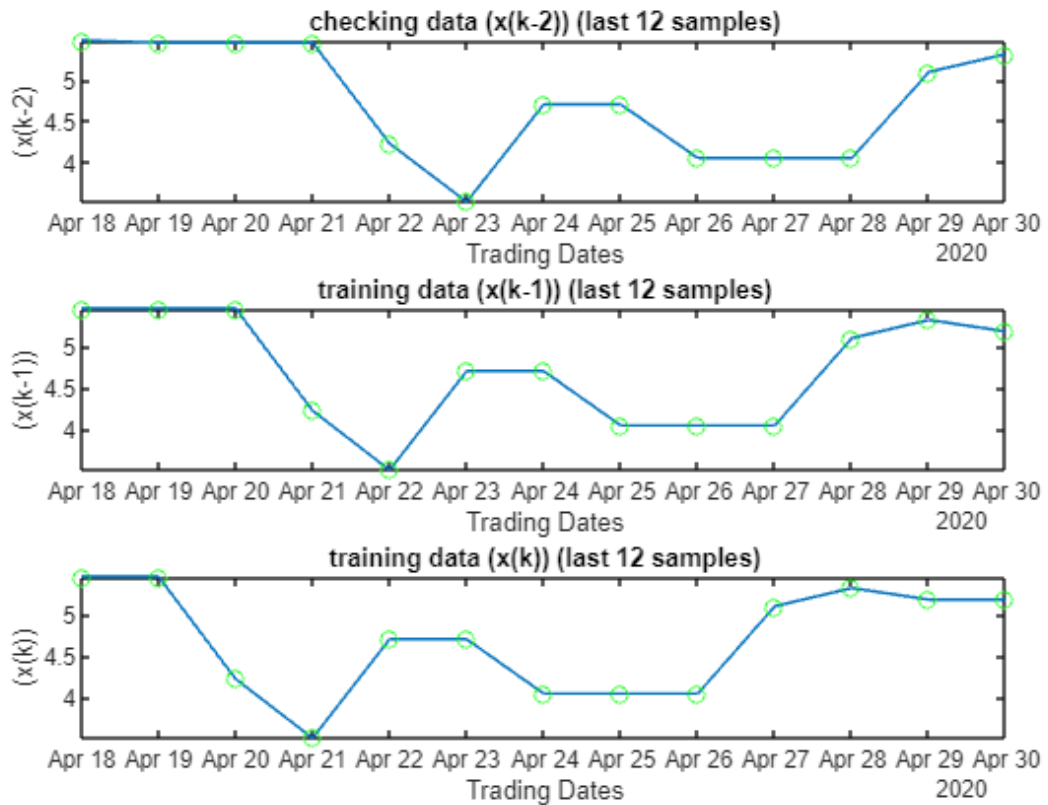
Πίνακας 4.3.4.1: Σφάλματα για το NPB					
MSE	mf_no	2	3	4	5
mf_type					
gbell		0.2542	0.4132	13.1421	30.0631
gauss		0.3088	457.4660	1.8736	2.8203e+03
gauss2		0.2719	0.3722	2.2727	58.8817
trap		0.1293	0.3563	0.3652	0.3922
RMSE	mf_no	2	3	4	5
mf_type					
gbell		0.5041	0.6428	3.6252	5.4830
gauss		0.5557	21.3885	1.3688	53.1061
gauss2		0.5214	0.6101	1.5075	7.6734
trap		0.3596	0.5969	0.6043	0.6263
MAE	mf_no	2	3	4	5
mf_type					
gbell		0.1696	0.2383	0.7679	1.1578
gauss		0.1655	4.6955	0.4239	13.6953
gauss2		0.1925	0.2187	0.4465	1.6065
trap		0.1556	0.2168	0.2157	0.2323
MAPE	mf_no	2	3	4	5
mf_type					
gbell		1.0822	2.1532	11.9605	19.0115
gauss		1.2140	49.7546	5.3411	205.6851
gauss2		1.6264	1.8314	5.7706	25.6683
trap		1.0942	1.8566	1.5991	1.8562



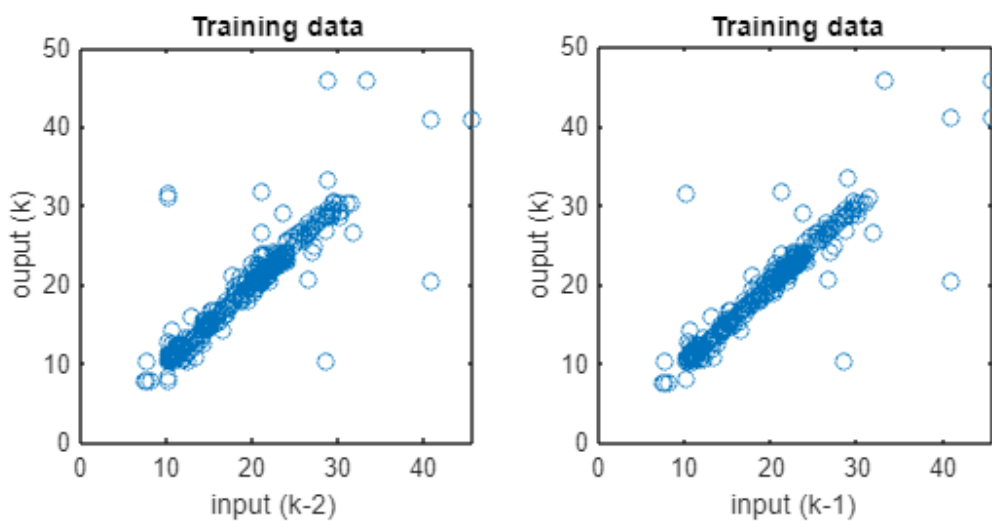
Σχήμα 69 Ημερήσιες τιμές κλεισίματος μετοχής στο NPB



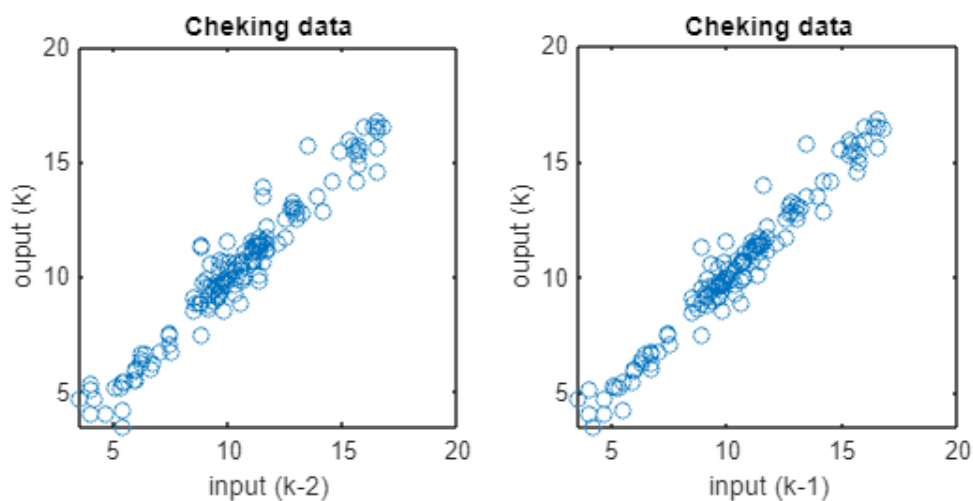
Σχήμα 70 Τιμές δεδομένων ελέγχου και εκπαίδευσης στο NPB



Σχήμα 71 Τελευταίες 30 τιμές δεδομένων ελέγχου και εκπαίδευσης στο NPB

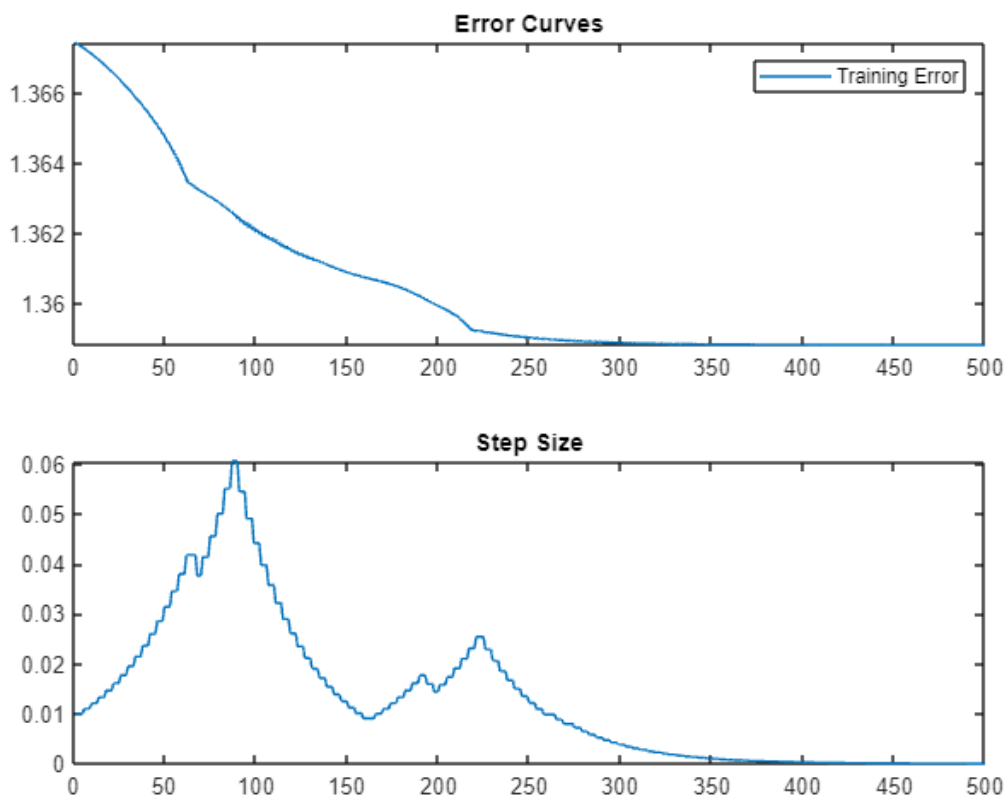


Σχήμα 72 Δεδομένα Εκπαίδευσης (διασπορά) σε Δισδιάστατη Απεικόνιση στο NPB



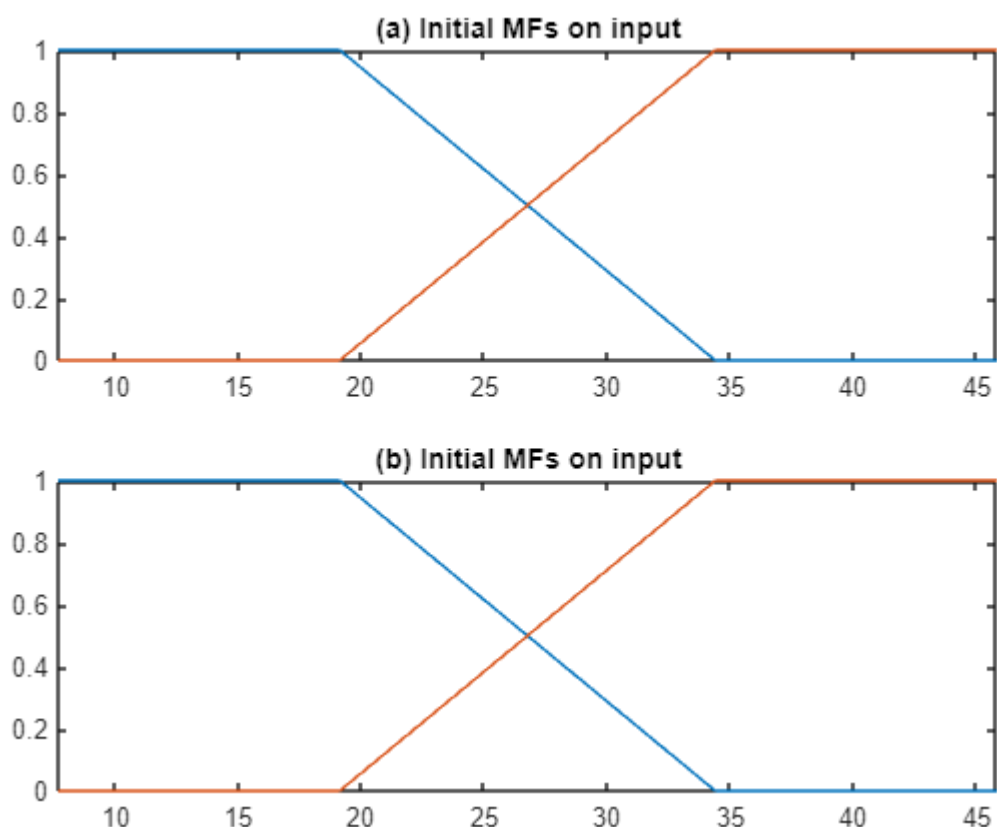
Σχήμα 73 Δεδομένα Ελέγχου (διασπορά) σε Δισδιάστατη Απεικόνιση στο NPB

Στο Σχήμα 72 και στο Σχήμα 73 παρουσιάζεται η διασπορά των δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου σε δισδιάστατη μορφή. Το γεγονός πως αυτά τα δεδομένα παρουσιάζουν μεγαλύτερη διασπορά από τα υπόλοιπα set δεδομένων υποδεικνύει πως μπορεί η πρόβλεψη να μην είναι τόσο επιτυχής όσο στις υπόλοιπες περιπτώσεις.



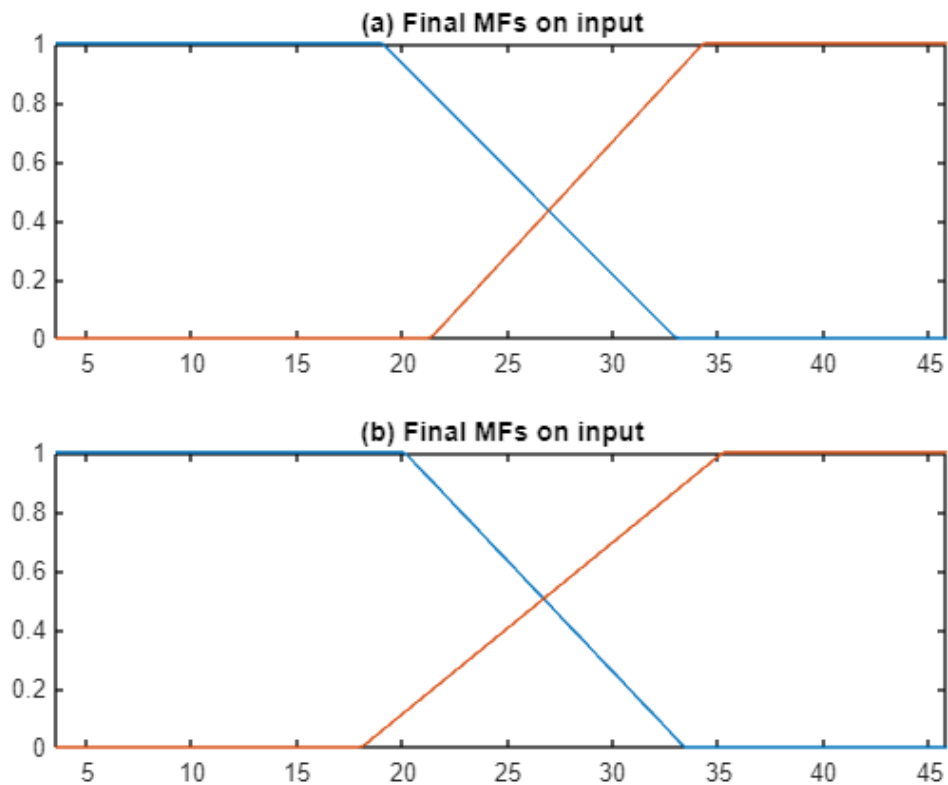
Σχήμα 74 Εξέλιξη σφάλματος RMSE και μέγεθος βήματος κατά την διαδικασία εκπαίδευσης στο NPB

Στο **Σχήμα 74** παρουσιάζονται δύο επιμέρους γραφήματα, στο πάνω διάγραμμα φαίνεται ότι καθώς αυξάνεται ο αριθμός των επαναλήψεων κατά την εκπαίδευση τότε η ρίζα του μέσου τετραγωνικό σφάλματος σταθεροποιείται πλησιάζοντας το μηδέν και μειώνονται οι διακυμάνσεις του. Αντίστοιχα στο κάτω διάγραμμα αν και αρχικά παρατηρούνται αυξομειώσεις του μεγέθους του βήματος, στο τέλος παρατηρείται ότι καθώς αυξάνεται ο αριθμός των επαναλήψεων της εκπαίδευσης τότε μειώνεται και το βήμα μείωσης του σφάλματος και προσεγγίζει το μηδέν. Το μηδενικό μέγεθος βήματος προσεγγίζεται στις 500 εποχές.



Σχήμα 75 Αρχικές καμπύλες συναρτήσεων συμμετοχής πριν την εκπαίδευση στο NPB

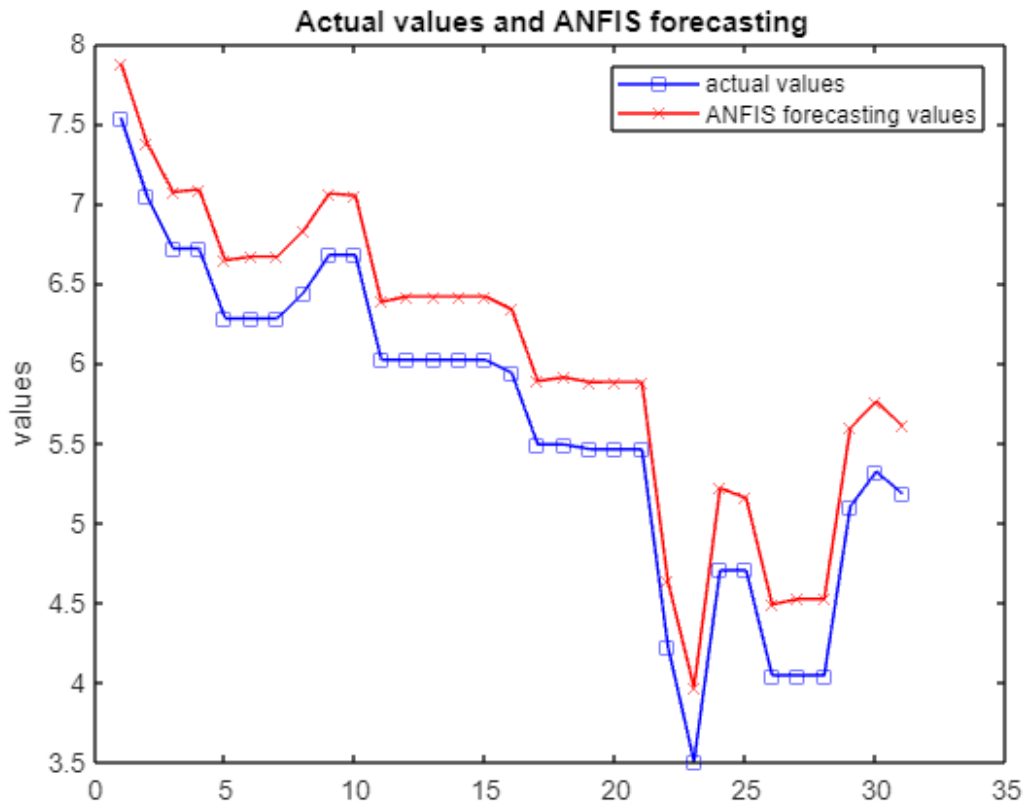
Στο **Σχήμα 75** παρουσιάζονται δύο επιμέρους γραφήματα στα οποία έχουν τοποθετηθεί οι γλωσσικές μεταβλητές πριν την εκπαίδευση του μοντέλου. Όπως φαίνεται για την εφαρμογή του μοντέλου, έχουν χρησιμοποιηθεί δύο συναρτήσεις συμμετοχής, όπου η μία παρουσιάζεται με κόκκινο και η δεύτερη με μπλε. Επιπλέον οι καμπύλες έχουν αναμενόμενα έχουν την μορφή τραπεζίου καθώς έχει επιλεγθεί η συνάρτηση συμμετοχής trapmf .



Σχήμα 76 Τελικές καμπύλες συναρτήσεων συμμετοχής μετά την εκπαίδευση στο NPB

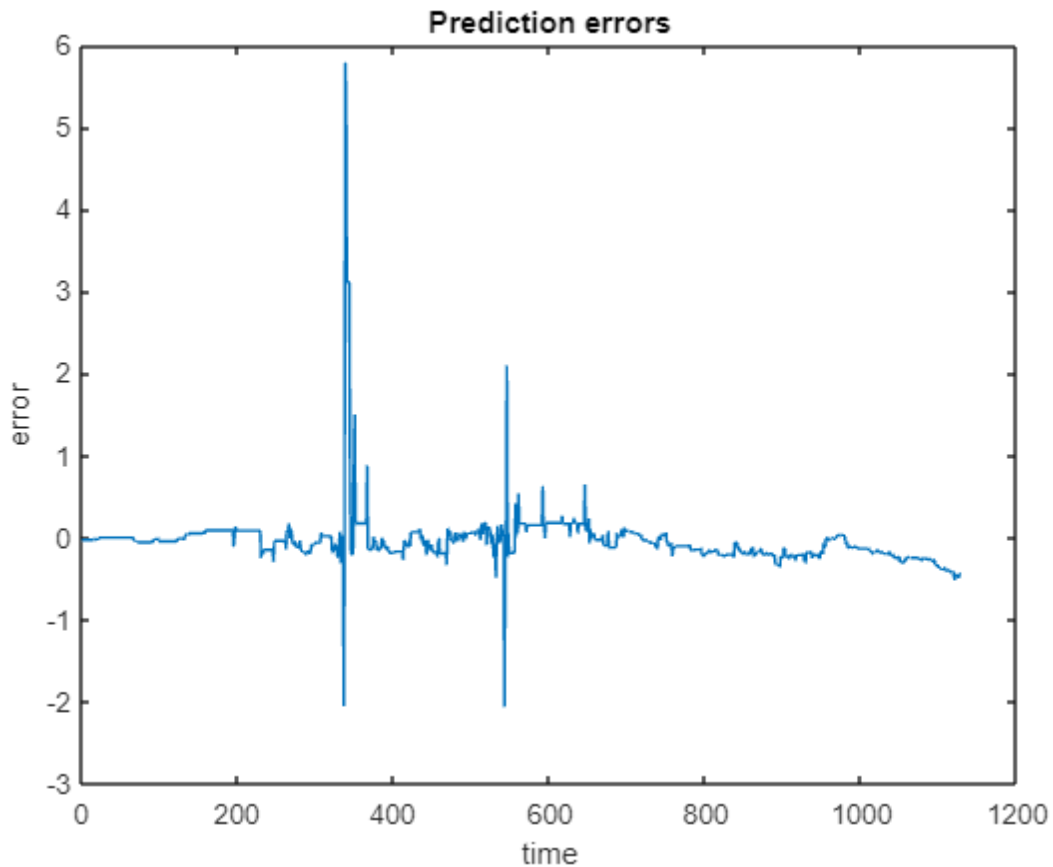
Στο **Σχήμα 76** παρουσιάζονται δύο επιμέρους γραφήματα στα οποία έχουν τοποθετηθεί οι γλωσσικές μεταβλητές μετά την εκπαίδευση του μοντέλου. Όπως φαίνεται για την εφαρμογή του μοντέλου, έχουν χρησιμοποιηθεί δύο συναρτήσεις συμμετοχής, όπου η μία παρουσιάζεται με κόκκινο και η δεύτερη με μπλε. Επιπλέον οι καμπύλες έχουν αναμενόμενα έχουν την μορφή τραπεζίου καθώς έχει επιλεγθεί η συνάρτηση συμμετοχής trap.

Η τελική έξοδος προκύπτει από έναν σταθμικό μέσο όρο. Τα συστήματα Sugeno είναι λιγότερο απαιτητικά σε υπολογιστικό φόρτο, αλλά δεν είναι τόσο ευέλικτα, όπως για παράδειγμα του Mamdani, αυτό συμβαίνει καθώς η έξοδος των Sugeno είναι σαφής και δεν απαιτείται η μέθοδος της από-ασαφοποίησης.



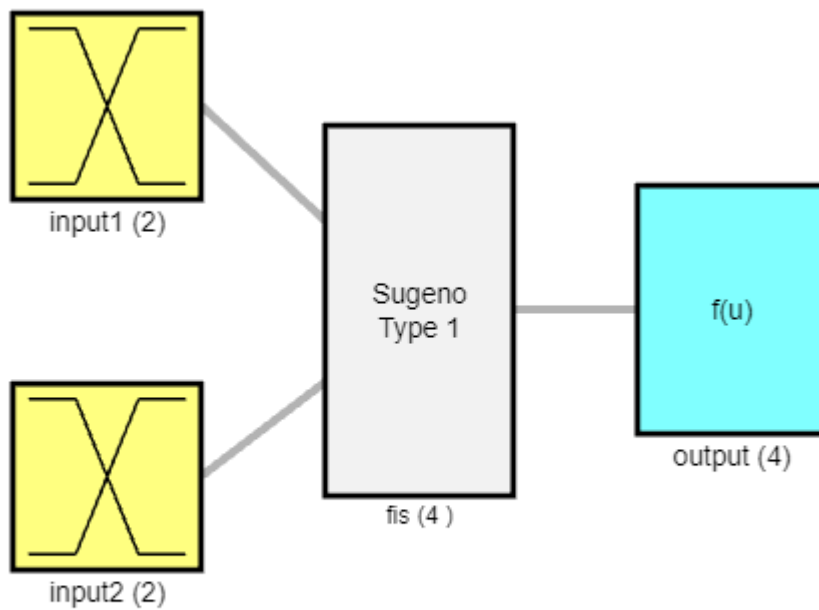
Σχήμα 77 Πραγματικές και Προβλεπόμενες (30 τελευταίες) τιμές ANFIS στο NPB

Στο Σχήμα 77 επιβεβαιώνεται η παρατήρηση που είχε γίνει προηγουμένως και είναι εμφανές πως αν και οι τιμές της πρόβλεψης ακολουθούν παρόμοιες τάσεις με τις πραγματικές τιμές, απέχουν αρκετά μεταξύ τους. Συγκεκριμένα όλες οι τιμές της πρόβλεψης είναι μεγαλύτερες από τις κανονικές.



Σχήμα 78 Διακύμανση Σφάλματος στο σύνολο ελέγχου στο NPB

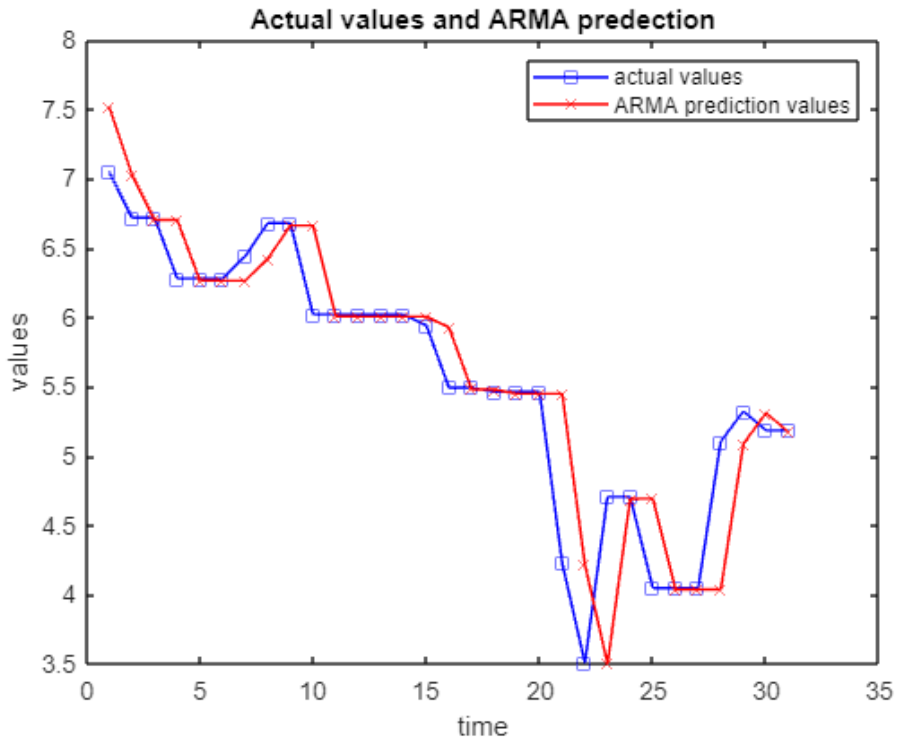
Στο **Σχήμα 78**, για ακόμα μια φορά εμφανίζεται η πρώτη απότομη αύξηση και πτώση του σφάλματος πρόβλεψης, η οποία προκαλείται από την ξαφνική αύξηση των τιμών του φυσικού αερίου. Αξιοσημείωτο είναι πως στο set δεδομένων NPB πέρα από την αύξηση υπήρχε και μια απότομη μείωσή για μικρό χρονικό διάστημα κάτι που αποτυπώνεται στο γράφημα με μια δεύτερη απότομη αυξομείωση του σφάλματος πρόβλεψης. Τέλος το γεγονός ότι η συγκεκριμένη πρόβλεψη δεν ήταν τόσο επιτυχημένη όσο τις προηγούμενες μπορεί να εξηγηθεί μέσω της μεγάλης διασποράς που παρουσιάζει το σφάλμα πρόβλεψης.



System fis: 2 inputs, 1 outputs, 4 rules

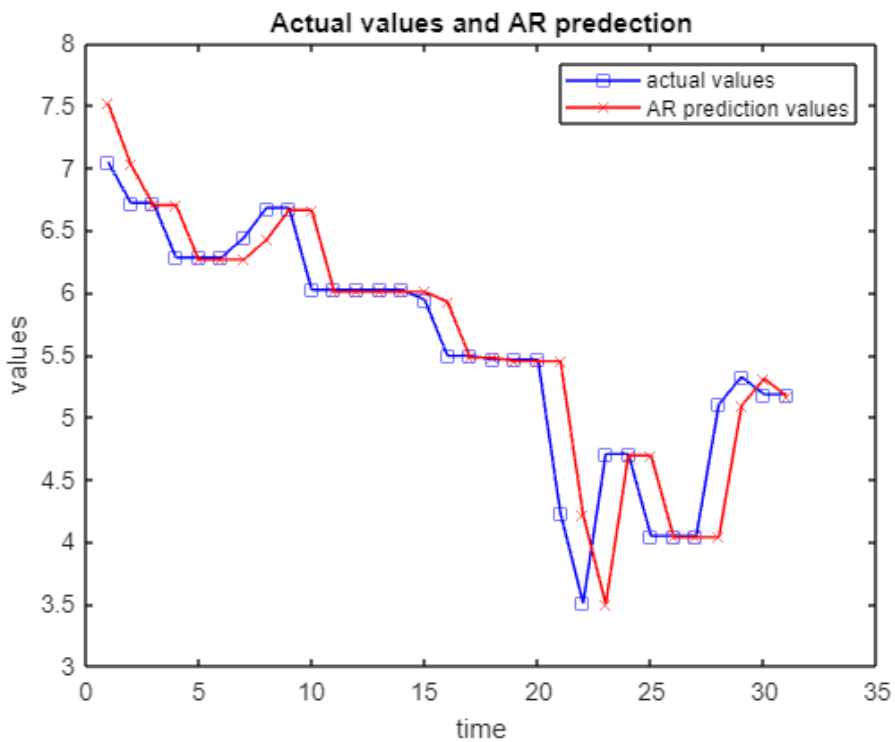
Σχήμα 79 Σύστημα Ασαφούς Συμπερασμού στο NPB

Στο **Σχήμα 79** παρατηρείται ότι έχουν εισαχθεί τέσσερις γλωσσικές μεταβλητές και έχει γίνει χρήση συστήματος Sugeno. Το σύστημα Sugeno αρχικοποιεί το μοντέλο μέσω της διαδικασίας της ομαδοποίησης δεδομένων Subtractive Clustering και της μεθόδου βελτιστοποίησης Linear Least Squares Estimation. Έπειτα φαίνεται ότι η έξοδος εκφράζεται σε μια συνάρτηση.



Σχήμα 80 Πραγματικές και Προβλεπόμενες (30 τελευταίες) τιμές ARMA στο NPB

Πίνακας 4.3.4.2: Σφάλματα για το NPB της ARMA			
MSE	RMSE	MAE	MAPE
1.6393	1.2804	0.3029	1.8864



Σχήμα 81 Πραγματικές και Προβλεπόμενες (30 τελευταίες) τιμές AR στο NPB

Πίνακας 4.3.4.3: Σφάλματα για το NPB της AR

MSE	RMSE	MAE	MAPE
1.6394	1.2804	0.3036	1.8900

Συγκρίνοντας το **Σχήμα 77** με το **Σχήμα 80** και το **Σχήμα 81** αλλά καθώς και τον **Πίνακα 4.3.4.1** με τον **Πίνακα 4.3.4.2** και τον **Πίνακα 4.3.4.3** παρατηρείται η ανωτερότητα του μοντέλου ANFIS στην πρόβλεψη των δεδομένων του NPB, καθώς τα σφάλματα του ANFIS (για τις δοθείσες παραμέτρους) είναι πολύ μικρότερα από αυτά που προκύπτουν χρησιμοποιώντας τις συμβατικές μεθόδους ARMA και AR, ταυτόχρονα αναλύοντας τα διαγράμματα με τις προβλεπόμενες τιμές φαίνεται ότι οι τιμές του ANFIS ακολουθούν καλύτερα τις τάσεις των πραγματικών τιμών αν και στις τρεις περιπτώσεις απέχουν.

5 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Λαμβάνοντας υπόψιν τόσο τα σχήματα αλλά όσο και τους πίνακες των σφαλμάτων που προέκυψαν μέσω της εφαρμογής του ANFIS για όλες τις περιοχές, γίνεται εύκολα αντιληπτό ότι τα αποτελέσματα της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης ήταν αρκετά ακριβή, κάτι που επιβεβαιώνει την αξιοπιστία τους μοντέλου ANFIS αλλά και την επιτυχία στην επιλογή των μεταβλητών.

Συγκεκριμένα για το ολλανδικό TTF τα καλύτερα αποτελέσματα πρόβλεψης προέκυψαν χρησιμοποιώντας 300 εποχές, τρεις συναρτήσεις συμμετοχής και ως συνάρτηση συμμετοχής αυτή του τραπεζίου.

Για το γερμανικό GASPOOL τα καλύτερα αποτελέσματα πρόβλεψης προέκυψαν χρησιμοποιώντας 500 εποχές, δύο συναρτήσεις συμμετοχής και ως συνάρτηση συμμετοχής την Γκαουσιανή ή αυτή του τραπεζίου.

Για το γερμανικό NCG τα καλύτερα αποτελέσματα πρόβλεψης προέκυψαν χρησιμοποιώντας 700 εποχές, δύο συναρτήσεις συμμετοχής και ως συνάρτηση συμμετοχής αυτή του τραπεζίου.

Για το βρετανικό NPB τα καλύτερα αποτελέσματα πρόβλεψης προέκυψαν χρησιμοποιώντας 500 εποχές, δύο συναρτήσεις συμμετοχής και ως συνάρτηση συμμετοχής αυτή του τραπεζίου.

Αξιόλογο είναι πως χρησιμοποιώντας μεθόδους οι οποίες συνδυάζουν νευρωνικά δίκτυα και ασαφή λογική, τα αποτελέσματα παρουσιάζουν μεγαλύτερη αξιοπιστία από αυτά των κλασικών συμβατικών μεθόδων με μοναδική προϋπόθεση βέβαια, το ότι οι προς επεξεργασία χρονοσειρές πρέπει να είναι μεγάλες σε μέγεθος ώστε να αποφευχθεί ο κίνδυνος της κακής εκπαίδευσης και των αποτελεσμάτων με υψηλά σφάλματα.

Επιπλέον αξίζει να τονιστεί ότι η εκπαίδευση τέτοιων συστημάτων είναι πολύ εύκολα εφαρμόσιμη, καθώς η εύρεση τυχών προβλημάτων γίνεται άμεσα μέσα από τα γραφήματα και τους κανόνες που εξάγονται.

Τέλος συμπεραίνεται ότι το μοντέλο ANFIS μπορεί να χρησιμοποιείται με επιτυχία για την πρόβλεψη των ημερήσιων τιμών Φυσικού Αερίου και οι ενδιαφερόμενοι αξίζει να επενδύσουν τόσο σε εξοπλισμό αλλά όσο και σε επιστήμονες με γνώσεις πάνω στα ευφυή συστήματα ώστε να προβλέπουν οποιαδήποτε μεταβολή της αγοράς και να εξασφαλίσουν τις καλύτερες προϋποθέσεις ανάπτυξης, μέσω ενός σωστού οικονομικού προγραμματισμού.

6 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

McCulloch, W.S. and Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The Bulletin of Mathematical Biophysics*,

Zadeh, L.A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3), pp.338–353.

Zadeh, L.A. (1973). Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC-3(1), pp.28–44.

Zadeh, L.A. (1975). The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning-III. *Information Sciences*, 9(1), pp.43–80.

Cox, E. (1992). The Seven Noble Truths of Fuzzy Logic. *Computer Design*.

Jang, J.-S.R. (1993). ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(3), pp.665–685.

Klir, G.J. and Yuan, B. (1995). *Fuzzy sets and fuzzy logic : theory and applications*. Upper Saddle River, N.J.: Prentice Hall.

Jang, J.-S.R. and Chuen-Tsai Sun (1995). Neuro-fuzzy modeling and control. *Proceedings of the IEEE*, 83(3), pp.378–406.

Jang, J.S.R., Sun, C.T. and Mizutani, E. (1997). Neuro-Fuzzy and Soft Computing-A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 42(10), pp.1482–1484.

Buchanan, W.K., Hodges, P. and Theis, J. (2001). Which way the natural gas price: an attempt to predict the direction of natural gas spot price movements using trader positions. *Energy Economics*, 23(3), pp.279–293.

Wong-Parodi, G., Lekov, A. and Dale, L. (2005). Natural Gas Prices Forecast Comparison--AEO vs. Natural Gas Markets. *escholarship.org*.

Sydenham, P.H. and Thorn, R. (2005). *Handbook of measuring system design*. Chichester, England: John Wiley & Sons.

- Mu, X. (2007). Weather, storage, and natural gas price dynamics: Fundamentals and volatility. *Energy Economics*, 29(1), pp.46–63.
- Nguyen, H.T. and Nabney, I.T. (2010). Short-term electricity demand and gas price forecasts using wavelet transforms and adaptive models. *Energy*, 35(9), pp.3674–3685.
- Shafiee, S. and Topal, E. (2010). A long-term view of worldwide fossil fuel prices. *Applied Energy*, 87(3), pp.988–1000.
- Dongare, A.D., Kharde, R.R. and Kachare, A.D. (2012). Introduction to Artificial Neural Network. *International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT)*, 2(1), pp.189-194.
- Viacaba, A., Poursaeidi, M. and Kundakcioglu, O. (2012). Natural gas price forecasting via selective support vector regression. 62nd IIE Annual Conference and Expo 2012, pp.1837-1845.
- Gupta, N. (2013). Artificial neural network. *Network and Complex Systems*, 3(1), 24-28.
- Nick, S. and Thoenes, S. (2014). What drives natural gas prices? — A structural VAR approach. *Energy Economics*, 45, pp.517–527.
- Kishan Bhushan Sahay and Tripathi, M.M. (2014). An analysis of short-term price forecasting of power market by using ANN.
- Intl and Humanities (2014). Prediction of Natural Gas Price Using GMDH Type Neural Network: A Case Study of USA Market. [online] 21(3), pp.1–16.
- Grundmann, T., Felden, C. and Pospiech, M. (2016). *Forecasting the Natural Gas Price Trend - Evaluation of a Sentiment Analysis*. [online] IEEE Xplore.
- Hosseinipoor, S. (2016). *Application of ARIMA and GARCH Models in Forecasting the Natural Gas Prices*.
- Li, B. (2016). *Forecast Natural Gas Prices with Stochastic Methods CE777 Project Report*.
- Čeperić, E., Žiković, S. and Čeperić, V. (2017). Short-term forecasting of natural gas prices using machine learning and feature selection algorithms. *Energy*, 140, pp.893–900.

- Elyakova, I.D., Khristoforov, A.A., Elyakov, A.L., Danilova, L.I., Karataeva, T.A. and Danilova, E.V. (2017). Forecast Scenarios of World Prices for Natural Gas. *European Research Studies Journal*, [online] XX(4A), pp.284–297.
- Tang, Y., Wang, Q., Xu, W., Wang, M. and Wang, Z. (2019). *Natural Gas Price Prediction with Big Data*. [online] IEEE Xplore.
- Siddiqui, A.W. (2019). Predicting Natural Gas Spot Prices Using Artificial Neural Network.
- Wang, C., Xu, J., Xu, K., Yu, K., Qi, Y. and Mu, Y. (2019). Rolling Forecast Nature Gas Spot Price with Back Propagation Neural Network.
- Su, M., Zhang, Z., Zhu, Y., Zha, D. and Wen, W. (2019). Data Driven Natural Gas Spot Price Prediction Models Using Machine Learning Methods. *Energies*, 12(9), p.1680.
- Su, M., Zhang, Z., Zhu, Y. and Zha, D. (2019). Data-Driven Natural Gas Spot Price Forecasting with Least Squares Regression Boosting Algorithm. *Energies*, 12(6), p.1094.
- Ram, M., Taklif, A. and Faridzad, A. (2019). Prediction of Natural Gas Prices in European Gas Hubs Using Artificial Neural Network. *Petroleum Business Review*, 3(2), pp.1–14.
- Jianwei, E., Ye, J., He, L., and Jin, H. (2019). *Energy price prediction based on independent component analysis and gated recurrent unit neural network*.
- Herrera, G.P., Constantino, M., Tabak, B.M., Pistori, H., Su, J.-J. and Naranpanawa, A. (2019). Long-term forecast of energy commodities price using machine learning. *Energy*, 179, pp.214–221.
- Elyakov, A.L., Elyakova, I.D. and Pakhomov, A.A. (2020). Forecast Model of Prices for Liquefied Natural Gas in the World Asian Energy Market. *International Journal of Criminology and Sociology*, 9, pp.790–796.
- Li, T., Han, X., Wang, A., Li, H., Liu, G. and Pei, Y. (2020). News-Based Research on Forecast of International Natural Gas Price Trend.

Niu, H., Xu, K. and Liu, C. (2021). A Decomposition-Ensemble Model with Regrouping method and Attention-based Gated Recurrent Unit Network for Energy Price Prediction.

Mouchtaris, D., Sofianos, E., Gogas, P. and Papadimitriou, T. (2021). Forecasting Natural Gas Spot Prices with Machine Learning. *Energies*, 14(18), p.5782.

Mu, J., Liu, X., Zang, P. and Li, S. (2021). Research on price prediction of natural gas futures using LSTM neural network. *NASA ADS*, 12156, p.1215611.

Wang, B. and Wang, J. (2021). Energy futures price prediction and evaluation model with deep bidirectional gated recurrent unit neural network and RIF-based algorithm. *Energy*, 216, p.119299.

Zhou, Y., Chen, S. and Xiao, D. (2022). *Study on Natural Gas Price Forecasting Based on Prophet-GRU Nonlinear Combination*. [online] IEEE Xplore.

Li, L., Han, C., Yao, S. and Ning, L. (2022). Variable Weights Combination MIDAS Model Based on ELM for Natural Gas Price Forecasting. *IEEE Access*, 10, pp.52075–52093.

Pei, Y., Huang, C.-J., Shen, Y. and Wang, M. (2023). A Novel Model for Spot Price Forecast of Natural Gas Based on Temporal Convolutional Network. 16(5), pp.2321–2321.

Zheng, Y., Luo, J., Chen, J., Chen, Z. and Shang, P. (2023). Natural gas spot price prediction research under the background of Russia-Ukraine conflict - based on FS-GA-SVR hybrid model. *Journal of Environmental Management*, [online] 344, p.118446.

Atsalaki, I., Atsalakis, G., and Zopounidis, C. (2023). *Gas Price forecasting by a neuro-fuzzy technique*, FEBS 1-3/06/2023, Chania.

Wikipedia. (2023). European Energy Exchange. [online] Available at: https://en.wikipedia.org/wiki/European_Energy_Exchange.

Adriano Oliveira Cruz, *ANFIS: Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems*.

Ατσαλάκης, Γ. (2006). *Σύστημα πρόβλεψης της βραχυχρόνιας τάσης της τιμής των μετοχών με χρήση νευρο-ασαφών μεθόδων*. Διδακτορική Διατριβή, ΧΑΝΙΑ: Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης, Πολυτεχνείο Κρήτης.

Ιωάννου, Σ. Ε. (2013). *Πρόβλεψη εισαγωγής φυσικού αερίου με νευροασαφή συστήματα (ANFIS) και νευρωνικά δίκτυα*. Διπλωματική Εργασία, ΧΑΝΙΑ: Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης, Πολυτεχνείο Κρήτης.

Μακρίδη, Ε. (2017). *Πρόβλεψη κατανάλωσης ενέργειας ανά πηγή ενέργειας στις Η.Π.Α. με χρήση μοντέλου πρόβλεψης ANFIS*. Διπλωματική Εργασία, ΧΑΝΙΑ: Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης, Πολυτεχνείο Κρήτης.

Μπεκίρης, Μ. (2017). *Πρόβλεψη πωλήσεων με τα νευρο-ασαφή συστήματα (ANFIS)*. Διπλωματική Εργασία, ΧΑΝΙΑ: Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης, Πολυτεχνείο Κρήτης.