



ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ & ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ

**«Πρόβλεψη της βραχυχρόνιας τάσης της ισοτιμίας
συναλλάγματος, με τη χρήση νευρο-ασαφών μεθόδων»**

Επιβλέπων καθηγητής: Ατσαλάκης Γεώργιος

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Παπαλάιος Ηλίας

Χανιά, Σεπτέμβριος 2009

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ	5
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	6
1.1 Κίνητρα για τη πρόβλεψη της αγοράς συναλλάγματος.	6
1.2 Εισαγωγή στη θεωρία της συναλλαγματικής ισοτιμίας.....	7
1.3 Μεθοδολογία επίλυσης του προβλήματος.....	12
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΣΧΕΤΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	15
2.1 Ιστορική βιβλιογραφική αναδρομή στη πρόβλεψη της αγοράς συναλλάγματος.....	15
2.2 Επισκόπηση σημαντικών άρθρων στη πρόβλεψη αγορών συναλλάγματος.....	20
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΗ ΘΕΩΡΙΑ ΤΩΝ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ	51
3.1 Ιστορική Αναδρομή και εξέλιξη θεωρίας.....	51
3.2 Εισαγωγή στη θεωρία	52
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΑΣΑΦΗΣ ΛΟΓΙΚΗ.....	61
4.1 Εισαγωγή στη θεωρία	61
4.2 Ιδιότητες των Ασαφών Συνόλων	66
4.3 Λογικές Πράξεις στα Ασαφή Σύνολα	68
4.4 Ασαφείς Σχέσεις.....	73
4.5 Ασαφής Συλλογιστική.....	75
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΑΣΑΦΟΥΣ ΣΥΛΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ- ΝΕΥΡΟΑΣΑΦΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ	77
5.1 Εισαγωγή	77
5.2 Κανόνες αν-τότε (if-then rules)	78
5.3 Συστήματα ασαφούς συλλογιστικής (fuzzy inference systems)	81
5.3.1 Συστήματα τύπου Mamdani	82
5.3.2 Συστήματα τύπου Sugeno.....	90
5.4 Νευροασαφή συστήματα	92
5.5 Προσαρμοστικά Δίκτυα (Adaptive Networks)	94
5.5.1 Παράγωγοι Παραμετροποιήσιμων Συναρτήσεων Συμμετοχής.....	95

5.5.2 ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΠΡΟΣΑΡΜΟΣΤΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ	95
5.6 Καταμερισμός Παραμέτρων σε Προσαρμοστικά Δίκτυα.....	97
5.7 Παραδείγματα Προσαρμοστικών Δικτύων	99
5.7.1 Προσαρμοστικό Δίκτυο με έναν Γραμμικό Κόμβο (LINEAR NODE)99	
5.7.2 Δίκτυο Perceptron.....	100
5.7.3 Ένα πολυεπίδο Perceptron	101
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: ΠΡΟΣΑΡΜΟΣΤΙΚΟ ΝΕΥΡΟ-ΑΣΑΦΕΣ ΣΥΣΤΗΜΑ ΕΞΑΓΩΓΗΣ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΟΣ (ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEMS- ANFIS).....	102
6.1 Η Αρχιτεκτονική του ANFIS	102
6.2 Υβριδικός Αλγόριθμος Εκπαίδευσης.....	106
6.2.1 Εκτιμητής Ελαχίστων Τετραγώνων (Least-squares estimator)	107
6.2.2 Οπισθοδρόμηση για Πρωσοτροφοδοτούμενα Δίκτυα	109
6.3. Συνδυασμός Βαθμωτής Ελαχιστοποίησης και Εκτιμητή Ελαχίστων Τετραγώνων	116
6.4 Περιορισμοί του ANFIS	120
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: ΤΟ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΟ ΣΥΣΤΗΜΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ PATSOS..	121
7.1 Εισαγωγή	121
7.2 Σχεδιασμός του Νευρο-Ασαφούς Ελεγκτή (ANFIS CONTROLLER) με Ανάστροφη Μάθηση (INVERSE LEARNING).....	122
7.3 Περιγραφή του Ελεγκτή (CON-ANFIS).....	125
7.4 Αρχιτεκτονική του CON-ANFIS	131
7.5 Η Μέθοδος Μάθησης του CON-ANFIS	137
7.6 Περιγραφή του Μοντέλου της Διαδικασίας (PR-ANFIS).....	140
7.7 Συμπεράσματα –Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα	147
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8: ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΚΑΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ PATSOS	149
8.1 Εισαγωγή	149
8.2 Τα Δεδομένα.....	150
8.2.1 Ο ορίζοντας Πρόβλεψης	150
8.2.2 Επεξεργασία των δεδομένων	150

8.3 Εκπαίδευση του μοντέλου CON-ANFIS	154
8.4 Εκπαίδευση του μοντέλου PR-ANFIS	164
8.5 Αξιολόγηση του συστήματος PATSOS.....	175
8.5.1 Δεδομένα αξιολόγησης	175
8.5.2 Αξιολόγηση με βάση τη στρατηγική της Διακράτισης.....	178
8.5.3 Αξιολόγηση με βάση την ακρίβεια πρόβλεψης της τάσης της συναλλαγματικής ισοτιμίας.	179
8.5.4 Αξιολόγηση με βάση στατιστικά μέτρα μέτρησης του σφάλματος	183
8.6 Συμπεράσματα	183
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9: ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	185
Άρθρα	185
Διατριβές	195
Σημειώσεις	195
Βιβλία	195
Ιστότοποι.....	196
ΠΑΡΑΤΗΜΑ Α: Γλωσσάρι Αγοράς Συναλλάγματος	196

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Στο σημείο αυτό θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους εκείνους που με στήριξαν και με βοήθησαν να ολοκληρώσω τις σπουδές μου στο τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης.

Καταρχάς, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον κ. Γ. Ατσαλάκη, ο οποίος μου έδωσε τη δυνατότητα και τις γνώσεις να ασχοληθώ με το πολύ ενδιαφέρον θέμα της πρόβλεψης με νευρωνικά δίκτυα και νευροασαφείς μεθόδους. Η καθοδήγηση, η βοήθεια και η υπομονή του ήταν καθοριστικής σημασίας για την εκπόνηση της διπλωματικής μου εργασίας και της περάτωσης των σπουδών μου.

Επίσης ευχαριστώ τα μέλη της επιτροπής, για τη βοήθεια και το χρόνο που διέθεσαν, για την ανάγνωση και τη βελτίωση της εργασίας αυτής. Καθώς και όλους τους καθηγητές του τμήματος, για τις γνώσεις που μου μετέφεραν, κατά τη διάρκεια των σπουδών μου.

Τέλος, θα ήθελα να εκφράσω ένα μεγάλο ευχαριστώ στην οικογένειά μου και τους καλούς μου φίλους, όπου όλα αυτά τα χρόνια με στηρίζουν από καρδιάς ηθικά και υλικά.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 Κίνητρα για τη πρόβλεψη της αγοράς συναλλάγματος.

Στο ρευστό περιβάλλον της οικονομίας, η συναλλαγματική ισοτιμία διαδραματίζει το ρόλο κύριου αγωγού, μέσω του οποίου η νομισματική πολιτική έχει επιπτώσεις στις καθημερινές οικονομικές δραστηριότητες και το πληθωρισμό. Για να παραμείνει ο πληθωρισμός σταθερός σε κατάλληλο επίπεδο και η οικονομική δραστηριότητα σε υψηλότερο, η νομισματική αρχή θα πρέπει να εφαρμόσει κατάλληλη νομισματική πολιτική, και η κατανόηση της μεταβολής της συναλλαγματικής ισοτιμίας θα συνδράμει ουσιαστικά. Καθώς η γνώση αυτή θα βοηθήσει και τη κεντρική τράπεζα να επέμβει αποτελεσματικά στη μεταβολή της ισοτιμίας και να επιφέρει την επιθυμητή σταθερότητα στην οικονομία.

Επιπροσθέτως, η συναλλαγματική ισοτιμία είναι ένα χρηματιστηριακό προϊόν (financial asset), οπότε είναι πολύτιμο εργαλείο για τη κατανόηση της χρηματοοικονομικής κατάστασης της αγοράς και η πρόβλεψή της είναι ζωτικής σημασίας για την επιτυχία πολλών επιχειρήσεων και fund managers, για το πρόσθετο λόγο, ότι προτιμάτε από επενδυτές οι οποίοι στοχεύουν στην ανάληψη αυξημένου επενδυτικού κινδύνου και στην επίτευξη υψηλών αποδόσεων.

Κατά τη διάρκεια των τελευταίων δεκαετιών έχουν χρησιμοποιηθεί πολλές μέθοδοι προκειμένου να γίνει δυνατή η πρόβλεψη της συναλλαγματικής ισοτιμίας νομισμάτων, που αποτελεί ένα εξέχων χρηματοοικονομικό πρόβλημα, λόγω της υψηλής αστάθειας, της πολυπλοκότητας και του θορυβώδους περιβάλλοντος αγοράς, αλλά και των εκτεταμένων πρακτικών εφαρμογών του.

1.2 Εισαγωγή στη θεωρία της συναλλαγματικής ισοτιμίας

Τι είναι συναλλαγματική ισοτιμία;

Το ποσό από το νόμισμα μίας χώρας που απαιτείται για να αγορασθεί το νόμισμα μίας άλλης χώρας καθορίζει τη σχέση ανταλλαγής των δύο νομισμάτων. Η σχέση αυτή είναι γνωστή ως η «συναλλαγματική ισοτιμία» (exchange rate) μεταξύ των δύο νομισμάτων.

Η συναλλαγματική ισοτιμία ενός νομίσματος εκφράζεται **σε σχέση με άλλα νομίσματα**.

Ονομαστική συναλλαγματική ισοτιμία (exchange rate) είναι η τιμή στην οποία κάποιος μπορεί να ανταλλάξει το νόμισμα μιας χώρας με το νόμισμα μιας άλλης.

Για παράδειγμα, έστω ότι η ισοτιμία EUR/USD είναι 1,1, η οποία σημαίνει ότι απαιτούνται 1,1 δολάρια για να αγορασθεί 1 ευρώ.

Εάν το ευρώ αγοράζει περισσότερες μονάδες από το ξένο νόμισμα τότε έχουμε **ανατίμηση** του ευρώ. Αντίθετα, αν αγοράζει λιγότερο τότε έχουμε **υποτίμηση** του ευρώ.

Πραγματική συναλλαγματική ισοτιμία είναι η τιμή στην οποία κάποιος μπορεί να ανταλλάξει αγαθά και υπηρεσίες μιας χώρας με αγαθά και υπηρεσίες μιας άλλης χώρας. Μια υποτίμηση (πτώση) της πραγματικής ισοτιμίας του ευρώ συνεπάγεται ότι τα Ευρωπαϊκά αγαθά έγιναν φτηνότερα σε σχέση με τα ξένα αγαθά. Επομένως αυτό ευνοεί την κατανάλωση ευρωπαϊκών αγαθών τόσο στην Ευρώπη όσο και στο εξωτερικό. Ως αποτέλεσμα οι εξαγωγές αυξάνονται και οι εισαγωγές μειώνονται και επομένως οι καθαρές εξαγωγές αυξάνονται. Αντίθετα, μια ανατίμηση σημαίνει ότι τα ευρωπαϊκά αγαθά γίνονται ακριβότερα και οι καθαρές εξαγωγές μειώνονται.

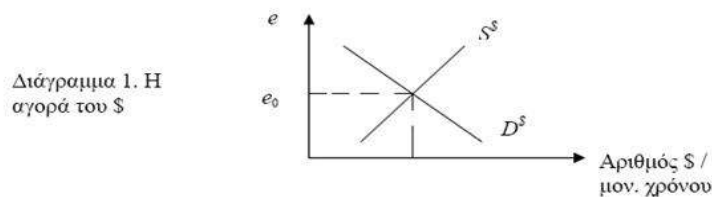
Δεδομένου ότι οι περιορισμοί στις κινήσεις κεφαλαίων έχουν αρθεί στις περισσότερες χώρες, οι συναλλαγματικές ισοτιμίες καθορίζονται πλέον ελεύθερα από τις δυνάμεις της αγοράς, δηλαδή την προσφορά και τη ζήτηση για το κάθε νόμισμα, τις οποίες επηρεάζουν, μεταξύ άλλων, οικονομικοί παράγοντες, πολιτικοί λόγοι και οι προσδοκίες της αγοράς.

Πώς λειτουργεί ο μηχανισμός ανατίμησης και υποτίμησης κάποιου νομίσματος σε σχέση με ένα άλλο; - παράδειγμα.

Η **συναλλαγματική ισοτιμία** (exchange rate, e) του δολαρίου είναι ο αριθμός των ευρώ που χρειάζονται προκειμένου ν' αγορασθεί ένα δολάριο, δηλαδή $e = (\text{Αριθμός } \text{€})/\text{\$1}$.

Η μεταβλητή e λοιπόν, παριστάνει την τιμή του \$, η οποία εκφράζεται σε €. Για παράδειγμα, αν σήμερα απαιτούνται €0,80 για την αγορά \$1, τότε $e = 0,80$. Αν αύριο απαιτούνται €0,90 για την αγορά \$1, αυτό σημαίνει ότι το \$ ανατιμάται και άρα το € υποτιμάται. Με άλλα λόγια, η αύξηση του e σημαίνει **υποτίμηση** (depreciation) του εγχωρίου νομίσματος (€) έναντι του ξένου (\$), ενώ η μείωση του e σημαίνει **ανατίμηση** (appreciation) του € έναντι του \$.

Η αγορά του δολαρίου παριστάνεται διαγραμματικά ως εξής:



Στο Διάγραμμα 1, η ισοτιμία e_0 εξασφαλίζει μία ισορροπία στην αγορά του \$. Σ' αυτή την ισοτιμία, τόσο το πλεόνασμα του ισοζυγίου πληρωμών¹ των Η.Π.Α. όσο και αυτό της ΕΕ είναι $BP = 0$, όπου $BP = CA + KA^2$.

Ανάλυση της καμπύλης.

Πίσω από τη ζήτηση για \$ βρίσκονται οι κάτοικοι της ΕΕ που αγοράζουν Αμερικανικά αγαθά, υπηρεσίες και περιουσιακά στοιχεία και προβαίνουν σε μονομερείς μεταβιβάσεις. Η θέση της καμπύλης ζητήσεως για \$ εξαρτάται από τις τιμές των αγαθών, υπηρεσιών και περιουσιακών στοιχείων στην ΕΕ και στις Η.Π.Α., από το εισόδημα των Ευρωπαίων και από όλους τους άλλους παράγοντες που επηρεάζουν τη ζήτηση των Ευρωπαίων για Αμερικανικά αγαθά, υπηρεσίες και περιουσιακά στοιχεία.

Η αρνητική κλίση της καμπύλης ζητήσεως για \$ εξηγείται ως εξής. Μία αύξηση του e μεταφράζεται σε αύξηση των τιμών των Αμερικανικών προϊόντων και περιουσιακών στοιχείων σε όρους € (ενώ οι τιμές αυτές σε όρους \$ παραμένουν οι ίδιες). Επομένως, σύμφωνα με το νόμο της ζητήσεως,

οι ζητούμενες ποσότητες Αμερικανικών προϊόντων και περιουσιακών στοιχείων από τους Ευρωπαίους θα μειωθούν. Συνεπώς, η ζητούμενη ποσότητα \$ θα μειωθεί. Αξίζει να σημειωθεί ότι το συμπέρασμα αυτό δεν προϋποθέτει ότι οι ελαστικότητες ζήτησεως των Ευρωπαίων για Αμερικανικά αγαθά, υπηρεσίες και περιουσιακά στοιχεία είναι μεγαλύτερες από τη μονάδα κατ' απόλυτη τιμή, αλλά ότι οι ελαστικότητες αυτές δεν είναι μηδέν, οπότε ισχύει ο νόμος της ζήτησεως.

Γιατί η καμπύλη προσφοράς \$ έχει θετική κλίση; Εδώ χρειάζεται να υποθέσουμε ότι οι ελαστικότητες ζήτησεως των Αμερικανών για αγαθά, υπηρεσίες και περιουσιακά στοιχεία της ΕΕ είναι μεγαλύτερες από τη μονάδα (κατ' απόλυτη τιμή). Όπως είπαμε παραπάνω, πίσω από την καμπύλη προσφοράς \$ βρίσκεται η ζήτηση των Αμερικανών για €. Μία αύξηση της τιμής του \$ ($e \uparrow$) σημαίνει ότι οι τιμές των αγαθών, υπηρεσιών και περιουσιακών στοιχείων της ΕΕ εκφρασμένες σε \$ μειώνονται (ενώ σε € παραμένουν αμετάβλητες).

Συνεπώς, με την προϋπόθεση ότι οι ελαστικότητες ζήτησεως των Αμερικανών για αγαθά, υπηρεσίες και περιουσιακά στοιχεία της ΕΕ είναι μεγαλύτερες από τη μονάδα (κατ' απόλυτη τιμή), η συνολική δαπάνη σε \$ θ' αυξηθεί, δηλαδή η καμπύλη προσφοράς \$ έχει θετική κλίση. (Ας σημειωθεί ότι αν οι εν λόγω ελαστικότητες ήταν μικρότερες από τη μονάδα κατ' απόλυτη τιμή, η καμπύλη προσφοράς \$ θα είχε αρνητική κλίση.)

¹**Ισοζύγιο πληρωμών** (balance of payments, *BP*) μίας χώρας είναι η συστηματική καταγραφή όλων των οικονομικών συναλλαγών που λαμβάνουν χώρα μεταξύ των κατοίκων της χώρας και του υπόλοιπου κόσμου κατά τη διάρκεια μίας συγκεκριμένης χρονικής περιόδου.

²CA: current account **λογαριασμός τρεχουσών συναλλαγών**, KA: capital account **λογαριασμός κεφαλαίου**.

Αγορά Συναλλάγματος (πηγή: www.bankofcyprus.gr)

Οι “Συναλλαγές σε ξένα νομίσματα” είναι η ταυτόχρονη αγορά ενός νομίσματος με τη πώληση ενός άλλου νομίσματος. Τα νομίσματα διαπραγματεύονται σε ζευγάρια : π.χ. Ευρώ / ή Δολάριο Αμερικής (EUR/USD), ή Δολάριο Αμερικής / Γιέν Ιαπωνίας (USD/JPY).

Η αγοραπωλησία νομισμάτων διεκπεραιώνεται για δύο λόγους: Περίπου το 5% των καθημερινών συναλλαγών στην αγορά συναλλάγματος πραγματοποιείται από εταιρίες ή κυβερνήσεις κρατών οι οποίες αγοράζουν και πωλούν προϊόντα και υπηρεσίες σε ξένες χώρες και μετατρέπουν τα κέρδη που έχουν εξασφαλίσει σε ξένο νόμισμα, στο δικό τους εγχώριο νόμισμα.

Το υπόλοιπο 95% είναι αγοραπωλησία ξένου νομίσματος καθαρά για κερδοσκοπικούς σκοπούς. Οι dealers (οι διαπραγματευτές συναλλάγματος), διεκπεραιώνουν τις περισσότερες τους αγοραπωλησίες στα “κύρια” νομίσματα, τα οποία είναι: Δολάριο Αμερικής (USD), Γιέν Ιαπωνίας (JPY), Ευρώ (EUR), Λίρα Αγγλίας (GBP), Ελβετικό Φράγκο (CHF), Δολάριο Καναδά (CAD), και Δολάριο Αυστραλίας (AUD). Αυτά είναι και τα πιο εύκολα ρευστοποιήσιμα νομίσματα.

Η αγορά συναλλάγματος είναι μια συνεχής διαπραγματεύσιμη αγορά, δηλαδή διεκπεραιώνονται πράξεις όλο το εικοσιτετράωρο. Υπάρχουν dealers σε όλα τα κύρια κέντρα διαπραγμάτευσης συναλλάγματος (dealing centers), τα οποία βρίσκονται στο Λονδίνο, Νέα Υόρκη, Τόκιο , Χονγκ Κονγκ, και Σύντνεϋ.

Σε αντίθεση με τις άλλες χρηματοοικονομικές αγορές, οι συναλλαγές στην αγορά συναλλάγματος διεκπεραιώνονται μέσω τηλεφώνου, κομπιούτερ ή διαδικτύου.

Οι συναλλαγές (foreign exchange) μπορούν να διεκπεραιωθούν:

Σε τιμές spot (2 εργάσιμες ημέρες), όπου ο πελάτης δίνει εντολή αγοράς ή πώλησης spot σε συγκεκριμένη τιμή για χρονικό διάστημα εκτέλεσης μέχρι την επόμενη εργάσιμη ημέρα το πρωί και σε τιμές forward (προκαθορισμένη μελλοντική ημερομηνία πέραν των 2 εργάσιμων ημερών), όπου ο πελάτης δίνει εντολή αγοράς ή πώλησης forward, σε συγκεκριμένη τιμή για χρονικό

διάστημα εκτέλεσης μέχρι την επόμενη ημέρα το πρωί. Το χρονικό διάστημα ισχύος της forward συναλλαγής μπορεί να είναι από 1 μήνα έως και 12 μήνες. Οι ισοτιμίες των νομισμάτων αλλάζουν συνεχώς και υπάρχει μεγάλος επενδυτικός κίνδυνος.

Με τον κίνδυνο αυτό έρχονται αντιμέτωπες όλες οι επιχειρήσεις που έχουν εμπορικές συναλλαγές με χώρες του εξωτερικού, όλοι οι επενδυτές που επενδύουν τα χρήματά τους σε περιουσιακά στοιχεία εκφρασμένα σε ξένο νόμισμα, κ.λπ. Όταν μια επιχείρηση αγοράζει ή πουλάει εμπορεύματα σε ξένο νόμισμα, υπάρχει πάντοτε ο κίνδυνος η συναλλαγματική ισοτιμία του νομίσματός της σε σχέση με το νόμισμα της χώρας που εισάγει ή εξάγει εμπορεύματα να μεταβληθεί. Συνεπώς, η επιχείρηση αντιμετωπίζει σοβαρά εμπόδια και κατά τη διαχείριση των χρηματοροών της (cash flow management).

-Παράδειγμα.-

Ας πάρουμε μία αμερικάνικη βιομηχανική επιχείρηση, η οποία, μεταξύ άλλων, διαθέτει και ένα εργοστάσιο παραγωγής στην Ελλάδα. Το ελληνικό εργοστάσιο έχει κέρδη σε ευρώ, ενώ η αμερικανική βιομηχανία πραγματοποιεί τα κέρδη της στο δικό της νόμισμα, το δολάριο.

Τα κέρδη, εκφρασμένα σε δολάρια, αυξάνονται όταν η τιμή του ευρώ ανατιμάται σε σχέση με το δολάριο, ενώ, αντίθετα, μειώνονται όταν η τιμή του ευρώ μειώνεται σε σχέση με το δολάριο. Αυτό συμβαίνει ανεξάρτητα από το αν τα κέρδη της θυγατρικής στην Ελλάδα σε ευρώ παραμένουν τα ίδια. Έτσι, τα δολαριακά κέρδη της αμερικανικής βιομηχανίας μεταβάλλονται, οποτεδήποτε μεταβάλλεται η ισοτιμία EUR/USD.

Τι θα πρέπει να κάνει η αμερικανική βιομηχανία, όπως εξάλλου και κάθε άλλη επιχείρηση που συναλλάσσεται διεθνώς;

Μία επιλογή είναι να μην κάνει τίποτα και να αφήσει την αξία των κερδών της να μεταβάλλεται, ανάλογα με τη διακύμανση της συναλλαγματικής ισοτιμίας EUR/USD. Είναι ευνόητο, βεβαίως, ότι μια τέτοια επιλογή είναι πολύ επικίνδυνη, δεδομένου ότι η επιχείρηση δεν γνωρίζει αν οι μεταβολές στη συναλλαγματική ισοτιμία θα την ωφελήσουν ή θα την βλάψουν. Συνήθως την

αγορά συναλλάγματος προτιμούν επενδυτές οι οποίοι στοχεύουν στην ανάληψη αυξημένου επενδυτικού κινδύνου και στην επίτευξη υψηλών αποδόσεων και **εν γένει, επιχειρήσεις που αγνοούν τη μεταβλητότητα των συναλλαγματικών ισοτιμιών και τον συναλλαγματικό κίνδυνο που απορρέει από αυτή, εκτίθενται σε απερίσκεπτο κίνδυνο, με σοβαρότατες συνέπειες για την ανταγωνιστικότητα και την επιβίωσή τους.**

Συνεπώς είναι πολύ χρήσιμο να μπορούμε να προβλέψουμε επιτυχώς τη τάση της συναλλαγματικής ισοτιμίας, το οποίο είναι πολύ περίπλοκο λόγω του ότι **η αγορά συναλλάγματος επηρεάζεται από διάφορους παράγοντες όπως πολιτικές εξελίξεις, μεταβολές στα επιτόκια ή το πληθωρισμό, ακόμα και από ψυχολογικούς παράγοντες.** Επίσης, **συχνά διάφορες κυβερνήσεις συμμετέχουν στην αγορά συναλλάγματος ώστε να επηρεάσουν** την τιμή των νομισμάτων τους είτε προσφέροντας μεγάλες ποσότητες του εγχώριου νομίσματος, για να μειώσουν την τιμή του, ή με το να αγοράσουν μεγάλες ποσότητες ώστε να αυξήσουν την τιμή. Αυτή η διαδικασία είναι γνωστή ως η παρέμβαση της Κεντρικής Τράπεζας.

1.3 Μεθοδολογία επίλυσης του προβλήματος

Τα νευρο-ασαφή μοντέλα, τα οποία έχουν τη δυνατότητα να μιμούνται την ανθρώπινη λογική, εφαρμόζονται σε προβλήματα του πραγματικού κόσμου που παρουσιάζουν πολυπλοκότητα και αβεβαιότητα, όπως λήψη αποφάσεων, μοντελοποίηση, πρόβλεψη, προβλήματα ελέγχου κλπ.

Η επίλυση του προβλήματος πρόβλεψης στην αγορά συναλλάγματος και συγκεκριμένα της συναλλαγματικής ισοτιμίας USD/EUR, γίνεται με το συνδυασμό ασαφούς λογικής, νευρωνικών δικτύων και της τεχνικής του ανάστροφου ελέγχου (inverse control) σε ένα προσαρμοστικό νευρο-ασαφές

σύστημα ελέγχου, το οποίο αποτελείται από το μοντέλο του ελεγκτή και το μοντέλο της διαδικασίας, τα οποία εκπαιδεύονται ταυτόχρονα να εκτελούν διαφορετικές εργασίες. Το σύστημα πρόβλεψης ονομάζεται PATSOS.

Ο ελεγκτής αναπαριστάται από ένα νευρο-ασαφές μοντέλο, το οποίο αναπτύσσεται με βάση την αρχιτεκτονική του ανάστροφου ελέγχου (inverse control) και εκπαιδεύεται, ώστε να παράγει ενέργειες ελέγχου που οδηγούν τη διαδικασία (το μοντέλο της αγοράς συναλλάγματος) σε μία επιθυμητή τροχιά.

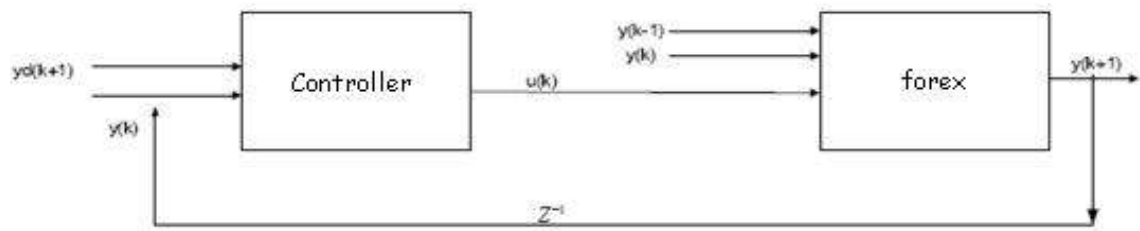
Ως επιθυμητή τροχιά ορίζεται η κατεύθυνση της συναλλαγματικής ισοτιμίας. Είσοδοι του ελεγκτή, κατά τη φάση της εφαρμογής, είναι η επιθυμητή τιμή $y_d(k+1)$, η οποία αποτελεί την μεταβολή του κινητού μέσου των τιμών κλεισίματος της συναλλαγματικής ισοτιμίας των προηγούμενων τριών συνεδριάσεων (διότι η τιμή στο χρόνο $(k+1)$ δεν είναι γνωστή) και η μεταβολή της τιμής της προηγούμενης συνεδρίασης $y(k)$, ενώ η έξοδος είναι η ενέργεια ελέγχου $\hat{u}(k)$.

Η διαδικασία (αγορά συναλλάγματος) αναπαριστάται από ένα νευρο-ασαφές μοντέλο, το οποίο εκπαιδεύεται, για να προβλέπει την έξοδο της διαδικασίας ένα βήμα μπροστά, δηλαδή να προβλέπει την κατεύθυνση της συναλλαγματικής ισοτιμίας στην επόμενη συνεδρίαση.

Οι είσοδοι του μοντέλου είναι οι παρελθοντικές μεταβολές της τιμής της ισοτιμίας συναλλάγματος, $y(k-1)$, $y(k)$ και η έξοδος του ελεγκτή $\hat{u}(k)$. Η έξοδος του μοντέλου είναι η μεταβολή (η κατεύθυνση) της συναλλαγματικής ισοτιμίας στην επόμενη συνεδρίαση $y(k+1)$.

Για τη μοντελοποίηση και επίλυση του προβλήματος χρησιμοποιήθηκε η γλώσσα προγραμματισμού της Matlab.

Το επόμενο Σχήμα 1.1 αναπαριστά το προτεινόμενο σύστημα πρόβλεψης.



Σχήμα 1.1: Το προτεινόμενο σύστημα πρόβλεψης PATSOS

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΣΧΕΤΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

2.1 Ιστορική βιβλιογραφική αναδρομή στη πρόβλεψη της αγοράς συναλλάγματος

Πολλοί ακαδημαϊκοί ερευνητές και επιχειρηματικοί παράγοντες ανέπτυξαν πολλές μεθόδους πρόβλεψης, στη προσπάθειά τους να εξηγήσουν τη κίνηση της ισοτιμίας συναλλάγματος. Γενικά, υπάρχουν δύο προσεγγίσεις: η θεμελιώδης ανάλυση και η τεχνική ανάλυση.

Η **θεμελιώδης ανάλυση** εξαρτάται από τη πλήρη γνώση των διάφορων παραγόντων που επηρεάζουν την οικονομία. Όταν αυτή η γνώση εκφραστεί σε επιλυόμενες μαθηματικές εξισώσεις, τότε είναι εφικτό να προβλέψουμε τη μελλοντική συμπεριφορά του συστήματος. Βέβαια η πλήρης γνώση όλων των κανόνων δεν είναι διαθέσιμη. Η **τεχνική ανάλυση** βασίζεται στην ανακάλυψη τακτικότητας (regularity) σε προηγούμενα δεδομένα. Όπου όμως πολλές φορές είναι αρκετά δύσκολο να αναγνωριστούν αυτές οι τακτικότητες, καθώς καλύπτονται με θόρυβο. Υποστηρικτής, όμως της τεχνικής ανάλυσης είναι η γενική θεώρηση πως, οι ιστορικές τιμές ενσωματώνουν όλη τη γνώση των διαφόρων παραγόντων που επηρεάζουν την οικονομία και τις αλληλεπιδράσεις τους.

Κατά τη διάρκεια των τελευταίων δεκαετιών, πληθώρα ακαδημαϊκών ερευνητών και επιχειρηματικών παραγόντων ανέπτυξαν πολλές μεθόδους πρόβλεψης, στη προσπάθειά τους να εξηγήσουν τη κίνηση της ισοτιμίας συναλλάγματος. Στη δεκαετία του '60, οι δημοφιλέστερες μέθοδοι για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη στις αγορές συναλλάγματος ήταν ευρετικές μέθοδοι, όπως του κινούμενου μέσου όρου (Brown, 1963) της εκθετικής εξομάλυνσης και της προσαρμοστικής εκθετικής εξομάλυνσης (Triggs, 1967). Μετέπειτα στη δεκαετία του '70, πολλοί ερευνητές άρχισαν να χρησιμοποιούν τις μεθόδους πρόβλεψης ARIMA (Box-Jenkins, 1970), επειδή ήταν στατιστικά

πιο ελκυστικές και χρησιμοποιήθηκαν ευρέως από την αρχή της δεκαετίας του '80. Από τις αρχές της δεκαετίας του 80 μέχρι και σήμερα αναπτύχθηκαν πάρα πολλά μοντέλα για τη πρόβλεψη, την ανάλυση και κατανόηση των μεταβολών στις αγορές συναλλάγματος. Παρακάτω αναφέρουμε ορισμένα από αυτά ανάλογα με το είδος του μοντέλου και τη χρονολογία δημοσίευσης της έρευνας.

Αυτοπαλίνδρωμα μοντέλα

Προκειμένου να προβλεφθεί η βραχυπρόθεσμη αστάθεια, η αυτοπαλινδρώμενη υποθετική ετεροσκεδαστικότητα (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, ARCH) προτάθηκε από τον Engle (1982), το οποίο είναι ένα παραμετρικό μη-γραμμικό μοντέλο. Μερικές ακόμα έρευνες που χρησιμοποίησαν αυτοπαλίνδρωμα μοντέλα είναι του Hsieh, 1989 με ARCH μοντέλο, του Bollerslev, 1990 με GARCH μοντέλο και του Engle et al. (1990) τα οποία είχαν μικρή επιτυχία.

Ο Gencay (1999) εξέτασε τη προβλεψιμότητα της άμεσης (spot) ισοτιμίας χρησιμοποιώντας τεχνικές κινούμενου μέσου όρου, μοντέλα GARCH, πλησιέστερου γείτονα (Nearest Neighbors, NN) και τεχνικών νευρωνικών δικτύων. Τα μοντέλα GARCH παρήγαγαν ασήμαντη βελτίωση της πρόβλεψης και του RMSE σε σχέση με ένα μοντέλο τυχαίου περιπάτου.

Άλλα τέτοια μοντέλα που χρησιμοποιήθηκαν είναι το autoregressive random variance (ARV) των So, M. K. P., Lam, K. και Li, W. K (1999), το Autoregressive conditional heteroscedasticity (ARCH) των Hsieh, D.A (1989) και το self-exciting threshold Autoregressive model των , D., Padmore, J., Mistry P. και Ellis, C. (1996).

Γραμμικά μοντέλα

Τα μοντέλα του τυχαίου περιπάτου (RW) θεωρούνταν τα αποδοτικότερα στη πρόβλεψη για αρκετό καιρό.

Οι Meese και Rogoff (1983) συμπέραναν, πώς τα μοντέλα τυχαίου περιπάτου έχουν καλύτερες επιδόσεις από τα μοντέλα χρονοσειρών και τα δομικά μοντέλα.

Οι Alexander και Thomas (1987), και Wolff (1987), έδειξαν πώς τα μοντέλα τυχαίου περιπάτου έχουν καλύτερες επιδόσεις από τα οικονομετρικά μοντέλα, ακόμα και όταν ενσωματώνουν, στα δύο μοντέλα, μεταβλητές που μεταβάλλονται με το χρόνο. Ο Wolff (1988) καταλήγει σε παρόμοιο συμπέρασμα, χρησιμοποιώντας χρονικά μεταβαλλόμενα αυτοπαλίνδρομα μοντέλα.

Ο Hsieh (1989) συμπέρανε πως η μεταβολές στη συναλλαγματικές ισοτιμίες, ίσως είναι γραμμικώς εξαρτώμενες.

Οι Meese και Rose (1990), Diebold και Nason (1990), χρησιμοποίησαν ένα μη-παραμετρικό NN μοντέλο και συμπέραναν πως δεν υπάρχουν μη-γραμμικότητες στις ισοτιμίες.).

Οι Meese και Rose (1991) εξέτασαν μακροοικονομικά μοντέλα και κατέληξαν στο συμπέρασμα πως η αδυναμία τους να κατανοήσουν τη μεταβολή της ισοτιμίας, δεν οφείλεται σε μη-γραμμικότητες. Θεώρησαν πέντε δομικά μη-γραμμικά μοντέλα, με σκοπό να αναγνωρίσουν μη-γραμμικότητες στα δεδομένα. Τα αποτελέσματα δεν βοήθησαν ουσιαστικά στο να αντιληφθούμε καλύτερα τις μεταβολές της ισοτιμίας. Λόγω αυτού, και επειδή οι προβλέψεις βασίζονταν σε γραμμικά μοντέλα, εικάστηκε πως ίσως ευθύνονται οι περιορισμοί της γραμμικότητας των μοντέλων.

Μη γραμμικά μοντέλα

Η υπόθεση του τυχαίου περίπατου στις αγορές συναλλάγματος είναι ικανή, αλλά όχι αναγκαία συνθήκη για την ύπαρξη της «αποτελεσματικής αγοράς ήπιας μορφής», η οποία προτείνει πως οι προηγούμενες μεταβολές στην ισοτιμία δε μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να προβλεφθούν οι μελλοντικές μεταβολές. Ωστόσο, η εμπειρική σχετική βιβλιογραφία εμφανίζει ισχυρές ενδείξεις, πως οι μεταβολές στην ισοτιμία συναλλάγματος, εξαρτώνται από προηγούμενες μεταβολές.

Οι Baillie και McMahon (1989) υπέδειξαν πως εν γένει η ισοτιμία είναι μη-γραμμικώς προβλέψιμη. Στα ίδια αποτελέσματα κατέληξαν και οι Hsieh (1988), Boothe και Glassman (1987) και οι Diebold και Nerlove (1989).

Άλλοι ερευνητές όπως οι Diebold και Nason (1990), Meese και Rogoff (1990,1991), Engle (1994) και Engle και Hamilton (1999), προσπάθησαν να διακρίνουν μη-γραμμικότητες στη συναλλαγματική ισοτιμία. Επιπροσθέτως οι Taylor (1986), Brook et al. (1991), Taylor και Allen (1992), De Grauwe et al. (1993), Fang et al.(1994), Engle (1994) και Engle και Hamilton (1999), μεταξύ άλλων, φανέρωσαν ενδείξεις για μη-γραμμική πρόβλεψη της συναλλαγματικής ισοτιμίας. Πράγματι, πολλές έρευνες, συμπεριλαμβανομένου των Baillie και McMahon (1989), του Hsieh (1989) , των Medeiros et al. (2001) και των Hong και Lee (2003), έδειξαν πως οι μεταβολές της συναλλαγματικής ισοτιμίας είναι μη-γραμμικές, αν και συνήθως είναι κατ'αλληλουχία ασυσχέτιστες. Ομοίως, οι Zhang και Hu (1998) έδειξαν πως τα μη-γραμμικά μοντέλα προβλέπουν καλύτερα από τα γραμμικά.

Εύκαμπτη υπολογιστική (soft computing): Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, Ασαφούς Λογικής Μοντέλα και Υβριδικά μοντέλα.

Χάρη στην ικανότητά τους να αναγνωρίζουν πρότυπα και να προσαρμόζονται για να ταιριάζουν στο συνεχώς μεταβαλλόμενο περιβάλλον τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN) αρχίζουν τη δεκαετία του 90 και χρησιμοποιούνται ευρέως σε πολλούς τομείς εφαρμογής στις επιχειρήσεις, όπως επίσης χρησιμοποιούνται και ασαφή

συστήματα συμπερασμού τα οποία ενσωματώνουν ανθρώπινη γνώση, συμπεραίνουν και αποφασίζουν. Η πεμπτουσία του σχεδιασμού έξυπνων συστημάτων

αυτού του είδους είναι τα νευρο-ασαφή συστήματα τα οποία συνδυάζουν τις δύο παραπάνω ιδιότητες και έτσι καθιστούν τη χρήση τους ιδανική.

Πολλές έρευνες ως τώρα έχουν δείξει πως τα ANN έχουν καλύτερες επιδόσεις από κάθε άλλο μη-γραμμικό μοντέλο, όσο αφορά την ακρίβεια πρόβλεψης εκτός δείγματος.

Αυτό επίσης επιβεβαιώνεται από τους AbuMostafa (1995) , Freisleben (1992), Kimoto et al. (1990), Pictet et al. (1992), Refenes (1993), Steiner and Wittkemper (1995), Schoneburg (1990), και Weigand et al. (1992). Επίσης οι Kuan και Liu (1995) κατέγραψαν ότι τα ANN για ημερήσια πρόβλεψη, παράγουν σημαντικά χαμηλότερο RMSE, από ότι τα μοντέλα RW. Παρόμοια αποτελέσματα κατέγραψαν ο Brook (1997) και ο Gencay (1999). Ο Tenti (1996) έδειξε πως τα επαναλαμβανόμενα (recurrent) ANN είναι κατάλληλα για χρηματοοικονομική πρόβλεψη και ιδιαίτερα ισοτιμία συναλλάγματος.

Έρευνες από τους Bellgard και Goldschmidt (1999), Hu et al. και Tyree και Long (1995) κατέδειξαν τα ANN ανώτερα μοντέλα πρόβλεψης σε σύγκριση με τα RW. Περαιτέρω ερευνητές, συμπεριλαμβανομένου των, Evans (1997), Jamal και Sundar (1997), και Kuan and Liu (1995) κατέδειξαν πως τα ANN είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικά στις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις.

Επίσης οι Z. Tang και P. A. Fishwich (1993), W. C. Jhee and I. K. Lee (1993), J. H. Wang και Y. Leu (1996) και T. Hill, M. O'Connor και W. Remus

(1996) απέδειξαν πως τα ANN μοντέλα προβλέπουν καλύτερα από τα ARIMA μοντέλα.. ιδιαίτερα σε περισσότερο ακανόνιστες χρονοσειρές και για πολλαπλές περιόδους πρόβλεψης.

Άλλες σημαντικές μελέτες για τη πρόβλεψη της αγοράς συναλλάγματος χρησιμοποιώντας μοντέλα εύκαμπτης υπολογιστικής είναι των, Refenes, A.N (1993), Refenes, A.N., Azema-Barac, M., Chen L. και Karoussos, S.A (1993), Yu, L., Wang, S. and Lai, K.-K (2005), Yu, L., Wang, S. and Lai, K.-K (2005), A. Abraham 2002, A. Abraham, M. Chowdury και S. Petrovic-Lazerevic (2003), Y. Chen, B. Yang και J. Dong (2004), Y. Chen, B. Yang, J. Dong, A. Abraham (2005), George S. Atsalakis, Cristos H.Skiadas, Ilias Braimidis (2007).

2.2 Επισκόπηση σημαντικών άρθρων στη πρόβλεψη αγορών συναλλάγματος

Prediction of foreign exchange rates by neural network and fuzzy system based techniques.

Οι V.Kodogiannis και A.Lolis (2001) χρησιμοποιούν 5 μη γραμμικά μοντέλα για να προβλέψουν στην επόμενη συνεδρία (one-step-ahead prediction) τη τιμή US Dollar vs British Pound.

Τα μοντέλα που χρησιμοποιούν είναι:

- a) ένα πολυστρωματικό νευρωνικό δίκτυο MLP (5 εισόδων, 1 κρυφού επιπέδου) νευρωνικό δίκτυο που εκπαιδεύτηκε με τον κλασικό αλγόριθμο οπισθοδρόμησης.
- b) ένα ακτινικής βάσης δίκτυο (RBF) με εισόδους 5 προηγούμενες τιμές.
- c) ένα αυτοπαλίνδρομο επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο (ARNN) με δομή κόμβων^(*) 4/16/8/1.

d) Τροποποιημένο δίκτυο ELMAN (ELM) αρχιτεκτονικής 4/16/24/1 με αλγόριθμο εκμάθησης τον Back propagation.

e) ένα προσαρμόσιμο σύστημα ασαφούς λογικής (MIMO-AFLS)

Τα δεδομένα τους ήταν εβδομαδιαία και εμπεριείχαν 1000 ημερήσιες αναλογίες, από το τέλος του 1997 έως τέλη Μαρτίου 2000.

Τα αποτελέσματα και τα κριτήρια εκτίμησης αναγράφονται στον πίνακα 1.

Πίνακας 1

	BP	RBF	ARNN	ELM	AFLS
% Relative error	0.31	0.2646	0.2711	0.2683	0.2514
Root mean square error	0.421	0.3905	0.4021	0.4010	0.3939
Standard error deviation	0.0025	0.0023	0.0024	0.0024	0.0024

Η έρευνα δε καταλήγει στο να καταδείξει ένα καλύτερο μοντέλο, αλλά στο να αναδείξει ορισμένα πλεονεκτήματα του AFLS.

Exchange rate Forecasting using Flexible Neural Trees

Οι Yehui Chen και Ajith Abraham (2006), χρησιμοποιούν ένα ευέλικτο νευρωνικό δέντρο (FNT), για να προβλέψουν 3 συναλλαγματικές ισοτιμίες και να εξάγουν εμπειρικά αποτελέσματα της υπεροχής του, συγκρίνοντάς το με απλά νευρωνικά δίκτυα.

Βελτίωσαν, τη δομή του δικτύου με τη χρήση τεχνικής Extended Compact Genetic Programming (ECGP) αλγορίθμου και τις παραμέτρους με τεχνική Βελτιστοποίησης με Σμήνη Σωματιδίων (PSO).

Τα δεδομένα τους ήταν ημερήσιες τιμές αναλογίας συναλλάγματος US dollar προς Ευρώ, GBP και JPY. Το εύρος των τιμών ήταν από 1/1/200 έως 31/10/2002 που ήταν τα δεδομένα εκπαίδευσης και από 1/11/2002 έως 31/12/2002 που ήταν τα δεδομένα αξιολόγησης του μοντέλου.

Το κριτήριο απόδοσης που μοντέλου ήταν το κανονικοποιημένο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (NMSE).

Τα δεδομένα εισόδου που τελικά λήφθηκαν υπόψη από το δίκτυο επιλέχθηκαν μέσω μηχανισμών του ίδιου του FNT.

Τα αποτελέσματα πρόβλεψης του FNT, συγκρίνονται με τα αποτελέσματα που εξήγαγαν τα πολυεπίπεδου προσοτροφδοτικού δικτύου (MLFN) και ομαλοποιημένου προσαρμόσιμου νευρωνικού δικτύου (ASNN).

Τα αποτελέσματα δείχνουν πως το FNT που χρησιμοποίησαν προέβλεψε καλύτερα από το κλασικό MLFN και ASNN μοντέλο.

(*1) Έστω αρχιτεκτονική νευρωνικού δικτύου 16-3-3-1: 16 είναι ο αριθμός των κόμβων εισόδου, 3 είναι ο αριθμός των κόμβων του πρώτου και δεύτερου κρυμμένου επιπέδου και 1 είναι ο κόμβος εξόδου.

A Hybrid Model for Foreign Exchange Rate Based on a Multi-neural Network

Οι An-Pin Chen, Yu-Chia Hsu, Ko-Fei Hu (2008) χρησιμοποιούν ένα υβριδικό μοντέλο που συνδυάζει θεμελιώδη και τεχνική ανάλυση, ενσωματωμένες σε ένα Πολλαπλό Νευρωνικό Δίκτυο (MNN), για να προβλέψουν την ισοτιμία TWD/USD και να συγκρίνουν την ευστοχία με αυτή ενός μοντέλου τυχαίου περιπάτου, αλλά και ενός απλού BPN.

Το MNN τους, αποτελείται από ένα κύριο δίκτυο και τρία υπο-δίκτυα (δίκτυα οπισθοδρόμησης BPN με 1 κρυμμένο επίπεδο και 4 κόμβους), όπου είναι ενωμένα με το κύριο δίκτυο, υπό το ίδιο βάρος συμμετοχής.

Το ένα υπο-δίκτυο εκπαιδεύεται με δεδομένα θεμελιώδους ανάλυσης (BPN-F) και τα άλλα δύο εκπαιδεύονται με δεδομένα τεχνικής ανάλυσης (BPN-T) και μετά την εκπαίδευση οι έξοδοί τους γίνονται είσοδοι του κυρίως δικτύου.

Εν γένει τα θεμελιώδους ανάλυσης είναι μακροοικονομικά μηνιαία δεδομένα που αναλύουν την τάση της ισοτιμίας συναλλάγματος και τα τεχνικής

ανάλυσης είναι ημερήσιοι δείκτες σύμφωνα με τη τιμή κλεισίματος και του όγκου συναλλαγών.

Το υπο-δίκτυο BPFN-F προβλέπει μακροπρόθεσμα. Τα άλλα δύο διαχωρίζονται σε BPN-T15 (χρήση δεκαπενθήμερων δεικτών), που προβλέπει μεσοπρόθεσμα και BPN-T1(χρήση μονοήμερων δεικτών), που προβλέπει βραχυπρόθεσμα.

Τα Δεδομένα τους :

- BPN-F: 121 τιμές από Ιανουαρίου 1996 έως Δεκέμβριο 2005.
- BPN-T1: 5137 τιμές από 30 Ιουνίου 1988 έως 24 Ιανουαρίου 2007.
- BPN-T15: 309 τιμές από 2 Απριλίου 1990 έως 10 Ιανουαρίου 2007.

Το αποτέλεσμα της έρευνας είναι πως σε κάθε δοκιμή τους το MNN υπερτερούσε του τυχαίου περιπάτου (19,57%) και του απλού BPN, καθώς και το BPN υπερτερούσα του μοντέλου τυχαίου περιπάτου (2,01%-12,33%).

Επίσης πειραματίζονται χρησιμοποιώντας ένα κατώφλι φιλτραρίσματος που υποδεικνύει αν θα γίνει δεκτή η πρόβλεψη ή όχι. Με αυτή τη δοκιμή βελτιώνουν τη πρόβλεψη του MNN κατά 5,5%.

Exchange Rate Forecasting By Neuro-Fuzzy Techniques

Ο Atsalakis George χρησιμοποιεί το Προσαρμοστικό Νευροασαφές σύστημα συμπερασμού (Adaptive Neural Fuzzy Inference, ANFIS), για να προβλέψει την ισοτιμία συναλλάγματος ευρώ/δολαρίου στην επόμενη συνεδρία (one step ahead prediction).

Το μοντέλο χρησιμοποιεί έναν υβριδικό αλγόριθμο εκμάθησης, για να αναγνωρίσει τις παραμέτρους του τύπου Sugeno ασαφούς συστήματος συμπερασμού (Sugeno-type fuzzy inference system)

Τα δεδομένα αποτελούνται από 1093 ημερήσιες παρατηρήσεις της ισοτιμίας ευρώ/δολαρίου. Οι πρώτες 874 είναι τα δεδομένα εκπαίδευσης και οι 219 τα δεδομένα ελέγχου του μοντέλου.

Το μοντέλο αξιολογείται με βάση τρία στατιστικά μέτρα μέτρησης σφάλματος (Μέσο τετραγωνικό σφάλμα -RMSE-, Μέσο απόλυτο σφάλμα -MAE- και Μέσο απόλυτο ποσοστό σφάλματος -MAPE-) και συγκρίνεται βάση των παραπάνω μέτρων με το αυτοπαλίνδρομο μοντέλο (AR) και το αυτοπαλίνδρομο μοντέλο κινητού μέσου (ARMA).

Τα αποτελέσματα είναι πολύ ενθαρρυντικά για τη χρήση του ANFIS αντί για τα συμβατικά στοχαστικά μοντέλα πρόβλεψης.

Probability of trend prediction of exchange rate by ANFIS

Οι Atsalakis S. George, Skiadas H. Christos και Braimis Ilias χρησιμοποιούν ένα Προσαρμιστικό Νευροασαφές σύστημα συμπερασμού (Adaptive Neural Fuzzy Inference, ANFIS), για να προβλέψουν τη τάση της ισοτιμίας συναλλάγματος ευρώ/δολλαρίου στην επόμενη συνεδρία (one step ahead prediction) και να υπολογίσουν τη πιθανότητα αυτής της πρόβλεψης.

Το μοντέλο δέχεται τρεις εισόδους, δίνει μια έξοδο και τα σφάλματα εκπαίδευσης και ελέγχου του μοντέλου είναι πολύ μικρά. Τα δεδομένα αποτελούνται 1355 ημερήσιες παρατηρήσεις, εκ των οποίων οι πρώτες 1067 είναι τα δεδομένα εκπαίδευσης και οι υπόλοιπες 269 είναι τα δεδομένα ελέγχου, του μοντέλου. Τα αποτελέσματα που εξάγονται από τα διαγράμματα δείχνουν πως το μοντέλο ακολουθεί επιτυχώς τη κατεύθυνση της ισοτιμίας συναλλάγματος και η πιθανότητα πρόβλεψης της τάσης είναι 62,79%, το οποίο σημαίνει ότι το μοντέλο μπορεί να αποβεί επικερδές.

Forecasting exchange rate better with artificial neural network

Οι Chakradhara Panda και V.Narasimhan (2007) χρησιμοποιούν νευρωνικό δίκτυο, για να προβλέψουν την ισοτιμία συναλλάγματος Indian ruppe/US dollar

την επόμενη βδομάδα. Η συνάρτηση μεταφοράς του κρυφού επιπέδου είναι η σιγμοειδής.

Το εύρος των δεδομένων είναι από 6 Ιανουαρίου 1994 έως 10 Ιουλίου 2003 και συνολικά 497 εβδομαδιαίες παρατηρήσεις. Οι 350 πρώτες παρατηρήσεις χρησιμοποιούνται για εκπαίδευση και οι εναπομένουσες 146 για έλεγχο.

Η εκπαίδευση γίνεται με προσοτροφοδοτούμενο νευρωνικό δίκτυο αρχιτεκτονικής 16-3-3-1, με συναρτήσεις μεταφοράς στο κρυφό επίπεδο και επίπεδο εξόδου, τη σιγμοειδή και τη γραμμική, αντίστοιχα. Το δίκτυο εκπαιδεύτηκε με ελαστικό αλγόριθμο οπισθοδρόμησης.

Το μοντέλο τους το συγκρίνουν με ένα γραμμικό και ένα μοντέλο τυχαίου περιπάτου, σε έξι κριτήρια απόδοσης. Τα κριτήρια απόδοσης- αξιολόγησης είναι το RMSE, το MAE, το MAPE, ο συντελεστής συσχέτισης pearson (CORR), η ακρίβεια κατεύθυνσης (DA) και η πρόβλεψη πρόσημου (SIGN).

Τα αποτελέσματα δείχνουν πως η εντός δείγματος απόδοση του νευρωνικού δικτύου υπερτερεί του γραμμικού και του μοντέλου τυχαίου περιπάτου, σε όλα τα κριτήρια αξιολόγησης. Η εκτός δείγματος απόδοση του νευρωνικού δικτύου και του γραμμικού μοντέλου είναι καλλίτερη του μοντέλου τυχαίου περιπάτου σε όλα τα κριτήρια εκτός του CORR. Επίσης το νευρωνικό δίκτυο υπερέχει του γραμμικού μοντέλου στα κριτήρια RMSE, MAE, MAD και DA, ενώ υστερεί στα κριτήρια CORR και SIGN.

Study of Canada/US Dollar Exchange Rate Movements Using Recurrent Neural Network Model of FX-Market

Οι Ashwani Kumar, D.P. Agrawal και S.D. Joshi (2003) χρησιμοποιούν ένα νευρωνικό δίκτυο για να μελετήσουν τη κίνηση ισοτιμίας συναλλάγματος Canada/US Dollar, να προβλέψουν τις μηνιαίες μεταβολές του συναλλάγματος και να εξηγήσουν την αγορά συναλλάγματος. Στόχος τους είναι να διαπιστώσουν αν μπορούν να προβλέψουν με επιτυχία χρησιμοποιώντας μικροοικονομικές και μακροοικονομικές μεταβλητές.

Για σύγκριση χρησιμοποιούν ένα οπισθοτροφοδοτούμενο δίκτυο βασισμένο σε νευρο-ασαφή στρατηγική.

Το μοντέλο εκπαιδεύεται με ένα προσοτροφοδοτούμενο νευρωνικό δίκτυο και ελέγχεται με ένα σταθερού σημείου ανατροφοδοτούμενο δίκτυο.

Τα δεδομένα τους αποτελούνται από 335 τιμές μηνιαίων μέσων όρων από τον Ιανουάριο 1974 έως το Νοέμβριο 2001.

Οι είσοδοι του μοντέλου είναι η ροή παραγγελίας (order flow= χρεώσεις και πωλήσεις συμμετεχόντων στην αγορά), η τιμή του πετρελαίου (crude oil price) και το επιτόκιο (interest rate).

Τα αποτελέσματά τους δείχνουν πως το μοντέλο τους μπορεί να προβλέψει με πολύ μεγάλη επιτυχία και υπερτερεί από ένα νευροασαφές (NFIS).

Forecasting of currency Exchange Rates using ANN: A case study

Οι Joarder Kamruzzam και Ruhul A ASarker (2003) αναπτύσσουν και εξετάζουν τρία τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN) βασιζόμενα στο κλασικό αλγόριθμο οπισθοδρόμησης (SBP-Standard Backpropagation), στον αλγόριθμο βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής (SCG-Scaled Conjugate Gradient) και στον αλγόριθμο οπισθοδρόμησης με Bayesian κανονικοποίηση (BPR), για να προβλέψουν τη τιμή της επόμενης βδομάδας έξι συναλλαγμάτων (USD, GBP, JPY, SGD, NZD και CHF) ενάντια στο Αυστραλιανό δολάριο.

Τα ANN αποτελούνται από έξι εισόδους, ένα κρυφό επίπεδο και μία έξοδο.

Τα δεδομένα τους αποτελούνται από 565 τιμές των εβδομαδιαίων ισοτιμιών κλεισίματος, από τον Ιανουάριο 1991 έως τον Ιούλιο 2002. Τα πρώτα 500 χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του μοντέλου και τα υπόλοιπα 65 για την αξιολόγηση και έλεγχο του.

Οι είσοδοι στα μοντέλα είναι εβδομαδιαίοι κινητοί μέση όροι (MA) προηγούμενων εβδομάδων, MA5, MA10, MA20, MA60 και MA120.

Τα τρία ANN τα συγκρίνουν, με ένα αυτοπαλίνδρομο ολοκληρωμένο υπόδειγμα κινητών μέσων μοντέλο (ARIMA) σε πέντε κριτήρια απόδοσης. Τα κριτήρια απόδοσης είναι το κανονικοποιημένο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (NMSE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), το κριτήριο συμμετρικής κατεύθυνσης (DS) και τα κριτήρια διόρθωσης πάνω και κάτω τάσης.

Τα αποτελέσματα δείχνουν πως τα ANN παρήγαγαν καλύτερες αποδόσεις πρόβλεψης από το ARIMA και πως τα βασιζόμενα σε SCG και BPR υπερτερούν του βασιζόμενου σε SBP.

Λαμβάνοντας υπόψη μόνο τα κριτήρια NMSE και MAE, παρατηρούν πως το SCG υπερτερεί του BPR σε όλα τα συναλλάγματα εκτός του JPY.

Testing Forecast Accuracy of Foreign Exchange Rates: Predictions from Feed Forward and various Recurrent Neural Network Architectures

Οι Khurhid M. Kiami και Terry L. Kastens (2008) χρησιμοποιούν ένα προσοτροφοδοτούμενο νευρωνικό δίκτυο (Feed Forward NN), τρεις παραλλαγές επαναληπτικών νευρωνικών δικτύων (recurrent neural network RNN), ένα Γκαουσιανό μοντέλο κατάστασης χώρου (SS) και το γραμμικό αυτοπαλίνδρομο μοντέλο κινούμενου μέσου (ARMA), για να προβλέψουν τις μεταβολές μεταξύ BP, CD και JPY ενάντια στο USD και να συγκρίνουν τα μοντέλα μεταξύ τους.

Τα κριτήρια αξιολόγησης της πρόβλεψης των μοντέλων είναι τα ME, μέσο ποσοστό σφάλματος (MPE), RMSE, MAE, μέσο τετραγωνικό σφάλμα πρόβλεψης (RMSPE) και MAPE.

Τα κριτήρια σύγκρισης των προβλέψεων των μοντέλων μας με τα μοντέλα αναφοράς όπως το ARMA είναι τα παραμετρικά AGS και Morgan-Granger-Newbold (MGN) και το μη παραμετρικό SIGN. Για να προβούν στη τελική κατάταξη για τη καλλίτερη πρόβλεψη εφαρμόζουν το κριτήριο ανώτερης ικανότητας πρόβλεψης (superior predictive ability SPA).

Εν γένει ο τύπος των τιμών είναι USD/νόμισμα. Τα δεδομένα καλύπτουν τη περίοδο από Οκτώβριος 1973 έως Φεβρουάριο 2005 για τη GBP, από Μάιο 1972 έως Φεβρουάριο 2005 για το CD και JPY και οι μέρες του έτους που θεωρήθηκαν ως μέρες συναλλαγής είναι 250.

Ονομάζοντας τα RNN ως RNN1(εφαρμόστηκε από τους Kuan Και Liu 1995), RNN2 (εφαρμόστηκε από τον Jordan 1986 και Tenti 1996) και RNN3 (εφαρμόστηκε από τον Frascioni 1992 και Tenti 1996), τα αποτελέσματα που προέκυψαν είναι τα παρακάτω.

- Το RNN3 φαίνεται να υπερτερεί στη πρόβλεψη της GBP.
- Τα RNN2 και RNN1 φαίνεται να υπερτερούν στη πρόβλεψη του JPY.
- Βασιζόμενοι στο κριτήριο AGS, αποκαλύπτεται πως το ANN και όλα τα RNN προβλέπουν ευστοχότερα τη GBP, το CD και το JPY.
- Βασιζόμενοι στο κριτήριο MGN, παρατηρούμε πως κανένα μοντέλο δε προλάβει ικανοποιητικά το συνάλλαγμα, μόνο το SS προσέφερε ικανοποιητικές προβλέψεις μόνο για το CD και το JPY.
- Βασιζόμενοι στο κριτήριο SPA, παρατηρούμε το RNN3 να είναι το καταλληλότερο μοντέλο για τη πρόβλεψη της GBP, ενώ το RNN1 να είναι το καταλληλότερο για τη πρόβλεψη του JPY. Επίσης εξάγουμε το συμπέρασμα πως το γραμμικό μοντέλο να προβλέπει ικανοποιητικά το συνάλλαγμα του CD ενάντια στο USD.

Forecasting exchange rates: A robust regression approach

Οι Arie Preminger και Raphael Frank (2005) προτείνουν ευσταθή παλίνδρομα μοντέλα βασισμένα στην διάγνωση τύπου S (S-estimation method), μειώνοντας έτσι την επιρροή των ακραίων παρατηρήσεων στις εκτιμώμενες παραμέτρους, για να προβλέψουν τις ισοτιμίες συναλλάγματος GBP/USD και JPY/USD σε περίοδο ενός, τριών και έξι μηνών.

Χρησιμοποιούν, ανάλογα με το ποσοστό των επιτρεπόμενων ακραίων παρατηρήσεων, τρία ευσταθή αυτοπαλίνδρομα γραμμικά μοντέλα (RAR) και

τρία ευσταθή νευρωνικά δίκτυα (RNN), τα RAR(1%), RAR(5%), RAR(10%), RNN(1%), RNN(5%), RNN(10%).

Τα παραπάνω μοντέλα που θέλουν να μελετήσουν τα συγκρίνουν, με βάση έξι κριτήρια ακρίβειας πρόβλεψης, με το μοντέλο τυχαίου περιπάτου (RW), το γραμμικό αυτοπαλίνδρομο μοντέλο (AR) και το προσοτροφοδοτούμενο παλίνδρομο μοντέλο (NN).

Τα κριτήρια είναι τα RMSE, MAE, MAD, αναλογία επιτυχίας (SR), Pesaran and TEmmermann (1992) (PT) και Diebold and Mariano (1995) (DM).

Το εύρος των δεδομένων τους είναι 406 παρατηρήσεις, από τον Ιανουάριο 1971 έως και τέλη Οκτωβρίου 2004, όπου τα τελευταία 100 ήταν τα δεδομένα πρόβλεψης εκτός δείγματος (Out of sample) για τον έλεγχο του μοντέλου.

Τα αποτελέσματα καταδεικνύουν πως τα ευσταθή μοντέλα (robust models) έχουν καλλίτερες επιδόσεις από τα μη-ευσταθή και εν γένει παρέχουν ικανοποιητικά αποτελέσματα σε κάθε χρονικό ορίζοντα, όμως σε σύγκριση με το μοντέλο RW υστερούν.

A Comparison of ANFIS, ANN and DBR systems on volatile Time series Identification

Οι Luan Carlos Figueroa Garcia και Jose Jairo Soriano Mendez (2007), μελετούν την συναλλαγματική ισοτιμία μεταξύ USD και Colombian Peso (CP) χρησιμοποιώντας στατιστικά μοντέλα και ευφυή υπολογιστικά συστήματα. Επίσης συγκρίνουν τις προβλέψεις με στατιστικούς δείκτες ώστε να συμπεράνουν ποιο μοντέλο αναγνωρίζει και προβλέπει καλλίτερα χρονοσειρές.

Η χρονική περίοδος που παρατήρησαν είναι από 01/01/1992 έως 09/02/2007.

Τα μοντέλα που χρησιμοποιούν:

- ARIMA(5,1,12). Οι είσοδοι επιλέχθηκαν με της ACF(συνάρτηση αυτοσυσχέτισης) και PACF(μερική συνάρτηση αυτοσυσχέτισης).

- ANFIS τύπου I Takagi-Sugeno, εκπαιδευμένο με υβριδικό αλγόριθμο που χρησιμοποιεί κανόνα οπισθοδρόμησης για το κρυφό επίπεδο και ελαχίστων τετραγώνων για τις εξόδους. Οι είσοδοι επιλέχθηκαν με της ACF και PACF συναρτήσεις.
- DBR (αποσαφοποιητικό μοντέλο βασιζόμενο σε στις σχέσεις μεταξύ Boolean “AND, OR, και NOT” τελεστών).
- ANN προσοτροφοδοτούμενο και οπισθοδρομικής καθολικής μάθησης (feedforward backpropagation). Η αρχιτεκτονική που υιοθετήθηκε μετά από δοκιμές είναι τεσσάρων (4) κρυφών επιπέδων, όπου το πρώτο και το τέταρτο έχουν 10 κόμβους και το δεύτερο και το τρίτο 8. Η συνάρτηση μεταφοράς είναι η tansigmoidal function ($Y = \frac{e^u - e^{-u}}{e^u + e^{-u}}$).

Οι χρησιμοποιούμενοι στατιστικοί δείκτες:

- Akaike Information Critiria.
- Schwarz Information Critiria ή Bayesian Information Critiria (BIC).
- MSE, μέσο τετραγωνικό σφάλμα.
- SSE, sum of squared errors, μετράει την απόδοση σύμφωνα με το άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων.

Τα αποτελέσματα καταδεικνύουν πως το ANFIS και το ANN αν και είναι υπολογιστικά πολύπλοκα και χρονοβόρα, δίνουν τα καλύτερα αποτελέσματα. Εν γένει τα ευφυή υπολογιστικά συστήματα (ANFIS, ANN & DBR) παρουσίασαν περισσότερα επιθυμητά στοιχεία και πολύ μειωμένες τιμές MSE και SSE.

A multivariate neuro-fuzzy for foreign currency risk management decision making

Οι Vincent C.S. Lee και Hsiao Tshung Wong (2007) ερευνούν την επιτυχία πρόβλεψης συναλλαγματικής ισοτιμίας AUS/USD την επόμενη μέρα, με χρήση ενός πρωτότυπου νευρο-ασαφούς αυτοπροσαρμοσμένου μοντέλου, εξετάζοντάς το σε στατιστικά κριτήρια απόδοσης (π.χ. MSE), σε κριτήρια

εκμάθησης (π.χ. error cost sensitive criterion using ROC) και σε οικονομικά κριτήρια (π.χ. χρήση της αναλογίας μεταξύ Sharp ratio και adjusted R^2).

Τα δεδομένα τους είναι οι τιμές AUS/USD από το 1991 έως το 2000, όπου χρησιμοποιούνται για εκπαίδευση. Για έλεγχο χρησιμοποιείται η επόμενη μέρα από τη τελευταία της εκπαίδευσης.

Το ANN μοντέλο δέχεται ως εισόδους μακροοικονομικές μεταβλητές, όπως μεταβολές στο ονομαστικό επιτόκιο σε περίοδο 90 ημερών και τιμές αργού πετρελαίου, καθώς και μικροοικονομικές μεταβλητές όπως συνολική ροή παραγγελιών (order flow), συναλλαγές εγχώριων τραπεζών, συναλλαγές διεθνών τραπεζών και εμπορικές συναλλαγές. Η έξοδος του μοντέλου αυτού με τη βοήθεια της Γκαουσιανής καμπανοειδούς συνάρτησης, γίνεται είσοδος στον ασαφούς λογικής ελεγκτή.

Αυτή η προσέγγιση νευρο-ασαφούς μοντέλου που αυτοπροσαρμόζει τη δομή του αποδείχθηκε πολλά υποσχόμενη καθώς είχε πολύ μεγάλη ακρίβεια στην πρόβλεψη της τάξης του 80% σε περιόδους σχετικής ομαλότητας.

Forecasting Exchange Rate Using Support Vector Machines

Οι Ding-Zhou Cao, Su-Lin Pang και Yuan-Huai Bai (2005) χρησιμοποιούν μια μηχανή διανυσμάτων υποστήριξης (SVM) και λαμβάνοντας ημερήσια δεδομένα συναλλαγματικής ισοτιμίας USD/GBP, εκπαιδεύουν και ελέγχουν την ακρίβεια πρόβλεψης του μοντέλου, στο επόμενο βήμα (one-step ahead prediction).

Το εύρος των δεδομένων τους είναι 517 τιμές από 02/01/2003 έως 28/01/2005. Τα δεδομένα εκπαίδευσης είναι οι 350 πρώτες παρατηρήσεις, οι επόμενες 100 είναι τα δεδομένα επικύρωσης και ελέγχου των παραμέτρων του SVM και οι τελευταίες 67 είναι τα δεδομένα δοκιμής της ικανότητας πρόβλεψης του μοντέλου.

Η απόδοση των προβλέψεων, αξιολογείται με το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE).

Τα αποτελέσματα καταδεικνύουν πως το SVM έχει αρκετές δυνατότητες πρόβλεψης και συμπεριφέρεται αρκετά ικανοποιητικά στη πρόβλεψη της τάσης του συναλλάγματος.

A sequential learning neural network for foreign exchange rate forecasting

Οι Hu Minghui, Saratchandran P και Narasimhan Sundararajan (2003) χρησιμοποιούν ένα νευρωνικό δίκτυο ελάχιστης κατανομής πόρων (Minimal Resource Allocating Network, MRAN), για να προβλέψουν τις συναλλαγματικές ισοτιμίες Γερμανικού Μάρκου(DM)/USD, GBP/USD και JPY/USD, για ορίζοντα ενός και έξι μηνών.

Η βασική τους ιδέα είναι να συνδυάσουν τις οικονομικές θεωρίες ισοτιμίας συναλλάγματος με τα νευρωνικά δίκτυα, έτσι εφαρμόζουν πέντε οικονομικά μοντέλα, το Price Monetary Model (PMM), το Portofolio Balance Model (PBM), το Sticky Price Monetary Model (SPMM), το Intrest Rate Differential Model (IRDM) και ένα συνδυασμό των δύο πρώτων που ονομάζουν General Model(GM).

Η αξιολόγηση των εκτός δείγματος δεδομένων πραγματοποιείται με τη μέθοδο του RMSE και του DA.

Αλλάζοντας τα όριά των οικονομικών μοντέλων, δίνουν και διαφορετικές αποδόσεις για το MRAN, οπότε με τα πέντε μοντέλα τους, εξάγουν δέκα διαφορετικής απόδοσης MRAN. Πέντε που να ελαχιστοποιούν το RMSE (μοντέλο πρόβλεψης τιμής-AVFM) και πέντε που να μεγιστοποιούν το DA (μοντέλο πρόβλεψης τάσης-TFM).

Τα δεδομένα που χρησιμοποιούν είναι 264 μηνιαίες παρατηρήσεις των συναλλαγματικών ισοτιμιών από τον Ιούλιο 1975 (για το JPY/USD από Οκτώβριο 1980) έως τέλη Ιουλίου 1997.

Οι παρατηρήσεις από Ιούλιο 1975 (JPY/USD --Οκτώβριο 1980) έως Δεκέμβριο 1989, είναι τα δεδομένα εκπαίδευσης και οι υπόλοιπες αποτελούν τα δεδομένα ελέγχου.

Τα MRAN μοντέλα που παρήγαγαν τα συγκρίνουν με το μοντέλου τυχαίου περιπάτου χωρίς περιπλάνηση(RW1), με περιπλάνηση(RW2) και το MLP.

Τα αποτελέσματα της έρευνας για ορίζοντα ενός μηνός, λαμβάνοντας υπόψη το RMSE, καταδεικνύουν πως το RW1 είναι το ακριβέστερο, από τα μοντέλα που συνέκριναν, για όλες τις συναλλαγματικές ισοτιμίες. Επίσης δείχνουν πως τα MRAN μοντέλα έχουν τις ίδιες επιδόσεις πρόβλεψης με το MLP και το RW2 έχει το μεγαλύτερο RMSE, γεγονός που το καθιστά τελευταίο. Οπότε συμπεραίνουμε πως τα MRAN δεν είναι τόσο αποτελεσματικά στη πρόβλεψη της τιμής της μεταβλητής.

Συγκρίνοντας τα μοντέλα με βάση το DA παρατηρούμε πως τα MRAN έχουν καλλίτερες επιδόσεις από τα RW και MLP, πράγμα που σημαίνει πως στη πρόβλεψη τάσης μεταβολής της μεταβλητής είναι αποδοτικότερα, όπου όμως η απόδοσή τους εξαρτάται από τον χρονικό ορίζοντα και τη συναλλαγματική ισοτιμία.

Ένα ακόμα σημαντικό στοιχείο που αναδεικνύει η έρευνα, μέσω του ελέγχου του Pesaran-Timmerman (PT), είναι πως προβλέψεις και παρατηρήσεις δεν είναι ανεξάρτητες, ειδικά για μικρά διαστήματα πρόβλεψης.

Currency exchange rate forecasting by error backpropagation

Οι A.N.REFENES, M.AZEMA-BARAC και S.A. KAROUSSOS (1992) περιγράφουν και χρησιμοποιούν ένα νευρωνικό δύο επιπέδων δίκτυο που χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο πίσω διάδοσης του λάθους (error backpropagation), για να προβλέψουν, βραχυπρόθεσμα και μακροπρόθεσμα, την ισοτιμία συναλλάγματος μεταξύ US και DM(Deutschmark).

Ο αριθμός των εισόδων είναι δεδομένος και μοντελοποιεί ένα κινούμενο, με σταθερό βήμα, παράθυρο μέσα στη χρονοσειρά, το οποίο προσπαθεί να βρεί τακτικότητα στα δεδομένα. Για να

Τα δεδομένα τους αποτελούνται από ωριαίες παρατηρήσεις ισοτιμίας συναλλάγματος για τα έτη 1988-1989. Οι ερευνητές θεωρούν το περιβάλλον μη ρεαλιστικό, λόγω της υπόθεσης εξάλειψης των ατελειών της αγοράς και επιτοκίου ανυπαρξίας κινδύνου.

Τα δεδομένα εκπαίδευσης είναι οι πρώτες 200μέρες*12ώρες παρατηρήσεις και τα δεδομένα ελέγχου είναι οι υπόλοιπες 60μέρες*12ώρες. Ύστερα από τη τεχνική που ανέπτυξαν με το κινούμενο παράθυρο, τα δεδομένα εκπαίδευσης προέκυψαν 8320, λόγω της επικάλυψης που προήλθε, καθώς, κάθε χρονοσειρά μήκους n =μέγεθος παραθύρου i , κινείται στη καμπύλη της χρονοσειράς για διάστημα s = μέγεθος βήματος μεταξύ διαφορετικού εύρους παραθύρων, περισσότερα στο [16].

Ελέγχοντας την ικανότητα πρόβλεψης(μακροπρόθεσμη-βραχυπρόθεσμη), ταυτόχρονα ερευνούν και την επιρροή του κυμαινόμενου χρόνου εκμάθησης (πρόβλημα υπερμοντελοποίησης), καθώς και του ρυθμού μάθησης σύγκλησης και γενικότητας(λ).

Για τη μακροπρόθεσμη πρόβλεψη χρησιμοποιούν ως δεδομένα εισόδου τις παρατηρήσεις των 12 προηγούμενων ωρών και υπολογίζουν την επόμενη, η οποία στη συνέχεια ανατροφοδοτείται στο σύστημα και η διαδικασία συνεχίζεται για τη πρόβλεψη όλων των τιμών των τελευταίων 60 ημερών του 1989. Η πρόβλεψη αποδείχθηκε αρκετά ακριβής. Ο βέλτιστος αριθμός επαναλήψεων που ελαχιστοποιεί το σφάλμα είναι 4500 και το βέλτιστο λ είναι 0,4.

Αξιολογούν τη μέθοδο με βάση το αποδιδόμενο ποσοστό κέρδους, που είναι τουλάχιστον 20%.

Για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη, δε χρησιμοποιούν ανατροφοδότηση. Το δίκτυο προβλέπει για μία ώρα μπροστά και χρησιμοποιεί τις πραγματικές τιμές. Η πρόβλεψη είναι αρκετά ακριβής, 66% ποσοστό πρόβλεψης και 20% σωστή πρόβλεψη όσο αφορά τα σημεία καμπής. Σύμφωνα με τους ερευνητές

υπάρχουν περιθώρια βελτίωσης, ανάλογα με τα δεδομένα εκπαίδευσης και την αρχιτεκτονική του δικτύου.

Application of Adaptive RPCL-CLP with Trading System to Foreign Exchange Investment

Οι Yiu-ming Cheung, Helen Z.H. Lai και Lei Xu (1996) χρησιμοποιούν ένα Adaptive Rival Penalized Competitive Learning and Combined Linear Prediction μοντέλο (πληροφορίες στο [51]) για να προβλέψουν τη μετοχή «Zheng Kong Dian ZHI» και την ισοτιμία συναλλάγματος US_Dollar / German_Deutschmark(DEM).

Η μηχανή πρόβλεψης που σχεδίασαν αποτελείται από δύο μέρη. Το πρώτο μέρος είναι το εκάστοτε μοντέλο που θέλουν να χρησιμοποιήσουν για πρόβλεψη και το δεύτερο μέρος είναι ένα ανταλλακτικό σύστημα που εξάγει μια ένδειξη που προσδιορίζει την ανταλλακτική πράξη, «αγοράζω, πουλώ ή δε πράττω». Η ένδειξη παράγεται από τη προβλεπόμενη τιμή και από την ως τότε πληροφορία. Το ανταλλακτικό σύστημα χρησιμοποιεί τρεις στρατηγικές διαφορετικού ρίσκου, και εξάγονται αποτελέσματα για κάθε μια.

Τα δεδομένα που χειρίζονται είναι 1679 παρατηρήσεις, από 1^η Δεκεμβρίου 1987 έως 31^η Ιουλίου, ως δεδομένα εκπαίδευσης και 99 παρατηρήσεις, από 1^η Αυγούστου 1993 έως 30^η Νοεμβρίου 1993, ως δεδομένα ελέγχου. Κάθε ξεχωριστό δεδομένο είναι ο ρυθμός κλεισίματος USD/DEM, για κάθε μέρα στην αγορά συναλλάγματος της Νέας Υόρκης.

Τα αποτελέσματα του μοντέλου τους τα συγκρίνουν με τα αποτελέσματα από τα μοντέλα Elman Net και MA(q), με βάση το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE). Η σύγκριση καταδεικνύει πως το μοντέλο τους προβλέπει πολύ καλύτερα και επίσης ανεξαρτήτως στρατηγικής έχει πάντα πολύ υψηλό κέρδος και στις πλείστες περιπτώσεις, υψηλότερου συνήθους ρίσκου, το μέγιστο.

Adaptive Smoothing Neural Networks in Foreign Exchange Rate Forecasting

Οι Lean Yu, Shouyang Wang και Kin Keung Lai (2005) χρησιμοποιούν ένα προσαρμοστικό εξομαλυντικό νευρωνικό δίκτυο (ASNN) για να προβλέψουν τις ισοτιμίες συναλλάγματος US/BP, US/EURO και US/JPY.

Το ASNN έχει την ικανότητα να αξιοποιεί το αθροιστικό κοινό σφάλμα (COE), τη μέση απόλυτη απόκλιση (MAD) και το σήμα παρακολούθησης ($TS=COE/MAD$), για να ρυθμίζει τις παραμέτρους του δικτύου (π.χ. βάρη νευρώνων).

Τα δεδομένα τους είναι 750 ημερήσιες παρατηρήσεις από 01/01/00 έως 31/12/02. Τα δεδομένα εκπαίδευσης είναι οι παρατηρήσεις από 01/01/00 έως 31/10/02 και τα δεδομένα ελέγχου-εκτίμησης των προβλέψεων είναι οι παρατηρήσεις από 01/11/02 έως 31/12/02.

Οι προβλέψεις του ASNN συγκρίνονται με αυτές ενός πολυεπίπεδο προσοτροφορούμενο νευρωνικού δικτύου (MLFN), στα κριτήρια απόδοσης, κανονικοποιημένο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (NMSE) και ένδειξη αλλαγής τάσης της κίνησης των τιμών του συναλλάγματος (Dstat).

Τα αποτελέσματα δείχνουν πως το ASNN μπορεί να ελέγξει αποδοτικότερα τις αλλαγές και να βελτιώσει την απόδοση του δικτύου, καθώς όλες οι μετρήσεις δίνουν χαμηλότερο NMSE. Επίσης τα υψηλότερα ποσοστά Dstat(%) δείχνουν ότι το ASNN προβλέπει καλύτερα τη κίνηση τις τιμές του συναλλάγματος, με καλύτερη πρόβλεψη τη BP και χειρότερη την JPY.

Εν κατακλείδι το ASNN είναι ένα αρκετά υποσχόμενο μοντέλο για τη πρόβλεψη τιμών συναλλάγματος.

A Fractionally integrated exponential STAR model applied to the US real effective exchange rate

Οι Mohamed Boutahar, Imene Mootamri και Anne Peguin-Feissolle (2009), χρησιμοποιούν ένα μη γραμμικό μεγάλης μνήμης μοντέλο, το Fractionally integrated STAR (FISTAR), όπως προτάθηκε από τον van Dijk et al. (2002) [52], με εκθετική συνάρτηση μεταφοράς (FIESTAR), για να περιγράψουν τη δυναμική συμπεριφορά της US ισοτιμίας συναλλάγματος και να προβλέψουν σε ορίζοντα από έναν έως δώδεκα μήνες.

Η μοντελοποίηση του FIESTAR έγινε με δύο διαφορετικούς τρόπους εκτίμησης των παραμέτρων, α) επαναλαμβανόμενη εκτίμηση, β) εκτίμηση σε δύο βήματα (p.336-337).

Τα δεδομένα που χρησιμοποιούν είναι λογαριθμισμένες μηνιαίες παρατηρήσεις της περιόδου Ιουνίου 1978 έως Απριλίου 2002. Οι παρατηρήσεις από Ιανουάριο 2002 έως Απρίλιο 2004 είναι τα δεδομένα ελέγχου-εκτίμησης της προβλεπτικής ικανότητας του μοντέλου.

Συγκρίνουν, μέσω του κριτηρίου του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MPSE), τις προβλέψεις του FIESTAR με αυτές που παράγει ένα μοντέλο τυχαίου περιπάτου (RW) και ένα γραμμικό ARFI. Επίσης για να εξακριβώσουν την ακρίβεια πρόβλεψης από δύο διαφορετικά μοντέλα, εφαρμόζουν το τροποποιημένο στατιστικό έλεγχο των Diebold and Mariano που προτάθηκε από τον Harvey et al.(1997) (p. 337-338).

Το συμπέρασμά τους, σύμφωνα με τα αποτελέσματα, είναι πως το FIESTAR υπερτερεί έναντι των άλλων δύο μοντέλων στο κριτήριο του MPSE και επιβεβαιώνεται από τον στατιστικό έλεγχο, κάτι που επιβεβαιώνεται και από την έρευνα του Chung(2006).

Application of Polynomial Neural Networks to Exchange Rate Forecasting

Οι R. Ghazali, A.J. Hussain, M.N. Mohd Salleh (2008), χρησιμοποιούν ένα Dynamic Ridge Polynomial Neural Network (DPRNN), για να προβλέψουν την τάση χρηματοοικονομικών χρονοσειρών και ερευνούν την ικανότητά του να επιφέρει επικερδείς προβλέψεις.

Προβλέπουν ένα και πέντε βήματα μπροστά τη συναλλαγματική ισοτιμία BP/EUR και JPY/BP.

Το DPRNN είναι ένα προσοτροφοδοτούμενο Ridge Polynomial Neural Network (FFRPNN) με ανατροφοδότηση και συνδυάζει τις ιδιότητες ενός Pi-Sigma (PSNN) και ενός επαναλαμβανόμενου Νευρωνικού Δικτύου.

Τα δεδομένα τους είναι 1525 παρατηρήσεις στο διάστημα από 03/01/2000 έως 04/11/2005, τα οποία προεπεξεργάζονται πριν τροφοδοτηθούν στο Ν.Δ. σε relative different in percentage της τιμής (RDP [53]).

Για τη σύγκριση των επιδόσεων του μοντέλου τους χρησιμοποιούν ένα MLP και ένα RPNN με συναρτήσεις μεταφοράς τη σιγμοειδή και αλγορίθμους εκμάθησης τον αυξητικό οπισθοδρόμησης και τον εποικοδομητικό (constructive) εκμάθησης, αντίστοιχα.

Τα κριτήρια αξιολόγησης ήταν δύο χρηματοοικονομικά μέτρα, ετήσιες αποδόσεις (Annualized Return) και Maximum Drawdown και ένα στατιστικό μέτρο το κανονικοποιημένο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (NMSE).

Τα συμπεράσματα της έρευνας ήταν πως το DRPNN είναι ένα πολλά υποσχόμενο εργαλείο πρόβλεψης και η πρόβλεψή του αποφέρει μεγαλύτερα κέρδη.

Αναλυτικά, οι προβλέψεις σε πέντε βήματα μπροστά του DPRNN, με βάση τα χρηματοοικονομικά κριτήρια αποδίδει καλύτερα και στις δύο περιπτώσεις πρόβλεψης ισοτιμίας συναλλάγματος (BP/EUR, JPY/BP). Ενώ σύμφωνα με το κριτήριο NMSE φαίνεται να υπερτερεί μόνο του RPNN και μόνο στη περίπτωση BP/EUR.

Οι προβλέψεις ενός βήματος μπροστά αναδεικνύουν το DPRNN καλύτερο μοντέλο σύμφωνα με το κριτήριο AR(%) και στις δύο περιπτώσεις, αλλά και σύμφωνα με MD, εκτός της περίπτωσης BP/EUR που κατατάσσεται με μικρή διαφορά δεύτερο. Σε αυτό τον ορίζοντα πρόβλεψης αναδεικνύεται καλύτερο μοντέλο και σύμφωνα με το κριτήριο NMSE.

Εν κατακλείδι, το DPRNN σε σύγκριση με τα MLP και RNN είναι περισσότερο κερδοφόρο, εκπαιδεύεται πολύ γρήγορα και προβλέπει με χαμηλό σφάλμα.

Application of an EWMA combining technique to the prediction of currency exchange rates

Οι HYUNG WON SHIN και SO YOUNG SOHN (2007) προτείνουν ένα καινούριο μοντέλο που συνδυάζει τα εξαγόμενα αποτελέσματα πρόβλεψης των μοντέλων GARCH (γενικευμένα αυτοπαλίνδρομα υπό συνθήκη ετεροσκεδαστικά)[56], νευρωνικού δικτύου(NN) και τυχαίου περίπατου (RW), χρησιμοποιώντας βάρος που αντανakλά το αντίστροφο του εκθετικού σταθμικού κινούμενο μέσου (EWMA) του απόλυτου ποσοστού σφάλματος(APE). Το βάρος κάθε πρόβλεψης προσδιορίζεται κατά τρόπο ώστε να αντανakλά περισσότερο πρόσφατες συμπεριφορές και λιγότερο ιστορικές.

Εφαρμόζουν το μοντέλο για την ημερήσια πρόβλεψη, ενός βήματος μπροστά (One step ahead), της ισοτιμίας συναλλάγματος Korean won/USD και Korean won/JPY.

Τα δεδομένα τους είναι καθημερινές παρατηρήσεις. Στη περίπτωση Korean won/USD οι παρατηρήσεις αναφέρονται στη περίοδο 01/01/1999 έως 28/02/2002, όπου από 01/01/1999 έως 31/01/2002 είναι τα δεδομένα εκπαίδευσης και τα υπόλοιπα τα δεδομένα ελέγχου-εκτίμησης. Για να προσαρμόσουν τα δεδομένα τους χρησιμοποιούν τρεις μεταβλητές χρονικής υστέρησης (y_{t-1} , y_{t-2} και y_{t-7}) που επιλέχθηκαν σύμφωνα με το κριτήριο AIC. Στη περίπτωση Korean won/JPY οι παρατηρήσεις αναφέρονται στη περίοδο

01/01/2001 έως 28/02/2004, όπου οι παρατηρήσεις από 01/01/2001 έως 31/12/2003 αποτελούν τα δεδομένα εκπαίδευσης και τα υπόλοιπα τα δεδομένα ελέγχου-εκτίμησης. Για να προσαρμόσουν τα δεδομένα τους χρησιμοποιούν τρεις μεταβλητές χρονικής υστέρησης (y_{t-1} , y_{t-2} και y_{t-11}) που επιλέχθηκαν σύμφωνα με το κριτήριο AIC.

Συγκρίνουν ένα NN, ένα GARCH, ένα RW, ένα συνδυαστικό των προηγούμενων μοντέλο προσέγγισης MAPE και κάποιων μοντέλων προσέγγισης EWMA, που αλλάζουν τη σταθερά λ (0.1, 0.5, 0.9) του μοντέλου, για να ελέγξουν τις επιδράσεις. Τα κριτήρια σύγκρισης των μοντέλων είναι το MAPE και το RMSE.

Τα αποτελέσματα δείχνουν πως το GARCH έχει σχεδόν τα ίδια αποτελέσματα με το RW, όπου και τα δύο αυτά μοντέλα προβλέπουν καλύτερα από το NN. Τα συνδυαστικά μοντέλα EWMA και MAPE στη περίπτωση Korean won/USD υπερτερούν όλων των άλλων με καλύτερο το EWMA($\lambda=0.9$).

Στη περίπτωση πρόβλεψης Korean won/JPY τα συνδυαστικά μοντέλα MAPE και EWMA($\lambda=0.1, 0.5$) έχουν χειρότερη απόδοση από το GARCH και RW, ενώ το NN είναι ξανά το χειρότερο.

Το τελικό συμπέρασμα είναι πως το EWMA($\lambda=0.9$) σε σύγκριση με όλα τα υπόλοιπα, έχει καλύτερη ακρίβεια και στις δύο περιπτώσεις Korean won/USD, Korean won/JPY και αυτό συμβαίνει, γιατί καθώς το λ μεγαλώνει τόσο το EWMA εξαρτάται περισσότερο από το GARCH και RW.

Recurrent Self-Organising Maps and Local Support Vector Machine Models for Exchange Rate Prediction

Οι He Ni και Hujun Yin (2006) χρησιμοποιούν ένα μοντέλο της αρχής «διαίρει και βασίλευε», που είναι ένα υβριδικό σύστημα δύο επιπέδων, για να προβλέψουν τη συναλλαγματική ισοτιμία USD/BP.

Το μοντέλο τους αποτελείται από ένα μοντέλο χάρτη, επαναλαμβανόμενο και αυτοοργανωτικό (RSOM) [54] και μια μηχανή τοπικών διανυσμάτων υποστήριξης (SVM). Η γενική ιδέα του μοντέλου αυτού είναι να χωρίζει τα δεδομένα σε αρκετές μη επικαλυπτόμενες περιοχές και ύστερα με οπισθοδρομικά μοντέλα να προβλέπει για τη κάθε περιοχή χωριστά. Στην έρευνα αυτή το ρόλο της οπισθοδρόμησης τον έχει το SVM [55] μοντέλο και το ρόλο του διαχωρισμού των δεδομένων σε περιοχές με «παρόμοια» δεδομένα, τον έχει το RSOM μοντέλο.

Τα δεδομένα τους αποτελούνται από ημερήσιες παρατηρήσεις δεκαπέντε χρόνων και για να δημιουργήσουν τη χρονοσειρά τους χρησιμοποιούν τη μετατροπή απόδοση-τιμής : $x'_n = \ln(x_{n+1}/x_n)$.

Τα δεδομένα εκπαίδευσης είναι οι πρώτες 3000 παρατηρήσεις και ελέγχου ελέγχου-εκτίμησης τα επόμενα 100.

Τα μοντέλα που χρησιμοποιούν για πρόβλεψη και σύγκριση αποτελεσμάτων είναι τα RSOM+SVM, SOM+MLP και Garch και τα κριτήρια αξιολόγησής τους είναι το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE), το ποσοστό σωστής πρόβλεψης (correct prediction percentage-cpp) και το μέτρο κέρδους (profit earned measurement).

Τα συμπεράσματα είναι πως το μοντέλο τους είναι επικερδέστερο των άλλων δύο και έχει μικρότερο σφάλμα μεταξύ των προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών. Παρατηρούν επίσης πως το SOM+MLP αν και καλύτερο στα κριτήρια MSE και CPP, δε παράγει όσα κέρδη παράγει το GARCH.

Εν κατακλείδι είναι μια αρκετά υποσχόμενη μέθοδος πρόβλεψης με πλεονεκτήματα την υψηλή ταχύτητα σύγκλισης και την καλή αποφυγή από τοπικά ελάχιστα.

Non-Linear, Non-parametric, Non fundamental Exchange rate Forecasting

Οι Nikola Gradojevic και Jing (2006) επεκτείνουν τα μακροοικονομικά μοντέλα, έτσι ώστε να συμπεριλαμβάνουν μικροοικονομικές (microstructure)

μεταβλητές και χρησιμοποιούν γραμμικά και μη γραμμικά μοντέλα για να προβλέψουν βραχυπρόθεσμα, με ορίζοντα μία μέρα και μία βδομάδα, την ισοτιμία συναλλάγματος Canadian Dollar /USD και να τα συγκρίνουν μεταξύ τους.

Μικροοικονομικές μεταβλητές

Οι μεταβλητές που χρησιμοποιούν είναι:

- Εμπορικές συναλλαγές πελατών (CC).
- Συναλλαγές με ξένα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα (FD)
- Συναλλαγές με εσωτερικά χρηματοπιστωτικά ιδρύματα (IB)

και αποτελούν μεταβλητές της ροής παραγγελιών. Μία ακόμα μεταβλητή είναι η *aggof* (CC+FD+IB). Μακροοικονομικές μεταβλητές

- Τιμή κλεισίματος αργού πετρελαίου αποπληθωρισμένη (deflated) με τον δείκτη τιμής καταναλωτή (CPI) (Δoil).
- Νομισματική μεταβολή στο ρυθμό των 90 τελευταίων ημερών του εμπορικού χαρτιού στο Καναδά και τις ΗΠΑ ($\Delta intdiff$).
- Λογάριθμος της ημερήσιας πραγματικής μεταβολής της συναλλαγματικής ισοτιμίας Canadian Dollar /USD (Δrpx).

Τα δεδομένα τους αποτελούνται από 2230 ημερήσια δεδομένα μεταξύ της περιόδου Ιανουάριος 1990, Ιούνιος 2000.

Μοντέλα που χρησιμοποιούν:

ANN model 1: $Drpfx_t = f(intdiff_{t-j}, Doil_{t-j}, aggof_{t-j}) + e_t, t=1, \dots, N$

ANN model 2: $Drpfx_t = g(Dintdiff_{t-j}, Doil_{t-j}, CC_{t-j}, IB_{t-j}, FD_{t-j}) + n_t, t=1, \dots, N$

Όπου $j = \{1, 7\}$, $t = 1, \dots, N$

Αρχιτεκτονική των ANN

- ANN model 1: Τεσσάρων μεταβλητών ως εισόδους, τριών επιπέδων, με αλγόριθμο μάθησης τον feedforward backpropagation και συνάρτηση ενεργοποίησης την σιγμοειδή (sigmoid).
- ANN model 1: Έξι μεταβλητών ως εισόδους, τεσσάρων επιπέδων, με αλγόριθμο μάθησης τον feedforward backpropagation και συνάρτηση ενεργοποίησης την tan-sigmoid.

Τυχαίου περιπάτου (RW): $rpx_t = a_0 + rpx_{t-j} + g_t, t=1, \dots, N$

Γραμμικό μοντέλο 1 (LM1): $Drpfx_t = g_0 + g_1 Dintdiff_{t-j} + g_2 Doil_{t-j} + g_3 IB_{t-j} + e_t$, $t=1, \dots, N$

Γραμμικό μοντέλο 2 (LM2): $Drpfx_t = b_0 + b_1 Dintdiff_{t-j} + b_2 Doil_{t-j} + b_3 CC_{t-j} + b_4 IB_{t-j} + b_5 FD_{t-j} + n_t$, $t=1, \dots, N$

Τα στατιστικά κριτήρια που χρησιμοποιούν για να αξιολογήσουν τα μοντέλα είναι:

- Μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE)
- Μέσο τετραγωνικό σφάλμα πρόβλεψης (MSPE)
- Ποσοστό αλλαγών στη κίνηση της συναλλαγματικής ισοτιμίας που προβλέφθηκε σωστά (PERC). Για θετικές μεταβολές της κίνησης που προβλέφθηκαν σωστά PERC(POS) και αρνητικές PERC(NEG).

Εν γένει τα αποτελέσματα κατέδειξαν το ANN ως καλύτερο μοντέλο.

Αναλυτικά τα συμπεράσματα είναι πως το ANN είναι καλύτερο από το RW και τα LM στο κριτήριο του RMSE και προβλέπει, κατά μέσο όρο, τη κίνηση της ισοτιμίας κατά 3% καλύτερα από τα υπόλοιπα. Συγκεκριμένα για χρονικό ορίζοντα μιας βδομάδας το ANN1 έχει $PERC\% = 60,14$ και το ANN2 $61,87\%$, ενώ για μιας βδομάδας έχουν $56,15\%$ και $58,04\%$ αντίστοιχα.

Ένα ακόμα συμπέρασμα που καταλήγουν είναι, πως στη πρόβλεψη χρησίμεψαν και οι μακροοικονομικές και οι μικροοικονομικές μεταβλητές.

Forecasting Financial Time Series using Neural Network and Fuzzy System-based Techniques

Οι V.Kodogiannis και A.Lolis (2002) αναλύουν συγκριτικά, την ικανότητα των νευρωνικών δικτύων και των ασαφών μεθόδων, για πρόβλεψη ισοτιμίας συναλλάγματος USD/GBP, με ορίζοντα πρόβλεψης ενός βήματος μπροστά και k-βημάτων μπροστά (όπου $k=4,8,12$).

Τα δεδομένα τους αποτελούνται από 1000 ημερήσιες παρατηρήσεις στο διάστημα, τέλη του 1997, έως τέλη του Μαρτίου 2000. Οι πρώτες 800

παρατηρήσεις αποτελούν τα δεδομένα εκπαίδευσης των μοντέλων και οι επόμενες 200 τα δεδομένα ελέγχου-εκτίμησης.

Τα μοντέλα που χρησιμοποιούνται είναι:

- Πολυστρωματικό νευρωνικό δίκτυο (MLP-BP) , πέντε εισόδων και δύο κρυφών επιπέδων, που εκπαιδεύτηκε με τον αλγόριθμο οπισθοδρόμησης (backpropagation).
- Πολυστρωματικό νευρωνικό δίκτυο (MLP-SE) που εκπαιδεύτηκε με τον αλγόριθμο spread encoding (SE) με αρχιτεκτονική δικτύου 24/34/18/6.
- Νευρωνικό δίκτυο ακτινικής συνάρτησης βάσης (RBF), με αλγόριθμο επιλογής κέντρων τον ROLS (regularization orthogonal least square).
- Αυτοπαλίνδρομο επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο (ARNN). Η δομή κόμβων του είναι 4/16/8/1, με σιγμοειδή συνάρτηση μεταφοράς στα δύο κρυφά επίπεδα.
- Τροποποιημένο δίκτυο ELMAN (ELM) αρχιτεκτονικής 4/16/24/1 με αλγόριθμο εκμάθησης τον ανατροφοδότησης (Back propagation).
- Σύστημα νευρο-ασαφούς (N-Fuzzy) διαδικασίας τεσσάρων επιπέδων. Οι παράμετροι του μοντέλου προσδιορίστηκαν με τους αλγόριθμους αυτοοργανούμενου χάρτη (SOM) και Fuzzy-c-means.
- Προσαρμόσιμο σύστημα ασαφούς λογικής (AFLS), με μέθοδο ασαφοποίησης Balance of Area (BOA).

Για την αξιολόγηση της απόδοσης της πρόβλεψης χρησιμοποιούν του δείκτες τυπική απόκλιση σφάλματος (SDE), ποσοστιαίο σχετικό σφάλμα (PRE) και μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE).

Συμπεράσματα για χρονικό ορίζοντα μιας μέρας (one step ahead)

Παρατηρούν πως το MLP-SE είναι πιο ακριβές στις προβλέψεις του από το MLP-BP, πως το RBF-ROLS είναι πιο ακριβές από τα MLP, το ARNN, το ELMAN και από το N-Fuzzy και αυτό οφείλεται στον αλγόριθμο ROLS. Επίσης παρατηρούν πως τα ARNN και ELMAN, έχουν σχεδόν τις ίδιες είναι καλύτερα από τα MLP μοντέλα, γεγονός που το αποδίδουν στους νευρώνες που έχουν την ιδιότητα να θυμούνται προηγούμενη πληροφορία (μνήμη), με το ELMAN να αποδίδει καλύτερα από το ARNN. Το N-Fuzzy και το AFLS-BP έχουν τη

δυνατότητα να μαθαίνουν από προηγούμενη εμπειρία και να έχουν υψηλή υπολογιστική ικανότητα, με αποτέλεσμα να συγκλίνουν γρήγορα και αυτό φαίνεται να έχει επίδραση στην ακρίβεια πρόβλεψης. Το N-Fuzzy αν και πολλά υποσχόμενο μοντέλο κατατάσσεται 4^ο, μαζί σχεδόν με το ARNN. Ως καλύτερο μοντέλο πρόβλεψης αναδεικνύεται το AFLS με κέρδος 20% παραπάνω από το MLP-BP.

Συμπεράσματα για χρονικό ορίζοντα k-βημάτων μπροστά (k step ahead)

Αν και τα μοντέλα εκπαιδεύτηκαν για βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη, τα ανατροφοδότησαν με τις εξόδους τους για να επεκτείνουν τον ορίζοντα πρόβλεψης. Τα συμπεράσματα είναι πως το AFLS συνεχίζει να είναι πρώτο, με μειούμενη όμως απόδοση πρόβλεψης σε σχέση με το MLP-BP καθώς μεγαλώνει ο ορίζοντας. Επίσης παρατηρούν πως το N-Fuzzy αποδίδει καλύτερα από το ELMAN και αυτό είναι καλύτερο από το MLP-BP.

Neural-Network-Based Fuzzy Group Forecasting with Application to Foreign Exchange Rates Prediction

Οι Lean Yu, Kin Keung Lai και Shouyang Wang (2007), προτείνουν ένα καινοτόμο μοντέλο, που στηρίζεται στην ασαφή λογική και σε ομάδα νευρωνικών δικτύων, για να προβλέψουν σε μηνιαία βάση τις συναλλαγματικές ισοτιμίες USD/GBP, USD/EUR και USD/JPY.

Το μοντέλο τους το συγκρίνουν με τα μοντέλα γραμμικής παλινδρόμησης (LinR-Linear Regression), logit παλινδρόμησης (LogR) και απλού FNN, στα κριτήρια NMSE και Dstat.

Η γενική ιδέα λειτουργίας αυτού του μοντέλου είναι, μια ομάδα νευρωνικών δικτύων να χρησιμοποιείτε για την επιθυμητή πρόβλεψη και τα αποτελέσματά τους να ασαφοποιούνται. Τα ασαφοποιημένα δεδομένα στη συνέχεια συγκεντρώνονται σε ένα ασαφούς λογικής σύστημα και εν συνεχεία αποασαφοποιούνται στις τιμές τελικής πρόβλεψης.

Τα δεδομένα εκπαίδευσης των μοντέλων αποτελούνται από 360 παρατηρήσεις στο διάστημα Ιανουάριος 1971, έως Δεκέμβριος 2000. Τα δεδομένα ελέγχου-εκτίμησης αποτελούνται από 71 παρατηρήσεις στο διάστημα Ιανουάριος 2001, έως Νοέμβριος 2006.

Τα αποτελέσματα καταδεικνύουν το προτεινόμενο μοντέλο ως το καλύτερο, με μέγιστη ποσοστιαία επιτυχία στη πρόβλεψη τάσης 84,51% και στηρίζουν αυτή την απόδοση στις συγκεντρωτικές προβλέψεις που χρησιμοποιούνται για τη τελική πρόβλεψη.

Neural Network Forecasting of the British Pound /US Dollar Exchange Rate

Οι GIOQINANG ZHANG και MICHAEL Y.HU (1998) σε αυτή τους τη μελέτη, ερευνούν την επίδραση του αριθμού των εισόδων, του αριθμού των κρυφών κόμβων και του μεγέθους του δείγματος, στη προβλεπτική ικανότητα ενός νευρωνικού δικτύου.

Πειραματίζονται για ορίζοντες πρόβλεψης ενός μηνός, έξι μηνών και δώδεκα μηνών, επικεντρωμένοι στη πρόβλεψη ενός βήματος μπροστά (one step ahead).

Τα νευρωνικά δίκτυα που παράγουν είναι προσοτροφοδοτούμενα και τριών επιπέδων, με συναρτήσεις ενεργοποίησης τη Logistic και τη γραμμική, για τα κρυφά επίπεδα και της εξόδου αντίστοιχα.

Ο αριθμός των εισόδων κυμαίνεται από 1 έως 10 και ο αριθμός των κρυφών κόμβων είναι 4,8,12,16,20, με αποτέλεσμα οι παραπάνω συνδυασμοί να δημιουργούν 50 νευρωνικά δίκτυα.

Τα 50 Ν.Δ. τα συγκρίνουν μεταξύ τους και με το μοντέλο τυχαίου περιπάτου (RW) στα κριτήρια RMSE, MAE και MAPE.

Τα δεδομένα τους αποτελούνται από εβδομαδιαίες παρατηρήσεις της συναλλαγματικής ισοτιμίας GBP/USD και έχουν σταθεροποιηθεί με τη χρήση λογαριθμικής τροποποίησης, όπως στο [57].

Χρησιμοποιούν δύο δείγματα για την εκπαίδευση των μοντέλων. Το ένα (large sample) αποτελείται από 887 παρατηρήσεις της περιόδου 1976-1992 και το άλλο (small sample), από 261 παρατηρήσεις της περιόδου 1988-1992. Τα δεδομένα ελέγχου-εκτίμησης αποτελούνται από 52 παρατηρήσεις που είναι του έτους 1993.

Συμπεράσματα:

Όσο αφορά τις εισόδους:

Για το large sample παρατηρούν πως καθώς ο αριθμός των κρυφών κόμβων αυξάνεται, το RMSE μειώνεται, που σημαίνει ότι το δίκτυο γίνεται πιο δυνατό, γεγονός που μπορεί να οδηγήσει σε υπερμάθηση. Επίσης παρατηρούν πως καθώς ο αριθμός των εισόδων αυξάνεται, το RMSE μειώνεται. Τα MAE και MAPE δεν έχουν καθορισμένη συμπεριφορά στη συνεχή αύξηση ή μείωση του αριθμού των κρυφών κόμβων. Εντούτοις, καθώς ο αριθμός των εισόδων αυξάνεται από 1 σε 5 το MAE μειώνεται σταθερά. Μια σημαντική παρατήρηση, είναι πως ο αριθμός των εισόδων έχει μεγαλύτερη επίδραση στο δίκτυο από τον αριθμό των κρυφών κόμβων.

Με ορίζοντα πρόβλεψης τον ένα μήνα και τα τρία κριτήρια απόδοσης δείχνουν 6 εισόδους για το N.Δ.. Καθώς ο ορίζοντας πρόβλεψης μεγαλώνει (6 και 12 μήνες), για τα MAE και MAPE οι αποδόσεις είναι σχεδόν σταθερές και οι 6 εισοδοί παραμένουν η καλύτερη επιλογή. Το RMSE από την άλλη δείχνει καλύτερη επιλογή τις 3 εισόδους.

Τα περισσότερα νευρωνικά δίκτυα σε σύγκριση με το μοντέλο RW, φαίνεται να υπερτερούν και στα τρία κριτήρια, για οποιοδήποτε ορίζοντα πρόβλεψης.

Για το small sample: Τα αποτελέσματα καταδεικνύουν πως για μικρό δείγμα έχουμε χαμηλότερο MAPE, αλλά υψηλότερα RMSE και MAE.

Με ορίζοντα πρόβλεψης τον ένα μήνα, και τα τρία κριτήρια απόδοσης, δείχνουν 8 εισόδους για το N.Δ.. Με ορίζοντες πρόβλεψης τους 6 και 12 μήνες, καλύτερη επιλογή φαίνεται η μία είσοδος.

Οι επιδόσεις του N.Δ. υπερτερούν του RW μόνο για ορίζοντα πρόβλεψης ενός μηνός.

Όσο αφορά τους κρυφούς κόμβους:

Οι κρυφοί κόμβοι δε φαίνεται να εξαρτώνται από τον ορίζοντα πρόβλεψης.

Τα καλύτερα αποτελέσματα παράγονται με 16 κρυφούς κόμβους, αλλά χωρίς μεγάλες διαφορές από τις επιδόσεις που παράγονται από διαφορετικό αριθμό κρυφών κόμβων.

Επίσης οι προβλέψεις που βασίζονται στο large sample, οδηγούν σε μικρότερο σφάλμα.

Exchange Rate Forecasting Using a Hybrid Fuzzy and Neural Network Model

Οι An-Pin Chen και Hsio-Yi Lin (2007) προτείνουν ένα υβριδικό μοντέλο, το επονομαζόμενο Fuzzy BPN, που αποτελείται από ένα νευρωνικό δίκτυο οπισθοδρόμησης (BPN) και μια συνάρτηση ασαφούς λογικής, για να προβλέψουν την συναλλαγματική ισοτιμία New Taiwan Dollar (NTD)/USD, σε ημερήσια βάση, για όλη την επόμενη βδομάδα.

Τα δεδομένα τους είναι 3425 ημερήσιες παρατηρήσεις από 3 Ιανουαρίου 1993, έως 4 Οκτωβρίου 2006. Το 75% χρησιμοποιείται για εκπαίδευση και το 25% χρησιμοποιείται για έλεγχο.

Οι ερευνητές, για να σταθεροποιήσουν τη χρονοσειρά, χρησιμοποιούν τη λογαριθμική μετατροπή των δεδομένων και επίσης, χρησιμοποιούν τη μέθοδο του παραθύρου (με $w=5,10,15,20,25$: προηγούμενες ημέρες), για να προβλέψουν 5 μέρες μπροστά.

Συγκρίνουν το μοντέλο τους με ένα νευρωνικό δίκτυο οπισθοδρόμησης(BPN) και ένα αυτοπαλίνδρομο GARCH μοντέλο (AR-GARCH) στα κριτήρια MSE και ποσοστό ακρίβειας πρόβλεψης (accuracy rate of prediction).

Το BPN που χρησιμοποιούν είναι ένα τριών επιπέδων προσοτροφοδοτικό νευρωνικό δίκτυο, που η αρχιτεκτονική του (κρυφοί κόμβοι) ποικίλει σύμφωνα με το μικρότερο MSE για κάθε w που χρησιμοποιούν.

Τα GARCH που χρησιμοποιούν προκύπτουν από την βελτιστοποίηση των κριτηρίων MSE, SBS,AIC και Log L για τα διάφορα AR(w).

Τα συμπεράσματά τους είναι πως τα BPN έχουν καλύτερες αποδόσεις από το AR-GARCH στο κριτήριο MSE και το Fuzzy BPN μοντέλο τους έχει ακρίβεια πρόβλεψης έως 70,69% ανάλογα με το w , τη στιγμή που το απλό BPN και το AR-GARCH έχουν 0%.

Exchange Rates Forecasting with Least Squares Support Vector Machine

Οι Lixia Liu και Wenjing Wang (2008) χρησιμοποιούν μια ελάχιστων τετραγώνων μηχανή διανυσμάτων υποστήριξης, για να προβλέψουν, ένα βήμα μπροστά, τις συναλλαγματικές ισοτιμίες JPY/USD, CD/USD, USD/GBP και USD/EURO.

Τις παραμέτρους του μοντέλου τις υπολογίζουν αυτόματα με τη μέθοδο σάρωσης πλέγματος (Grid search).

Τα δεδομένα τους είναι 1196 ημερήσιες παρατηρήσεις των παραπάνω ισοτιμιών, για τη περίοδο 1/01/2003 έως 30/09/2003. Οι πρώτες 1006 παρατηρήσεις αποτελούν τα δεδομένα εκπαίδευσης και οι υπόλοιπες τα δεδομένα ελέγχου-εκτίμησης.

Τα κριτήρια αξιολόγησης, της ικανότητας πρόβλεψης του μοντέλου τους, είναι το RMSE, το κανονικοποιημένο MAE (NMAE) και το MAPE.

Τα αποτελέσματα καταδεικνύουν πως η απόκλιση πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών είναι πολύ μικρή, οπότε το μοντέλο έχει μεγάλη ικανότητα πρόβλεψης.

Forecasting exchange rates with fuzzy logic and approximate reasoning

Οι Chao-Chih Tsai και Shum-Jyh Wu (2000) εφαρμόζουν μια καινοτόμο μέθοδο, η οποία ενσωματώνεται στο μοντέλο του Chen[58], για να προβλέψουν τη συναλλαγματική ισοτιμία μεταξύ US Dollar και NT Dollar.

Τα δεδομένα τους είναι μηνιαίες παρατηρήσεις στο διάστημα, Ιανουάριος 1991-Δεκέμβριος 1993.

Η φιλοσοφία του μοντέλου τους είναι η ομαδοποίηση όλων των προτάσεων που έχουν κοινό πρώτο μέρος σε όλο το χρόνο. Αφού ομαδοποιηθούν, για κάθε πρόβλεψη, εφαρμόζονται ταυτόχρονα και η τομή είναι η έξοδος του μοντέλου, δηλαδή η τιμή της πρόβλεψης.

Το αποτέλεσμα της έρευνας ήταν να μειωθεί το RMSE του Chen από 0.1872 σε 0.0314.

Μια σημαντική παρατήρηση είναι ότι τα υψηλής τάξης μοντέλα προβλέπουν καλύτερα.

Limitations of Using Rules in Forecasting Currency Exchange Rates

Ο Martin Rast (2000) εξετάζει την ικανότητα πρόβλεψης, της συναλλαγματικής ισοτιμίας GDM/USD, ενός ασαφούς νευρωνικού δικτύου (Fuzzy NN), βασισμένου σε κανόνες της χρηματοοικονομικής θεωρίας για τον υπολογισμό της FX forward. Η θεωρία αυτή υποστηρίζει ότι μόνο όταν η τιμή FX forward είναι η καλύτερη εκτιμήτρια της μελλοντικής τιμής του συναλλάγματος, δεν υπάρχει κερδοσκοπικό παράθυρο στην αγορά.

Το Fuzzy NN το συγκρίνουν με ένα κλασικό νευρωνικό δίκτυο δύο επιπέδων, 5 κρυφών κόμβων και με εισόδους τις τιμές του συναλλάγματος και το κινούμενο μέσο όρο των 15 και 25 ημερών.

Τα αποτελέσματα καταδεικνύουν ότι το Fuzzy NN έχει καλύτερες επιδόσεις όσο αφορά τα δεδομένα εκπαίδευσης και ελέγχου, αλλά πολύ χειρότερες όσο αφορά τα δεδομένα επαλήθευσης από το κλασικό Ν.Δ..

Τα συμπεράσματα τους είναι πως ο κανόνας FX Forward δεν εφαρμόζεται άριστα και ότι το κλασικό ΝΔ έχει καλύτερες επιδόσεις και ενδείκνυται για να προσδιορίσουμε τυχούσα περεταίρω κρυμμένη πληροφορία στα πειραματικά δεδομένα. Επιπροσθέτως πιστεύουν ότι το Fuzzy NN μπορεί να βοηθήσει στην επαλήθευση των κανόνων που διέπουν τα πραγματικά μοντέλα της αγοράς.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΗ ΘΕΩΡΙΑ ΤΩΝ ΤΕΧΝΗΤΩΝ

ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

3.1 Ιστορική Αναδρομή και εξέλιξη θεωρίας

Η πρώτη ουσιαστική δημοσίευση πάνω στο τομέα των νευρωνικών δικτύων έγινε το 1943, από τους McCulloch και Pitts, οι οποίοι κατάφεραν την πρώτη λογική ανάλυση των νευρωνικών δικτύων, που συνέδεε τις επιστήμες την νευροφυσιολογίας και της μαθηματικής λογικής. Ορίζοντας το μοντέλο του νευρώνα, οι δύο επιστήμονες απέδειξαν ότι με τη χρήση νευρώνων και συναπτικών συνδέσεων, σε ταυτόχρονη λειτουργία, θα μπορούσε να υπολογιστεί οποιαδήποτε υπολογιστική συνάρτηση. Αυτό ήταν ένα πολύ σημαντικό αποτέλεσμα, στο οποίο ουσιαστικά στηρίχτηκαν οι έννοιες των νευρωνικών δικτύων και της τεχνητής νοημοσύνης. Στη συνέχεια ακολούθησε το 1949 το βιβλίο του Hebb, όπου παρουσιάστηκε ένας κανόνας εκμάθησης των συναπτικών βαρών, με βάση τη θεώρηση ότι ο οργανισμός "μαθαίνει" αυξάνοντας την αποτελεσματικότητα των συνάψεων που συνδέουν επανηλλειμένως ενεργοποιημένους νευρώνες. Το 1958 ο Rosenblatt παρουσίασε το perceptron, μία καινοτόμο μέθοδο μάθησης με εποπτεία (supervised learning). Το 1960, οι Widrow και Hoff παρουσίασαν τον αλγόριθμο ελαχιστοποίησης του μέσου τετραγωνικού σφάλματος. Το 1970, παρουσιάστηκε η έννοια του αυτο-οργανωνόμενου χάρτη (self-organizing map), με χρήση ανταγωνιστικής (competitive) μάθησης. Μέσα στο 1982, ο Hopfield χρησιμοποίησε την ιδέα της συνάρτησης ενέργειας (energy function), για την κατανόηση της λειτουργίας των επαναλαμβανόμενων δικτύων (recurrent networks), ενώ τη ίδια περίοδο έγινε η δημοσίευση του Kohonen πάνω στους αυτο-οργανωνόμενους χάρτες (Kohonen's selforganizing maps), που ήταν πρωτοποριακή. Το 1986 σημαδεύτηκε από την ανάπτυξη του αλγορίθμου εκπαίδευσης με οπισθοχώρηση (Backpropagation algorithm) από

τους Rumelhart, Hinton και Williams. Ακολούθησαν πολλές ακόμα δημοσιεύσεις αλλά αυτές του Hopfield το 1982 και του Rumelhart το 1986 ήταν οι πιο καθοριστικές για την μεταγενέστερη εξέλιξη του τομέα των νευρωνικών δικτύων.

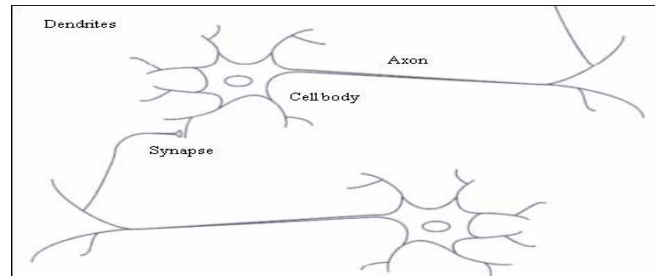
3.2 Εισαγωγή στη θεωρία

Η δημιουργία των Ν.Δ. υποκινήθηκε από την αναγνώριση ότι ο εγκέφαλος είναι ένας πολύ πολύπλοκος, μη-γραμμικός και παράλληλος υπολογιστής, έχοντας τη δυνατότητα να οργανώνει το βιολογικό νευρωνικό σύστημα έτσι ώστε να εκτελεί συγκεκριμένους υπολογισμούς πολύ πιο γρήγορα από τους πιο γρήγορους ψηφιακούς υπολογιστές που υπάρχουν.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα προσπαθούν να μοιάσουν στη λειτουργία του εγκεφάλου και έτσι κατασκευάστηκαν με ιδιότητες, όπως την ικανότητα να μαθαίνει από εμπειρίες, να γενικεύει την υπάρχουσα γνώση και να εκτελεί λογικές αφαιρέσεις.

Όπως ορίζεται στη βιολογία, η δομική μονάδα του εγκεφάλου είναι ο νευρώνας. Ένας τυπικός βιολογικός νευρώνας αποτελείται, όπως φαίνεται και από το παρακάτω σχήμα από το σώμα, που περιλαμβάνει τον πυρήνα του, τους δενδρίτες, μέσω των οποίων λαμβάνει σήματα από γειτονικούς νευρώνες (σημεία εισόδου) και τον άξονα, που είναι η έξοδος του νευρώνα και το μέσο σύνδεσής του με τους άλλους νευρώνες. Σε κάθε δενδρίτη υπάρχει ένα απειροελάχιστο κενό που ονομάζεται σύναψη. Οι συνάψεις μέσω χημικών διαδικασιών επιταχύνουν ή επιβραδύνουν τη ροή ηλεκτρονίων προς το σώμα του νευρώνα. Η ικανότητα μάθησης και μνήμης που παρουσιάζει ο εγκέφαλος οφείλεται στην ικανότητά των συνάψεων να μεταβάλλουν την αγωγιμότητά τους. Τα ηλεκτρικά σήματα που εισέρχονται στο σώμα του νευρώνα μέσω των δενδριτών, συνδυάζονται, και αν το αποτέλεσμα ξεπερνά κάποια τιμή

κατωφλίου το σήμα διαδίδεται με τη βοήθεια του άξονα και στους άλλους νευρώνες.



Σχήμα 3.2.1: Το σχήμα ενός βιολογικού νευρώνα (Πηγή: Hagan et al, 1996)

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ΤΝΔ) είναι συστήματα μεγάλης κλίμακας τα οποία περιέχουν ένα μεγάλο αριθμό μη γραμμικών επεξεργαστών ειδικού τύπου οι οποίοι καλούνται ‘τεχνητοί νευρώνες’. Η καινοτομία των νευρωνικών δικτύων βρίσκεται στην ικανότητα τους να μοντελοποιούν μη γραμμικές σχέσεις, χωρίς να απαιτείται μία προηγούμενη γνώση της φύσης της διαδικασίας που αναπαριστούν. Κάθε νευρωνικό δίκτυο χαρακτηρίζεται από μια κατάσταση, ένα σύνολο εισόδων με βάρη που προέρχονται από άλλους νευρώνες και μία εξίσωση η οποία περιγράφει τη δυναμική λειτουργία του Ν.Δ.. Τα βάρη αυτά μπορούν να προσαρμόζονται κατά τη διαδικασία της μάθησης. Όπου τις περισσότερες φορές, γίνεται με τη μέθοδο της απότομης κατάβαση (Rumelhart and McClelland, 1986).

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αναπτύχθηκαν ιδιαίτερα κατά τη δεκαετία του 80’ και βρίσκουν σήμερα εφαρμογή σε πάρα πολλά προβλήματα. Μερικά από αυτά παρουσιάζονται παρακάτω:

- Κατηγοριοποίηση προτύπων

Το έργο της κατηγοριοποίησης έχει να κάνει με την κατάταξη σε κάποια κατηγορία ενός διανύσματος εισόδου που περιλαμβάνει δείγματα ενός πρωτογενούς ή επεξεργασμένου σήματος.

- Πρόβλεψη Χρονοσειρών

Μέσω των τεχνητών νευρωνικών δικτύων μπορούν να προβλεφθούν οι μελλοντικές τιμές ενός σήματος, δεδομένων των τιμών του σήματος σε χρονικές στιγμές του παρελθόντος.

- Βελτιστοποίηση

Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι το πρόβλημα του πωλητή που ταξιδεύει (Travelling salesman) , που είναι πρόβλημα βέλτιστης διαδρομής σε γράφο.

- Συσχετιστική Μνήμη

Υλοποίηση συστημάτων συσχετιστικής μνήμης στα οποία η ανάκληση υλοποιείται μέσω παρουσίασης του περιεχόμενου της μνήμης

- Αυτόματος έλεγχος

Π.χ. έλεγχο κίνησης μηχανών , έλεγχο ρομποτικών μελών κτλ.

- Προσέγγιση συναρτήσεων

Με δεδομένα ζεύγη εισόδων-εξόδων που είναι δείγματα από μια άγνωστη συνάρτηση $y=f(x)$ ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο μπορεί να εκπαιδευτεί ώστε να προσεγγίσει αυτή τη συνάρτηση

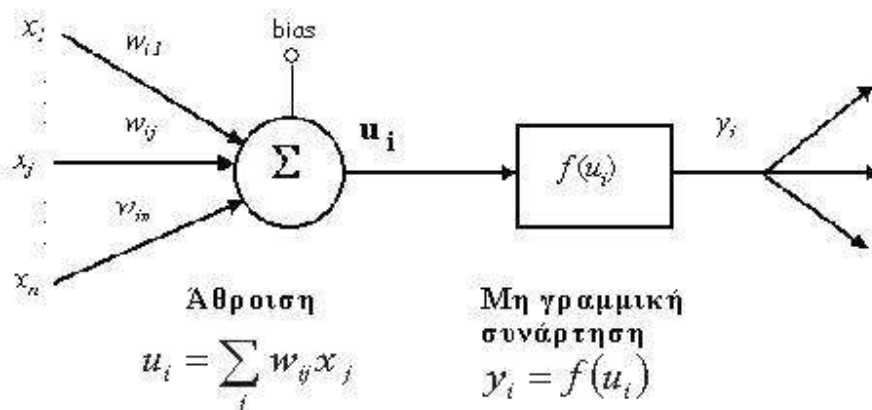
Τεχνητός νευρώνας

Ο νευρώνας είναι μια θεμελιακή μονάδα επεξεργασίας πληροφορίας η οποία αποτελείται από τρία στοιχεία:

- ❖ Ένα σύνολο κλάδων διασύνδεσης (συνάψεων).
- ❖ Έναν κόμβο άθροισης (γραμμικής άθροισης).
- ❖ Μια συνάρτηση ενεργοποίησης.

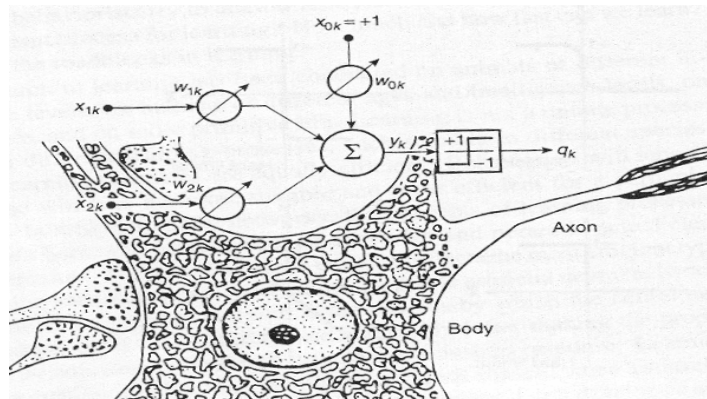
Ένας τεχνητός νευρώνας δέχεται κάποια σήματα εισόδου $X_0, X_1, \dots, X_n$, τα οποία σε αντίθεση με τους ηλεκτρικούς παλμούς του εγκεφάλου αντιστοιχούν σε συνεχείς μεταβλητές. Κάθε τέτοιο σήμα εισόδου μεταβάλλεται από μια τιμή βάρους w_i ο ρόλος της οποίας είναι αντίστοιχος της σύναψης του βιολογικού εγκεφάλου. Η τιμή του βάρους είναι θετική εάν η σύναψη είναι διεγερτικού τύπου και αρνητική εάν η σύναψη είναι απαγορευτικού τύπου. Το σώμα του τεχνητού νευρώνα χωρίζεται σε δύο μέρη: τον αθροιστή (sum), ο οποίος προσθέτει τα επηρεασμένα από τα βάρη σήματα εισόδου και παράγει την ποσότητα $S = \sum w_i x_i, i=1 \dots n$ και τη συνάρτηση ενεργοποίησης ή κατωφλιού (activation ή threshold ή transformation function), ένα μη γραμμικό φίλτρο το οποίο διαμορφώνει την τελική τιμή του σήματος εξόδου y , σε συνάρτηση με την ποσότητα S .

Το παρακάτω σχήμα παρουσιάζει το μοντέλο ενός τεχνητού νευρώνα.



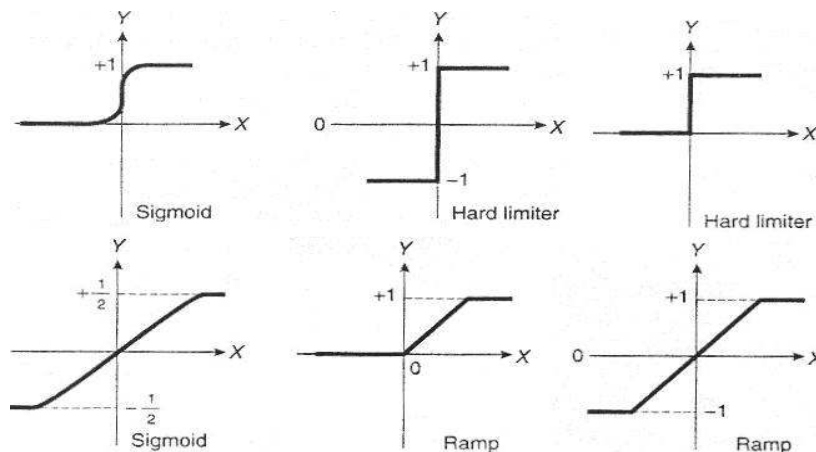
Σχήμα 3.2.2: Μοντέλο τεχνητού νευρώνα

Το παρακάτω σχήμα παρουσιάζει την αναλογία του τεχνητού με το βιολογικό νευρώνιο.



Σχήμα 3.2.3: Αναλογία τεχνητού-Βιολογικού νευρωνίου (Πηγή: S.V. Kartalopoulos, “Understanding Neural Networks & Fuzzy Logic”)

Η συνάρτηση ενεργοποίησης περιορίζει το επιτρεπόμενο πλάτος του σήματος εξόδου σε κάποια πεπερασμένη τιμή. Ορισμένα συνήθη παραδείγματα συναρτήσεων ενεργοποίησης είναι τα παρακάτω:



Σχήμα 3.2.4: Συναρτήσεις ενεργοποίησης

Τα ANN (Artificial Neural Networks) είναι συστήματα επεξεργασίας δεδομένων που αποτελούνται από ένα πλήθος τεχνητών νευρώνων οργανωμένων σε δομές παρόμοιες με αυτές του ανθρώπινου εγκεφάλου.

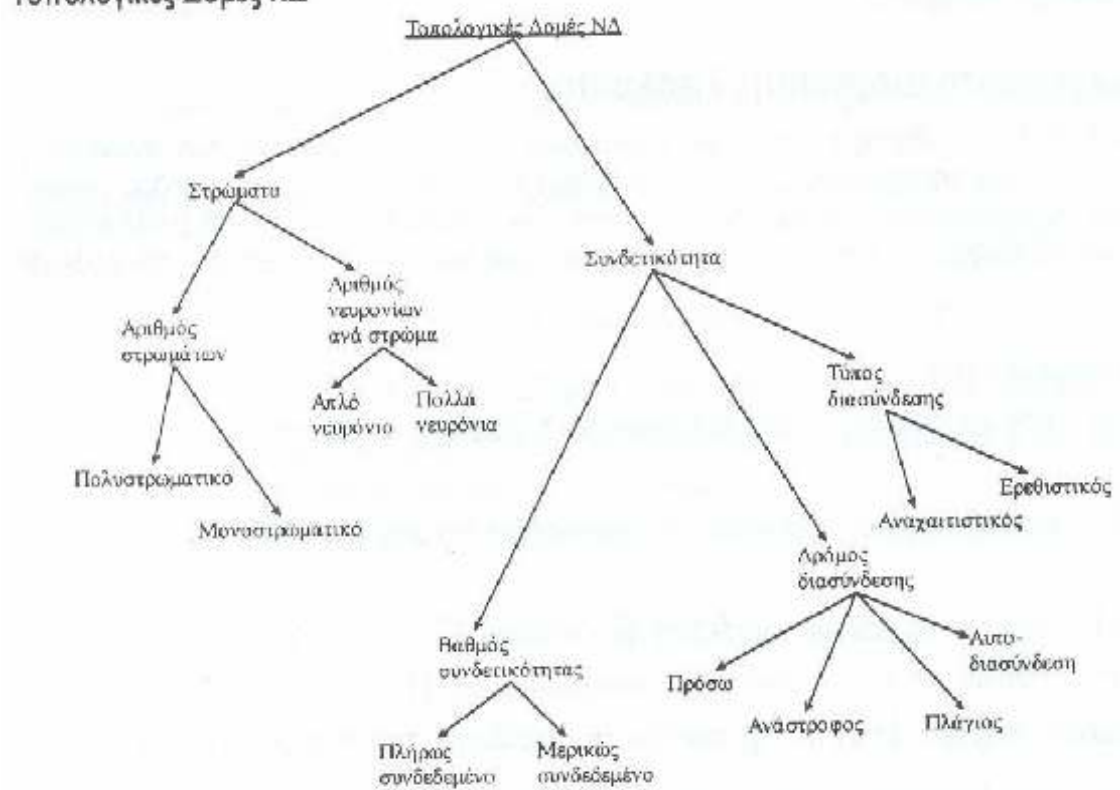
Η τοπολογική δομή είναι το κύριο χαρακτηριστικό των Ν.Δ. και αναφέρεται στην αρχιτεκτονική στην οποία διευθετούνται και διασυνδέονται πολλαπλοί νευρώνες. Οι δύο βασικές ιδιότητες που καθορίζουν την αρχιτεκτονική ενός Ν.Δ. είναι το πλήθος των στρωμάτων και οι συνδέσεις ανάμεσα στους

νευρώνες. Συνήθως οι τεχνητοί νευρώνες είναι οργανωμένοι σε μία σειρά από στρώματα ή επίπεδα (layers). Το πρώτο από αυτά τα επίπεδα ονομάζεται επίπεδο εισόδου (input layer) και χρησιμοποιείται για την εισαγωγή δεδομένων. Στη συνέχεια μπορούν να υπάρχουν, προαιρετικά, ένα ή περισσότερα ενδιάμεσα ή κρυφά επίπεδα (hidden layers). Τέλος, ακολουθεί ένα επίπεδο εξόδου (output layer). Πολύ σημαντική παράμετρος είναι ο αλγόριθμος μάθησης που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του δικτύου.

Παρακάτω δίνονται οι τοπολογικές δομές των Ν.Δ..

(πηγή: Σπύρος Γ. Τζαφέστας “Υπολογιστική Νοημοσύνη” Τόμος Α: Μεθοδολογίες.)

Τοπολογικές Δομές ΝΔ



Σχήμα 3.2.5: Τοπολογίες νευρωνικών δικτύων.

Όταν δεν υπάρχουν συνδέσεις μεταξύ νευρώνων ενός επιπέδου και νευρώνων προηγούμενου επιπέδου (όταν δηλαδή η ροή πληροφορίας είναι μιας κατεύθυνσης), τα ANN χαρακτηρίζονται ως δίκτυα με απλή (ή πρόσθια)

τροφοδότηση (feedforward). Στην αντίθετη περίπτωση, καθώς και στην περίπτωση συνδέσεων μεταξύ νευρώνων ίδιου επιπέδου, τα ANN χαρακτηρίζονται ως δίκτυα με ανατροφοδότηση (feedback ή recurrent). Ο τύπος του δικτύου αυτού διαφέρει από τον τύπο της απλής τροφοδότησης κατά το γεγονός ότι υπάρχει ένας βρόχος ανάδρασης, όπου τουλάχιστον ένας νευρώνας τροφοδοτεί το σήμα της εξόδου του στις εισόδους άλλων νευρώνων.

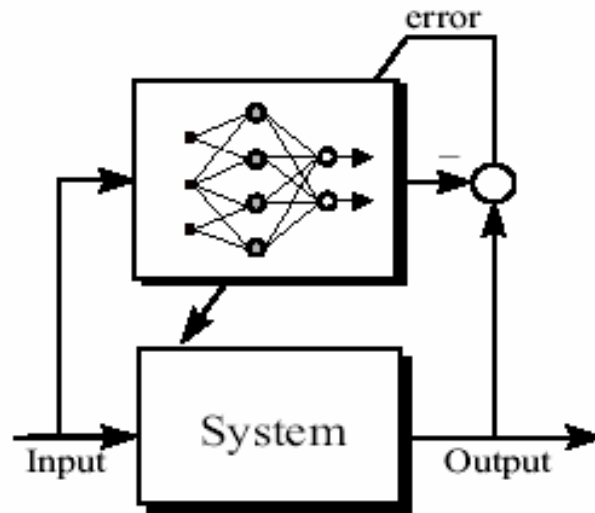
Τα ANN χρησιμοποιούν δύο βασικές λειτουργίες: τη μάθηση (Learning) ή εκπαίδευση (training) και την ανάκληση (recall).

Μαθαίνουν μέσα από παραδείγματα, με τρόπο δηλαδή παρόμοιο μ' αυτόν που μαθαίνει ο άνθρωπος. Η μάθηση, είναι η διαδικασία τροποποίησης της τιμής των βαρών του δικτύου, ώστε δοθέντος συγκεκριμένου διανύσματος εισόδου, να παραχθεί συγκεκριμένο διάνυσμα εξόδου. Δηλαδή η προσαρμογή των βαρών ώστε να ελαχιστοποιείται το σφάλμα ανάμεσα στην πραγματική έξοδο του δικτύου και την αντίστοιχη επιθυμητή.

Ανάκληση (recall) είναι η διαδικασία του υπολογισμού ενός διανύσματος εξόδου για συγκεκριμένο διάνυσμα εισόδου και τιμές βαρών. Με άλλα λόγια, στη φάση ανάκλησης του αλγόριθμου εκπαίδευσης οι πληροφορίες ρέουν από την είσοδο του δικτύου προς την έξοδό του, δια μέσου των κρυμμένων επιπέδων. Σε αυτή τη φάση οι μονάδες υπολογίζουν τις νέες καταστάσεις ενεργοποίησης και τις τιμές εξόδου τους.

Κατά την εκμάθηση τροφοδοτούμε συνεχώς το δίκτυο με το πρότυπο εισόδων-εξόδων. Κάθε πλήρης προβολή του συνόλου εκπαίδευσης καλείται εποχή (epoch). Η εκπαίδευση του δικτύου γίνεται μέσα από διαδοχικές εποχές μέχρι να σταθεροποιηθούν τα βάρη.

Η διαδικασία της εκπαίδευσης φαίνεται σχηματικά στην παρακάτω εικόνα.



Σχήμα 3.2.6: Διαδικασία της εκπαίδευσης

Υπάρχουν διάφοροι αλγόριθμοι με τους οποίους επιτυγχάνουμε την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου. Ο δημοφιλέστερος από αυτούς είναι ο αλγόριθμος της προς τα πίσω διάδοσης σφάλματος (backpropagation algorithm). Ο αλγόριθμος αυτός είναι μια γενίκευση της μεθόδου μάθησης των Widrow-Hoff για δίκτυα πολλαπλών επιπέδων και μη γραμμικές διαφορίσιμες συναρτήσεις μεταφοράς.

Αναφορικά οι διάφοροι τύποι μάθησης είναι:

Εάν χρησιμοποιήσουμε ως κριτήριο το περιβάλλον στο οποίο γίνεται η μάθηση έχουμε:

- ♦ Επιβλεπόμενη μάθηση.
- ♦ Ενισχυτική μάθηση.
- ♦ Μη επιβλεπόμενη μάθηση.

Εάν χρησιμοποιήσουμε ως κριτήριο τους κανόνες νευρωνικής μάθησης έχουμε:

- ♣ Μάθηση διόρθωσης σφάλματος.
- ♣ Μάθηση Hebb.
- ♣ Ανταγωνιστική μάθηση.
- ♣ Μάθηση Boltzmann.

Για τη δημιουργία και εκπαίδευση ενός ΝΔ το οποίο να λειτουργεί αξιόπιστα απαιτείται μια σειρά από μεθόδους που βελτιστοποιούν και κάνουν πιο ευέλικτη την όλη διαδικασία. Αυτές οι μέθοδοι είναι οι εξής:

- ❖ Γενίκευση (generalization)
- ❖ Έγκαιρο σταμάτημα (Early stopping)
- ❖ Κανονικοποίηση δεδομένων εισόδου

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΑΣΑΦΗΣ ΛΟΓΙΚΗ

4.1 Εισαγωγή στη θεωρία

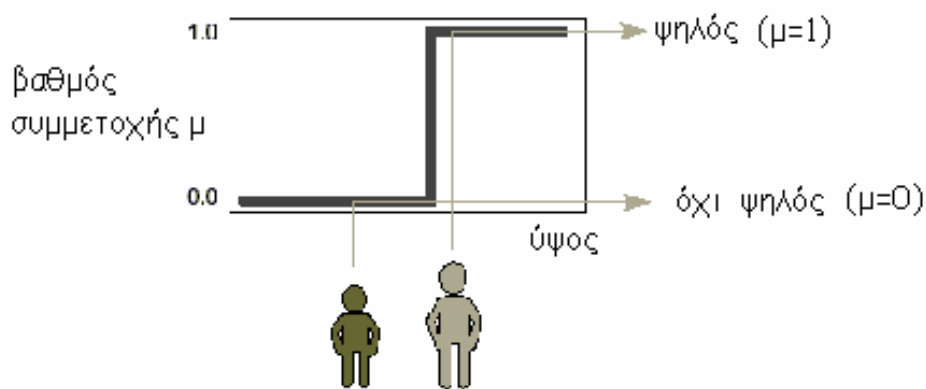
Τον όρο «ασαφή λογική» (fuzzy logic) εισήγαγε το 1965 με άρθρο του ο L.A. Zadeh, (Zadeh, 1965), ο οποίος αναφέρθηκε στην αναγκαιότητα δημιουργίας μίας μαθηματικής θεωρίας που θα επεξεργάζεται ασαφείς-ανακριβείς έννοιες, οι οποίες δεν είναι δυνατό να μοντελοποιηθούν με τη θεωρία των πιθανοτήτων (Zadeh, 1965). Η ανακρίβεια, ή η ασάφεια είναι ο πυρήνας των ασαφών συνόλων και της ασαφούς λογικής. Τα **ασαφή σύνολα** ουσιαστικά αποτελούν μια γενίκευση των κλασσικών συνόλων. Από τις αρχές της δεκαετίας του 1980 τα ασαφή σύνολα βρήκαν πολλές εφαρμογές, ιδίως σε συστήματα ελέγχου. Ένα ασαφές σύνολο (fuzzy set) A ορίζεται ως ένα σύνολο διατεταγμένων ζευγών $(x, \mu_A(x))$ όπου $x \in X$ και $\mu_A(x) \in [0,1]$. Το σύνολο X αποτελεί ένα ευρύτερο σύνολο αναφοράς (universe of discourse) που περιλαμβάνει όλα τα αντικείμενα στα οποία μπορεί να γίνει αναφορά. Η τιμή $\mu_A(x)$ λέγεται βαθμός αλήθειας, συμβολίζει το βαθμό συγγένειας του x στο A και παίρνει τιμές στο διάστημα $[0,1]$. Τέλος η συνάρτηση μ_A ονομάζεται **συνάρτηση συμμετοχής** (membership function). Στην πράξη η συνάρτηση συμμετοχής μπορεί να προέρχεται από:

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

Η διαφορά των ασαφών συνόλων συγκριτικά με την κλασσική θεωρία συνόλων είναι ότι στην κλασσική θεωρία συνόλων ισχύει $\mu_A(x) \in \{0,1\}$, δηλαδή το x είτε ανήκει στο A ($\mu_A(x)=1$) ή δεν ανήκει ($\mu_A(x)=0$). Άρα η ασαφής θεωρία συνόλων μεταπίπτει στην αντίστοιχη κλασσική, όταν οι δυνατές τιμές της συνάρτησης συμμετοχής είναι 0 ή 1.

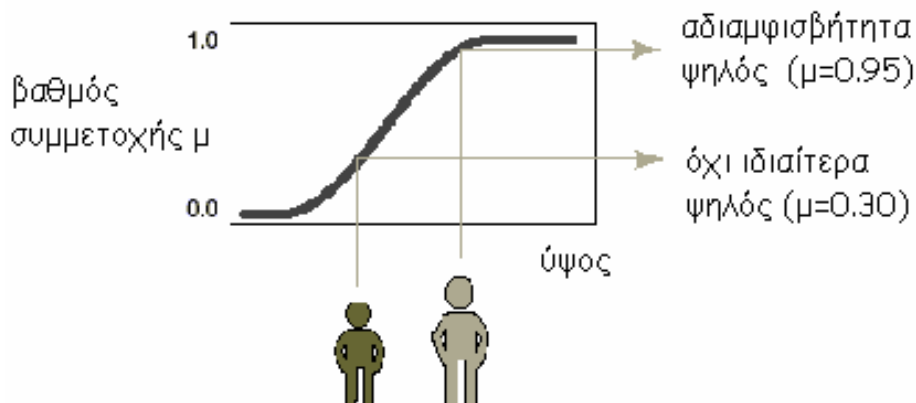
Π.χ.: Ας υποθέσουμε ότι ο χώρος αναφοράς X είναι το σύνολο όλων των ανθρώπων. Ένα ασαφές υποσύνολο του χώρου αυτού είναι οι ψηλοί άνθρωποι.

Τα πιθανά ύψη έστω ότι κυμαίνονται από 1.20 μέχρι 2.50 . Η λέξη ψηλός μπορεί να συσχετισθεί με μια καμπύλη η οποία δείχνει κατά πόσο ένας άνθρωπος είναι ψηλός ή όχι. Αν χρησιμοποιήσουμε τις αρχές των κλασσικών συνόλων τότε για να ορίσουμε το σύνολο των ψηλών ανθρώπων θα πρέπει να ορίσουμε μια συγκεκριμένη τιμή ύψους , η οποία θα διαχωρίζει τους ανθρώπους σε ψηλούς και κοντούς. Π.χ. ας υποθέσουμε ότι η τιμή αυτού του ύψους είναι 1.75m. τότε ένας άνθρωπος με ύψος 1.74 θα χαρακτηρίζεται κοντός ενώ ένας άνθρωπος με ύψος 1.76 θα χαρακτηρίζεται ψηλός. Ο παραπάνω διαχωρισμός φαίνεται παράλογος αφού έχουμε αντιστοιχήσει σε δύο ανθρώπους με αμελητέα διαφορά ύψους δύο αντίθετες μεταξύ τους έννοιες.



Σχήμα 4.1.1

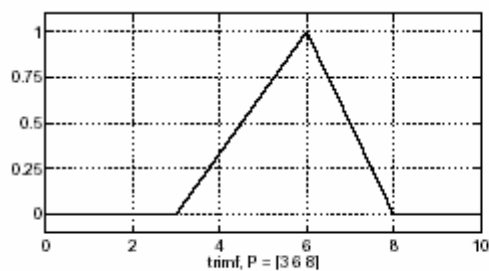
Ένας άλλος τρόπος να ορίσουμε την έννοια ψηλός είναι μέσω μιας καμπύλης που έχει ομαλή διακύμανση και μεταβαίνει από την έννοια ψηλός στην έννοια κοντός. Αυτή η καμπύλη είναι η συνάρτηση συμμετοχής του ασαφούς συνόλου των ψηλών ανθρώπων. Με άλλα λόγια δεχόμαστε ότι όλοι οι άνθρωποι είναι σε κάποιο βαθμό ψηλοί αλλά δεν είναι όλοι στον ίδιο βαθμό ψηλοί.



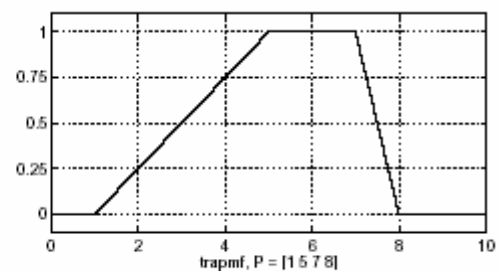
Σχήμα 4.1.2

Μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι υποκειμενικοί παράγοντες ενυπάρχουν στα χαρακτηριστικά της δομής ενός ασαφούς συνόλου. Η μορφή δηλαδή της καμπύλης δεν μπορεί να είναι η ίδια όταν αναφερόμαστε σε ενήλικες και ανήλικες, σε γυναίκες και άντρες κλπ. Η μορφή επίσης της καμπύλης επιλέγεται αυθαίρετα σύμφωνα με την αντίληψη που έχει κάθε άνθρωπος για την έννοια ψηλός. Η μόνη προϋπόθεση που πρέπει να ικανοποιεί μια συνάρτηση συμμετοχής είναι να βρίσκεται στο διάστημα τιμών $[0, 1]$. Το σχήμα της επιλέγεται μεν αυθαίρετα αλλά και με τρόπο που να διασφαλίζει όσο είναι δυνατό την απλότητα.

Οι απλούστερες συναρτήσεις συμμετοχής είναι αυτές που σχηματίζονται από ευθείες γραμμές. Η απλούστερη από αυτές είναι η τριγωνική συνάρτηση συμμετοχής, που δεν είναι τίποτα άλλο από ένα τρίγωνο. Στην ίδια κατηγορία ανήκει και η τραπεζοειδής συνάρτηση συμμετοχής. Αυτές οι δύο συναρτήσεις εξασφαλίζουν την απαίτηση για απλότητα.



trimf



trapmf

Σχήμα 4.1.3: Τριγωνική και τραπεζοειδής συνάρτηση

Η μαθηματική έκφραση της τριγωνικής συνάρτησης συμμετοχής είναι η εξής:

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

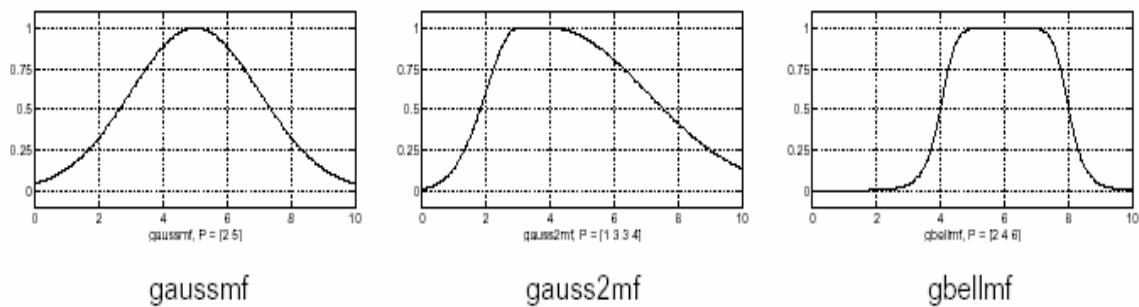
Παρακάτω δίδεται η μαθηματική έκφραση της τραπεζοειδούς συνάρτησης συμμετοχής:

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

Δύο συναρτήσεις συμμετοχής που είναι δομημένες πάνω στη μορφή της κατανομής Gauss είναι μια απλή γκαουσιανή και μια σύνθεση δύο διαφορετικών γκαουσιανών.

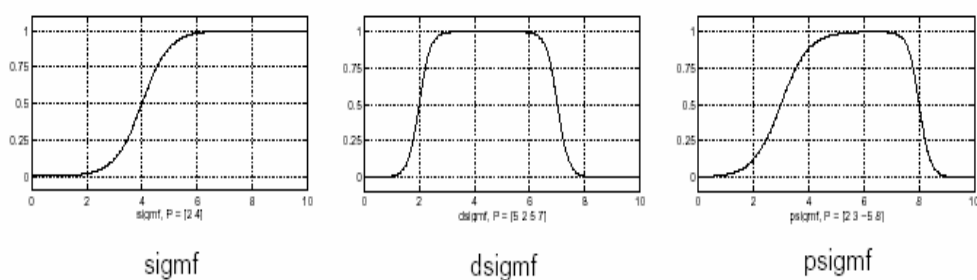
Η γενικευμένη συνάρτηση συμμετοχής με μορφή καμπάνας έχει τρεις παραμέτρους, μια παραπάνω από την γκαουσιανή. Η γκαουσιανή και η καμπάνα μπορούν να χρησιμοποιούνται συχνά στα ασαφή σύνολα λόγω της ομαλότητάς

τους. Έχουν δε το πλεονέκτημα να διατηρούν μη μηδενικές τιμές σε όλα τα σημεία.



Σχήμα 4.1.4: Γκαουσιανή, Γκαουσιανή 2 και καμπανοειδής συνάρτηση

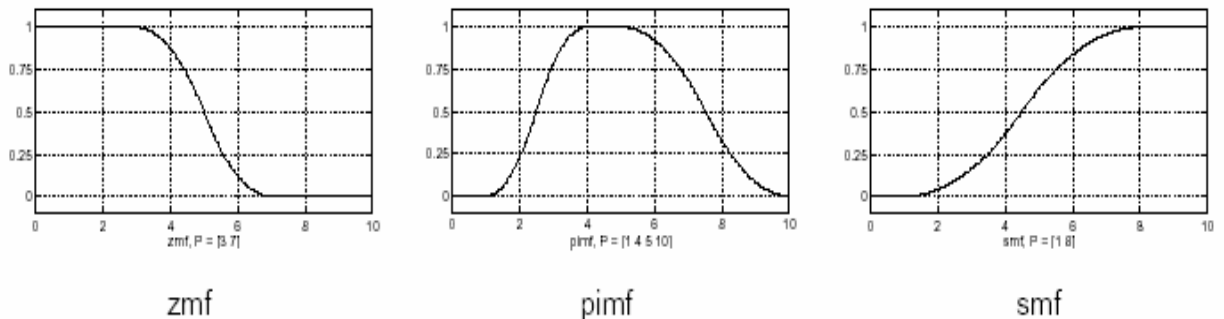
Παρά το γεγονός ότι η γκαουσιανή συνάρτηση συμμετοχής και η συνάρτηση καμπάνας επιτυγχάνουν ομαλή διακύμανση δε μπορούν ωστόσο να ορίσουν ασύμμετρες συναρτήσεις συμμετοχής που είναι χρήσιμες σε πολλά πρακτικά προβλήματα. Για τον λόγο αυτό χρησιμοποιείται η σιγμοειδής συνάρτηση συμμετοχής η οποία είναι ασύμμετρη και ανοικτή είτε προς τα δεξιά είτε προς τα αριστερά. Κλειστές συναρτήσεις συμμετοχής αυτού του τύπου μπορούν να παραχθούν αν συνθέσουμε δύο σιγμοειδείς. Έτσι προκύπτει η διαφορά μεταξύ δύο σιγμοειδών και το άθροισμα τους.



Σχήμα 4.1.5: Σιγμοειδής, Διαφορά σιγμοειδών και Άθροισμα σιγμοειδών

Επίσης υπάρχουν πολλές πολυωνυμικές καμπύλες που τις χρησιμοποιούμε σε συναρτήσεις συμμετοχής. Τρεις από αυτές είναι η Z η S και η Π οι οποίες έχουν ονομασθεί έτσι εξαιτίας 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 4.1.6: Πολυωνυμικές καμπύλες

4.2 Ιδιότητες των Ασαφών Συνόλων

Έστω X ένα σύνολο αντικειμένων, του οποίου τα στοιχεία συμβολίζονται με το γράμμα x . Η συμμετοχή σε ένα υποσύνολο A του συνόλου X είναι μια συνάρτηση συμμετοχής μ_A από το X στο διάστημα $[0, 1]$. Το A είναι ένα ασαφές υποσύνολο του X , το οποίο όμως δεν έχει αυστηρά καθορισμένα σύνορα. μ_A είναι ο βαθμός συμμετοχής του στοιχείου x στο A . Όσο πιο κοντά στο 1 είναι το μ_A τόσο πιο πολύ ανήκει το x στο A .

Το σύνολο A μπορεί να προσδιοριστεί επομένως από το σύνολο των παρακάτω ζευγών: $A = \{(x, \mu_A(x)), x \in X\}$, όπου Κάθε ζευγάρι $(x, \mu_A(x))$ ονομάζεται **μονοσύνολο**

Χώρος αναφοράς του ασαφούς συνόλου A είναι το σύνολο των στοιχείων του X που έχουν μη μηδενικό βαθμό συμμετοχής στο A .

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

Το σύνολο A μπορεί να γραφεί και ως: $A = \mu_1/x_1 + \mu_2/x_2 + \dots$ ή $A = \sum \mu_i/x_i$

Στο συνεχή χώρο αναφοράς :

$$A = \int_x \mu_A(x) / x$$

Ασαφές δυναμοσύνολο: Ασαφές δυναμοσύνολο, $F(X)$, του υπερσυνόλου αναφοράς X , ονομάζεται το σύνολο όλων των ασαφών υποσυνόλων του X

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

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

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

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

$$0 < \sum_{k=1}^m \mu_{A_i}(x_k) < m, \forall i \in N_n$$

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

Κενό ασαφές σύνολο: Ένα ασαφές σύνολο με χώρο αναφοράς τον X , λέγεται κενό αν για κάθε στοιχείο x που ανήκει στον X , η συνάρτηση συμμετοχής του A είναι μηδέν.

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

Κανονικό ασαφές σύνολο: Ένα ασαφές σύνολο A που ορίζεται στο χώρο αναφοράς X , λέγεται κανονικό αν υπάρχει τουλάχιστο ένα στοιχείο x του X για το οποίο η συνάρτηση συμμετοχής να παίρνει τιμή ίση με τη μονάδα.

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

Ισότητα ασαφών συνόλων: Δύο ασαφή σύνολα A και B που ορίζονται στο χώρο αναφοράς X, λέγονται ίσα αν για κάθε στοιχείο x του X οι συναρτήσεις συμμετοχής των A και B είναι ίσες. Δηλαδή:

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

Συστολή ασαφών συνόλων: Έστω ασαφές σύνολο A που ορίζεται στο χώρο αναφοράς X. Η συστολή, $CON(A)$ του συνόλου αυτού είναι ένα νέο ασαφές σύνολο με συνάρτηση συμμετοχής που ορίζεται ως εξής

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

Η συστολή του ασαφούς συνόλου αντιστοιχεί στην προσθήκη του όρου πολύ, μπροστά από τη λεκτική μεταβλητή που περιγράφει το ασαφές σύνολο. Δηλαδή η συστολή του ασαφούς συνόλου ψηλός είναι ένα νέο ασαφές σύνολο που αντιστοιχεί στην έννοια πολύ ψηλός.

Διαστολή ασαφών συνόλων: Αντιστοίχως η διαστολή ενός ασαφούς συνόλου A, είναι ένα νέο ασαφές σύνολο που συμβολίζεται με $DIL(A)$ και έχει συνάρτηση συμμετοχής που περιγράφεται από την παρακάτω σχέση:

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

Η διαστολή του ασαφούς συνόλου αντιστοιχεί στην προσθήκη του όρου λίγο, μπροστά από τη λεκτική μεταβλητή που περιγράφει το ασαφές σύνολο. Δηλαδή η διαστολή του ασαφούς συνόλου ψηλός είναι ένα νέο ασαφές σύνολο που αντιστοιχεί στην έννοια λίγο ψηλός

4.3 Λογικές Πράξεις στα Ασαφή Σύνολα

Μέχρι τώρα έχουμε αναφερθεί στα ασαφή σύνολα και καθόλου στην ασαφή λογική. Η ασαφής λογική δεν είναι παρά ένα υπεрсύνολο της λογικής

Boolean. Αν δηλαδή απομονώσουμε τους ακραίους βαθμούς συμμετοχής 0 (πλήρως ψευδές) και 1 (πλήρως αληθές) τότε οι κλασσικοί λογικοί τελεστές μπορούν να εφαρμοσθούν. Για παράδειγμα ας θεωρήσουμε τον παρακάτω πίνακα αληθείας:

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

Πίνακας 4.3.1: πίνακας αλήθειας

Μεταβαίνοντας στον χώρο της ασαφούς λογικής πρέπει να έχουμε υπόψη, ότι οι έννοιες αληθές και ψευδές είναι θέμα βαθμού συμμετοχής. Επομένως ο πίνακας αυτός πρέπει να μετατραπεί με τρόπο που να συμπεριλαμβάνει αυτήν την αρχή. Οι τιμές των εισόδων A και B είναι τώρα πραγματικοί αριθμοί από το 0 μέχρι το 1. Πρέπει λοιπόν να ευρεθεί μια συνάρτηση που να διατηρεί τις ιδιότητες της συνάρτησης AND και ταυτόχρονα να μπορεί να επεκτείνεται για πραγματικούς αριθμούς.

Μια πιθανή απάντηση μπορεί να είναι ο τελεστής $\min(A,B)$, η ελάχιστη δηλαδή τιμή των εισόδων A και B. Με βάση το ίδιο σκεπτικό 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 $1-A$.

Παρακάτω βλέπουμε ότι ο πίνακας αληθείας παραμένει αμετάβλητος αν εφαρμόσουμε τις παραπάνω υποκαταστάσεις.

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

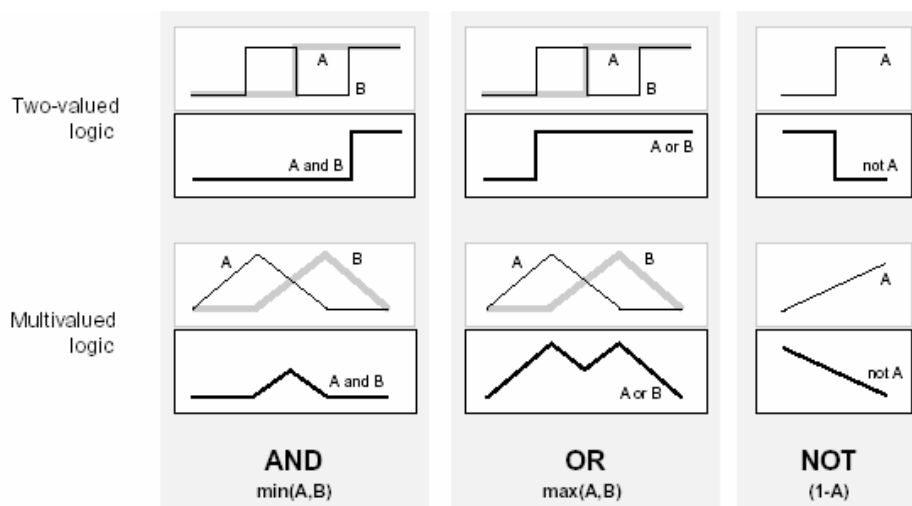
OR

A	$1 - A$
0	1
1	0

NOT

Πίνακας 4.3.2: Πίνακας αλήθειας 4.3.1 με τις υποκαταστάσεις

Αφού έχουμε ορίσει συναρτήσεις που μπορούν ορίσουν τον πίνακα αληθείας, μπορούμε πλέον να επεκταθούμε και στην περίπτωση πραγματικών αριθμών. Στο παρακάτω σχήμα έχουμε αντικαταστήσει τον πίνακα αληθείας με ένα γράφημα δύο ασαφών συνόλων. Στο πάνω μέρος έχουμε την περίπτωση συνόλων με δύο τιμές ενώ στο κάτω φαίνεται ο τρόπος που φαίνεται πως λειτουργούν οι τελεστές στην περίπτωση που οι τιμές αληθείας A και B μεταβάλλονται συνεχώς από το 0 στο 1.



Σχήμα 4.3.3: Αντικατάσταση πίνακα αλήθειας με γράφημα δύο ασαφών συνόλων

Δεδομένων των παραπάνω συναρτήσεων μπορούμε να κατασκευάσουμε δομές με βάση ασαφή σύνολα και τους λογικούς κανόνες AND OR και NOT.

Βέβαια το γεγονός ότι βρήκαμε συναρτήσεις που να επεκτείνουν τους τελεστές αυτούς από το χώρο της Boolean λογικής στο χώρο της ασαφούς λογικής δε σημαίνει σε καμία περίπτωση ότι οι συναρτήσεις αυτές είναι και οι μοναδικές.

Έχουμε ορίσει την τομή, την ένωση και το συμπλήρωμα ενός ασαφούς συνόλου με τους τελεστές $\min$ $\max$ $1-A$ οι όποιοι είναι οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενοι. Ωστόσο μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε και άλλες συναρτήσεις για τον ίδιο σκοπό.

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

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

Για παράδειγμα ο δυαδικός τελεστής T μπορεί να αντιπροσωπεύει τον πολλαπλασιασμό των $\mu_A(x)$ και $\mu_B(x)$.

Αυτού του είδους οι τελεστές τομής αναφέρονται συνήθως ως t -νόρμες (τριγωνική νόρμα , triangular norm) και πρέπει να ικανοποιούν 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: $T(a, T(b, c)) = T(T(a, b), c)$

H πρώτη απαίτηση επιβάλλει τη γενίκευση σε σύνολα διακριτών τιμών (crisp sets)

H δεύτερη υπονοεί ότι μια μείωση του βαθμού συμμετοχής στο A ή στο B δεν μπορεί να οδηγήσει σε αύξηση του βαθμού συμμετοχής στην τομή των A και B .

H τρίτη απαίτηση δείχνει ότι ο τελεστής είναι αδιάφορος στον τρόπο διάταξης με τον οποίο τέμνονται τα δύο σύνολα A και B .

Τέλος η τέταρτη απαίτηση μας επιτρέπει να παίρνουμε την τομή οποιουδήποτε αριθμού συνόλων σε οποιαδήποτε διάταξη ζευγών.

Παραδείγματα t -νορμών 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:

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

Όπως η 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 μπορεί να είναι το άθροισμα των $\mu_A(x)$ και $\mu_B(x)$.

Οι ασαφείς τελεστές ένωσης αναφέρονται συνήθως ως σ-νόρμες και πρέπει να πληρούν 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: $S(a, S(b, c)) = S(S(a, b), c)$

Παραδείγματα σ-νορμών είναι τα εξής:

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: Το συμπλήρωμα A' ενός ασαφούς συνόλου A δίνεται από τη σχέση: $\mu_{A'}(x) = c(\mu_A(x))$, όπου η συνάρτηση c πρέπει να ικανοποιεί τις παρακάτω συνθήκες:

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

Το σύννηθες συμπλήρωμα δίνεται από τη σχέση: $\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$

4.4 Ασαφείς Σχέσεις

Οι ασαφείς σχέσεις (fuzzy relations) είναι ασαφή σύνολα ορισμένα σε πεδία αναφοράς ανώτερης διάστασης (π.χ. $X \times X, X \times Y \times Z$ κλπ). Ποιοτικά, μια ασαφής σχέση R θα μπορούσε να είναι μια έκφραση της μορφής «είναι βαρύτερο από» και η οποία θα συνδέει τα στοιχεία δύο άλλων συνόλων:

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

Οι ασαφείς σχέσεις μπορεί να εκφραστούν με αναφορά όλων των ζευγών (τιμή, βαθμός συμμετοχής), δηλαδή ζευγών της μορφής $((x, y), \mu_R(x, y))$. Ένας άλλος τρόπος αναπαράστασης, ιδιαίτερα χρήσιμος σε υπολογισμούς είναι σε μορφή πίνακα:

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

Οι ασαφείς σχέσεις μπορούν να συνδυαστούν μεταξύ τους μέσω της διαδικασίας της σύνθεσης (composition). Αν για παράδειγμα συνδυαστεί η ασαφής σχέση $R_1(x, y)$ ορισμένη στο $X \times Y$ με την ασαφή σχέση $R_2(y, z)$ 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 . Βέβαια είναι απαραίτητο να προσδιοριστεί επακριβώς η συνάρτηση συμμετοχής $\mu_R(x, z)$ της R με χρήση των συναρτήσεων συμμετοχής των R_1 και R_2 .

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

- **Αντιστροφή**

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 παριστάνει την R^{-1} είναι ο ανάστροφος του R .

- **Σύνθεση**

Η σύνθεση είναι πολύ σημαντική διαδικασία καθώς οι κανόνες της μορφής if-then, που θα αναλύσουμε παρακάτω, αντιστοιχούν σε ασαφείς σχέσεις και 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 σύνθεση $R: X \times Y \rightarrow [0,1]$ δύο ασαφών σχέσεων $R_1: X \times Y \rightarrow [0,1]$ και $R_2: Y \times Z \rightarrow [0,1]$ ορίζεται από την εξίσωση:

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

Οι περισσότεροι γνωστές μέθοδοι σύνθεσης ασαφών συνόλων είναι η σύνθεση max-min και η σύνθεση max-product.

Η συνάρτηση συμμετοχής για την περίπτωση της max-min σύνθεση δίνεται από τη σχέση:

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

Στην περίπτωση της σύνθεσης max-product έχουμε την παρακάτω σχέση:

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

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

4.5 Ασαφής Συλλογιστική

Η βάση στην οποία στηρίζεται η λήψη αποφάσεων είναι η παραγωγή συλλογιστικής. Η ασαφής λογική ασχολείται με την παραγωγή συλλογιστικής σε περιβάλλον αβεβαιότητας. Για το σκοπό αυτό, θεμελιώνεται η δομή και η μαθηματική αναπαράσταση ενός ασαφούς γεγονότος με τον ορισμό των ασαφών συνόλων και καθορίζεται ο τρόπος με τον οποίο συνδυάζουμε τα γεγονότα για να παράγουμε λογικές προτάσεις ή σχέσεις και συνεπώς συμπεράσματα.

Οι συλλογιστικοί τρόποι που κυρίως χρησιμοποιούνται είναι τρεις:

- Ο modus ponens (MP)
- Ο modus tolens (MT)
- Ο υποθετικός συλλογισμός (HS)

Ο **modus ponens** παράγει συμπεράσματα από ένα σύνολο υποθέσεων σύμφωνα με το σχήμα:

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

όπου A και B συγκεκριμένα γεγονότα.

Ο παραπάνω κανόνας ερμηνεύεται ως εξής: Αν το γεγονός A συνεπάγεται το γεγονός B και επιπλέον έχουμε ως υπόθεση ότι ισχύει το A, τότε το συμπέρασμα που παίρνουμε είναι ότι ισχύει και το B. Όμως σε περιβάλλον ασάφειας τα γεγονότα ισχύουν σε κάποιο βαθμό. Έτσι ο παραπάνω κανόνας πρέπει να τροποποιηθεί για να συμπεριλάβει και την ασάφεια. Καταλήγουμε με αυτό τον τρόπο στο γενικευμένο κανόνα modus ponens (generalized modus ponens) ο οποίος έχει την παρακάτω μορφή:

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

Αντίστοιχα ο γενικευμένος κανόνας modus tolens (generalized modus tolens) διατυπώνεται ως εξής:

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

Ας εξετάσουμε τώρα την ερμηνεία των παραπάνω κανόνων. Για παράδειγμα ο γενικευμένος κανόνας modus ponens ερμηνεύεται ως εξής: Αν το γεγονός A συνεπάγεται το γεγονός B και έχουμε ως υπόθεση ότι ισχύει το A σε κάποιο βαθμό, τότε θα ισχύει και το B σε κάποιο βαθμό.

Πρέπει, λοιπόν να προσδιοριστεί ο βαθμός στον οποίο πληρείται το γεγονός B. Αυτός εξαρτάται από το βαθμό στον οποίο πληρείται το γεγονός A και από το είδος της συνεπαγωγής που εφαρμόζουμε. Η πράξη της ασαφούς συνεπαγωγής υλοποιεί τη μαθηματική σχέση $A \Rightarrow B$, όταν τα A και B είναι ασαφή γεγονότα..

Το σχήμα που προτείνεται από τη θεωρία των ασαφών συνόλων για την εξαγωγή του γεγονότος B' από τα γεγονότα A ,A',B περιγράφεται από την παρακάτω σχέση που αποτελεί 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.

Επομένως η επιλογή της συνάρτησης που υλοποιεί την ασαφή συνεπαγωγή έχει ουσιαστικό ρόλο για την ασαφή συλλογιστική που παράγεται με βάση το παραπάνω σχήμα. Ένα από τα κριτήρια που χρησιμοποιείται γι' αυτή την επιλογή είναι το κριτήριο της ανάκλησης (recall) , το οποίο διατυπώνεται ως εξής:

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

Το κριτήριο αυτό έχει την εξής ερμηνεία: η ασαφής συνεπαγωγή πρέπει να είναι τέτοια ώστε όταν η υπόθεση πληρείται ακριβώς , τότε να λαμβάνουμε το συμπέρασμα του κανόνα $A \Rightarrow B$, δηλαδή το γεγονός B. η απαίτηση αυτή είναι εύλογη αφού όταν δεν υπάρχει αβεβαιότητα η ασαφής συλλογιστική οφείλει να ταυτίζεται με την κλασσική συλλογιστική.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΑΣΑΦΟΥΣ ΣΥΛΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ- ΝΕΥΡΟΑΣΑΦΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ

5.1 Εισαγωγή

Στο προηγούμενο κεφάλαιο αναφερθήκαμε στα ασαφή σύνολα και στις πράξεις που γίνονται σ' αυτά. Στο παρόν κεφάλαιο θα αναφέρουμε τον τρόπο που μπορούν να εφαρμοσθούν τα προηγούμενα σε ένα σύστημα λήψης αποφάσεων.

Θα εξετάσουμε ένα απλοϊκό παράδειγμα λήψης αποφάσεων και θα δούμε πως μπορεί να λυθεί με τη βοήθεια της ασαφούς λογικής.

Εξετάζουμε το πρόβλημα του φιλοδωρήματος, πόσο δηλαδή είναι το φιλοδώρημα που πρέπει να δώσει ένας πελάτης σε ένα εστιατόριο.

Οι παράμετροι του προβλήματος είναι η ποιότητα του φαγητού και η εξυπηρέτηση.

Είναι προφανές για παράδειγμα ότι αν το φαγητό είναι άριστης ποιότητας και η εξυπηρέτηση καλή τότε το φιλοδώρημα θα είναι υψηλό. Αντίστοιχα αν η ποιότητα της εξυπηρέτησης είναι χαμηλή και το φαγητό κακό τότε το φιλοδώρημα θα είναι χαμηλό.

Τι γίνεται όμως αν έχουμε μια ενδιάμεση κατάσταση, π.χ. μέτριο φαγητό και καλή εξυπηρέτηση. Επιπλέον παραπάνω έχουμε αναφέρει προσδιορισμούς όπως καλό , καλό , μέτριο που εμπεριέχουν κάποια ασάφεια.

Αν προσπαθήσουμε να λύσουμε το πρόβλημα γραμμικά θα πρέπει να δώσουμε καθορισμένους κανόνες για κάθε μια περίπτωση. Μέσω όμως της ασαφούς λογικής το πρόβλημα αυτό μπορεί να λυθεί ευκολότερα.

Πριν προχωρήσουμε στη λύση του προβλήματος θα δούμε πως μπορούμε να υλοποιήσουμε τους κανόνες αν-τότε (if-then rules) που προαναφέραμε (αν το φαγητό είναι κακό κτλ).

5.2 Κανόνες αν-τότε (if-then rules)

Τα ασαφή σύνολα και οι ασαφείς τελεστές είναι τα υποκείμενα και τα ρήματα του ασαφούς λογισμού. Οι προτάσεις if-then χρησιμοποιούνται για να σχηματίσουν τις συνθήκες εκείνες που συνιστούν την ασαφή λογική. Ένας απλός κανόνας if-then έχει τη μορφή:

if x is A then y is B

, όπου A και B είναι οι γλωσσικές μεταβλητές που προσδιορίζονται από ασαφή σύνολα με χώρο αναφοράς X και Y αντίστοιχα. Το πρώτο κομμάτι του κανόνα 'if x is A' ονομάζεται υπόθεση (*antecedent* ή *premise*) ενώ το δεύτερο κομμάτι 'then y is B' ονομάζεται συνέπεια ή συμπέρασμα (*consequent* ή *conclusion*). Ένα παράδειγμα ενός τέτοιου κανόνα μπορεί να είναι το εξής:

if service is good then tip is average

Η λέξη **good** αντιπροσωπεύεται από έναν αριθμό που κυμαίνεται ανάμεσα στο 0 και το 1. Έτσι η υπόθεση είναι μια μετάφραση που επιστρέφει μια τιμή από το 0 έως το 1. Από την άλλη μεριά η λέξη **average** αποτελεί ένα ασαφές σύνολο και έτσι η συνέπεια του κανόνα είναι μια συσχέτιση της εξόδου y στο ασαφές σύνολο B.

Στους κανόνες if-then η λέξη 'is' έχει διαφορετική έννοια ανάλογα με το αν εμφανίζεται στο πρώτο ή στο δεύτερο μέρος του κανόνα. Έτσι όταν εμφανίζεται στο πρώτο μέρος του κανόνα έχει την έννοια του ελέγχου ισότητας (δηλαδή την ίδια έννοια που δίνουμε στο σύμβολο = =). Αντίθετα όταν εμφανίζεται στο δεύτερο μέρος του κανόνα έχει την έννοια της καταχώρησης

(δηλαδή την έννοια που δίνουμε στο σύμβολο $=$). Ο παραπάνω κανόνας λοιπόν θα μπορούσε να γραφεί συμβολικά και ως εξής:

if service == good then tip = average

Γενικά η είσοδος σε έναν κανόνα if-then είναι η τρέχουσα τιμή της μεταβλητής εισόδου, ενώ η έξοδος του κανόνα είναι ολόκληρο το ασαφές σύνολο. Από αυτό όμως το ασαφές σύνολο θα πρέπει να κρατήσουμε μια τιμή, έτσι ώστε να μπορούμε να βγάλουμε κάποια συμπεράσματα. Γι' αυτό πρέπει να γίνει μια διαδικασία που ονομάζεται αποσαφήνιση (defuzzification). Για την αποσαφήνιση αναφερόμαστε εκτενέστερα παρακάτω. Για να διερμηνεύσουμε έναν κανόνα If-then πρέπει να ακολουθήσουμε κάποια στάδια:

1. Πρώτα πρέπει να υπολογίσουμε την είσοδο. Για να γίνει αυτό όμως πρέπει να γίνει ασαφοποίηση της εισόδου και να εφαρμοσθούν οι κατάλληλοι ασαφείς τελεστές
2. Να εφαρμόσουμε το παραπάνω αποτέλεσμα στο δεύτερο μέρος του κανόνα

Αν πάρουμε την απλή περίπτωση των δυαδικών τιμών οι κανόνες if-then είναι αρκετά εύκολο να εφαρμοσθούν. Αν η προϋπόθεση είναι αληθής τότε και η συνέπεια θα είναι αληθής. Πώς όμως επεκτείνεται η παραπάνω συλλογιστική για να συμπεριλάβει και ασαφείς τιμές; Όταν η προϋπόθεση είναι αληθής σε κάποιο βαθμό τότε και η συνέπεια είναι αληθής στον ίδιο βαθμό. Με άλλα λόγια:

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

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

Η προϋπόθεση ενός κανόνα μπορεί να αποτελείται από περισσότερα του ενός μέρη. Όπως για παράδειγμα ο παρακάτω κανόνας:

if sky is gray and wind is strong and barometer is falling, then ..

Σ' αυτή την περίπτωση όλα τα μέρη της προϋπόθεσης υπολογίζονται ταυτόχρονα και καταλήγουμε σε ένα μοναδικό νούμερο ανάλογα με τους λογικούς τελεστές που χρησιμοποιούμε.

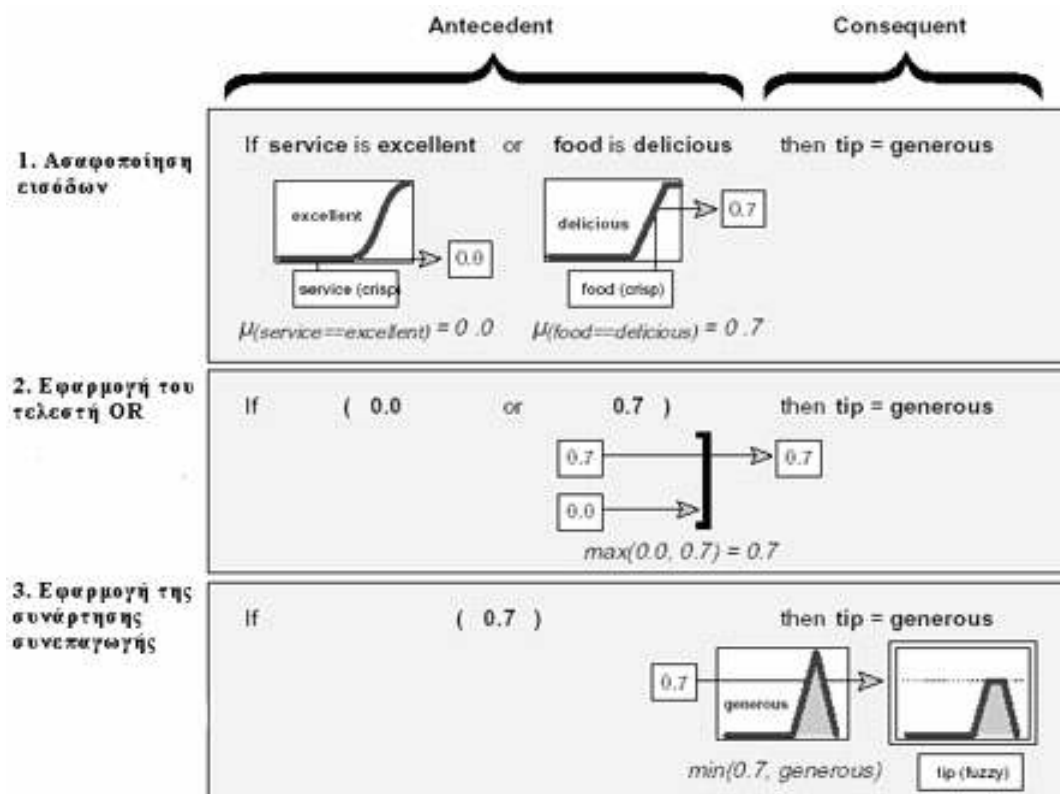
Αλλά και η συνέπεια ενός κανόνα μπορεί να αποτελείται από περισσότερα του ενός μέρη. Για παράδειγμα ο παρακάτω κανόνας:

if temperature is cold then hot water valve is open and cold water valve is shut

Όλα τα μέρη της συνέπειας του κανόνα επηρεάζονται το ίδιο από το αποτέλεσμα της προϋπόθεσης. Η συνέπεια του κανόνα προσδιορίζει ένα ασαφές σύνολο το οποίο συσχετίζεται με την έξοδο. Η συνάρτηση συνεπαγωγής (*implication function*) στη συνέχεια τροποποιεί το ασαφές σύνολο στο βαθμό που προσδιορίζεται από την προϋπόθεση του κανόνα.

Μια πολύ συνηθισμένη συνάρτηση για να γίνει αυτό είναι η αποκοπή με τη χρήση του τελεστή **min**.

Στο παρακάτω σχήμα βλέπουμε τον τρόπο με τον οποίο εφαρμόζονται οι κανόνες if-then.



5.3 Συστήματα ασαφούς συλλογιστικής (fuzzy inference systems)

Γενικά ένας κανόνας από μόνος του δεν επαρκεί για τα περισσότερα πρακτικά προβλήματα. Αυτό που χρειαζόμαστε είναι περισσότεροι του ενός κανόνες οι οποίοι να αλληλεπιδρούν μεταξύ τους. Η έξοδος κάθε κανόνα θα είναι ένα ασαφές σύνολο. Τα ασαφή σύνολα που προκύπτουν σα συνέπεια των κανόνων συγκεντρώνονται για να σχηματίσουν ένα ασαφές σύνολο εξόδου από το οποίο μέσω της διαδικασίας της αποσαφήνισης θα πάρουμε μια μοναδική τιμή.

Παρακάτω αναπτύσσεται ο τρόπος με τον οποίο εξελίσσεται η παραπάνω διαδικασία μέσα από ένα σύστημα ασαφούς συλλογιστικής (fuzzy inference system, FIS) που ονομάζεται Mamdani.

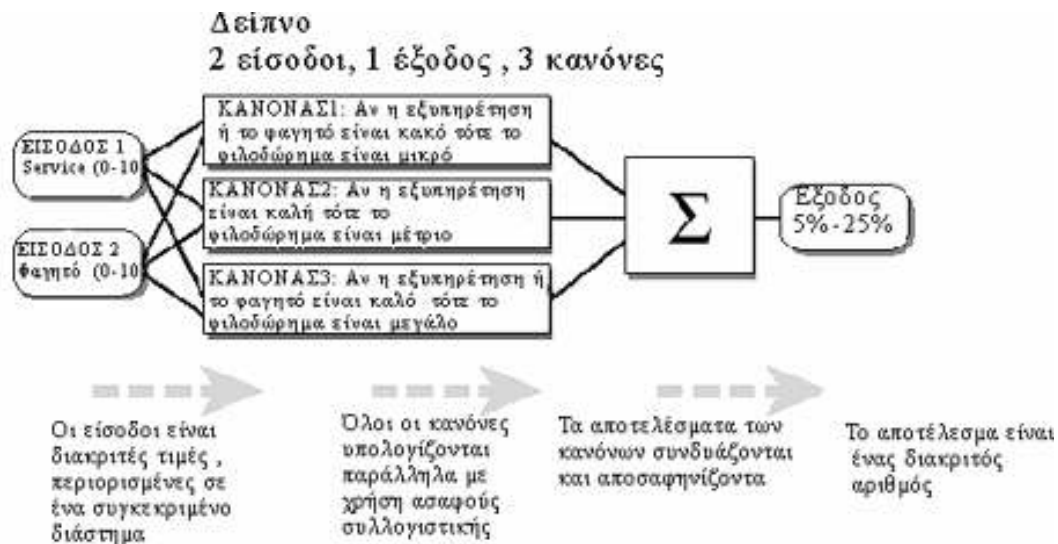
5.3.1 Συστήματα τύπου Mamdani

Η ασαφής συλλογιστική είναι η διαδικασία κατά την οποία σχηματίζεται η απεικόνιση από μια δεδομένη είσοδο σε μια έξοδο χρησιμοποιώντας τις αρχές της ασαφούς λογικής. Η απεικόνιση αυτή θέτει τις βάσεις με τις οποίες μπορεί να ληφθεί μια απόφαση ή να διακριθούν πρότυπα (patterns). Η διαδικασία αυτή της ασαφούς συλλογιστικής περιλαμβάνει όλα εκείνα τα κομμάτια στα οποία αναφερθήκαμε προηγουμένως. Δηλαδή τις συναρτήσεις συμμετοχής, τους ασαφείς λογικούς τελεστές και τους κανόνες if-then. Υπάρχουν δύο είδη ασαφών συστημάτων παρεμβολής τα τύπου-Mamdani και τα τύπου Sugeno. Οι διαφορές ανάμεσα στα δύο αυτά συστήματα έγκεινται κυρίως στον τρόπο με τον οποίο σχηματίζεται η έξοδος του συστήματος. Τα συστήματα Mamdani είναι αυτά που συναντώνται συχνότερα. Η μεθοδολογία των συστημάτων Mamdani εισήχθη το 1975 από τον Ebrahim Mamdani

Θα εξετάσουμε τώρα πως λειτουργεί ένα FIS τύπου Mamdani μέσα από το πρόβλημα του φιλοδωρήματος που αναφέραμε παραπάνω .

Το σύστημα έχει δύο εισόδους και τρεις κανόνες. Οι είσοδοι του συστήματος είναι η ποιότητα του φαγητού και η εξυπηρέτηση. Θεωρούμε ότι ο πελάτης βαθμολογεί την ποιότητα του φαγητού και την εξυπηρέτηση με μια κλίμακα από το 0 έως το 10. η έξοδος του συστήματος είναι το φιλοδώρημα που θα δώσει ο πελάτης και το οποίο κυμαίνεται από 5% έως 25% της τιμής του λογαριασμού.

Η βασική του δομή του συστήματος φαίνεται στο παρακάτω διάγραμμα:



Σχήμα 5.3.1.1: Βασική δομή FIS τύπου Mamdani.

Η πληροφορία οδεύει από τα αριστερά προς τα δεξιά και καταλήγει σε μία μοναδική έξοδο. Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό των συστημάτων ασαφούς λογικής είναι η παράλληλη εφαρμογή των κανόνων. Στα κλασσικά συστήματα δυαδικής λογικής έχουμε χρήση διακοπών που ανοίγουν και κλείνουν ανάλογα με τις τιμές των εισόδων. Στα ασαφή συστήματα μεταβαίνουμε ομαλά από περιοχή σε περιοχή ανάλογα με τις συνέπειες των κανόνων. Η διαδικασία της απεικόνισης των εισόδων στις εξόδους μέσα από ένα σύστημα ασαφούς λογικής ακολουθεί πέντε βήματα:

1. Ασαφοποίηση των εισόδων.
2. Εφαρμογή των ασαφών λογικών τελεστών στις προϋπόθεσης των κανόνων.
3. Καθορισμός των συνεπαγωγών των κανόνων.
4. Συγκέντρωση όλων των συνεπαγωγών όλων των κανόνων.
5. Αποσαφήνιση.

Θα εξετάσουμε κάθε βήμα από τα παραπάνω ξεχωριστά.

ΒΗΜΑ 1^ο Ασαφοποίηση εισόδων

Το πρώτο βήμα έχει να κάνει με την ασαφοποίηση των εισόδων δηλαδή αυτό που κάνουμε είναι να πάρουμε τις εισόδους και να καθορίσουμε σε ποιο βαθμό κάθε είσοδος ανήκει σε ένα ασαφές σύνολο μέσα από τις συναρτήσεις συμμετοχής. Οι εισοδοί είναι αριθμητικές τιμές μέσα στα όρια του χώρου αναφοράς (στην περίπτωση του προβλήματος που εξετάζουμε από 0 μέχρι 10) και οι έξοδοι είναι βαθμοί συμμετοχής στο προσδιορισμένο ασαφές σύνολο.

Η ασαφοποίηση των εισόδων μπορεί να γίνει είτε με χρήση πίνακα τιμών είτε μέσα από μια συνάρτηση. Το παράδειγμα μας είναι δομημένο σε τρεις κανόνες κάθε ένας από τους οποίους προϋποθέτει την κατάταξη των εισόδων σε διαφορετικές λεκτικές μεταβλητές service is poor, service is good, food is rancid, food is delicious.

Πριν να εφαρμοσθούν οι κανόνες θα πρέπει να ασαφοποιηθούν οι εισοδοί σύμφωνα με τις λεκτικές μεταβλητές. Για παράδειγμα σε ποιο βαθμό το φαγητό είναι νόστιμο. Αν υποθέσουμε ότι το φαγητό έχει αξιολογηθεί με μια συγκεκριμένη βαθμολογία από το 0 έως το 10 (π.χ. 8) τότε πως μπορούμε να συμπεράνουμε σε ποιο βαθμό είναι νόστιμο. Για το λόγο αυτό θα χρησιμοποιήσουμε μια γραφική απεικόνιση που ουσιαστικά αποτελεί τη συνάρτηση συμμετοχής του ασαφούς συνόλου νόστιμο.

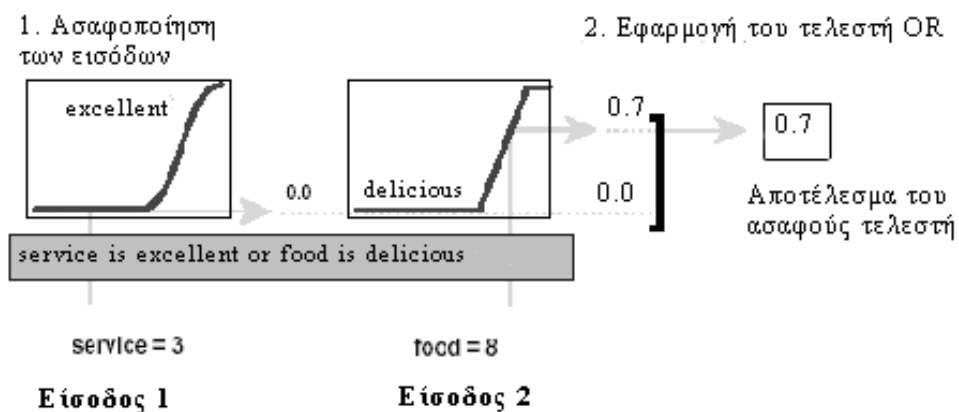


Σχήμα 5.3.1.2: Γραφική απεικόνιση της συνάρτησης συμμετοχής του ασαφούς συνόλου 'νόστιμο'.

ΒΗΜΑ 2°. Εφαρμογή των ασαφών τελεστών

Αφού έχουμε ασαφοποιήσει στις εισόδους μπορούμε να γνωρίζουμε σε ποιο βαθμό ικανοποιείται κάθε μέρος των προϋποθέσεων των if-then κανόνων. Αν ένας κανόνας if-then έχει στο σκέλος if περισσότερα του ενός μέρη τότε πρέπει να εφαρμοσθούν οι ασαφείς τελεστές ώστε να καθορισθεί ένα νούμερο που αντιπροσωπεύει το αποτέλεσμα της προϋπόθεσης του κανόνα. Το νούμερο αυτό θα εφαρμοσθεί έπειτα στη συνάρτηση εξόδου. Οι είσοδοι ενός λογικού τελεστή είναι δύο ή περισσότεροι βαθμοί συμμετοχής που έχουν προκύψει από τις ασαφοποιημένες μεταβλητές εισόδου. Η έξοδος του τελεστή είναι απλά ένας βαθμός αλήθειας.

Όπως είδαμε κατά την αναφορά στους ασαφείς τελεστές υπάρχει ένας μεγάλος αριθμός συναρτήσεων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να ορίσουν τους τελεστές AND και OR. Συνήθως χρησιμοποιούνται ο τελεστής max για το OR και min για το AND. Στο παρακάτω διάγραμμα βλέπουμε πως εφαρμόζονται οι τελεστές.

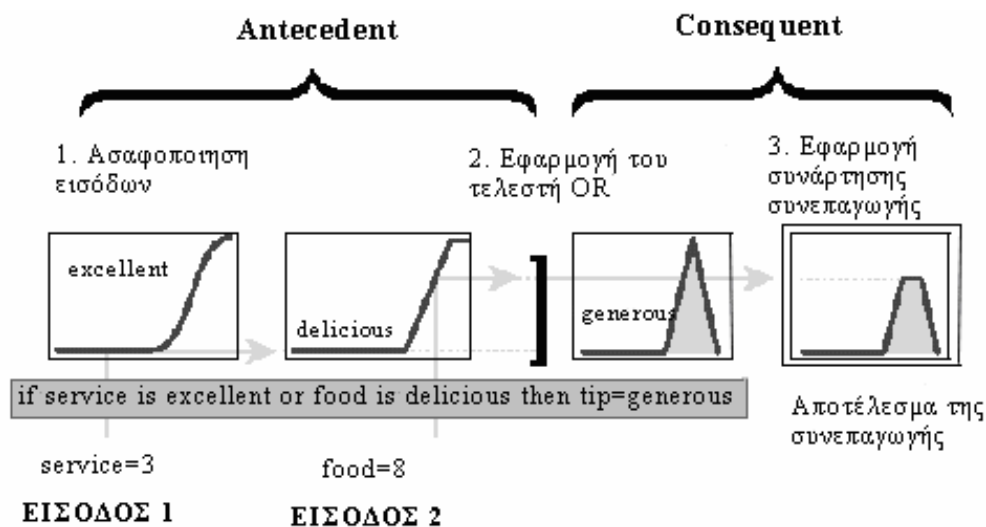


Σχήμα 5.3.1.3: Εφαρμογή του τελεστή OR.

ΒΗΜΑ 3^ο Μέθοδος εφαρμογής της συνεπαγωγής (Apply Implication Method)

Για να εφαρμόσουμε την συνάρτηση συνεπαγωγής πρέπει να γνωρίζουμε το βάρος του κάθε κανόνα. Οι κανόνες if-then έχουν βάρη τα οποία εφαρμόζονται στο νούμερο που δίνει το κομμάτι της υπόθεσης και που μπορούν να κυμαίνονται από 0 έως 1. Συνήθως τα βάρη αυτά είναι ίσα με 1, ωστόσο μπορούμε να δώσουμε σε αυτά μια οποιαδήποτε τιμή από 0 έως 1. Για παράδειγμα αν θέλουμε να δώσουμε μικρότερη έμφαση σε έναν κανόνα σε σχέση με κάποιον άλλο, αυτό μπορούμε να το κάνουμε μέσω των τιμών των βαρών τους.

Αφού έχουμε αναθέσει στους κανόνες τα βάρη μπορούμε να εφαρμόσουμε την συνάρτηση συνεπαγωγής. Το αποτέλεσμα ενός κανόνα if-then είναι ένα ασαφές σύνολο που αντιπροσωπεύεται από μια συνάρτηση συμμετοχής που σταθμίζει κατάλληλα τα λεκτικά χαρακτηριστικά που έχουν ανατεθεί σε αυτόν. Το αποτέλεσμα αυτό αναδιαμορφώνεται με τη χρήση μιας συνάρτησης που είναι συνδεδεμένη με το μέρος της υπόθεσης. Η είσοδος για τη διαδικασία συνεπαγωγής είναι ένας αριθμός που δίδεται από την υπόθεση και η έξοδος είναι ένα ασαφές σύνολο. Αυτή η διαδικασία εφαρμόζεται για κάθε κανόνα.

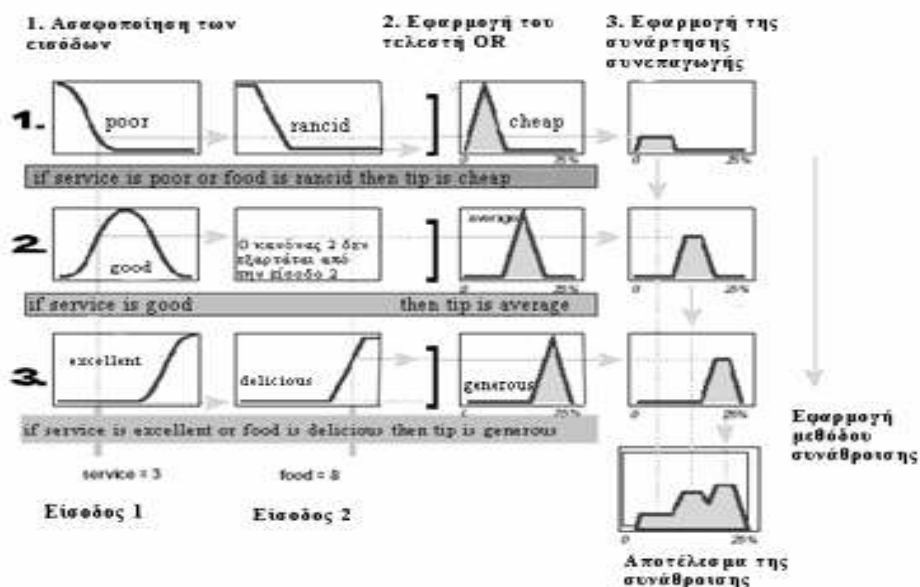


Σχήμα 5.3.1.4: Αναπαράσταση Αποτελέσματος της συνεπαγωγής.

ΒΗΜΑ 4^ο συγκέντρωση όλων των εξόδων

Σε ένα FIS οι αποφάσεις βασίζονται στον έλεγχο όλων των κανόνων. Επομένως όλοι οι κανόνες πρέπει να συνδυαστούν προκειμένου να καταλήξουμε σε μια απόφαση. Η συγκέντρωση των κανόνων είναι μια διαδικασία κατά την οποία όλα τα ασαφή σύνολα που προκύπτουν ως εξόδοι των κανόνων συνδυάζονται ώστε να σχηματίσουν ένα μοναδικό ασαφές σύνολο. Η συγκέντρωση είναι η διαδικασία που προηγείται της αποσαφήνισης και δέχεται ως είσοδο τις αποκομμένες συναρτήσεις εξόδου του προηγούμενου βήματος. Η διαδικασία της συγκέντρωσης των εξόδων είναι αντιμεταθετική και έτσι η σειρά με την οποία εκτελούνται οι κανόνες δεν έχει σημασία στην έκβαση του αποτελέσματος.

Στο παρακάτω διάγραμμα βλέπουμε τους τρεις κανόνες του προβλήματος και τον τρόπο που συνδυάζονται τα αποτελέσματά τους σε ένα ασαφές σύνολο.



Σχήμα 5.3.1.5

ΒΗΜΑ 5^ο Αποσαφήνιση

Η είσοδος για τη διαδικασία της αποσαφήνισης είναι το ασαφές σύνολο που προέκυψε από το προηγούμενο βήμα. Η έξοδος της αποσαφήνισης είναι ένας αριθμός. Η αποσαφήνιση είναι αναγκαία γιατί επιθυμούμε να έχουμε ως αποτέλεσμα έναν αριθμό που θα μας επιτρέψει να πάρουμε συγκεκριμένες αποφάσεις. Υπάρχουν πολλοί τρόποι για να γίνει η αποσαφήνιση. Ένας ιδιαίτερα δημοφιλής είναι ο υπολογισμός του κέντρου βάρους της περιοχής που περικλείεται από την καμπύλη της συνάρτησης συμμετοχής του ασαφούς συνόλου. Άλλες επίσης δημοφιλείς μέθοδοι είναι η μέση τιμή , η μέγιστη η μέγιστη θέση του μεγίστου και η ελάχιστη θέση του μεγίστου.

Μέθοδος αποσαφήνισης MAXIMUM

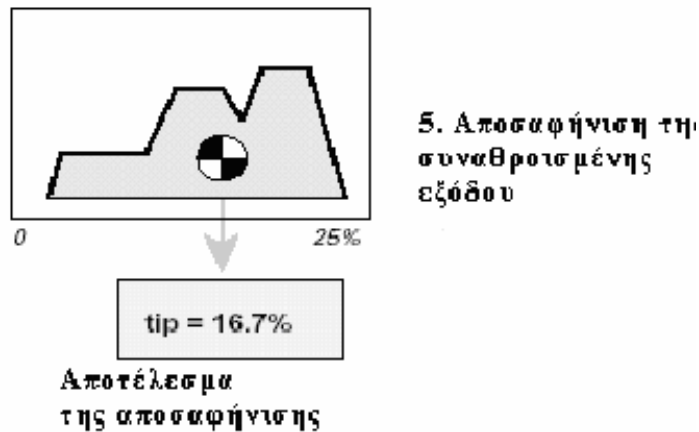
Σύμφωνα με τη μέθοδο αποσαφήνισης maximum , η διακριτή τιμή είναι αυτή που αντιστοιχεί στη μέγιστη τιμή συγγένειας του τελικού αποτελέσματος. Αν υπάρχουν περισσότερες από μία τέτοιες τιμές , τότε λαμβάνεται ανάλογα με την περίπτωση είτε ο μέσος όρος τους (average-of-maximum) ή η μέγιστη τιμή τους (maximum-of-maximum) ή η ελάχιστη τιμή τους (minimum-of-maximum).

Μέθοδος Cendroid

Σύμφωνα με τη μέθοδο αποσαφήνισης cendroid , η διακριτή τιμή είναι αυτή που προκύπτει από το κέντρο βάρους της τελικής συνάρτησης συμμετοχής για την ασαφή παράμετρο εξόδου. Το κέντρο βάρους μιας επιφάνειας που ορίζεται από μια συνάρτηση $f(t)$ και τους καρτεσιανούς άξονες , βρίσκεται στη θέση t που ορίζεται από τη σχέση:

$$t_{\kappa\beta} = \frac{\int t \cdot f(t) dt}{\int f(t) dt}$$

Στο παρακάτω σχήμα βλέπουμε πως εφαρμόζεται η μέθοδος της αποσαφήνισης για το παράδειγμά μας.



Σχήμα 5.3.1.6

Στην περίπτωση διακριτού συνόλου αναφοράς, τα ολοκληρώματα στην παραπάνω σχέση αντικαθίστανται με διακριτό άθροισμα και γίνεται δειγματοληψία N σημείων στο σύνολο αναφοράς.

Ένα χαρακτηριστικό της μεθόδου αποσαφήνισης centroid είναι ότι στην περίπτωση που έχει γίνει σύνθεση αποτελεσμάτων από επιμέρους κανόνες και υπάρχουν τυχόν αλληλοεπικαλυπτόμενες περιοχές, αυτές λαμβάνονται υπόψη μία μόνο φορά. Επίσης στην περίπτωση που η συνάρτηση συμμετοχής είναι παντού 0, το αποτέλεσμα της αποσαφήνισης ορίζεται κατά σύμβαση.

Διαγραμματική μέθοδος επίλυσης

Μία εναλλακτική προσέγγιση στην επίλυση προβλημάτων ασαφούς συλλογιστικής είναι η διαγραμματική επίλυση. Αυτή επιτρέπει τη γρήγορη, αλλά προσεγγιστική εκτίμηση της τελικής λύσης χωρίς να απαιτεί όλους τους αριθμητικούς υπολογισμούς που παρουσιάστηκαν παραπάνω. Βασική προϋπόθεση για την εφαρμογή της μεθόδου είναι οι συναρτήσεις συμμετοχής

των παραμέτρων του προβλήματος να είναι συνεχείς καμπύλες και όχι σύνολο ζευγών.

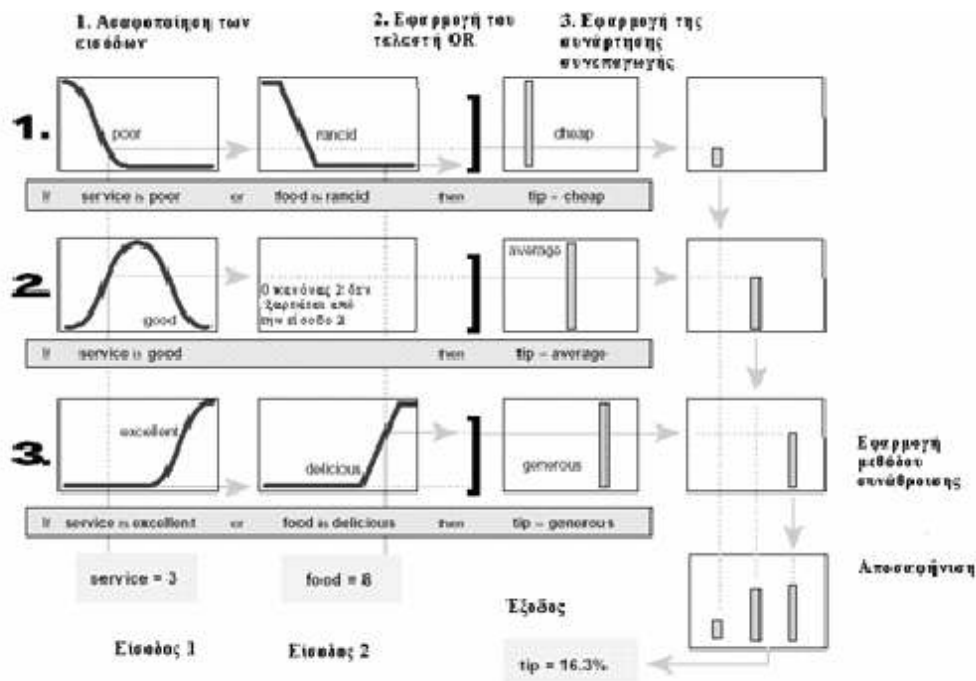
5.3.2 Συστήματα τύπου Sugeno

Παραπάνω ασχοληθήκαμε με τα συστήματα Mamdani που είναι και τα πιο ευρέως χρησιμοποιούμενα. Ωστόσο υπάρχει και η μέθοδος Sugeno που εισήχθηκε το 1985 η μέθοδος αυτή έχει ομοιότητες με τη μέθοδο των συστημάτων Mamdani. Για παράδειγμα τα 2 πρώτα βήματά της (ασαφοποίηση των εισόδων και εφαρμογή των τελεστών) είναι ακριβώς τα ίδια. Η κύρια διαφορά ανάμεσα στα δύο συστήματα έγκειται στο ότι οι συναρτήσεις συμμετοχής στην έξοδο των συστημάτων Sugeno είναι μόνο γραμμική ή σταθερά.

Ένας τυπικός ασαφής κανόνας σε συστήματα sugeno μηδενικής τάξης έχει την μορφή:

if x is A and y is B then z = k,

όπου A και B είναι τα ασαφή σύνολα της προϋπόθεσης ενώ k είναι μια αριθμητική τιμή. Αφού η συνέπεια του κανόνα είναι μια σταθερά τότε αυτό σημαίνει ότι το βήμα 3 εκφυλίζεται σε ένα απλό πολλαπλασιασμό ενώ το βήμα 4 καταλήγει να είναι η συγκέντρωση όλων των σταθερών.



Σχήμα 5.3.2.1

Ένα σύστημα sugeno πρώτης τάξης θα έχει κανόνες με τη γενική μορφή

if x is A and y is B then z = p*x + q*y + r,

όπου A και B είναι τα ασαφή σύνολα της προϋπόθεσης ενώ τα p,q,r είναι σταθερές.

Ένας τρόπος για να δούμε τα συστήματα πρώτης τάξης είναι να θεωρήσουμε ότι κάθε κανόνας προσδιορίζει τη θέση ενός κινούμενου singleton. Το singleton αυτό μπορεί να κινείται στο χώρο της εξόδου, με γραμμικό τρόπο και η θέση του εξαρτάται από τις τιμές των εισόδων.

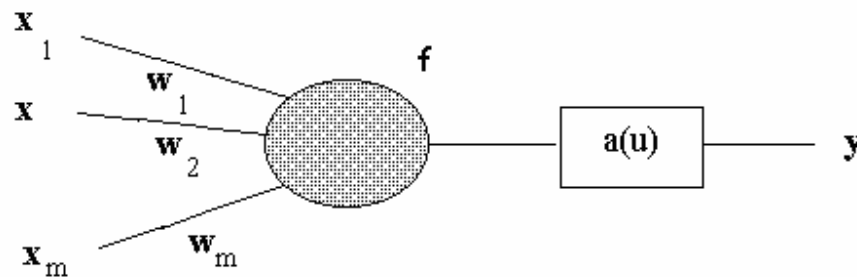
Συστήματα sugeno ανώτερης τάξης είναι εφικτά, όμως δεν προσφέρουν σημαντικές βελτιώσεις και ταυτόχρονα εισαγάγουν σημαντική πολυπλοκότητα.

5.4 Νευροασαφή συστήματα

Στην ενότητα αυτή εξετάζουμε τα νευροασαφή συστήματα. Η δομική μονάδα των συστημάτων αυτών είναι οι ασαφείς νευρώνες.

ΑΣΑΦΕΙΣ ΝΕΥΡΩΝΕΣ

Οι ασαφείς νευρώνες έχουν τη μορφή που φαίνεται στο παρακάτω σχήμα:



Σχήμα 5.4.1: Ασαφής νευρώνας

Όπου :

$x_1, x_2, \dots, x_m$ οι είσοδοι του νευρώνα

$w_1, w_2, \dots, w_m$ τα βάρη των συνάψεων

f η συνάρτηση συμμετοχής του νευρώνα

a η συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρώνα

y η έξοδος του νευρώνα

Οι ασαφείς νευρώνες διακρίνονται σε νευρώνες συμμετοχής και σε λειτουργικούς νευρώνες. Παρακάτω γίνεται αναφορά στα χαρακτηριστικά κάθε κατηγορίας ασαφών νευρώνων.

ΝΕΥΡΩΝΕΣ ΣΥΜΜΕΤΟΧΗΣ

Οι συνηθέστερες μορφές συναρτήσεων συμμετοχής είναι η τριγωνική, η γκαουσιανή, η τραπεζοειδής, η κανονική κ.ο.κ.. Οι παραπάνω συναρτήσεις συμμετοχής μπορούν να υλοποιηθούν με τη χρήση ενός νευρώνα. Η συνάρτηση συμμετοχής μπορεί να υλοποιηθεί θεωρώντας ότι ο νευρώνας

δέχεται ως είσοδο το x και δίνει έξοδο $A(x)$ απαιτώντας η συνάρτηση συμμετοχής του να έχει τη μορφή A . αν δηλαδή υποθέσουμε ότι η συνάρτηση συμμετοχής είναι η κανονική, τότε για να υλοποιηθεί πρέπει η συνάρτηση ενεργοποίησης να είναι $a(u) = \exp\left(-\frac{(u-m)^2}{\sigma^2}\right)$, όπου m το κέντρο της συνάρτησης συμμετοχής και σ το εύρος της.

ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΚΟΙ ΝΕΥΡΩΝΕΣ

Με τον ίδιο τρόπο μπορούν να υλοποιηθούν οι βασικές πράξεις των ασαφών συνόλων. Οι πράξεις αυτές στηρίζονται σε λειτουργίες όπως η t -νόρμα ή σ-νόρμα, το ασαφές συμπλήρωμα κλπ. Οι παραπάνω λειτουργίες μπορούν να αντικαταστήσουν τη συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρώνα αν θεωρήσουμε ότι οι είσοδοι δεν αθροίζονται πολλαπλασιασμένοι με βάρη, όπως στους κλασσικούς νευρώνες. Για να μπορούμε όμως να εφαρμόσουμε τους αλγόριθμους μάθησης (πχ τον backpropagation αλγόριθμος αντίστροφης διάδοσης) θα πρέπει οι λειτουργίες να είναι παραγωγίσιμες.

Για την υλοποίηση των ασαφών λειτουργιών μπορούμε να επεκτείνουμε την έννοια της συνάρτησης μεταφοράς του νευρώνα. Στην περίπτωση αυτή ο νευρώνας 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 1. Ως συνάρτηση συμμετοχής λαμβάνεται η :

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

ΣΥΝΘΕΤΙΚΟΙ ΝΕΥΡΩΝΕΣ

Παραπάνω αναφερθήκαμε στη σύνθεση των ασαφών σχέσεων. Η πράξη της σύνθεσης αποτελεί μια γενίκευση της πράξης του αναλυτικού γινομένου των

διανυσμάτων και υλοποιείται από τη συνάρτηση μεταφοράς f των νευρώνων. Η μορφή του νευρώνα είναι η ίδια και ορίζεται από τις εξισώσεις:

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

$$y = a(u)$$

Όπου union είναι μια σ-νόρμα και t είναι μια τ-νόρμα. Ως συνάρτηση ενεργοποίησης θεωρείται η συνάρτηση αναρρίχησης. Παρατηρούμε ότι 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.

5.5 Προσαρμοστικά Δίκτυα (Adaptive Networks)

Ένα προσαρμοστικό δίκτυο είναι αυτό που στη δομή του περιέχει έναν αριθμό κόμβων συνδεδεμένων μέσω κατευθυντικών συνδέσμων. Κάθε κόμβος αναπαριστά μια μονάδα επεξεργασίας και οι σύνδεσμοι μεταξύ κόμβων προσδιορίζουν την αιτιολογική σχέση (causal relationship) μεταξύ των συνδεδεμένων κόμβων. Προσαρμοστικός είναι ο κόμβος, όλος ή μέρος του, που σημαίνει ότι οι έξοδοι αυτών των κόμβων εξαρτώνται από προσαρμοζόμενες – τροποποιήσιμες παραμέτρους που ανήκουν σε αυτούς τους κόμβους. Οι κανόνες εκπαίδευσης προσδιορίζουν πως αυτές οι παράμετροι θα πρέπει να αλλάζουν ώστε να ελαχιστοποιείται το προκαθορισμένο μέτρο σφάλματος (error measure), το οποίο είναι μια μαθηματική έκφραση που μετράει την ασυμφωνία μεταξύ της πραγματικής εξόδου του δικτύου και της επιθυμητής εξόδου. Τα προσαρμοστικά δίκτυα χρησιμοποιούνται στην ταυτοποίηση συστήματος. Εμείς θα πρέπει να βρούμε μια κατάλληλη αρχιτεκτονική για το δίκτυο και να θέσουμε ένα σύνολο παραμέτρων που μπορούν να μοντελοποιήσουν καλύτερα ένα σύστημα-στόχο, το οποίο περιγράφεται από ένα σύνολο ζευγών δεδομένων εισόδου-εξόδου. Ο βασικός κανόνας ενός προσαρμοστικού δικτύου είναι η απότομη φθίνουσα

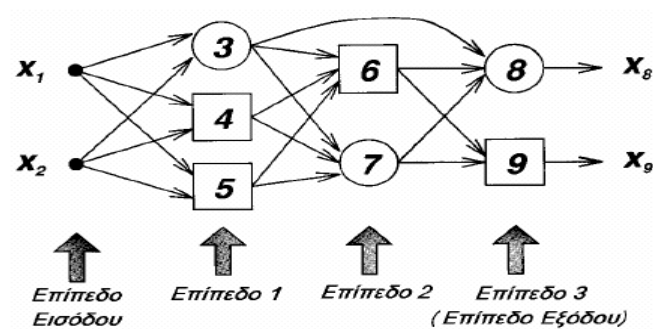
μέθοδος, στην οποία το βαθμωτό διάνυσμα προκύπτει από επιτυχείς επικλήσεις του κανόνα της αλυσίδας. Αυτή η μέθοδος χρησιμοποιείται και για την εύρεση του βαθμωτού σε ένα νευρωνικό δίκτυο πολλών επιπέδων. Αυτή η μέθοδος ονομάζεται κανόνας οπισθοδρόμησης διάδοσης (back propagation learning rule).

5.5.1 Παράγωγοι Παραμετροποιήσιμων Συναρτήσεων Συμμετοχής

Για να κάνουμε ένα ασαφές σύστημα, προσαρμοστικό, θα πρέπει να ξέρουμε τις παραγώγους μιας Συνάρτησης Συμμετοχής ως προς το όρισμα εισόδου και τις παραμέτρους. Αυτές οι πληροφορίες από τις παραγώγους παίζουν σημαντικό ρόλο στην μάθηση ή την προσαρμογή ενός ασαφούς συστήματος.

5.5.2 ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΠΡΟΣΑΡΜΟΣΤΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

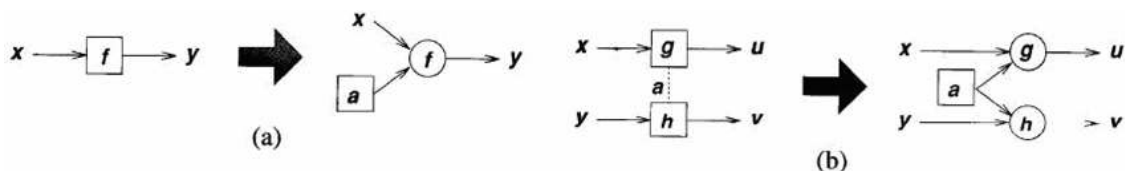
Όπως λέει και η ονομασία, ένα προσαρμοστικό δίκτυο είναι μια δομή δικτύου που η συνολική συμπεριφορά εισόδου-εξόδου διαμορφώνεται από ένα σύνολο τροποποιήσιμων παραμέτρων. Συγκεκριμένα η σύνθεση ενός προσαρμοστικού δικτύου πραγματοποιείται από ένα σύνολο κόμβων συνδεδεμένων με κατευθυνθείς συνδέσμους, όπου κάθε κόμβος εκτελεί μια συγκεκριμένη λειτουργία κόμβου στα εισερχόμενα σήματα για να παράξει μια μονήρη έξοδο κόμβου και κάθε σύνδεσμος καθορίζει την κατεύθυνσης ροής σήματος από τον ένα κόμβο στον άλλο. Συνήθως μια συνάρτηση κόμβου είναι μια παραμετρική συνάρτηση με τροποποιήσιμες παραμέτρους. Αλλάζοντας τις τελευταίες, μπορούμε να αλλάξουμε την λειτουργία κόμβου όπως στην συνολική συμπεριφορά του προσαρμοστικού δικτύου.



Σχήμα 5.5.2.1: Ένα εμπροσθόδρομο προσαρμοστικό δίκτυο.

Οι σύνδεσμοι σε ένα προσαρμοστικό δίκτυο χρησιμοποιούνται απλώς για να προσδιορίσουν την κατεύθυνση διάδοσης των εξόδων κόμβου. Γενικά δεν υπάρχουν βάρη ή παράμετροι σχετιζόμενοι με συνδέσμους. Το σχήμα 5.5.2.1 είναι ένα αντιπροσωπευτικό προσαρμοστικό δίκτυο με δύο εισόδους και με δύο εξόδους.

Οι παράμετροι ενός προσαρμοστικού δικτύου είναι κατανεμημένοι μέσα στους κόμβους, ώστε κάθε κόμβος να έχει ένα τοπικό σύνολο παραμέτρων. Η ένωση αυτών των τοπικών παραμέτρων είναι το ολικό σύνολο παραμέτρων του δικτύου. Αν το σύνολο παραμέτρων ενός κόμβου δεν είναι κενό, τότε η λειτουργία του κόμβου εξαρτάται από τις τιμές των παραμέτρων. Στα σχήματα, αναπαριστούμε τον προσαρμοστικό κόμβο αυτού του είδους με ένα τετράγωνο. Από την άλλη αν ο κόμβος έχει κενό σύνολο παραμέτρων, τότε η λειτουργία του είναι καθορισμένη. Ακόμα αναπαριστούμε τον τύπο προκαθορισμένου κόμβου με ένα κύκλο. Κάθε προσαρμοστικός κόμβος μπορεί να διασπαστεί σε ένα προκαθορισμένο κόμβο συν ένα ή περισσότερους κόμβους παραμέτρων.



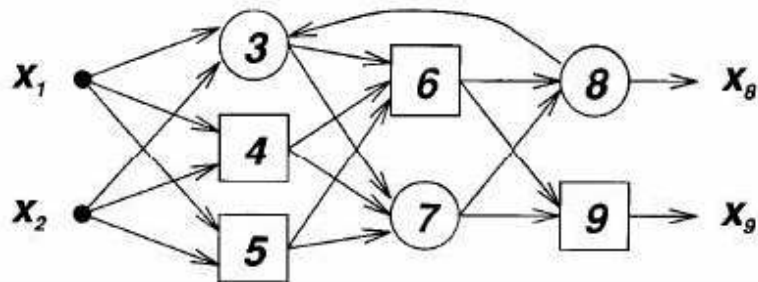
Σχήμα 5.5.2.2: Ανάλυση προσαρμοστικών κόμβων: (α) ένας μονός κόμβος
(β) ένα πρόβλημα με κοινές παραμέτρους.

5.6 Καταμερισμός Παραμέτρων σε Προσαρμοστικά Δίκτυα

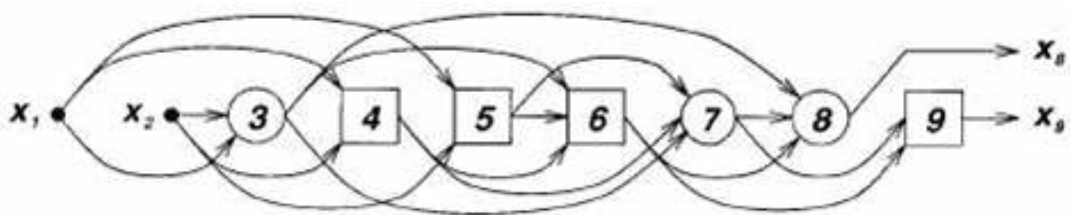
Το σχήμα 5.5.2.2 δείχνει ένα προσαρμοστικό δίκτυο με έναν μόνο κόμβο, το οποίο μπορεί να αναπαρασταθεί σαν $y=f(x, a)$ όπου x, y είναι η είσοδος και έξοδος αντιστοίχως και a είναι η παράμετρος του κόμβου. Μια ισοδύναμη απεικόνιση είναι να μετακινήσουμε την παράμετρο έξω από τον κόμβο και να την τοποθετήσουμε σε έναν κόμβο παράμετρο όπως φαίνεται στο σχήμα 5.5.2.2 α.

Αυτός ο κόμβος παράμετρος είναι μια ειδική περίπτωση ενός προσαρμοστικού κόμβου στο οποίο δεν υπάρχουν είσοδοι και η έξοδος είναι η ίδια η παράμετρος. Ο κόμβος παράμετρος είναι χρήσιμος στην επίλυση συγκεκριμένων αντιπροσωπευτικών προβλημάτων, όπως στο παράδειγμα καταμερισμού παραμέτρων στο σχήμα 5.5.2.2 α όπου δυο προσαρμοστικοί κόμβοι $u=g(x, a)$ και $u=h(y, a)$ μοιράζονται την ίδια παράμετρο a , όπως δηλώνεται και από την διάστικτη γραμμή που ενώνει αυτούς τους δύο κόμβους. Βγάζοντας έξω την παράμετρο και βάζοντας την μέσα σε έναν κόμβο παράμετρο, μπορούμε να ενσωματώσουμε τις απαιτήσεις του καταμερισμού παραμέτρων μέσα στην αρχιτεκτονική σχεδίαση του δικτύου. Αυτό απλοποιεί την αναπαράσταση του δικτύου όπως και την εφαρμογή του σε λογισμικό.

Τα προσαρμοστικά δίκτυα είναι γενικώς κατηγοριοποιημένα σε δύο κατηγορίες με βάση τον τύπο των διασυνδέσεων που έχουν: εμπροσθόδρομα δίκτυα (feedward) και επαναληπτικά. Το προσαρμοστικό δίκτυο που φαίνεται στο σχήμα 5.6.2 είναι εμπροσθόδρομο, μιας και η έξοδος κάθε κόμβου διαδίδεται από την πλευρά της εισόδου (αριστερά) προς την πλευρά της εξόδου (δεξιά) πάντα. Αν υπάρχει σύνδεσμος ανάδρασης που σχηματίζει ένα κυκλικό μονοπάτι στο δίκτυο, τότε το δίκτυο είναι επαναληπτικό. Το σχήμα 5.6.1 είναι ένα παράδειγμα. Στα γραφήματα, ένα εμπροσθόδρομο δίκτυο αναπαριστάται από ένα κυκλικό κατευθυνόμενο γράφημα που δεν περιέχει κατευθυνόμενους κύκλους, ενώ ένα επαναληπτικό δίκτυο περιέχει πάντα τουλάχιστον ένα κατευθυνόμενο κύκλο.



Σχήμα 5.6.1: Ένα επαναλαμβανόμενο προσαρμοστικό δίκτυο.



Σχήμα 5.6.2: Ένα εμπροσθόδρομο προσαρμοστικό δίκτυο σε αναπαράσταση τυπολογικής διάταξης.

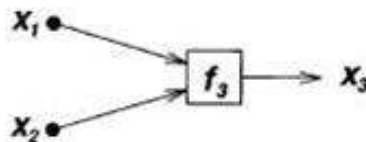
Στην αναπαράσταση με επίπεδα του εμπροσθόδρομου προσαρμοστικού δικτύου στο σχήμα 5.5.2.1, δεν υπάρχουν σύνδεσμοι μεταξύ κόμβων στο ίδιο επίπεδο, και οι έξοδοι των κόμβων σε ένα συγκεκριμένο επίπεδο είναι πάντα συνδεδεμένοι με κόμβους σε διαδοχικά επίπεδα. Αυτή η αναπαράσταση είναι συνήθως προτιμητέα εξαιτίας της εύκολης διαμόρφωσής της, επειδή οι κόμβοι στο ίδιο επίπεδο έχουν την ίδια λειτουργία ή γεννούν το ίδιο επίπεδο αφαίρεσης όσων αφορά τα διανύσματα εισόδου.

Μια άλλη αναπαράσταση εμπροσθόδρομου δικτύου είναι η αναπαράσταση τοπολογικής ταξινόμησης η οποία ετικετοποιεί τους κόμβους σε μια διατεταγμένη ακολουθία 1,2,3, ..., τέτοια που να μην υπάρχουν σύνδεσμοι από τον κόμβο i στον κόμβο j , οπότεδήποτε $i \geq j$. Το σχήμα 5.6.2 είναι η αναπαράσταση τοπολογικής ταξινόμησης (topological ordering representation) του δικτύου στο σχήμα 5.5.2.1. Αυτή η αναπαράσταση είναι λιγότερο διαμορφώσιμη από ότι η αναπαράσταση με επίπεδα, όμως διευκολύνει τον σχηματισμό κανόνων εκπαίδευσης. Η αναπαράσταση τοπολογικής ταξινόμησης είναι στην πραγματικότητα μια ειδική περίπτωση της αναπαράστασης με επίπεδα, με έναν

κόμβο ανά επίπεδο. Ένα εμπροσθόδρομο προσαρμοστικό δίκτυο είναι στην πραγματικότητα μια στατική αντιστοίχιση μεταξύ των χωρών εισόδου και εξόδου. Αυτή η αντιστοιχία μπορεί να είναι μια απλή γραμμική σχέση ή μη γραμμική, εξαρτώμενη από την δομή του δικτύου (διάταξη κόμβων και συνδέσεων) και την λειτουργία κάθε κόμβου. Για να κατασκευάσουμε ένα προσαρμοστικό δίκτυο χρησιμοποιούμε ένα σύνολο δεδομένων προς εκπαίδευση και κάποιες διαδικασίες όπως οι κανόνες εκπαίδευσης ή οι προσαρμοστικοί αλγόριθμοι για την τροποποίηση των παραμέτρων για να βελτιώσουμε την απόδοση του δικτύου. Συνήθως η απόδοση ενός δικτύου μετριέται ως η διαφορά μεταξύ της επιθυμητής εξόδου και της πραγματικής κάτω από τις ίδιες συνθήκες. Αυτή η διαφορά ονομάζεται μέτρηση σφάλματος. Γενικότερα, ένας κανόνας εκπαίδευσης εξάγεται από την εφαρμογή μιας συγκεκριμένης τεχνικής βελτιστοποίησης για μια δεδομένη μέτρηση σφάλματος.

5.7 Παραδείγματα Προσαρμοστικών Δικτύων

5.7.1 Προσαρμοστικό Δίκτυο με έναν Γραμμικό Κόμβο (LINEAR NODE)



Σχήμα 5.7.1.1: Ένα γραμμικό προσαρμοστικό δίκτυο με ένα κόμβο.

Στο παραπάνω σχήμα 5.7.1.1 απεικονίζεται ένα προσαρμοστικό δίκτυο με ένα κόμβο.

Ορίζεται: $x_3 = f_3(x_1, x_2; a_1, a_2, a_3) = a_1 x_1 + a_2 x_2 + a_3$, όπου x_1, x_2 είναι οι είσοδοι, και a_1, a_2, a_3 είναι οι τροποποιήσιμες παράμετροι. Η συνάρτηση προσδιορίζει ένα επίπεδο σε έναν χώρο x_1 - x_2 και βάζοντας διάφορες τιμές για τις παραμέτρους, μπορούμε να τοποθετήσουμε αυτό το επίπεδο αυθαίρετα όπως εμείς θέλουμε. Χρησιμοποιώντας το τετραγωνικό σφάλμα ως το σφάλμα μέτρησης για το δίκτυο, μπορούμε να αναγνωρίσουμε τις βέλτιστες

παραμέτρους μέσω της μεθόδου εκτίμηση των γραμμικών ελαχίστων τετραγώνων.

5.7.2 Δίκτυο Perceptron

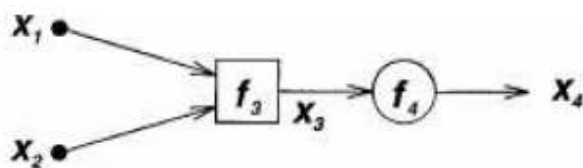
Εάν προσθέσουμε και έναν άλλο κόμβο ώστε να επιτρέψουμε στην έξοδο του δικτύου στο σχήμα 5.7.1.1 να παίρνει μόνο δυο τιμές 0 και 1, τότε παίρνουμε το μη γραμμικό δίκτυο σχήμα 5.7.2.1.

Οι κόμβοι εκφράζονται: $x_3 = f_3(x_1, x_2; a_1, a_2, a_3) = a_1 x_1 + a_2 x_2 + a_3$ και

$$x_4 = f_4(x_3) = \begin{cases} 1 & \text{if } x_3 \geq 0 \\ 0 & \text{if } x_3 < 0 \end{cases}$$

Όπου f_3 είναι μια γραμμική συνάρτηση και f_4 είναι μια βηματική συνάρτηση που αντιστοιχεί το x_3 είτε στο 0 είτε στο 1.

Την ολική συνάρτηση του δικτύου μπορούμε να την δούμε σαν ένα γραμμικό ταξινομητή. Ο πρώτος κόμβος σχηματίζει ένα όριο απόφασης σαν μια ευθεία γραμμή στον χώρο των x_1 - x_2 , και ο δεύτερος κόμβος δείχνει σε ποιο ημιεπίπεδο ανήκει το διάνυσμα εισόδου(x_1, x_2). Μπορεί να σχηματιστεί ένα ισοδύναμο ημιεπίπεδο με ένα μόνο κόμβο όπου η συνάρτηση των f_3 και f_4 . Ο κόμβος που προκύπτει είναι ένα δομικό υλικό.



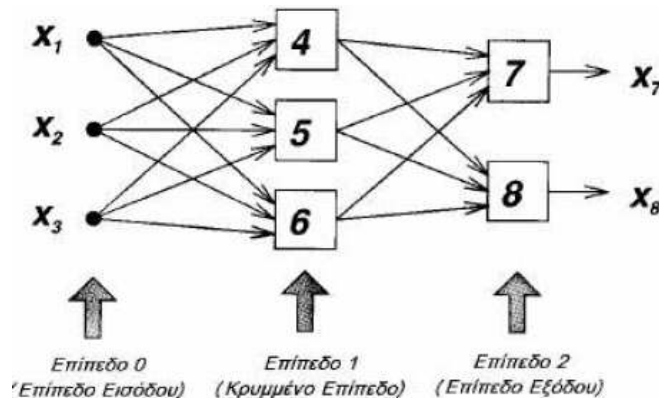
Σχήμα 5.7.2.1: Ένα μη γραμμικό προσαρμοστικό δίκτυο με έναν κόμβο.

Μιας και η βηματική συνάρτηση είναι ασυνεχής σε ένα σημείο και επίπεδη σε όλα τα άλλα σημεία. Μια εναλλακτική λύση είναι να χρησιμοποιήσουμε της σιγμοειδή συνάρτηση σαν μια θλιπτική συνάρτηση που παίρνει τιμές από 0 έως 1.

$$x_4 = f_4(x_3) = \frac{1}{1 + e^{-x_3}}$$

5.7.3 Ένα πολυεπίδο Perceptron

Στο σχήμα 5.7.3.1 βλέπουμε την αρχιτεκτονική για ένα πολυεπίπεδο perceptron με τρεις εισόδους, δυο εξόδους και τρεις κρυμμένους κόμβους που δεν συνδέονται απευθείας ούτε σε είσοδο ούτε σε έξοδο.



Σχήμα 5.7.3.1: Ένα νευρωνικό δίκτυο 3-3-2

Κάθε κόμβος σε ένα δίκτυο αυτού του τύπου έχει την ίδια συνάρτηση κόμβου, που είναι σύνθεση μιας γραμμικής f_3 και μιας σιγμοειδούς f_4 . Δηλαδή η συνάρτηση κόμβου στον κόμβο 7 στο παραπάνω σχήμα είναι:

$$x_7 = \frac{1}{1 + \exp[-(w_{4,7}x_4 + w_{5,7}x_5 + w_{6,7}x_6 + t_7)]}$$

, όπου x_4 , x_5 και x_6 είναι οι εξοδοί από τους κόμβους 4, 5 και 6 αντίστοιχα και το σύνολο των παραμέτρων του κόμβου 7 δηλώνεται με το $\{w_{4,7}, w_{5,7}, w_{6,7}, t_7\}$.

Συνήθως το $w_{i,j}$, είναι το βάρος που σχετίζεται με τον σύνδεσμο που ενώνει τον i -οστό κόμβο και τον j -οστό κόμβο, και το t_j σαν το κατώφλι (threshold) που συνδέεται με τον κόμβο j . Γενικά, ένας σύνδεσμος δείχνει μόνο την κατεύθυνση της ροής σήματος μεταξύ των συνδεδεμένων κόμβων.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: ΠΡΟΣΑΡΜΟΣΤΙΚΟ ΝΕΥΡΟ-ΑΣΑΦΕΣ

ΣΥΣΤΗΜΑ ΕΞΑΓΩΓΗΣ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΟΣ

(ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEMS-ANFIS).

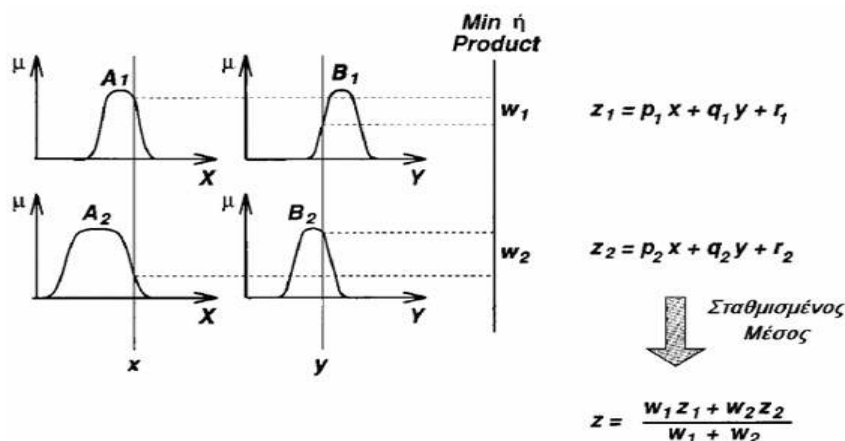
6.1 Η Αρχιτεκτονική του ANFIS

Ο αλγόριθμος ANFIS είναι από τους κυριότερους αλλά και ταυτόχρονα από τους πρώτους που εφαρμόστηκαν στο πεδίο της νεύρο-ασαφούς προσέγγισης προβλημάτων. Παρακάτω περιγράφεται το δίκτυο, υποθέτοντας ότι το πρόβλημα το οποίο θα αναλυθεί έχει δύο εισόδους x και y και μία έξοδο z . Υποθέτοντας ότι για ένα πρώτης τάξης μοντέλο Sugeno, μία τυπική βάση κανόνων (rule base) θα μπορούσε να είναι και η εξής:

Κανόνας 1: Εάν x είναι A_1 και y είναι B_1 τότε $f_1 = p_1 \times x + q_1 \times y + r_1$

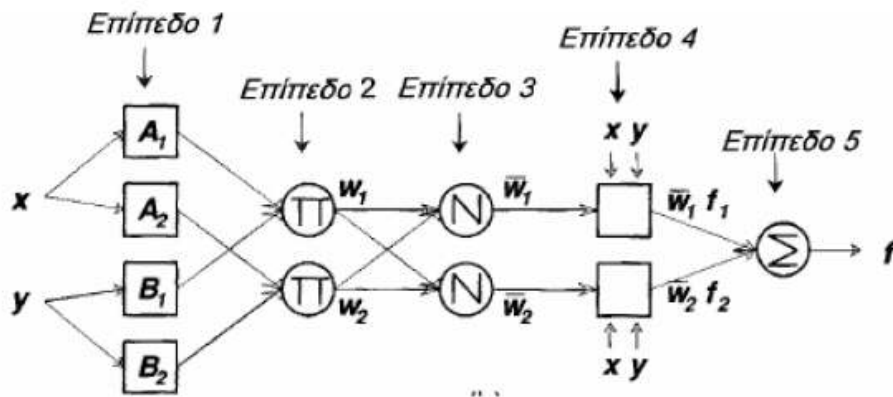
Κανόνας 2: Εάν x είναι A_2 και y είναι B_2 τότε $f_2 = p_2 \times x + q_2 \times y + r_2$

Το παρακάτω Σχήμα 5.1 δείχνει με απλό τρόπο τη διαδικασία συμπερασμού (inference procedure) του μοντέλου Sugeno, στην περίπτωση όπου για t -operator έχει επιλεγεί η τομή των δύο ασαφών συνόλων (A, B), οπότε $\mu_{A \cap B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)]$.



Σχήμα 6.1.1: Ασαφής Συλλογιστική (fuzzy reasoning)

Όπως γίνεται φανερό, η έξοδος z του πρωτοβάθμιου μοντέλου Sugeno είναι ένας σταθμικός μέσος όρος. Η αντίστοιχη αναπαράσταση του δικτύου ANFIS παρουσιάζεται στο παρακάτω Σχήμα 6.1.2.



Σχήμα 6.1.2: Η αρχιτεκτονική του ANFIS

Το παραπάνω σχήμα απεικονίζει τον συλλογιστικό μηχανισμό (reasoning) για αυτό το μοντέλο Sugeno και η αντίστοιχη ισοδύναμη αρχιτεκτονική του ANFIS όπου οι κόμβοι του ίδιου επιπέδου έχουν παρόμοιες συναρτήσεις. Παρακάτω παρουσιάζεται πιο αναλυτικά η διεργασία που εκτελείται σε κάθε επίπεδο.

Επίπεδο 1: Κάθε κόμβος i σε αυτό το επίπεδο είναι ένας προσαρμόσιμος (adaptive) κόμβος με μια συνάρτηση κόμβου:

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

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

$$O_{1,i} = \mu_{C_j}(y) \text{ για } i = j+4 \text{ και } j=1, 2,$$

, όπου x (ή y ή z) – η είσοδος στον κόμβο i , A_i (ή B_{i-2} ή C_j) – η γλωσσική μεταβλητή (small, large, κλπ.) που σχετίζεται με αυτή τη συνάρτηση του κόμβου. Με άλλα λόγια, το $O_{1,i}$ είναι ο βαθμός συμμετοχής του A ($= A_1, A_2, B_1, B_2, C_1$ ή C_2) και καθορίζει το βαθμό στον οποίο η είσοδος x (ή y ή z) ικανοποιεί τον ποσοτικοποίηση A . Εδώ η συνάρτηση συμμετοχής για το A μπορεί να είναι οποιαδήποτε κατάλληλη παραμετρική συνάρτηση συμμετοχής

όπως η καμπανοειδής για παράδειγμα : $\mu_{A_i}(x) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x-c_i}{a_i} \right)^2}$

όπου a_i, c_i είναι το σύνολο των παραμέτρων. Καθώς οι τιμές αυτών των παραμέτρων αλλάζουν, οι συναρτήσεις ποικίλλουν ανάλογα, παρουσιάζοντας έτσι διάφορες μορφές της συνάρτησης συμμετοχής για το ασαφές σύνολο A . Οι παράμετροι σε αυτό το επίπεδο αναφέρονται ως αρχικοί παράμετροι (premise parameters).

Επίπεδο 2: Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός (fixed) κόμβος Π , του οποίου η έξοδος είναι το γινόμενο όλων των εισερχόμενων σημάτων:

$$\begin{aligned} O_{2,i} = w_i &= \mu_{A_i}(x) * \mu_{B_i}(y) * \mu_{C_i}(z), \text{ για } i = 1, 2 \\ O_{2,i} = w_i &= \mu_{A_i}(x) * \mu_{B_{i-2}}(y) * \mu_{C_i}(z), \text{ για } i = 3, 4 \\ O_{2,i} = w_i &= \mu_{A_2}(x) * \mu_{B_1}(y) * \mu_{C_j}(z), \text{ για } i = j+4, j=1, 2 \\ O_{2,i} = w_i &= \mu_{A_2}(x) * \mu_{B_2}(y) * \mu_{C_{j-2}}(z), \text{ για } i = j+4, j=3, 4 \end{aligned}$$

Επίπεδο 3: Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός κόμβος N . Ο i -ιστός κόμβος υπολογίζει το λόγο της βαθμού ενεργοποίησης (firing strength) του i -οστού κανόνα στο άθροισμα των βαθμών ενεργοποίησης όλων των κανόνων:

$$O_{3,i} = \overline{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2 + w_3 + w_4 + w_5 + w_6 + w_7 + w_8}, \quad i=1,2,3,4,5,6,7,8.$$

Για ευκολία, οι έξοδοι αυτού του επιπέδου ονομάζονται κανονικοποιημένοι βαθμοί ενεργοποίησης (normalized firing strengths).

Επίπεδο 4: Κάθε κόμβος i σε αυτό το επίπεδο είναι ένας προσαρμόσιμος κόμβος με μία συνάρτηση κόμβου.

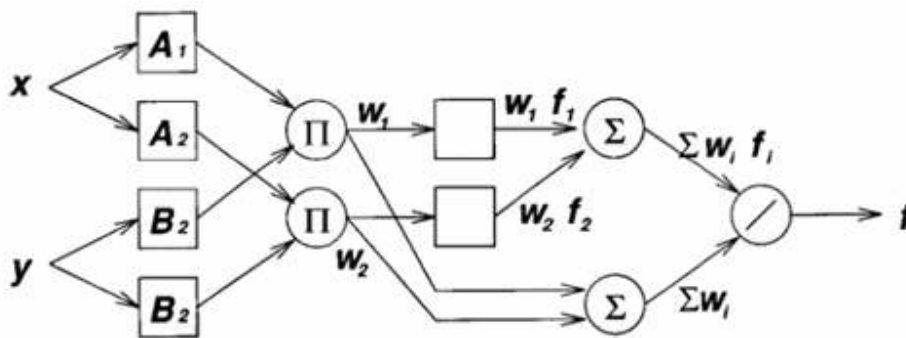
$$O_{4,i} = \overline{w}_i * f_i = \overline{w}_i * (p_i * x + q_i * y + s_i * z + r_i)$$

όπου: w_i - η έξοδος του επιπέδου 3, $\{p_i, q_i, s_i, r_i\}$ - το σύνολο των παραμέτρων. Οι παράμετροι σε αυτό το επίπεδο αναφέρονται ως επακόλουθοι (consequent parameters).

Επίπεδο 5: Ο μοναδικός κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός κόμβος Σ που υπολογίζει τη συνολική έξοδο σαν το ολικό άθροισμα όλων των εισερχόμενων σημάτων:

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

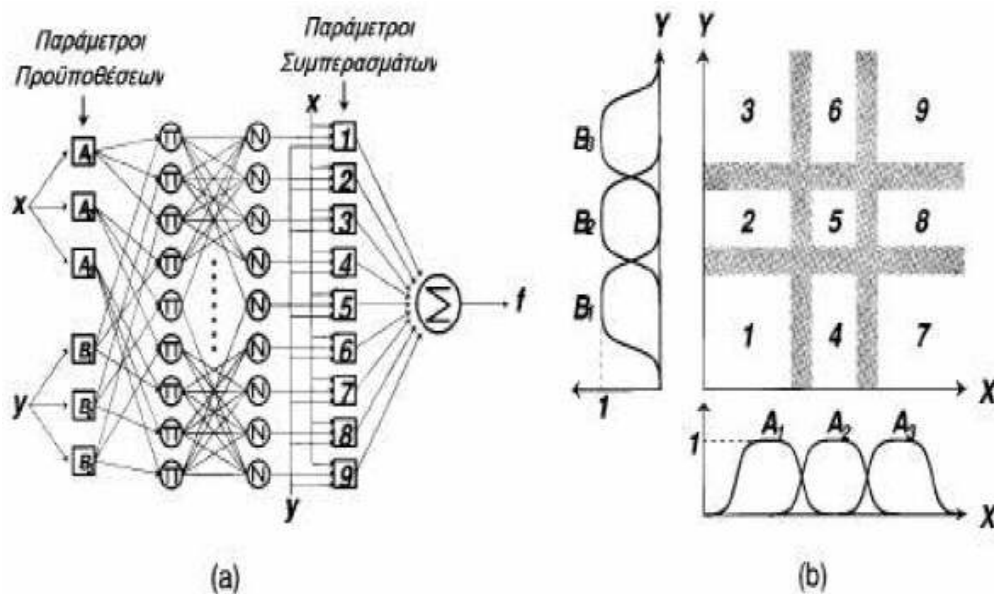
Αυτό το προσαρμοστικό δίκτυο είναι λειτουργικά ισοδύναμο με το ασαφές μοντέλο Sugeno. Μπορούμε να συνδυάσουμε τα επίπεδα 3 και 4 για να αποκτήσουμε ένα ισοδύναμο δίκτυο με τέσσερα μόνο επίπεδα. Με το ίδιο δείγμα μπορούμε να πραγματοποιήσουμε την κανονικοποίηση των βαρών στο τελευταίο επίπεδο. Το σχήμα 6.1.3 απεικονίζει ένα ANFIS αυτού του τύπου. Στην ακραία περίπτωση μπορούμε να συρρικνώσουμε ακόμα και όλο το δίκτυο, σε έναν μόνο προσαρμοστικό κόμβο με το ίδιο σύνολο παραμέτρων. Η ανάθεση συναρτήσεων κόμβων και η σύνθεση του δικτύου είναι αυθαίρετες, εφόσον κάθε κόμβος και κάθε επίπεδο πραγματοποιούν λειτουργίες που είναι σημαντικές και έχουν δυνατότητα να αποτελούνται από επιμέρους τμήματα.



Σχήμα 6.1.3: Η αρχιτεκτονική του ANFIS για το ασαφές σύνολο Sugeno, όπου η κανονικοποίηση βαρών πραγματοποιείται στο τελευταίο επίπεδο.

Εκτός από το μηχανισμό συμπερασμού του Sugeno, μπορούμε να κατασκευάσουμε ANFIS και με το μοντέλο Mamdani. Το Sugeno χρησιμοποιείται περισσότερο συχνά, μιας και διακρίνεται για την διαφάνεια και την αποτελεσματικότητά του. Στο σχήμα 6.1.4 (α) βλέπουμε μια αρχιτεκτονική ANFIS που είναι ισοδύναμη με ένα ασαφές μοντέλο Sugeno πρώτου βαθμού

δύο εισόδων και εννέα κανόνων, σε κάθε είσοδο θεωρούμε ότι αντιστοιχούν τρεις συναρτήσεις συμμετοχής. Το σχήμα 6.1.4 (β) απεικονίζει πως δύο διαστάσεων χώρος εισόδου είναι χωρισμένος σε εννέα υπέρθετες (overlapping) ασαφείς περιοχές όπου κάθε μια ελέγχεται από ένα ασαφή κανόνα if-then. Αυτό σημαίνει ότι το μέρος των προϋποθέσεων ενός κανόνα προσδιορίζει μια ασαφή περιοχή, ενώ το μέρος των συμπερασμάτων προσδιορίζει την έξοδο μέσα στην περιοχή.



Σχήμα 6.1.4 (α) Η αρχιτεκτονική του ANFIS για το ασαφές μοντέλο Sugeno με δύο εισόδους και εννέα κανόνες (β) ο χώρος εισόδου, χωρισμένος σε εννέα ασαφείς περιοχές.

6.2 Υβριδικός Αλγόριθμος Εκπαίδευσης

Το ANFIS χρησιμοποιεί έναν υβριδικό αλγόριθμο εκμάθησης για να προσδιορίσει τις παραμέτρους του ασαφούς συστήματος τύπου Sugeno. Εφαρμόζει έναν συνδυασμό της μεθόδου ελαχίστων τετραγώνων (least squares) και της μεθόδου οπισθόδρομης βαθμωτής ελαχιστοποίησης (backpropagation gradient descent) για την εκπαίδευση παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής του FIS ώστε να μιμηθεί ένα δοσμένο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης.

6.2.1 Εκτιμητής Ελαχίστων Τετραγώνων (Least-squares estimator)

Στο γενικό πρόβλημα ελαχίστων τετραγώνων, η έξοδος του γραμμικού μοντέλου y δίνεται από τη γραμμικά παραμετροποιημένη έκφραση:

$$y = \theta_1 f_1(\mathbf{u}) + \theta_2 f_2(\mathbf{u}) + \dots + \theta_n f_n(\mathbf{u}) \quad (6.1)$$

, όπου $\mathbf{u} = [u_1, \dots, u_p]^T$ είναι το διάνυσμα εισόδου του μοντέλου, $f_1, \dots, f_n$ είναι γνωστές συναρτήσεις του $\mathbf{u}$ και $\theta_1, \dots, \theta_n$ είναι άγνωστες παράμετροι που θα υπολογιστούν. Η εξίσωση (6.1) καλείται συνάρτηση παλινδρόμησης, και τα θ_i ονομάζονται συντελεστές παλινδρόμησης. Για να προσδιοριστούν οι άγνωστες παράμετροι θ_i , συνήθως πρέπει να εκτελεστούν πειράματα για να βρεθεί ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης που αποτελείται από τα ζευγάρια δεδομένων $\{(u_i, y_i), i = 1, \dots, m\}$ τα οποία αντιπροσωπεύουν τα επιθυμητά ζευγάρια εισόδου-εξόδου του συστήματος στόχου που θα μοντελοποιηθεί. Η αντικατάσταση κάθε ζευγαριού στοιχείων στην εξίσωση (6.1) παράγει ένα σύνολο γραμμικών εξισώσεων m :

$$\begin{aligned} f_1(u_1)\theta_1 + f_2(u_1)\theta_2 + \dots + f_n(u_1)\theta_n &= y_1 \\ f_1(u_2)\theta_1 + f_2(u_2)\theta_2 + \dots + f_n(u_2)\theta_n &= y_2 \\ \dots & \\ f_1(u_m)\theta_1 + f_2(u_m)\theta_2 + \dots + f_n(u_m)\theta_n &= y_m \end{aligned} \quad (6.2)$$

Σε μορφή πινάκων, οι προηγούμενες εξισώσεις μπορούν να γραφτούν σε συνοπτική μορφή: $\mathbf{A}\boldsymbol{\theta} = \mathbf{y}$ (6.3), όπου $\mathbf{A}$ είναι ένας $m \times n$ πίνακας (πίνακας σχεδιασμού):

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} f_1(\mathbf{u}_1) & \dots & f_n(\mathbf{u}_1) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ f_1(\mathbf{u}_m) & \dots & f_n(\mathbf{u}_m) \end{bmatrix}$$

$\boldsymbol{\theta}$ είναι ένα $n \times 1$ διάνυσμα άγνωστων παραμέτρων: $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1 \dots \theta_n]^T$

και $\mathbf{y}$ είναι ένα $m \times 1$ διάνυσμα εξόδου: $\mathbf{y} = [y_1 \dots y_m]^T$

Η i -οστή σειρά του ενωμένου πίνακα δεδομένων $[A|y]$, που δηλώνεται με $[a_i^T | y_i]$, σχετίζεται με το i -οστό ζευγάρι δεδομένων $(u_i; y_i)$ μέσω της $a_i^T = [f_1(u_i), \dots, f_n(u_i)]$.

Το μεγαλύτερο μέρος των υπολογισμών βασίζεται στους πίνακες A και y , μερικές φορές γίνεται αναφορά στο $(a_i^T; y_i)$ σαν το i -οστό ζευγάρι δεδομένων του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης. Για να προσδιοριστεί μεμονωμένα το άγνωστο διάνυσμα θ , είναι απαραίτητο να ισχύει $m \geq n$. Αν ο A είναι τετραγωνικός ($m \times n$) και αντιστρέψιμος, τότε η εξίσωση (6.3) μπορεί να λυθεί ως προς τον άγνωστο x και γίνεται: $\theta = A^{-1}y$ (5.4)

Ο m είναι συνήθως μεγαλύτερος από τον n , που σημαίνει ότι υπάρχουν περισσότερα ζευγάρια στοιχείων από τις παραμέτρους. Σε αυτήν την περίπτωση, μια ακριβής λύση που να ικανοποιεί όλες τις m εξισώσεις δεν είναι πάντα δυνατή, δεδομένου ότι τα στοιχεία μπορεί να μολυνθούν από θόρυβο, ή το μοντέλο μπορεί να μην είναι κατάλληλο για την περιγραφή του συστήματος στόχου. Κατά συνέπεια η εξίσωση (6.3) πρέπει να τροποποιηθεί με την ενσωμάτωση ενός διανύσματος λάθους e για να αποτελέσει το τυχαίο λάθος θορύβου ή το τυχαίο λάθος διαμόρφωσης ως εξής: $A\theta + e = y$ (6.5)

Τώρα, αντί της εύρεσης της ακριβούς λύσης στην εξίσωση (6.3), πρέπει να βρεθεί το $\theta = \hat{\theta}$ που ελαχιστοποιεί το άθροισμα του τετραγωνικού σφάλματος και ορίζεται ως

$$E(\theta) = \sum_{i=1}^m (y_i - a_i^T \theta)^2 = e^T e = (y - A\theta)^T (y - A\theta)$$

όπου $e = y - A\theta$ είναι το διάνυσμα λάθους που παράγεται από μια συγκεκριμένη επιλογή του θ . Πρέπει να σημειωθεί ότι το $E(\theta)$ είναι σε τετραγωνική μορφή και έχει ένα μοναδικό ελάχιστο $\theta = \hat{\theta}$. Το ακόλουθο θεώρημα δηλώνει έναν απαραίτητο όρο που ικανοποιείται από τον εκτιμητή ελαχίστων τετραγώνων $\hat{\theta}$.

Θεώρημα 6.2.1.1: Εκτιμητής ελαχίστων τετραγώνων Το τετραγωνικό σφάλμα στην εξίσωση (6.6) ελαχιστοποιείται όταν $\theta = \hat{\theta}$, ο οποίος καλείται εκτιμητής ελαχίστων τετραγώνων (LSE) και ο οποίος ικανοποιεί την κανονική εξίσωση $A^T A \hat{\theta} = A^T y$ (6.7). Αν ο $A^T A$ είναι αντιστρέψιμος, ο $\hat{\theta}$ είναι μοναδικός και δίνεται από την $\hat{\theta} = (A^T A)^{-1} A^T y$ (6.8).

6.2.2 Οπισθοδρόμηση για Πρωστοτροφοδοτούμενα Δίκτυα

Η ενότητα αυτή παρουσιάζει ένα βασικό κανόνα εκμάθησης για προσαρμόσιμα δίκτυα, που είναι στην ουσία η πιο απλή μέθοδος βαθμωτής ελαχιστοποίησης. Το κεντρικό μέρος αυτού του κανόνα εκμάθησης αφορά στο πως να επιλεγεί επαναληπτικά ένα διάνυσμα κλίσης στο οποίο κάθε στοιχείο ορίζεται ως την παράγωγο ενός μέτρου σφάλματος ως προς μια παράμετρο. Αυτό γίνεται με τη βοήθεια του κανόνα αλυσίδας, ενός βασικού τύπου για το διαφορισμό σύνθετων συναρτήσεων ο οποίος αναλύεται σε κάθε εγχειρίδιο μαθηματικών. Η διαδικασία εύρεσης ενός διανύσματος κλίσης σε ένα δίκτυο αναφέρεται γενικά σαν οπισθοδρόμηση (backpropagation) επειδή το διάνυσμα κλίσης υπολογίζεται σε κατεύθυνση αντίθετη από τη ροή της εξόδου κάθε κόμβου. Μόλις επιλεγεί η κλίση, διάφορες τεχνικές βελτιστοποίησης και παλινδρόμησης βασισμένες στις παραγώγους είναι διαθέσιμες για την ενημέρωση των παραμέτρων. Ειδικότερα, εάν χρησιμοποιούμε το διάνυσμα κλίσης σε μια απλή μέθοδο βαθμωτής ελαχιστοποίησης, το προκύπτον παράδειγμα εκμάθησης αναφέρεται συχνά ως κανόνας οπισθόδρομης εκμάθησης.

Έστω ότι δεδομένο πρωστοτροφοδοτούμενο προσαρμόσιμο δίκτυο στην αναπαράστασή του σε επίπεδα έχει L επίπεδα και το επίπεδο l (όπου $l=0,1,\dots,L$; $l=0$ αντιπροσωπεύει το επίπεδο εισαγωγής) έχει $N(l)$ κόμβους. Τότε η έξοδος και η συνάρτηση του κόμβου i [$i=1,\dots,N(l)$] στο επίπεδο l μπορούν να αναπαρασταθούν σαν $x_{l,i}$ και $f_{l,i}$, αντίστοιχα. Ας υποθεθεί ότι δεν υπάρχει καμία σύνδεση μεταξύ μη συνεχόμενων στρωμάτων. Δεδομένου ότι η έξοδος

ενός κόμβου εξαρτάται από τα εισερχόμενα σήματα και το σύνολο παραμέτρων του κόμβου, προκύπτει η ακόλουθη γενική έκφραση για τη συνάρτηση των κόμβων $f_{l,i}$:

$$x_{l,i} = f_{l,i}(x_{l-1,1}, \dots, x_{l-1,N(l-1)}, a, \beta, \gamma, \dots) \quad (6.9)$$

, όπου a, β, γ κλπ. είναι οι παράμετροι αυτού του κόμβου.

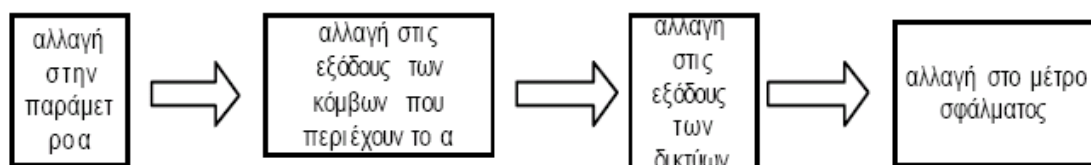
Υποθέτοντας ότι το δοσμένο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης έχει P καταχωρήσεις, μπορεί να οριστεί ένα μέτρο σφάλματος για την p -οστή ($1 \leq p \leq P$) καταχώρηση των δεδομένων εκπαίδευσης σαν το άθροισμα των τετραγωνικών σφαλμάτων:

$$E_p = \sum_{k=1}^{N(l)} (d_k - x_{L,k})^2 \quad (6.10)$$

, όπου d_k είναι το k -οστό συστατικό του p -οστού επιθυμητού διανύσματος εξόδου και $x_{L,k}$ είναι το k -οστό συστατικό του πραγματικού διανύσματος εξόδου που παράγεται με την παρουσίαση του p -οστού διανύσματος εισόδου στο δίκτυο. (Για σημειογραφική απλότητα, παραλείπεται ο δείκτης p και από το d_k και από το $x_{L,k}$). Προφανώς, όταν το E_p είναι ίσο με το μηδέν, το δίκτυο είναι ικανό να αναπαράγει ακριβώς το επιθυμητό διάνυσμα εξόδου στο p -οστό ζευγάρι δεδομένων εκπαίδευσης. Ο στόχος εδώ είναι να ελαχιστοποιηθεί ένα συνολικό μέτρο σφάλματος, που ορίζεται ως:

$$E = \sum_{p=1}^P E_p$$

Επιπλέον, ας υποτεθεί ότι το E_p εξαρτάται μόνο από τους κόμβους εξόδου. Για να χρησιμοποιηθεί η βαθμωτή ελαχιστοποίηση ώστε να ελαχιστοποιηθεί το μέτρο σφάλματος, πρέπει πρώτα να βρεθεί το διάνυσμα κλίσης. Πριν υπολογιστεί το διάνυσμα κλίσης, πρέπει να παρατηρηθούν οι ακόλουθες αιτιώδεις σχέσεις:



όπου τα βέλη $\Rightarrow$ δείχνουν τις αιτιώδεις σχέσεις. Δηλαδή, μια μικρή αλλαγή σε μια παράμετρο a θα επηρεάσει την έξοδο του κόμβου που περιέχει το a . Αυτό με τη σειρά του θα επηρεάσει την έξοδο του τελευταίου επιπέδου και συνεπώς το μέτρο σφάλματος.

Η βασική αρχή στον υπολογισμό του διανύσματος κλίσης είναι να περασθούν μια σειρά από πληροφορίες παραγώγων ξεκινώντας από το επίπεδο εξόδου και πηγαίνοντας ανάποδα από επίπεδο σε επίπεδο έως ότου καταλήξει η διαδικασία στο επίπεδο εισόδου.

Το σήμα σφάλματος $\epsilon_{l,i}$ ορίζεται σαν τη παράγωγο του μέτρου σφάλματος E_P ως προς την έξοδο του κόμβου i στο επίπεδο l , λαμβάνοντας υπόψη και τις άμεσες και τις έμμεσες πορείες.

$$\epsilon_{l,i} = \frac{\partial^+ E_P}{\partial x_{l,i}} \quad (6.11)$$

Η έκφραση αυτή ονομάστηκε διατεταγμένη παράγωγος από τον Werbos.

Το σήμα σφάλματος για τον i -οστό κόμβο εξόδου (στο επίπεδο L) μπορεί να υπολογιστεί απευθείας:

$$\epsilon_{L,i} = \frac{\partial^+ E_P}{\partial x_{L,i}} = \frac{\partial E_P}{\partial x_{L,i}} \quad (6.12)$$

Αυτό ισούται με $\epsilon_{L,i} = -2(d_i - x_{L,i})$ αν το E_P ορίζεται όπως στην εξίσωση (6.10).

Για τον εσωτερικό κόμβο στην i -οστή θέση του επιπέδου l , το σήμα σφάλματος μπορεί να βρεθεί από τον κανόνα αλυσίδας:

$$\epsilon_{l,i} = \underbrace{\frac{\partial^+ E_P}{\partial x_{l,i}}}_{\text{error signal at layer } l} = \sum_{m=1}^{N(l+1)} \underbrace{\frac{\partial^+ E_P}{\partial x_{l+1,m}}}_{\text{error signal at layer } l+1} \frac{\partial f_{l+1,m}}{\partial x_{l,i}} = \sum_{m=1}^{N(l+1)} \epsilon_{l+1,m} \frac{\partial f_{l+1,m}}{\partial x_{l,i}} \quad (6.13)$$

όπου $0 \leq l \leq L-1$. Δηλαδή το σήμα σφάλματος ενός εσωτερικού κόμβου στο στρώμα l μπορεί να εκφραστεί ως γραμμικός συνδυασμός των κόμβων στο

στρώμα $l \times 1$. Επομένως, για οποιαδήποτε l και i [και $1 \leq i \leq N(l)$], μπορούν να

$$\epsilon_{l,i} = \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{l,i}}$$

βρεθούν τα:

Εφαρμόζοντας πρώτα την εξίσωση (6.12) μία φορά για να υπολογιστούν τα σήματα σφάλματος στο επίπεδο εξόδου, και έπειτα εφαρμόζοντας την εξίσωση (6.13) επαναληπτικά μέχρι να καταλήξει η διαδικασία στο επιθυμητό επίπεδο l .

Η διαδικασία αυτή καλείται οπισθοδρόμηση δεδομένου ότι τα σήματα σφάλματος λαμβάνονται διαδοχικά από το επίπεδο εξόδου προς το επίπεδο εισόδου.

Το διάνυσμα κλίσης ορίζεται ως την παράγωγο του μέτρου σφάλματος ως προς κάθε παράμετρο, έτσι πρέπει να εφαρμοστεί ο κανόνας αλυσίδας ξανά για να βρεθεί το διάνυσμα κλίσης. Εάν a είναι μια παράμετρος του i -οστού κόμβου στο επίπεδο l , τότε ισχύει:

$$\frac{\partial^+ E_p}{\partial a} = \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{l,i}} \frac{\partial f_{l,i}}{\partial a} = \epsilon_{l,i} \frac{\partial f_{l,i}}{\partial a} \quad (6.14)$$

Ας σημειωθεί ότι αν επιτραπεί στην παράμετρο a να μοιράζεται μεταξύ διαφορετικών κόμβων, τότε η εξίσωση (6.14) πρέπει να αλλαχθεί σε μια πιο γενική μορφή:

$$\frac{\partial^+ E_p}{\partial a} = \sum_{x^* \in S} \frac{\partial^+ E_p}{\partial x^*} \frac{\partial f^*}{\partial a} \quad (6.15)$$

όπου S είναι το σύνολο των κόμβων που περιέχουν το a σαν παράμετρο ενώ x^* και f^* είναι η έξοδος και η συνάρτηση, αντίστοιχα, ενός γενικού κόμβου στο S . Η παράγωγος του γενικού μέτρου σφάλματος E ως προς το a είναι

$$\frac{\partial^+ E_p}{\partial a} = \sum_{p=1}^P \frac{\partial^+ E_p}{\partial a} \quad (6.16)$$

Συνεπώς, για την απλούστερη βαθμωτή ελαχιστοποίηση χωρίς ελαχιστοποίηση γραμμών, ο τύπος για τη γενική παράμετρο a είναι

$$\Delta a = -\eta \frac{\partial^+ E_p}{\partial a} \quad (6.17)$$

όπου το η είναι ο ρυθμός εκμάθησης, το οποίο μπορεί να εκφραστεί περαιτέρω ως

$$\eta = \frac{\kappa}{\sqrt{\sum_{\alpha} \left(\frac{\partial E}{\partial \alpha} \right)^2}} \quad (6.18)$$

, όπου το κ είναι το μέγεθος βήματος, το μήκος δηλαδή κάθε μετάβασης κατά μήκος της κατεύθυνσης κλίσης στο διάστημα παραμέτρου. Συνήθως το μέγεθος βήματος μπορεί να αλλαχθεί για να μεταβληθεί η ταχύτητα της σύγκλισης. Όταν ένα πρωσοτροφοδοτούμενο δίκτυο n -κόμβων αναπαριστάται στην τοπολογική του διάταξη, μπορεί να υπολογιστεί το μέτρο σφάλματος E_p σαν την έξοδο ενός επιπλέον κόμβου με ένδειξη $n+1$, του οποίου η συνάρτηση κόμβου f_{n+1} μπορεί να οριστεί από τις εξόδους κάθε κόμβου με μικρότερη ένδειξη.

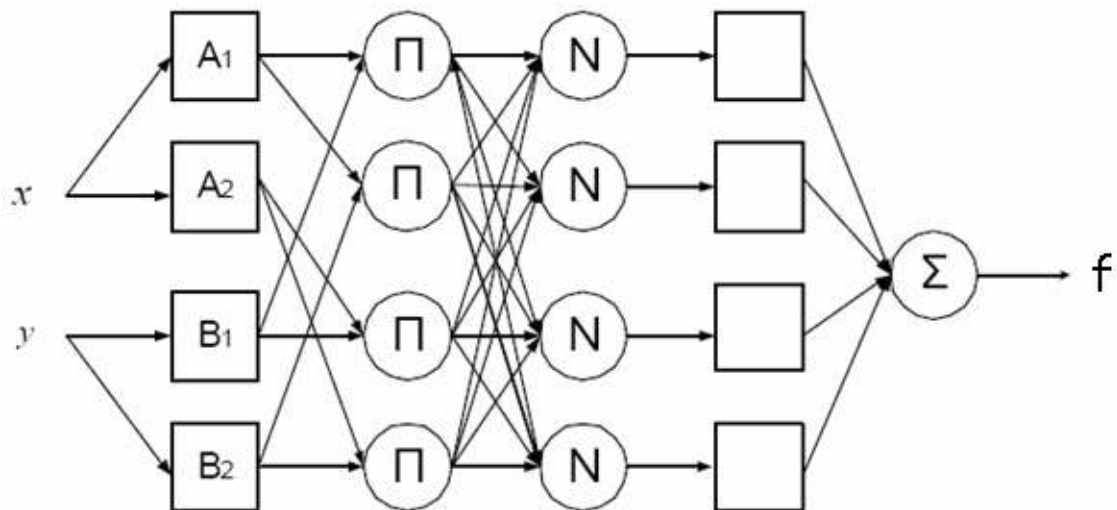
(Επομένως, το E_p μπορεί να εξαρτάται άμεσα από οποιουσδήποτε κόμβους.) Εφαρμόζοντας πάλι τον κανόνα αλυσίδας, ισχύει ο ακόλουθος συνοπτικός τύπος για τον υπολογισμό του σήματος σφάλματος $\epsilon = \partial E_p / \partial x_i$.

$$\epsilon_i = \frac{\partial f_{n+1}}{\partial x_i} + \sum_{i < j \leq n} \epsilon_j \frac{\partial f_j}{\partial x_i} \quad (6.19)$$

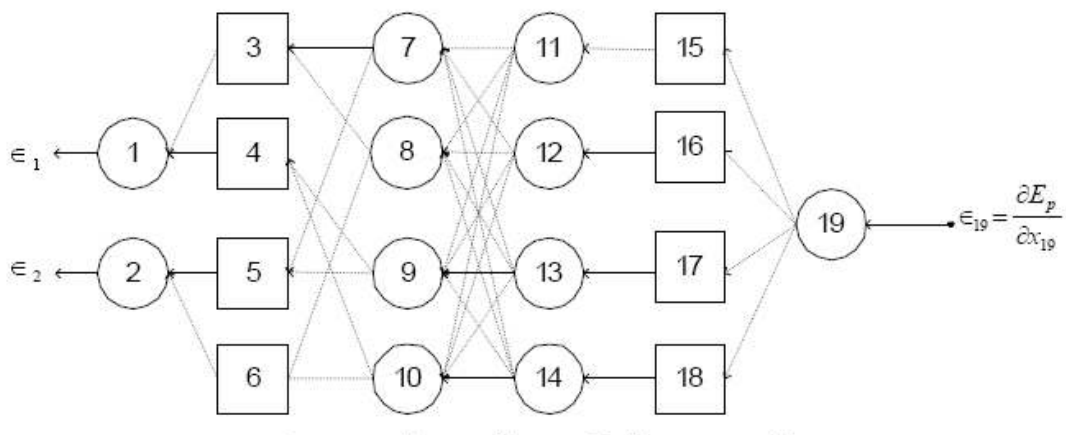
, όπου ο πρώτος όρος δείχνει μια άμεση επίδραση του x_i στο E_p μέσω της άμεσης διαδρομής από τον κόμβο i στον κόμβο $n+1$ και κάθε όρος παραγώγου στο άθροισμα δείχνει την έμμεση επίδραση του x_i στο E_p . Μόλις βρεθεί το σήμα σφάλματος για κάθε κόμβο, τότε το διάνυσμα κλίσης για τις παραμέτρους παράγεται όπως πριν.

Ένας άλλος συστηματικός τρόπος να υπολογιστούν τα σήματα σφάλματος είναι μέσω της αναπαράστασης του δικτύου διάδοσης σφάλματος (ή του

μοντέλου ευαισθησίας), το οποίο λαμβάνεται από το αρχικό προσαρμόσιμο δίκτυο με την αντιστροφή των συνδέσεων και την παροχή των σημάτων σφάλματος στο επίπεδο εξόδου ως είσοδοι στο νέο δίκτυο. Το ακόλουθο σχήμα δείχνει το μοντέλο ANFIS και το δίκτυο διάδοσης σφάλματος του:



Σχήμα 6.2.2.1(α): Το προσαρμόσιμο δίκτυο.



Σχήμα 6.2.2.1 (β): Το δίκτυο διάδοσης σφάλματος

Τώρα θα υπολογιστούν τα σήματα σφάλματος στους εσωτερικούς κόμβους. Χρησιμοποιούνται τα f_i και x_i για το συμβολισμό της συνάρτησης και της εξόδου του κόμβου i . Η έξοδος του κόμβου i είναι το σήμα σφάλματος αυτού του κόμβου στο πραγματικό προσαρμόσιμο δίκτυο. Σε σύμβολα, αν επιλεγθεί

το τετραγωνικό μέτρο σφάλματος για E_p , τότε ισχύει το ακόλουθο: $\epsilon_{19} = -2(d_{19} - x_{19})$.

Αυτό είναι επειδή ο κόμβος 19 είναι μόνο ένας κόμβος προσωρινής αποθήκευσης στο δίκτυο διάδοσης σφάλματος. Για τους κόμβους 15, 16, 17 και 18 ισχύουν:

$$\begin{aligned}\epsilon_{18} &= \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{18}} = \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{19}} \frac{\partial f_{19}}{\partial x_{18}} = \epsilon_{19} \frac{\partial f_{19}}{\partial x_{18}} \\ \epsilon_{17} &= \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{17}} = \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{19}} \frac{\partial f_{19}}{\partial x_{17}} = \epsilon_{19} \frac{\partial f_{19}}{\partial x_{17}} \\ \epsilon_{16} &= \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{16}} = \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{19}} \frac{\partial f_{19}}{\partial x_{16}} = \epsilon_{19} \frac{\partial f_{19}}{\partial x_{16}} \\ \epsilon_{15} &= \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{15}} = \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{19}} \frac{\partial f_{19}}{\partial x_{15}} = \epsilon_{19} \frac{\partial f_{19}}{\partial x_{15}}\end{aligned}$$

Αυτό είναι επειδή όλοι αυτοί οι κόμβοι εξαρτώνται από τον κόμβο 19. Αυτό ισχύει και για τους κόμβους 11, 12, 13 και 14 με τη διαφορά ότι κάθε ένας από αυτούς εξαρτάται από διαφορετικό κόμβο:

$$\begin{aligned}\epsilon_{14} &= \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{14}} = \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{18}} \frac{\partial f_{18}}{\partial x_{14}} = \epsilon_{18} \frac{\partial f_{18}}{\partial x_{14}} \\ \epsilon_{13} &= \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{13}} = \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{17}} \frac{\partial f_{17}}{\partial x_{13}} = \epsilon_{17} \frac{\partial f_{17}}{\partial x_{13}} \\ \epsilon_{12} &= \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{12}} = \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{16}} \frac{\partial f_{16}}{\partial x_{12}} = \epsilon_{16} \frac{\partial f_{16}}{\partial x_{12}} \\ \epsilon_{11} &= \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{11}} = \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{15}} \frac{\partial f_{15}}{\partial x_{11}} = \epsilon_{15} \frac{\partial f_{15}}{\partial x_{11}}\end{aligned}$$

Αντιθέτως, οι κόμβοι 7, 8, 9 και 10 εξαρτώνται από τέσσερις διαφορετικούς κόμβους όπως φαίνεται στο σχήμα 5.5. Έτσι, ισχύει:

$$\begin{aligned}
\epsilon_{10} &= \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{10}} = \epsilon_{14} \frac{\partial f_{14}}{\partial x_{10}} + \epsilon_{13} \frac{\partial f_{13}}{\partial x_{10}} + \epsilon_{12} \frac{\partial f_{12}}{\partial x_{10}} + \epsilon_{11} \frac{\partial f_{11}}{\partial x_{10}} \\
\epsilon_9 &= \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_9} = \epsilon_{14} \frac{\partial f_{14}}{\partial x_9} + \epsilon_{13} \frac{\partial f_{13}}{\partial x_9} + \epsilon_{12} \frac{\partial f_{12}}{\partial x_9} + \epsilon_{11} \frac{\partial f_{11}}{\partial x_9} \\
\epsilon_8 &= \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_8} = \epsilon_{14} \frac{\partial f_{14}}{\partial x_8} + \epsilon_{13} \frac{\partial f_{13}}{\partial x_8} + \epsilon_{12} \frac{\partial f_{12}}{\partial x_8} + \epsilon_{11} \frac{\partial f_{11}}{\partial x_8} \\
\epsilon_7 &= \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_7} = \epsilon_{14} \frac{\partial f_{14}}{\partial x_7} + \epsilon_{13} \frac{\partial f_{13}}{\partial x_7} + \epsilon_{12} \frac{\partial f_{12}}{\partial x_7} + \epsilon_{11} \frac{\partial f_{11}}{\partial x_7}
\end{aligned}$$

Τέλος, οι κόμβοι 1 και 2 εξαρτώνται από δύο κόμβους και έτσι ισχύει:

$$\begin{aligned}
\epsilon_2 &= \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_2} = \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_6} \frac{\partial f_6}{\partial x_2} + \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_5} \frac{\partial f_5}{\partial x_2} = \epsilon_6 \frac{\partial f_2}{\partial x_2} + \epsilon_5 \frac{\partial f_5}{\partial x_2} \\
\epsilon_1 &= \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_1} = \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_4} \frac{\partial f_4}{\partial x_1} + \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_3} \frac{\partial f_3}{\partial x_1} = \epsilon_4 \frac{\partial f_4}{\partial x_1} + \epsilon_3 \frac{\partial f_3}{\partial x_1}
\end{aligned}$$

6.3. Συνδυασμός Βαθμωτής Ελαχιστοποίησης και Εκτιμητή Ελαχίστων Τετραγώνων

Η έξοδος ενός προσαρμόσιμου δικτύου είναι γραμμική σε μερικές από τις παραμέτρους του δικτύου. Έτσι μπορούν να προσδιοριστούν αυτές οι γραμμικές παράμετροι με τη γραμμική μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων που περιγράφηκε παραπάνω. Αυτή η προσέγγιση οδηγεί σε ένα υβριδικό κανόνα εκμάθησης που συνδυάζει τη βαθμωτή ελαχιστοποίηση (SD) και τον εκτιμητή ελαχίστων τετραγώνων (LSE) για γρήγορο προσδιορισμό των παραμέτρων.

Από την αρχιτεκτονική δομή του ANFIS παρατηρούμε ότι οι τιμές των παραμέτρων από τις προϋποθέσεις είναι προκαθορισμένες (αμετάβλητες), η ολική έξοδος μπορεί να εκφραστεί σαν ο γραμμικός συνδυασμός των παραμέτρων από τα συμπεράσματα. Σε σύμβολα, η έξοδος f στο σχήμα 5.4 (β) ξαναγράφεται:

$$\begin{aligned}
f &= \frac{w_1}{w_1 + w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} f_2 \\
&= \bar{w}_1(p_1x + q_1y + r_1) + \bar{w}_2(p_2x + q_2y + r_2) \\
&= (\bar{w}_1x)p_1 + (\bar{w}_1y)q_1 + (\bar{w}_1)r_1 + (\bar{w}_2x)p_2 + (\bar{w}_2y)q_2 + (\bar{w}_2)r_2
\end{aligned}$$

Η οποία είναι γραμμική στις παραμέτρους των συμπερασμάτων p_1, q_1, r_1, p_2, q_2 και r_2 .

Έστω ότι:

S = σύνολο όλων των παραμέτρων

S_1 = σύνολο των (μη γραμμικών) παραμέτρων από τις προϋποθέσεις.

S_2 = σύνολο των (γραμμικών) παραμέτρων από τα συμπεράσματα.

Το προσαρμόσιμο δίκτυο έχει μία έξοδο που αναπαριστάται ως:

$$o = F(i, S) \quad (6.20), \text{ όπου } i \text{ είναι το διάνυσμα των μεταβλητών εισόδου, } S$$

είναι το σύνολο των παραμέτρων, και F είναι η συνολική συνάρτηση που εφαρμόζεται από το προσαρμόσιμο δίκτυο στην εξίσωση $S = S_1 \oplus S_2$ (6.21)

και $H(.)$ και $F(.)$ είναι η ταυτοτική συνάρτηση και η συνάρτηση του FIS αντιστοίχως στην εξίσωση η H ο F είναι γραμμική στα στοιχεία του S_2 , τότε εφαρμόζοντας την H στην εξίσωση (6.20), προκύπτει ότι $H(o) = H \circ F(B_i, S)$.

Το $\oplus$ αντιπροσωπεύει την άμεση άθροιση (direct sum). Η $H(.)$ είναι η ταυτοτική συνάρτηση και η $F(.,.)$ είναι η συνάρτηση του συστήματος ασαφούς συμπερασμού αντίστοιχα. Κατά συνέπεια, ο υβριδικός αλγόριθμος μάθησης που αναπτύχθηκε παραπάνω μπορεί να εφαρμοστεί άμεσα.

Αναλυτικότερα, όπως συμβαίνει και στα νευρωνικά δίκτυα, θα ξεχωρίσουν δύο φάσεις στη διαδικασία εκπαίδευσης: 1. Πέρασμα προς τα εμπρός (forward pass): Στη φάση αυτή το σήμα εισόδου διαδίδεται από το επίπεδο 1 μέχρι το επίπεδο 4 και οι παράμετροι (p_i, q_i, r_i) $i = 1, 2$ εκτιμώνται με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων. 2. Πέρασμα προς τα πίσω (backward pass): Στη φάση αυτή έχοντας μία ένδειξη του λάθους πραγματοποιείται μία διόρθωση κατά μία ποσότητα που ορίζεται από τη μέθοδο της βαθμωτής κατάβασης (Gradient Descent), των μεταβλητών a_i, b_i, c_i .

Το ANFIS διασπά το σύνολο των παραμέτρων του σε δύο υποσύνολα, εκ των οποίων το ένα αποτελεί γραμμικό σύνολο παραμέτρων και, επομένως, είναι δυνατόν να εκπαιδευτεί με γραμμικούς αλγόριθμους, όπως η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων (least squared). Οι γραμμικοί αλγόριθμοι μάθησης επιτυγχάνουν συνολικά ελάχιστα (global minimums) της συνάρτησης κόστους στο χώρο των παραμέτρων τους και είναι αποδοτικοί από πλευράς απαιτούμενου υπολογιστικού χρόνου. Το δεύτερο υποσύνολο παραμέτρων εκπαιδεύεται με αλγόριθμους που μπορούν να δημιουργήσουν μη γραμμικές απεικονίσεις, όπως η βαθμωτή κατάβαση (gradient descent). Οι αλγόριθμοι αυτοί είναι απαιτητικοί από πλευράς απαιτούμενου χρόνου εκπαίδευσης και δεν υπάρχει εγγύηση για την πραγματοποίηση του συνολικού ελαχίστου της συνάρτησης κόστους στον χώρο των παραμέτρων τους. Ο αλγόριθμος μάθησης του ANFIS συνδυάζει περάσματα προς τα εμπρός και προς τα πίσω. Στο πέρασμα εμπρός γίνεται η μάθηση του συνόλου των γραμμικών παραμέτρων και στο πέρασμα προς τα πίσω γίνεται η προσαρμογή των μη-γραμμικών αντίστοιχα. Στον παρακάτω πίνακα 6.3.1 συνοψίζονται οι δραστηριότητες του κάθε περάσματος.

	εμπροσθόδρομο πέρασμα	οπισθόδρομο πέρασμα
παράμετροι των προϋποθέσεων	Προκαθορισμένες (αμετάβλητες)	βαθμωτή φθίνουσα μέθοδος
παράμετροι των συμπερασμάτων	εκτιμήτρια ελαχίστων τετραγώνων	προκαθορισμένες (αμετάβλητες)
σήματα	έξοδοι των κόμβων	σήματα σφάλματος

Πίνακας 6.3.1: Δραστηριότητες κατά την εκπαίδευση

Το πλεονέκτημα της μεθόδου έγκειται στο γεγονός της ύπαρξης τόσο γραμμικών όσο και μη γραμμικών μεθόδων, που την καθιστά ταχύτερη από τα κλασικά νευρωνικά δίκτυα. Οι παράμετροι των συμπερασμάτων που

ευρίσκονται με αυτόν τον τρόπο, είναι βέλτιστες υπό την προϋπόθεση ότι οι παράμετροι των προϋποθέσεων είναι προκαθορισμένες (αμετάβλητες). Αναλόγως, η υβριδική προσέγγιση συγκλίνει πολύ γρηγορότερα μιας και μειώνει τις διαστάσεις του διαστήματος αναζήτησης της αρχικής καθαρής μεθόδου οπισθόδρομης διάδοσης.

Μέχρι τώρα χρησιμοποιούσαμε προκαθορισμένες και αυθαίρετα επιλεγμένες συναρτήσεις συμμετοχής. Πολλές φορές έχουμε μια συλλογή από δεδομένα εισόδου/εξόδου και δεν μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε ένα προκαθορισμένο μοντέλο βασισμένο στα στοιχεία αυτά ώστε να ξέρουμε ποιες συναρτήσεις συμμετοχής και με ποιες παραμέτρους να χρησιμοποιήσουμε. Τότε μπορούμε να βοηθηθούμε από το ANFIS, ώστε να βρούμε τις καταλληλότερες συναρτήσεις συμμετοχής.

Οι νέυρο-προσαρμοστικές τεχνικές είναι αρκετά απλές. Έτσι παρέχεται μια μέθοδος ώστε το ασαφές μοντέλο να εκπαιδευτεί με τις πληροφορίες που του δίνει το σύνολο των δεδομένων, ώστε να υπολογιστούν οι παράμετροι των συναρτήσεων συμμετοχής με σκοπό την εύρεση του καλύτερου τρόπου ώστε να επιτρέπει στο σύστημα εξαγωγής συμπερασμάτων να ανιχνεύει τα δεδομένα εισόδου/εξόδου. Η μέθοδος αυτή είναι παρόμοια με αυτή των νευρωνικών δικτύων.

Η προσαρμογή των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής από ένα ANFIS γίνεται με αλγόριθμους εκμάθησης είτε μόνο back propagation είτε με έναν υβριδικό αλγόριθμο, συνδυασμό back propagation και μεθόδου ελαχίστων τετραγώνων.

Ο υπολογισμός των παραμέτρων αυτών, που αλλάζουν κατά τη διάρκεια της διαδικασίας εκμάθησης, διευκολύνεται από ένα βαθμωτό διάνυσμα που μας δείχνει πόσο καλά το FIS μοντελοποιεί τα δεδομένα εισόδου/εξόδου για το εν λόγω σύνολο παραμέτρων. Μόλις αποκτήσουμε το βαθμωτό διάνυσμα μπορούμε να εφαρμόσουμε κάποιον από τους πολλούς αλγόριθμους βελτιστοποίησης, για να βελτιώσουμε αυτές τις παραμέτρους, ούτως ώστε να μειώσουμε το μέγεθος του σφάλματος (συνήθως το άθροισμα των τετραγώνων των διαφορών μεταξύ πραγματικών και επιθυμητών τιμών).

6.4 Περιορισμοί του ANFIS

Οι κυριότεροι περιορισμοί του ANFIS που αναφέρονται στην διεθνή βιβλιογραφία είναι:

- ♦ Βασίζεται σε ένα FIS τύπου Sugeno.
- ♦ Έχει μια έξοδο, που λαμβάνεται με τη μέθοδο αποασαφοποίησης σταθμισμένου μέσου.
- ♦ Όλες οι συναρτήσεις συμμετοχής εξόδου πρέπει να είναι ίδιου τύπου, είτε γραμμικές είτε σταθερές.
- ♦ Δεν μπορεί να γίνεται κοινή χρήση κανόνων. Διαφορετικοί κανόνες δεν μπορούν να έχουν την ίδια συνάρτηση συμμετοχής εξόδου.
- ♦ Πρέπει να υπάρχουν βάρη σε κάθε κανόνα.
- ♦ Δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί οποιαδήποτε συνάρτηση συμμετοχής, παρά μόνο προκαθορισμένες που επιβάλλουν οι περιορισμοί του ANFIS.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: ΤΟ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΟ ΣΥΣΤΗΜΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ RATSOS

7.1 Εισαγωγή

Για να μπορέσουμε να προβλέψουμε μια διαδικασία χρειάζεται να βρεθούν οι μεταβλητές εκείνες, που οδηγούν ή βοηθούν στην πρόβλεψη άλλων μεταβλητών, ειδικά σε περιπτώσεις όπου πολλές μεταβλητές αλληλεπιδρούν, όπως συμβαίνει στις χρηματαγορές. Για το σκοπό αυτό εξετάζεται το παρελθόν για να προσδιοριστούν οι μεταβλητές εκείνες οι οποίες προσδιορίζουν την συμπεριφορά άλλων μεταβλητών.

Τα χρηματιστηριακά δεδομένα χαρακτηρίζονται από αβεβαιότητα και ανακρίβεια, για αυτό προκειμένου να υπάρξει αποτελεσματική πρόβλεψη πρέπει να χρησιμοποιούνται συστήματα που έχουν τη δυνατότητα να διαχειρίζονται ανακριβείς και αβέβαιες πληροφορίες όπως το ANFIS. Το προτεινόμενο σύστημα χρησιμοποιεί την μεθοδολογία των νευρο-ασαφών συστημάτων και συγκεκριμένα του ANFIS. Τόσο ο ελεγκτής όσο και η διαδικασία που ελέγχεται αναπαριστώνται με το ANFIS.

Στη συνέχεια απαντάμε στα ερωτήματα που αφορούν την δομή του συστήματος (structure identification):

- ◆ Ποιος είναι ο βέλτιστος αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής σε κάθε είσοδο
- ◆ Ποιο είναι το βέλτιστο σχήμα των συναρτήσεων συμμετοχής (τύπος)
- ◆ Ποιος είναι ο βέλτιστος αριθμός εισόδων πραγματοποιώντας διάφορες δοκιμές.

7.2 Σχεδιασμός του Νευρο-Ασαφούς Ελεγκτή (ANFIS CONTROLLER) με Ανάστροφη Μάθηση (INVERSE LEARNING)

Για την ανάπτυξη του συστήματος πρόβλεψης χρησιμοποιήθηκε το πρόγραμμα MATLAB R2009 a. Ο σχεδιασμός του ελεγκτή έχει ως σκοπό να παράγει την κατάλληλη ενέργεια, ώστε η διαδικασία (η αγορά συναλλάγματος) να ακολουθεί ένα σήμα (μεταβολή της τιμής της συναλλαγματικής ισοτιμίας) χρονικά μεταβαλλόμενο (διαφορετική μεταβολή τιμής σε κάθε συνεδρίαση). Το πρόβλημα ελέγχου αποτελεί πρόβλημα τροχιάς (tracking). Η σχεδίαση του ελεγκτή περιλαμβάνει δύο φάσεις: Στην πρώτη φάση, που ονομάζεται φάση μάθησης, χρησιμοποιείται μια τεχνική «εκτός γραμμής» (off-line), για να μοντελοποιηθούν οι ανάστροφες σχέσεις της διαδικασίας (inverse model). Στη δεύτερη φάση, που λέγεται φάση εφαρμογής, το νευρο-ασαφές μοντέλο που προέκυψε και αναπαριστά τις ανάστροφες σχέσεις της διαδικασίας ενεργοποιείται, για να παράγει ενέργειες ελέγχου, οι οποίες αποτελούν τη μία από τις εισόδους του μοντέλου της διαδικασίας. Τα παραπάνω εκφράζονται από την επόμενη σχέση:

$$x(k+1) = f(x(k), u(k)) \quad \text{-Διαδικασία (7.2.1)}$$

$$u(k) = g(x(k)) \quad \text{-Ελεγκτής (7.2.2)}$$

, όπου $x(k+1)$ είναι η κατάσταση της διαδικασίας στο χρόνο $k+1$, $x(k)$ είναι κατάσταση της διαδικασίας στο χρόνο k , και $u(k)$ είναι η ενέργεια ελέγχου στο χρόνο k . Γενικά δίνεται: $x(k+n) = F(x(k), U)$ (7.2.3).

, όπου n είναι η τάξη της διαδικασίας, F είναι μία πολλαπλή σύνθετη συνάρτηση (a multiple composite function) του f , και U είναι η ενέργεια ελέγχου από το k στο $k+n-1$.

Η σχέση αυτή σημαίνει ότι, δίνοντας την ενέργεια ελέγχου u από το χρόνο k μέχρι $k+n-1$, η κατάσταση της διαδικασίας θα μετακινηθεί από το $x(k)$ στο $x(k+n)$ σε n βήματα χρόνου. Επιπλέον, υποθέτοντας ότι οι ανάστροφες

σχέσεις της διαδικασίας υπάρχουν, τότε το U μπορεί να εκφραστεί ως ακριβής συνάρτηση των $x(k)$ και $x(k + n)$: $U = G(x(k), x(k + n))$ (7.2.4).

Αυτή η σχέση δείχνει ότι υπάρχει μία μοναδική ακολουθία εισόδου U , η οποία καθορίζεται από την αναπαράσταση του G , η οποία μπορεί να οδηγήσει την διαδικασία από την κατάσταση $x(k)$ στην $x(k + n)$ σε n χρονικά βήματα. Το πρόβλημα εστιάζεται στο πώς θα βρεθεί η ανάστροφη αναπαράσταση του G . Αντί για την εύρεση μεθόδων για τη λύση της εξίσωσης $U = G(x(k), x(k + n))$, χρησιμοποιείται ένα νευρο-ασαφές σύστημα ANFIS με δύο εισόδους και n εξόδους για να προσεγγίσει την ανάστροφη αναπαράσταση το G σύμφωνα με ζεύγη δεδομένων εκπαίδευσης του τύπου: $[x(k)^T, x(k + n)^T; U^T]$.

Η έξοδος της διαδικασίας $x(k + 1)$ είναι μια συνάρτηση της προηγούμενης κατάστασης $x(k)$ και της εισόδου $u(k)$. Με την υπόθεση ότι το ANFIS μιμείται επακριβώς την ανάστροφη σχέση εισόδου- εξόδου του G , τότε, δίνοντας την τωρινή κατάσταση $x(k)$ και την επιθυμητή μελλοντική κατάσταση $x_d(k+n)$, το προσαρμοστικό δίκτυο θα υπολογίσει το $\hat{U}$: $\hat{U} = \hat{G}(x(k), x_d(k+n))$ (7.2.5).

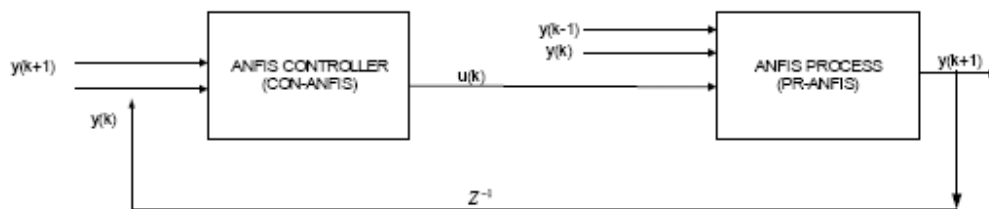
Μετά από n βήματα, αυτή η αλληλουχία ενεργειών ελέγχου μπορεί να φέρει τη διαδικασία από την κατάσταση $x(k)$ στην επιθυμητή κατάσταση $x_d(k + n)$, υποθέτοντας ότι η προσαρμοστική συνάρτηση $\hat{G}$ είναι ακριβώς ίδια με την ανάστροφη αναπαράσταση του G .

Όταν το $\hat{G}$ δεν είναι κοντά στο G , οι ενέργειες ελέγχου $\hat{U}$ δεν μπορούν να μεταφέρουν τη διαδικασία στη κατάσταση $x_d(k + n)$ σε n χρονικά βήματα. Καθόσον περισσότερα ζεύγη δεδομένων εκπαίδευσης παρουσιάζονται στο ANFIS, το $\hat{G}$ θα πλησιάζει όλο και περισσότερο το G και ο έλεγχος θα γίνεται πιο ακριβής καθώς η διαδικασία μάθησης συνεχίζεται.

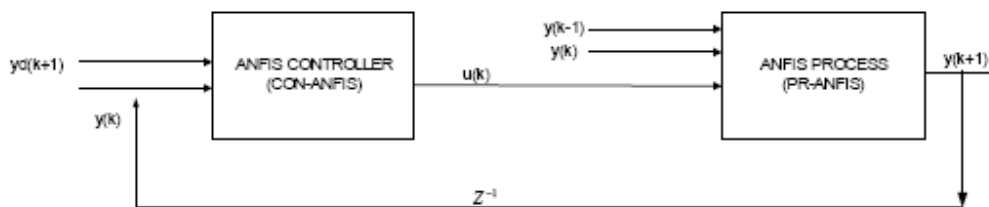
Εάν η μελλοντική επιθυμητή κατάσταση $x_d(k + n)$, δεν είναι γνωστή εκ των προτέρων, μπορεί να χρησιμοποιηθεί η τωρινή κατάσταση $x_d(k)$. Αυτό συνεπάγεται ότι η τωρινή κατάσταση θα εμφανιστεί μετά από n χρονικά βήματα και το όλο σύστημα συμπεριφέρεται με n βήματα χρονικής υστέρησης, (Jang, 1997).

Σύμφωνα με τα παραπάνω, δημιουργήθηκε ένα νευρο-ασαφές σύστημα πρόβλεψης της αγοράς συναλλάγματος, το οποίο ονομάζεται PATSOS. Για να σχεδιαστεί ένας ελεγκτής απαιτείται η δημιουργία ενός μοντέλου της διαδικασίας που θα ελεγχθεί. Η μοντελοποίηση της διαδικασίας μπορεί να γίνει με συμβατικές μεθόδους ή με τεχνικές της εύκαμπτης υπολογιστικής. Στην πρώτη περίπτωση απαιτείται ένα μαθηματικό μοντέλο, ενώ στη δεύτερη μπορεί να χρησιμοποιηθεί ένα νευρο-ασαφές (ANFIS) μοντέλο. Το προτεινόμενο σύστημα ελέγχου αποτελείται από δύο νευρο-ασαφή μοντέλα. Το πρώτο ονομάζεται ελεγκτής ANFIS (CON-ANFIS) και εκπαιδεύεται χρησιμοποιώντας δεδομένα εισόδων-εξόδων, σύμφωνα με τις προδιαγραφές του σχεδιασμού που αναλύθηκαν ανωτέρω. Επειδή δεν υπάρχει μαθηματικό μοντέλο της διαδικασίας (αγορά συναλλάγματος), ένα δεύτερο ANFIS μοντέλο εκπαιδεύεται για να χρησιμοποιηθεί ως μοντέλο της διαδικασίας. Το μοντέλο αυτό ονομάζεται ANFIS της διαδικασίας (PR-ANFIS).

Η δομή των δύο μοντέλων, που αποτελούν το σύστημα ελέγχου, παρουσιάζεται στο Σχήμα 7.2.1 κατά τη φάση της εκπαίδευσης και στο Σχήμα 7.2.2 κατά τη φάση της εφαρμογής.



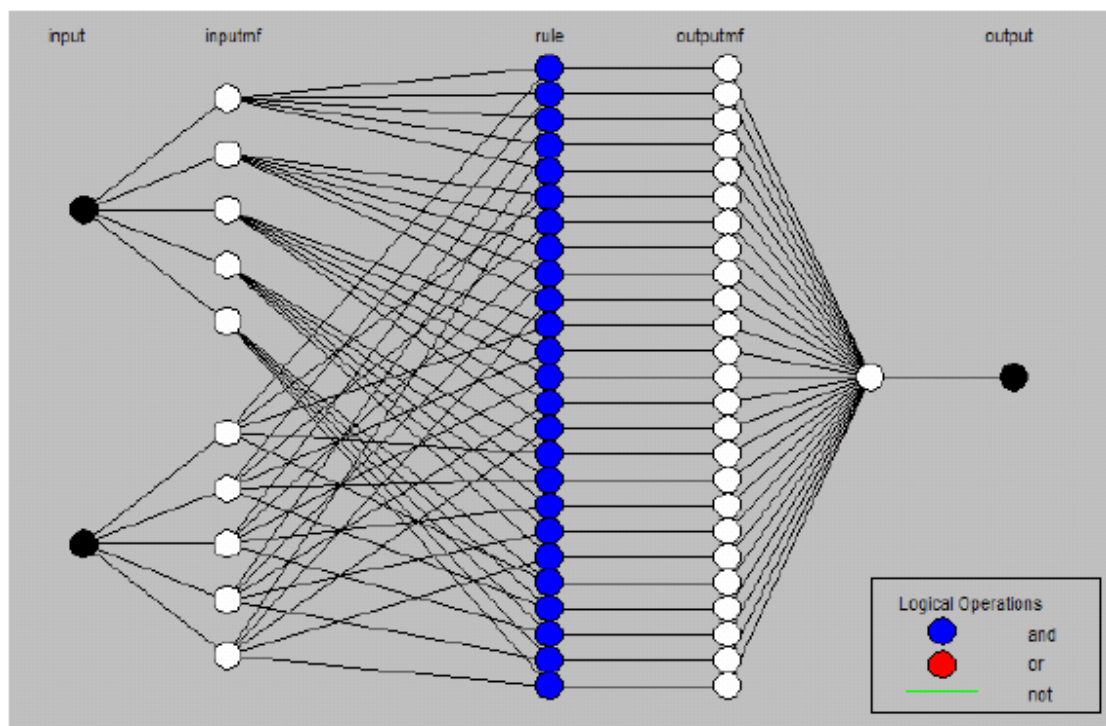
Σχήμα 7.2.1: Το σύστημα ελέγχου PATSOS κατά την φάση της εκπαίδευσης.



Σχήμα 7.2.2: Το σύστημα ελέγχου PATSOS κατά τη φάση της εφαρμογής για να προβλέψει την τάση της τιμής μιας συναλλαγματικής ισοτιμίας.

7.3 Περιγραφή του Ελεγκτή (CON-ANFIS)

Το μοντέλο του ελεγκτή αποτελείται από δύο εισόδους και μια έξοδο. Κατά τη φάση της εκπαίδευσης, ως είσοδοι λαμβάνονται η μεταβολή της τιμής κατά τη χρονική στιγμή $y(k)$ και η μεταβολή της τιμής κατά την επόμενη χρονική στιγμή $y(k + 1)$, ενώ ως έξοδος χρησιμοποιείται η ενέργεια ελέγχου (u). Στη φάση αυτή δημιουργείται το ανάστροφο μοντέλο (inverse model). Η δομή του ελεγκτή CON-ANFIS παρουσιάζεται στο Σχήμα 7.3.1. Στο πρώτο επίπεδο παρουσιάζονται οι δύο είσοδοι του ελεγκτή, στο δεύτερο επίπεδο οι πέντε συναρτήσεις συμμετοχής τις κάθε εισόδου, στο τρίτο επίπεδο οι κανόνες, στο τέταρτο επίπεδο οι συναρτήσεις του κάθε κανόνα και στο πέμπτο επίπεδο η έξοδος του μοντέλου.



Σχήμα 7.3.1: Η δομή του προτεινόμενου νευρο-ασαφούς ελεγκτή CON-ANFIS

Το ANFIS είναι τύπου Sugeno. Το ασαφές μοντέλο τύπου Sugeno προτάθηκε από τους Tagaki, Sugeno και Kang σε μια προσπάθεια να αναπτύξουν μια συστηματική προσέγγιση που θα τους επιτρέψει την παραγωγή ασαφών κανόνων από ένα συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων εισόδου-εξόδου. Ένας

τυπικός ασαφής κανόνας για το ασαφές μοντέλο τύπου Sugeno έχει την ακόλουθη μορφή: αν x είναι A και y είναι B , τότε $z = f(x,y)$, όπου τα A και B είναι ασαφή σύνολα στην υπόθεση (antecedent), ενώ το $z = f(x,y)$ είναι μια σαφής (crisp) συνάρτηση στην απόδοση (consequent). Συνήθως το $f(x,y)$ είναι ένα πολυώνυμο των μεταβλητών εισόδου x και y , αλλά μπορεί να είναι οποιαδήποτε συνάρτηση, αρκεί να μπορεί να περιγράψει κατάλληλα την έξοδο του μοντέλου εντός της ασαφούς περιοχής που καθορίζεται από την υπόθεση (antecedent) του κανόνα. Εδώ χρησιμοποιείται ένα πρώτου βαθμού ασαφές μοντέλο τύπου Sugeno, το οποίο σημαίνει ότι το $f(x,y)$ είναι ένα πρώτου βαθμού πολυώνυμο. Η έξοδος είναι ένας γραμμικός συνδυασμός της μεταβλητής εισόδου συν ένα σταθερό όρο. Ο αριθμός των κανόνων καθορίζεται από τον αριθμό των συναρτήσεων συμμετοχής (5) υψωμένων στον αριθμό των εισόδων (2), δηλαδή (5^2). Στο μοντέλο δημιουργούνται οι 25 παρακάτω κανόνες:

- Εάν $y(k+1)$ είναι Πολύ Μικρό και $y(k)$ είναι Πολύ Μικρό, τότε το (u) είναι (1)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Πολύ Μικρό και $y(k)$ είναι Μικρό, τότε το (u) είναι (2)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Πολύ Μικρό και $y(k)$ είναι Μέτριο, τότε το (u) είναι (3)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Πολύ Μικρό και $y(k)$ είναι Μεγάλο, τότε το (u) είναι (3)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Πολύ Μικρό και $y(k)$ είναι Πολύ Μεγάλο, τότε το (u) είναι (5)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Μικρό και $y(k)$ είναι Πολύ Μικρό, τότε το (u) είναι (6)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Μικρό και $y(k)$ είναι Μικρό, τότε το (u) είναι (7)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Μικρό και $y(k)$ είναι Μέτριο, τότε το (u) είναι (8)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Μικρό και $y(k)$ είναι Μεγάλο, τότε το (u) είναι (9)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Μικρό και $y(k)$ είναι Πολύ Μεγάλο, τότε το (u) είναι (10)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Μέτριο και $y(k)$ είναι Πολύ Μικρό, τότε το (u) είναι (11)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Μέτριο και $y(k)$ είναι Μικρό, τότε το (u) είναι (12)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Μέτριο και $y(k)$ είναι Μέτριο, τότε το (u) είναι (13)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Μέτριο και $y(k)$ είναι Μεγάλο, τότε το (u) είναι (14)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Μέτριο και $y(k)$ είναι Πολύ Μεγάλο, τότε το (u) είναι (15)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Μεγάλο και $y(k)$ είναι Πολύ Μικρό, τότε το (u) είναι (16)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Μεγάλο και $y(k)$ είναι Μικρό, τότε το (u) είναι (17)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Μεγάλο και $y(k)$ είναι Μέτριο, τότε το (u) είναι (18)

Εάν $y(k+1)$ είναι Μεγάλο και $y(k)$ είναι Μεγάλο, τότε το (u) είναι (19)

Εάν $y(k+1)$ είναι Μεγάλο και $y(k)$ είναι Πολύ Μεγάλο, τότε το (u) είναι (20)

Εάν $y(k+1)$ είναι Πολύ Μεγάλο και $y(k)$ είναι Πολύ Μικρό, τότε το (u) είναι (21)

Εάν $y(k+1)$ είναι Πολύ Μεγάλο και $y(k)$ είναι Μικρό, τότε το (u) είναι (22)

Εάν $y(k+1)$ είναι Πολύ Μεγάλο και $y(k)$ είναι Μέτριο, τότε το (u) είναι (23)

Εάν $y(k+1)$ είναι Πολύ Μεγάλο και $y(k)$ είναι Μεγάλο, τότε το (u) είναι (24)

Εάν $y(k+1)$ είναι Πολύ Μεγάλο και $y(k)$ είναι Πολύ Μεγάλο, τότε το (u) είναι (25)

Οι τιμές 1-25 είναι οι έξοδοι κάθε κανόνα του ελεγκτή, οι οποίες δίνονται στο

τέταρτο επίπεδο από τον τύπο: $O_{4,i} = \bar{w}_i * f_i = \bar{w}_i * (p_1 * x_1 + q_i * x_2 + r_i)$.

Οι δε παράμετροι $[p_i, q_i, r_i]$ προσαρμόζονται κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Προκειμένου να επιλεγεί ο κατάλληλος τύπος συναρτήσεων συμμετοχής πραγματοποιήθηκαν δοκιμές με διάφορες μορφές συναρτήσεων συμμετοχής, όπως : η γκαουσιανή (gaussmf), η καμπανοειδής (gbellmf) και η γκαούσιανη2 (gauss2mf), Πίνακας 7.3.1. Ως κριτήρια για την επιλογή της καταλληλότερης συνάρτησης συμμετοχής υπολογίστηκε το μέσο τετραγωνικό σφάλμα και η ακρίβεια πρόβλεψης της κατεύθυνσης της συναλλαγματικής ισοτιμίας USD/EUR. Επιλέχθηκε η γκαουσιανή συνάρτηση, η οποία δίνει το καλύτερο αποτέλεσμα (65,33%) με βάση την ακρίβεια της πρόβλεψης της τάσης της τιμής της συναλλαγματικής ισοτιμίας στην επόμενη συνεδρίαση, παρά το ότι δεν δίνει τη μικρότερη τιμή της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE). Ο λόγος που υπερίσχυσε το κριτήριο της ακριβούς πρόβλεψης της τάσης, είναι η ευρύ αποδοχή του κριτηρίου από τους εμπλεκόμενους στις χρηματαγορές καθώς το πρόσημο της τάσης, αποτελεί σήμα για αγορά αμερικανικού δολαρίου ή ευρώ.

Τύπος Συναρτήσεων Συμμετοχής	Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά είσοδο του CONANFIS			Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά είσοδο του PR-ANFIS				RMSE	Ακρίβεια πρόβλεψης της κατεύθυνσης του USD/EUR % (Hit rate)
	$y(k+1)$	$y(k)$	epochs	$y(k-1)$	$y(k)$	$u(k)$	epochs		

gaussmf	5	5	400	3	3	3	100	0.0118	65.33
gbell	5	5	400	3	3	3	100	0.0244	59.33
gauss2mf	5	5	400	3	3	3	100	0.0222	60.03

Πίνακας 7.3.1: Αποτελέσματα σύγκρισης διαφόρων συναρτήσεων συμμετοχής

Ο αριθμός των συναρτήσεων συμμετοχής των εισόδων $y(k+1)$ και $y(k)$ επιλέχθηκε με τη μέθοδο των δοκιμών. Πραγματοποιήθηκαν δοκιμές με δύο συναρτήσεις, με τρεις, με τέσσερις, με πέντε, με έξι, με επτά, με οκτώ και με εννιά συναρτήσεις συμμετοχής τύπου gaussmf. Υπολογίστηκε η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος και η ακρίβεια πρόβλεψης της κατεύθυνσης της συναλλαγματικής ισοτιμίας. Τα αποτελέσματα των δοκιμών αξιολογήθηκαν με κριτήριο την καλύτερη πρόβλεψη της τάσης των τιμών. Την καλύτερη πρόβλεψη την παρείχαν οι πέντε συναρτήσεις συμμετοχής, όπως παρουσιάζονται στον Πίνακα 7.3.2.

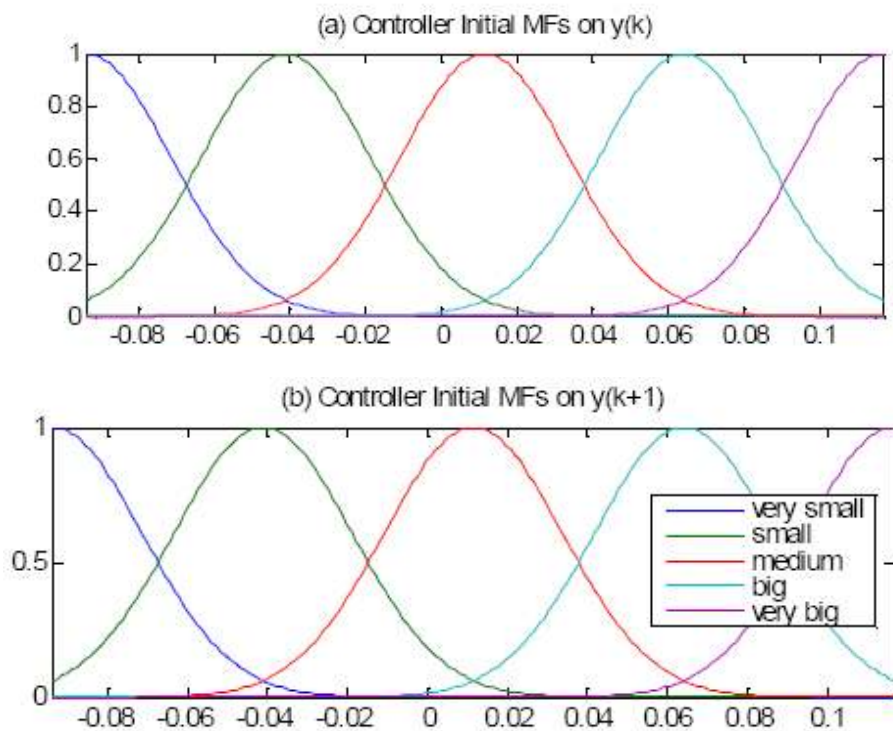
Τύπος Συναρτήσεων Συμμετοχής	Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά είσοδο του CONANFIS			Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά είσοδο του PR-ANFIS				RMSE	Ακρίβεια πρόβλεψης της κατεύθυνσης του USD/EUR % (Hit rate)
	$y(k+1)$	$y(k)$	epochs	$y(k-1)$	$y(k)$	$u(k)$	epochs		
Gaussmf	2	2	400	3	3	3	100	0.0233	60.45
Gaussmf	3	3	400	3	3	3	100	0.0134	60.88
Gaussmf	4	4	400	3	3	3	100	0.0145	58.40
Gaussmf	5	5	400	3	3	3	100	0.0122	63.33
Gaussmf	6	6	400	3	3	3	100	0.0133	58.80
Gaussmf	7	7	400	3	3	3	100	0.0129	62,30
Gaussmf	8	8	400	3	3	3	100	0.0131	61.10
Gaussmf	9	9	400	3	3	3	100	0.0142	60.12

Πίνακας 7.3.2: Αποτελέσματα σύγκρισης του αριθμού των συναρτήσεων των εισόδων του CON- ANFIS

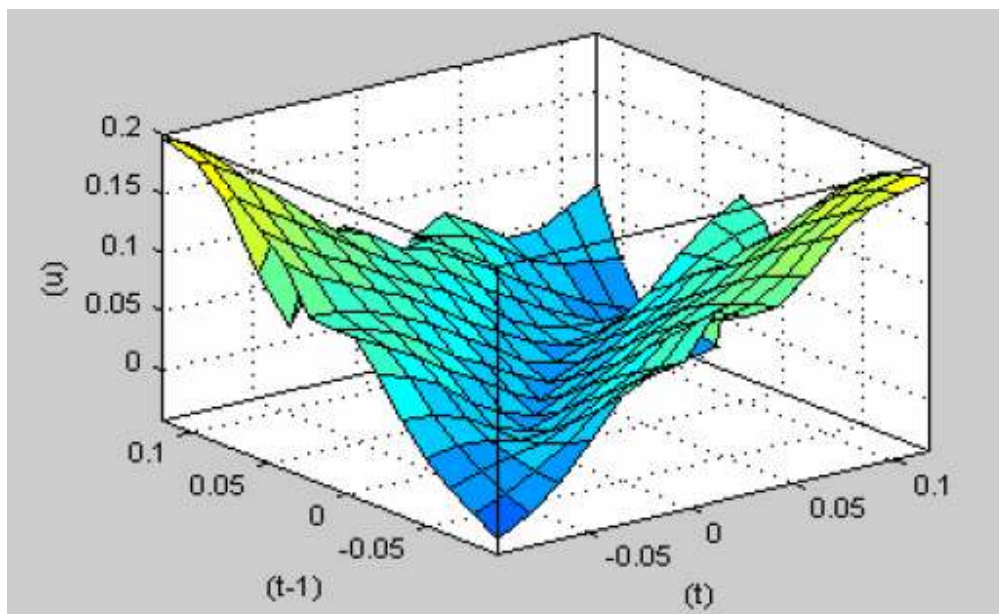
Συνεπώς οι συναρτήσεις συμμετοχής των εισόδων $y(k+1)$ και $y(k)$ είναι πέντε, είναι τύπου gaussian και είναι οι ίδιες και για τις δύο εισόδους. Η εξίσωση των συναρτήσεων τύπου gaussmf δίδεται από τον τύπο:

$$gaussmf(x, c, \sigma) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x-c}{\sigma} \right)^2}$$

, όπου τα c, σ είναι το σύνολο των παραμέτρων. Η παράμετρος c αντιπροσωπεύει το κέντρο της συνάρτησης συμμετοχής, και το σ καθορίζει το πλάτος της. Στο Σχήμα 7.3.2 παρουσιάζονται οι συναρτήσεις συμμετοχής των εισόδων $y(k+1)$ και $y(k)$, ενώ στο Σχήμα 7.3.3 παρουσιάζεται η προκύπτουσα επιφάνεια εισόδου εξόδου (ελέγχου):



Σχήμα 7.3.2: Συναρτήσεις συμμετοχής του CON-ANFIS



Σχήμα 7.3.3: Η επιφάνεια ελέγχου του CON-ANFIS

Στο μοντέλο του ελεγκτή δημιουργούνται 75 κόμβοι (nodes) με συνολικό αριθμό 95 παραμέτρων οι οποίες προσαρμόζονται με βάση τα δεδομένα εκπαίδευσης.

Χαρακτηριστικά του CON-ANFIS	
Τύπος ασαφούς μηχανισμού συμπερασμού	<i>Sugeno</i>
Αριθμός εισόδων	2
Ονομασία 1ης εισόδου	$y(k)$ (input1)
Ονομασία 2ης εισόδου	$y(k+1)$ (input2)
Αριθμός εξόδων 1	1
Ονομασία εξόδου	$u(k)$ (output1)
Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής εισόδων	5 τύπου gaussian για κάθε είσοδο
Αριθμός συναρτήσεων εξόδου	25
Αριθμός κανόνων	25
And method	<i>Product</i>
Or method	<i>max</i>
Imp. method	<i>product</i>
Defuzz. method	<i>max</i>

Agg. method	<i>wtaver</i>
Αριθμός κόμβων (nodes)	75
Συνολικός αριθμός παραμέτρων	95
Αριθμός γραμμικών παραμέτρων	75
Αριθμός μη γραμμικών παραμέτρων	20

Πίνακας 7.3.3: Χαρακτηριστικά του CON-ANFIS

Από το σύνολο των 95 παραμέτρων, οι 75 είναι γραμμικές και οι 20 μη γραμμικές παράμετροι. Για τον υπολογισμό του βαθμού ενεργοποίησης των κανόνων στο 'και' (and) μέρος των κανόνων (υπόθεση) χρησιμοποιείται η μέθοδος του γινομένου (product) και στο 'ή' (or) μέρος των κανόνων (υπόθεση), χρησιμοποιείται η μέθοδος max. Για την εύρεση της συνάρτησης συμμετοχής της εξόδου με βάση τον κάθε κανόνα, χρησιμοποιείται η μέθοδος του γινομένου (product). Για την εύρεση της συνολικής συνάρτησης συμμετοχής της εξόδου, όλων των κανόνων, χρησιμοποιείται η max μέθοδος. Για τη μετατροπή της τιμής της εξόδου σε σαφή τιμή χρησιμοποιείται η μέθοδος του μέσου όρου των βαρών (*wtaver*). Τα κυριότερα χαρακτηριστικά του CON-ANFIS παρουσιάζονται στον παραπάνω Πίνακα 7.3.3.

7.4 Αρχιτεκτονική του CON-ANFIS

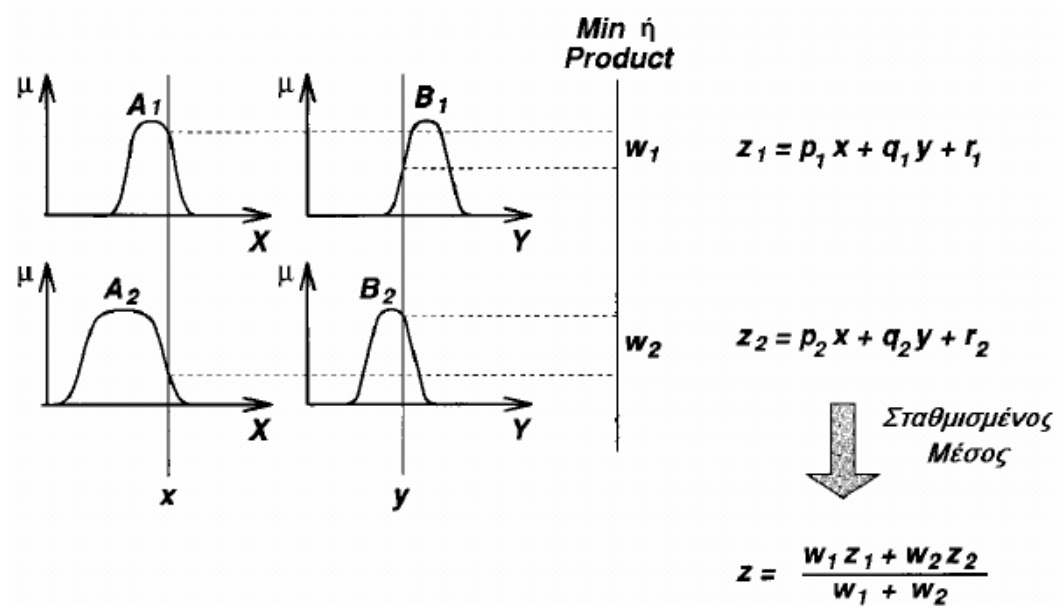
Ο αλγόριθμος ANFIS είναι από τους κυριότερους αλλά και ταυτόχρονα από τους πρώτους που εφαρμόστηκαν στο πεδίο της νευρο-ασαφούς προσέγγισης προβλημάτων.

Σύμφωνα και με τη γενική ανάλυση που δώσαμε για την αρχιτεκτονική του ANFIS στο κεφάλαιο 6.1, παρακάτω θα περιγραφεί το δίκτυο, υποθέτοντας ότι το πρόβλημα το οποίο θα αναλυθεί έχει δύο εισόδους x και y και μία έξοδο z . Υποθέτοντας ότι για ένα πρώτης τάξης μοντέλο Sugeno, μία τυπική βάση κανόνων (rule base) θα μπορούσε να είναι και η εξής:

Κανόνας 1: Εάν f_x είναι A_1 και y είναι B_1 τότε $f_1 = p_1 \times x + q_1 \times y + r_1$

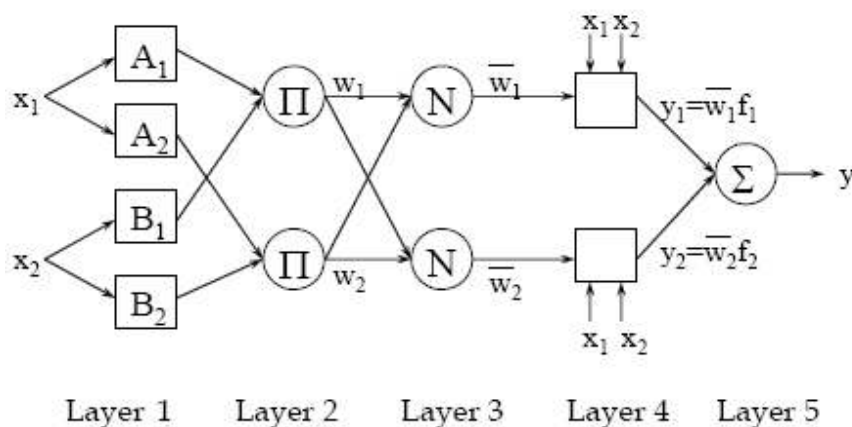
Κανόνας 2: Εάν f_x είναι A_2 και y είναι B_2 τότε $f_2 = p_2 \times x + q_2 \times y + r_2$

Το παρακάτω Σχήμα 7.4.1 δείχνει με απλό τρόπο τη διαδικασία συμπερασμού (inference procedure) του μοντέλου Sugeno, στην περίπτωση όπου για t operator έχει επιλεγεί η τομή των δύο ασαφών συνόλων (A,B), οπότε $\mu_{A \cap B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)]$.



Σχήμα 7.4.1: Ασαφής Συλλογιστική (fuzzy reasoning)

Όπως γίνεται φανερό, η έξοδος z του πρωτοβάθμιου μοντέλου Sugeno είναι ένας σταθμικός μέσος όρος. Η αντίστοιχη αναπαράσταση του δικτύου ANFIS παρουσιάζεται στο παρακάτω Σχήμα 7.4.2.



Σχήμα 7.4.2: Η αρχιτεκτονική δομή του ANFIS

Οι παράμετροι οι οποίοι προσαρμόζονται μέσω της εκπαίδευσης είναι:

- Οι παράμετροι της υπόθεσης των κανόνων (*premise parameters*), οι οποίες είναι μη γραμμικές και εμφανίζονται στις συναρτήσεις συμμετοχής των εισόδων, στο πρώτο επίπεδο, με τη μορφή των

κέντρων (centers, c) και των πλατών (widths, σ), των συναρτήσεων συμμετοχής.

- Οι παράμετροι της απόδοσης των κανόνων (*consequent parameters*) οι οποίες είναι γραμμικές και εμφανίζονται στο τέταρτο επίπεδο, με τη μορφή βαρών (weights, w) των εξόδων.

Ο κάθε κόμβος και το κάθε επίπεδο του ANFIS έχει μία ιδιαίτερη χρήση, η οποία εξηγείται παρακάτω.

Επίπεδο 1: Κάθε κόμβος i σε αυτό το επίπεδο συμπεριφέρεται όπως οι νευρώνες στα νευρωνικά δίκτυα, δηλαδή λειτουργούν ως συναρτήσεις μεταφοράς. Είναι ένας προσαρμόσιμος (adaptive) κόμβος με μία συνάρτηση κόμβου:

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x_1) \text{ για } i = 1, 2 \text{ ή } (7.4.1)$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(x_2) \text{ για } i = 3, 4, \text{ (7.4.2)}$$

όπου x , η είσοδος στον κόμβο i , A_i (ή B_{i-2}) είναι η γλωσσική μεταβλητή (πολύ μικρό, μικρό, μέτριο, μεγάλο και πολύ μεγάλο) που σχετίζεται με αυτή τη συνάρτηση του κόμβου. Το $O_{1,i}$ είναι ο βαθμός συμμετοχής του A ($=A_1, A_2, B_1$ or B_2) και καθορίζει το βαθμό στον οποίο η είσοδος x ικανοποιεί ένα τμήμα του κανόνα. Η συνάρτηση συμμετοχής του A είναι τύπου gaussmf:

$$\text{gaussmf}(x, c, \sigma) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2} \text{ (7.4.3)}$$

, όπου c, σ είναι το σύνολο των παραμέτρων. Καθώς οι τιμές αυτών των παραμέτρων αλλάζουν, η γκαουσιανή συνάρτηση συμμετοχής αλλάζει ανάλογα, παρουσιάζοντας έτσι διάφορες μορφές της συνάρτησης συμμετοχής για το ασαφές σύνολο A . Οι παράμετροι σε αυτό το επίπεδο αναφέρονται ως παράμετροι υπόθεσης. Στον κόμβο αυτό γίνεται η ασαφοποίηση των τιμών των εισόδων, (fuzzyfication).

Επίπεδο 2: Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός (fixed) κόμβος Π, του οποίου η έξοδος είναι το γινόμενο όλων των εισερχόμενων σημάτων:

$$\begin{aligned} O_{2,i} &= w_i = \mu_{A_i}(x) * \mu_{B_i}(y) * \mu_{C_i}(z), \text{ για } i = 1,2 \\ O_{2,i} &= w_i = \mu_{A_i}(x) * \mu_{B_{i-2}}(y) * \mu_{C_i}(z), \text{ για } i = 3,4 \\ O_{2,i} &= w_i = \mu_{A_2}(x) * \mu_{B_1}(y) * \mu_{C_j}(z), \text{ για } i = j+4, j=1,2 \\ O_{2,i} &= w_i = \mu_{A_2}(x) * \mu_{B_2}(y) * \mu_{C_{j-2}}(z), \text{ για } i = j+4, j=3,4 \end{aligned}$$

Επίπεδο 3: Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός κόμβος Ν. Ο i-ιστός κόμβος υπολογίζει το λόγο της βαθμού ενεργοποίησης (firing strength) του i-οστού κανόνα στο άθροισμα των βαθμών ενεργοποίησης όλων των κανόνων:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i=1,2. \quad (7.4.6)$$

Οι έξοδοι αυτού του επιπέδου ονομάζονται κανονικοποιημένοι βαθμοί ενεργοποίησης (normalized firing strengths).

Επίπεδο 4: Κάθε κόμβος i σε αυτό το επίπεδο είναι ένας προσαρμόσιμος κόμβος με μία συνάρτηση κόμβου.

$$O_{4,i} = \bar{w}_i * f_i = \bar{w}_i * (p_i * x_1 + q_i * x_2 + r_i) \quad (7.4.7)$$

όπου: w_i - η έξοδος του επιπέδου 3, $\{p_i, q_i, r_i\}$ - το σύνολο των παραμέτρων. Οι παράμετροι σε αυτό το επίπεδο αναφέρονται ως επακόλουθοι (consequent parameters).

Επίπεδο 5: Ο μοναδικός κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός κόμβος Σ που υπολογίζει τη συνολική έξοδο σαν το ολικό άθροισμα όλων των εισερχόμενων σημάτων:

$$overall\ output = O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i * f_i = \frac{\sum_i w_i * f_i}{\sum_i w_i} \quad (7.4.8)$$

Έστω ότι χρησιμοποιούμε όλες τις πιθανές παραμέτρους, των οποίων ο αριθμός είναι συνάρτηση τόσο του αριθμού των εισόδων, όσο και του αριθμού των συναρτήσεων συμμετοχής. Ο αριθμός όλων των κανόνων τότε θα εκφραστεί ως:

$$Rule_n = \prod_{i=1}^{I_{n_n}} M \cdot f_i \quad (7.4.9)$$

και αν $premispara$ (premise parameters) είναι ο αριθμός όλων των παραμέτρων που είναι απαραίτητες για τη συνάρτηση συμμετοχής, τότε ο αριθμός τους προσδιορίζεται ως:

$$para_n = premispara_n \sum_{i=1}^{I_{n_n}} I_{n_n} \cdot M \cdot f_i + Rule_n(I_{n_n} + 1) \quad (7.4.10)$$

Στο τελευταίο επίπεδο οι παράμετροι της απόδοσης υπολογίζονται με τον αλγόριθμο των ελαχίστων τετραγώνων. Επαναδιατυπώνοντας την εξίσωση του 5ου επιπέδου σε πιο εύχρηστη μορφή, δημιουργείται η παρακάτω εξίσωση:

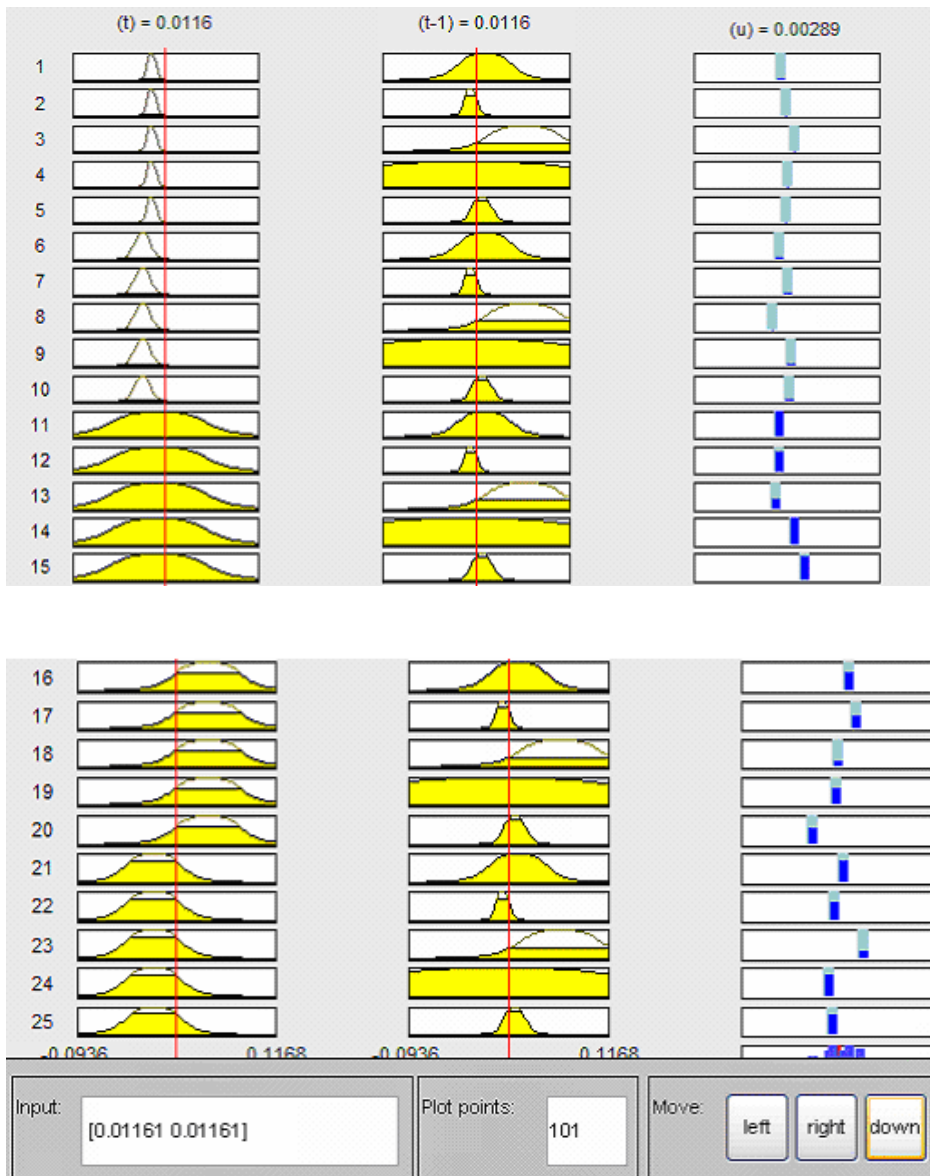
$$O_1^5 = y = (w_1 x_1) p_1 + (w_1 x_2) q_1 + w_1 r_1 + (w_2 x_1) p_2 + (w_2 x_2) q_2 + w_2 r_2$$

$$y = \begin{bmatrix} w_1 x_1 & w_1 x_2 & w_3 & w_2 x_1 & w_2 x_2 & w_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_1 \\ q_1 \\ r_1 \\ p_2 \\ q_2 \\ r_2 \end{bmatrix} = \mathbf{XW} \quad (7.4.11)$$

Όταν υπάρχουν δείγματα εκπαίδευσης εισόδου-εξόδου, το διάνυσμα βαρών ($\mathbf{W}$), που αποτελείται από τις παραμέτρους απόδοσης, μπορεί να λυθεί με τη χρήση τεχνικών παλινδρόμησης.

Στο επόμενο Σχήμα 7.4.2 παρουσιάζονται γραφικά οι κανόνες του πυρήνα του μοντέλου CON-ANFIS. Καθεμία σειρά αναφέρεται σε έναν κανόνα. Για παράδειγμα, η πρώτη σειρά λει ότι, εάν η μεταβολή της τιμή της συναλλαγματικής ισοτιμίας στην επόμενη συνεδρίαση $y(k+1)$ είναι πολύ μικρή και η μεταβολή της τιμής της συναλλαγματικής ισοτιμίας USD/EUR στην σημερινή συνεδρίαση $y(k)$ είναι πολύ μικρή, τότε η ενέργεια ελέγχου (u) είναι αποτέλεσμα του τύπου:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i * f_i = \bar{w}_i * (p_i * y(k+1) + q_i * y(k) + r_i).$$



Σχήμα 7.4.2: Οι υπολογισμοί του CON-ANFIS με βάση τους κανόνες

Εδώ λαμβάνεται υπόψη η μεταβολή της τιμής στην επόμενη συνεδρίαση κατά τη φάση της εκπαίδευσης, για να υπολογιστεί ο ανάστροφος ελεγκτής (inverse learning controller). Κατά τη φάση της εφαρμογής, αντί της μεταβολής της τιμής στην επόμενη συνεδρίαση, λαμβάνεται υπόψη η επιθυμητή τιμή (η μεταβολή της τιμής του κινητού μέσου των τριών πιο πρόσφατων συνεδριάσεων). Οι κανόνες αντανακλούν τη στρατηγική ότι η ενέργεια ελέγχου

απορρέει από το συνδυασμό της μεταβολής της τιμής της επόμενης συνεδρίασης και της σημερινής συνεδρίασης. Οι κόκκινες κάθετες γραμμές της πρώτης και δεύτερης στήλης δίνουν διαγραμματικά το σημείο ενεργοποίησης του πρώτου μέρους του κανόνα. Όπως προκύπτει από το σχήμα 7.4.2, αν $t = y(k+1) = 0.0116$ και $t-1 = y(k) = 0.0116$ τότε η έξοδος- η ενέργεια ελέγχου είναι $u(k) = 0.0289$. Η ίδια δομή χρησιμοποιείται και για το μοντέλο PR-ANFIS με μόνη διαφορά ότι υπάρχει μία επιπλέον είσοδος, οπότε η απόδοση κάθε κανόνα δίνεται από τον τύπο:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i * f_i = \bar{w}_i * (p_i * x_1 + q_i * x_2 + s_i * x_3 + r_i) \quad (7.4.12)$$

7.5 Η Μέθοδος Μάθησης του CON-ANFIS

«Όπως αναφέρθηκε γενικά και στο κεφάλαιο 6.3»

Δύο κατηγορίες παραμέτρων βελτιστοποιούνται με την off-line εκπαίδευση:

α) Οι παράμετροι της υπόθεσης των κανόνων $[c, \sigma]$, οι οποίες προσδιορίζουν το κέντρο και το πλάτος των συναρτήσεων συμμετοχής γκαουσιανής μορφής. Οι παράμετροι είναι μη γραμμικές και προσαρμόζονται με τον αλγόριθμο οπισθόδρομης διάδοσης (backpropagation), ο οποίος χρησιμοποιεί τη μέθοδο απότομη κατάβαση.

β) Οι παράμετροι της απόδοσης των κανόνων $[p_i, q_i, r_i]$, οι οποίες αφορούν την έξοδο του συστήματος. Οι παράμετροι είναι γραμμικές και προσαρμόζονται με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων. Ο αλγόριθμος μάθησης τείνει να βελτιστοποιεί τις προσαρμόσιμες παραμέτρους, ώστε η έξοδος του ANFIS να ταιριάζει με τα δεδομένα εκπαίδευσης (Ikonen, 1996). Ο βασικός κανόνας μάθησης ενός προσαρμοστικού δικτύου είναι ο αλγόριθμος backpropagation (Rumelhart, 1986), ο οποίος βασίζεται στην μέθοδο «απότομη κατάβαση». Το ANFIS χρησιμοποιεί τον γρήγορο υβριδικό

αλγόριθμο μάθησης, που πρότεινε ο Jang, (1991), ο οποίος συνδυάζει τη μέθοδο βαθμωτής κατάβασης και τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων.

Με τις παραμέτρους της υπόθεσης δεδομένου, η έξοδος του δικτύου γίνεται:

$$f = \frac{w_1}{w_1 + w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} f_2 \quad (7.5.1)$$

$$= \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2 \quad (7.5.2)$$

$$= \bar{w}_1 (p_1 x_1 + q_1 x_2 + r_1) + \bar{w}_2 (p_2 x_1 + q_2 x_2 + r_2) \quad (7.5.3)$$

$$= (\bar{w}_1 x_1) p_1 + (\bar{w}_1 x_2) q_1 + (\bar{w}_1) r_1 + (\bar{w}_2 x_1) p_2 + (\bar{w}_2 x_2) q_2 + (\bar{w}_2) r_2 \quad (7.5.4)$$

Η σχέση αυτή είναι γραμμική ως προς τις παραμέτρους ($p_1, q_1, r_1, p_2, q_2, r_2$). Οπότε, ένας αλγόριθμος μάθησης που θα περιλαμβάνει μη γραμμικές τεχνικές, όπως το gradient descend, αλλά και γραμμικές, όπως η μέθοδος ελαχίστων τετραγώνων, μπορεί να χρησιμοποιηθεί. Το σύνολο των παραμέτρων S , μπορεί να χωριστεί σε δύο σύνολα:

$S = S_1 \oplus S_2$ (7.5.5), όπου S το σύνολο όλων των παραμέτρων, S_1 το σύνολο των (μη γραμμικών) παραμέτρων από τις προϋποθέσεις, S_2 το σύνολο των (γραμμικών) παραμέτρων της απόδοσης των κανόνων και $\oplus$ το άμεσο σύνολο (direct sum).

Στο πέρασμα προς τα εμπρός (από το επίπεδο 1 μέχρι 4) εφαρμόζεται η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων για τον προσδιορισμό των παραμέτρων απόδοσης $[p_i, q_i, r_i]$.

Για ένα δεδομένο σύνολο τιμών S_1 παρουσιάζονται δεδομένα εκπαίδευσης και δημιουργείται ο παρακάτω πίνακας: $A\Theta = y$ (7.5.6), όπου το Θ περιέχει τις άγνωστες παραμέτρους στο S_2 . Αυτό είναι ένα γραμμικό πρόβλημα τετραγώνου, και η λύση για το Θ υπολογίζεται από την παρακάτω σχέση, με βάση τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων η οποία ελαχιστοποιεί τη σχέση

$$\|A\Theta - y\|^2: \quad (7.5.7)$$

$$\Theta = (A^T A)^{-1} A^T y \quad (7.5.8)$$

Στο πέρασμα προς τα πίσω (από το επίπεδο τέσσερα στο ένα) το σφάλμα διαδίδεται προς τα πίσω (backpropagate). Οι παράμετροι υπόθεσης (c και σ)

ενημερώνονται με τη μέθοδο της κατάβασης μέγιστης κλήσης (steepest descent) (Kim, 1993), με τη μείωση της συνολικής τετραγωνικής συνάρτησης κόστους με μία επαναληπτική διαδικασία σε σχέση με το $\Theta_{(S_2)}$:

$$J(\Theta) = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N [y(k) - \hat{y}(k, \Theta)]^2 \quad (7.5.9)$$

Η ενημέρωση των παραμέτρων στον i^{th} κόμβο στο επίπεδο L^{th} μπορεί να γραφεί ως:

$$\hat{\Theta}_i^L(k) = \hat{\Theta}_i^L(k-1) + n \frac{\partial + E(k)}{\partial \hat{\Theta}_i^L(k)} \quad (7.5.10)$$

, όπου n είναι ο ρυθμός μάθησης και το βαθμωτό διάνυσμα:

$$\frac{\partial + E}{\partial \hat{\Theta}_i^L} = \varepsilon_{L,i} \frac{\partial \hat{z}_{L,i}}{\partial \hat{\Theta}_i^L} \quad (7.5.11)$$

, όπου $\partial \hat{z}_{L,i}$ είναι η έξοδος του κόμβου και $\varepsilon_{L,i}$ είναι το σφάλμα που διαδίδεται προς τα πίσω. Οι παράμετροι της απόδοσης βελτιστοποιούνται κάτω από τη συνθήκη ότι οι παράμετροι απόδοσης είναι δεδομένες. Ανάλογα, ο υβριδικός αλγόριθμος μάθησης συγκλίνει ταχύτατα, καθώς μειώνει το μήκος του διαστήματος στο οποίο ψάχνει. Πιο αναλυτικά, σε κάθε επανάληψη (epoch) πραγματοποιείται ένα πέρασμα δεδομένων προς τα εμπρός (forward) και ένα προς τα πίσω (backward). Στο πέρασμα μπροστά, αφού παρουσιαστεί ένα διάνυσμα εισόδου, υπολογίζεται η έξοδος κάθε κόμβου σε κάθε επίπεδο. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται για όλα τα ζεύγη εκπαίδευσης, ώστε να διαμορφωθούν οι πίνακες A και y . Κατόπιν, προσδιορίζονται οι παράμετροι (γραμμικές) της απόδοσης S_2 με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων. Μετά τον προσδιορισμό των παραμέτρων S_2 , υπολογίζεται το σφάλμα για κάθε ζεύγος δεδομένων εκπαίδευσης. Κατόπιν, στο πέρασμα προς τα πίσω, το σφάλμα αυτό (η παράγωγος του σφάλματος σε σχέση με την έξοδο κάθε κόμβου) διαδίδεται από τον τελευταίο κόμβο προς τον πρώτο. Εδώ το διάνυσμα συσσωρεύεται για κάθε ζεύγος εκπαίδευσης. Αφού περάσουν όλα

τα δεδομένα εκπαίδευσης προς τα πίσω, οι παράμετροι της υπόθεσης S_1 ενημερώνονται με βάση τη μέθοδο της απότομης κατάβασης.

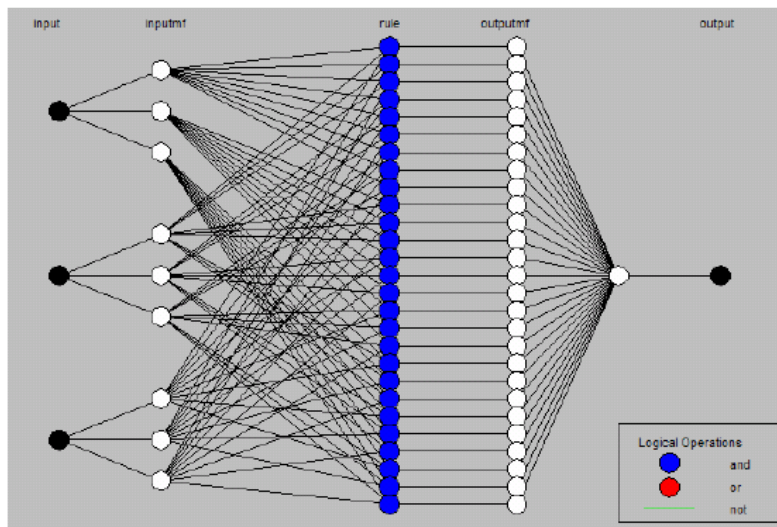
Ακριβώς η ίδια μέθοδος μάθησης χρησιμοποιείται και για το PR-ANFIS.

7.6 Περιγραφή του Μοντέλου της Διαδικασίας (PR-ANFIS)

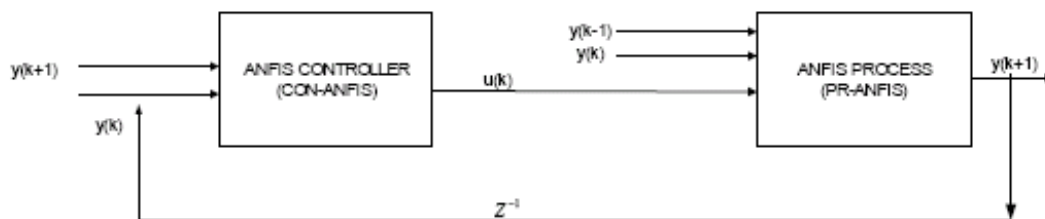
Η αγορά συναλλάγματος ως διαδικασία είναι μη γραμμικό σύστημα, το οποίο μπορεί να προσεγγιστεί με διαφορετικούς τρόπους. Επειδή ο προσδιορισμός του μοντέλου βασίζεται αποκλειστικά σε μετρήσιμα δεδομένα, χρησιμοποιείται μία προσαρμοστική νευρο-ασαφής τεχνική (ANFIS) για τη μοντελοποίησή του. Το μοντέλο της διαδικασίας εκπαιδεύεται, ώστε να παράγει ένα βήμα μπροστά πρόβλεψη της εξόδου της διαδικασίας, δηλαδή να προβλέπει την τάση της συναλλαγματικής ισοτιμίας USD/EUR στην επόμενη συνεδρίαση.

Επιλέξαμε το μοντέλο να έχει δύο εισόδους. Ύστερα από δοκιμές και συγκρίσεις των αποτελεσμάτων ως προς το RMSE, εμφανίστηκε ότι δύο πιο σχετικές είσοδοι, για την πρόβλεψη της τιμής $y(k+1)$ είναι οι αμέσως δύο προηγούμενες, δηλαδή οι $y(k)$ και $y(k-1)$, όπου μαζί με την ενέργεια ελέγχου $u(k)$, η οποία θεωρείται δεδομένη, χρησιμοποιούνται στο μοντέλο της αγοράς συναλλάγματος (PR-ANFIS).

Αναλυτικότερα, οι είσοδοι του μοντέλου είναι τρεις: α) η σημερινή τιμή $y(k)$, δηλαδή η μεταβολή της τιμής της συναλλαγματικής ισοτιμίας στη σημερινή συνεδρίαση, β) η προηγούμενη τιμή $y(k-1)$ της διαδικασίας, δηλαδή η μεταβολή της συναλλαγματικής ισοτιμίας στην προηγούμενη συνεδρίαση και γ) η έξοδος του CON-ANFIS ελεγκτή, $u(k)$, που υπολογίστηκε από τον παραπάνω ελεγκτή. Η έξοδος του μοντέλου είναι η μεταβολή της τιμής της συναλλαγματικής ισοτιμίας την επόμενη χρονική στιγμή $y(k+1)$, δηλαδή η πρόβλεψη της τάσης της τιμής της συναλλαγματικής ισοτιμίας στην επόμενη συνεδρίαση.



Σχήμα 7.6.1: Η δομή του προτεινόμενου νευρο-ασαφούς μοντέλου PR-ANFIS



Σχήμα 7.6.2: Συνολική εικόνα του συστήματος ελέγχου PATSOS κατά τη φάση της εκπαίδευσης.

Η παραπάνω αναλυτική περιγραφή της αρχιτεκτονικής του συστήματος CON-ANFIS ισχύει και για το PR-ANFIS με κάποιες μικρές διαφορές. Προκειμένου να επιλεγεί ο κατάλληλος τύπος συναρτήσεων συμμετοχής για το PR-ANFIS, πραγματοποιήθηκαν δοκιμές με διάφορες μορφές συναρτήσεων συμμετοχής, όπως : η γκαουσιανή (gaussmf), η καμπανοειδής (gbellmf), και η γκαούσιανη2 (gauss2mf). Ως κριτήρια για την επιλογή της καταλληλότερης επιλέχθηκαν το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) και η ακρίβεια της πρόβλεψης της κατεύθυνσης της συναλλαγματικής ισοτιμίας USD/EUR. Καλύτερα αποτελέσματα προέκυψαν με τη χρήση της gaussmf. Για την επιλογή του αριθμού των συναρτήσεων συμμετοχής πραγματοποιήθηκαν δοκιμές με δύο, τρείς, τέσσερις, πέντε, έξι και επτά συναρτήσεις τύπου gaussmf. Και σε αυτή την επιλογή τα κριτήριά μας ήταν το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) και η

ακρίβεια της πρόβλεψης της κατεύθυνσης της συναλλαγματικής ισοτιμίας USD/EUR. Καλύτερα αποτελέσματα προέκυψαν με τη χρήση τριών συναρτήσεων συμμετοχής.

Τύπος Συναρτήσεων Συμμετοχής	Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά είσοδο του CON-ANFIS			Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά είσοδο του PR-ANFIS				RMSE	Ακρίβεια πρόβλεψης της κατεύθυνσης του USD/EUR % (Hit rate)
	y(k+1)	y(k)	epochs	y(k-1)	y(k)	u(k)	epochs		
gaussmf	5	5	400	3	3	3	100	0.0118	65.33
gbell	5	5	400	3	3	3	100	0.0244	59.33
gauss2mf	5	5	400	3	3	3	100	0.0222	60.03

Πίνακας 7.6.1 Αποτελέσματα σύγκρισης διαφόρων συναρτήσεων συμμετοχής

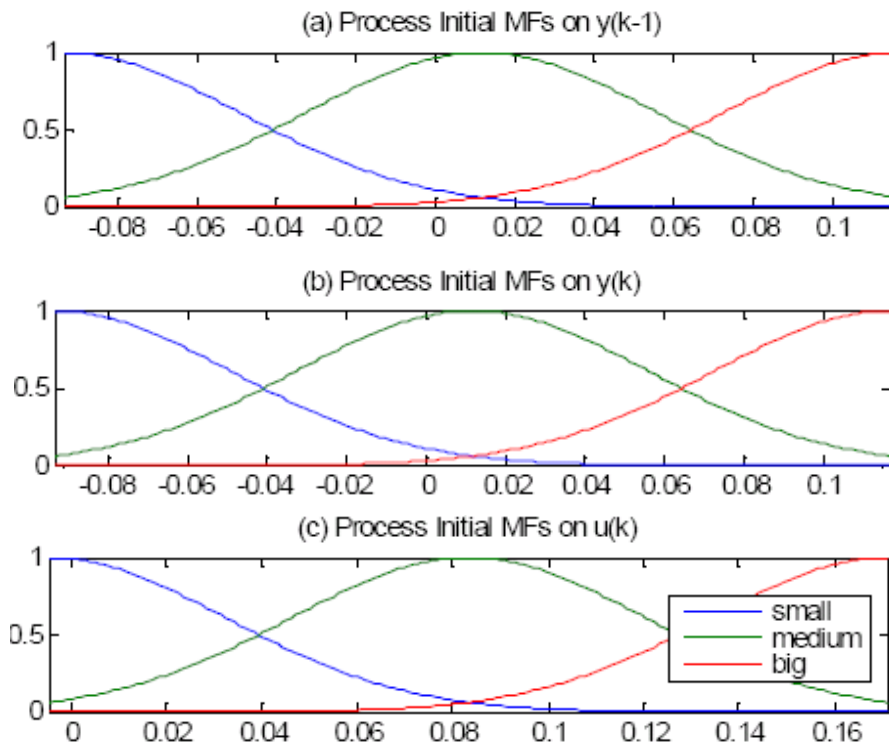
Τύπος Συναρτήσεων Συμμετοχής	Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά είσοδο του CON-ANFIS			Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά είσοδο του PR-ANFIS				RMSE	Ακρίβεια πρόβλεψης της κατεύθυνσης του USD/EUR % (Hit rate)
	y(k+1)	y(k)	epochs	y(k-1)	y(k)	u(k)	epochs		
Gaussmf	5	5	400	2	2	2	100	0.0119	60.31
Gaussmf	5	5	400	3	3	3	100	0.0118	65.33
Gaussmf	5	5	400	4	4	4	100	0.0123	63.34
Gaussmf	5	5	400	5	5	5	100	0.0120	59.68
Gaussmf	5	5	400	6	6	6	100	0.0135	59.79
Gaussmf	5	5	400	7	7	7	100	0.0140	56.76

Πίνακας 7.6.2: Αποτελέσματα σύγκρισης του αριθμού των συναρτήσεων των εισόδων του PR- ANFIS

Συνεπώς, οι συναρτήσεις συμμετοχής των εισόδων του PR-ANFIS, $y(k-1)$, $y(k)$ και $u(k)$ είναι τρεις, είναι τύπου gaussian και είναι οι ίδιες και για τις τρεις εισόδους. Η εξίσωση των συναρτήσεων τύπου gaussmf είναι:

$$gaussmf(x, c, \sigma) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x-c}{\sigma} \right)^2} \quad (7.6.1)$$

, όπου τα c, σ είναι το σύνολο των παραμέτρων. Στο Σχήμα 7.6.3 παρουσιάζεται η κάθε είσοδος με τις τρεις συναρτήσεις συμμετοχής τύπου gaussmf.



Σχήμα 7.6.3: Οι συναρτήσεις συμμετοχής των τριών εισόδων της διαδικασίας.

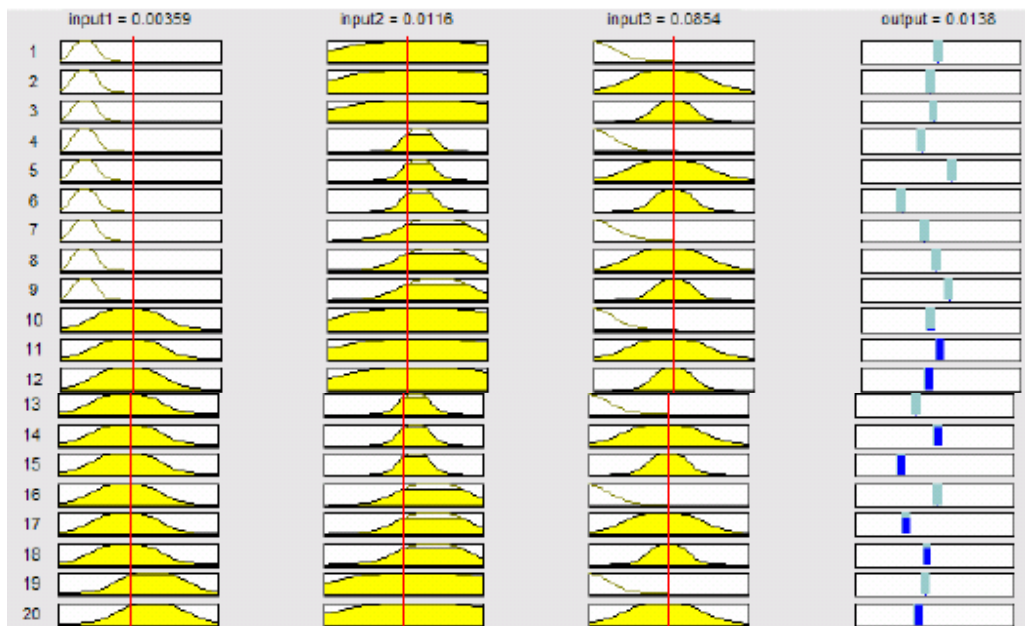
Το μοντέλο που χρησιμοποιείται είναι ένα πρώτου βαθμού ασαφές μοντέλο τύπου Sugeno το οποίο σημαίνει ότι το $f(x,y)$ είναι ένα πρώτου βαθμού πολυώνυμο. Η έξοδος είναι ένας γραμμικός συνδυασμός της μεταβλητής εισόδου συν ένα σταθερό όρο. Ο αριθμός των κανόνων καθορίζεται από τον αριθμό των συναρτήσεων συμμετοχής (3) υψωμένων στον αριθμό των εισόδων (3) δηλαδή ($3^3 = 27$). Στο μοντέλο PR-ANFIS δημιουργούνται οι 27 παρακάτω κανόνες :

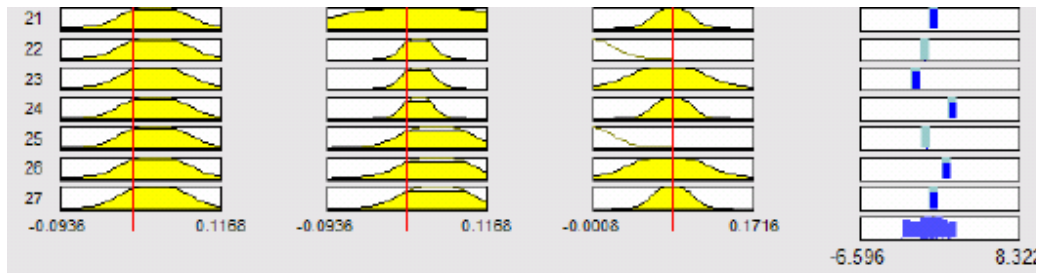
Εάν $y(k)$ είναι Μικρό και $y(k-1)$ είναι Μικρό και $u(k)$ είναι Μικρό, τότε $y(k+1)$ είναι (1)

Εάν $y(k)$ είναι Μικρό και $y(k-1)$ είναι Μικρό και $u(k)$ είναι Μέτριο, τότε $y(k+1)$ είναι (2)

Εάν $y(k)$ είναι Μικρό και $y(k-1)$ είναι Μικρό και $u(k)$ είναι Μεγάλο, τότε $y(k+1)$ είναι (3)

Οι τιμές 1-27 είναι οι εξοδοι κάθε κανόνα του ελεγκτή, οι οποίες δίνονται από τον τύπο $O_{4,i} = \bar{w}_i * f_i = \bar{w}_i * (p_1 * x_1 + q_i * x_2 + s_i * x_3 + r_i)$. Οι δε παράμετροι $[p_i, q_i, s_i, r_i]$ προσαρμόζονται με βάση τα δεδομένα εκπαίδευσης. Στο επόμενο Σχήμα 7.6.4 παρουσιάζεται ένας οπτικός τρόπος ενεργοποίησης των κανόνων και υπολογισμού της εξόδου του μοντέλου PR-ANFIS. Καθεμία σειρά αναφέρεται σε ένα κανόνα. Για παράδειγμα, η πρώτη σειρά λειι ότι, εάν η μεταβολή της τιμής της συναλλαγματικής ισοτιμίας στην προηγούμενη συνεδρίαση $y(k-1)$ είναι μικρή και η μεταβολή της τιμής της συναλλαγματικής ισοτιμίας στην σημερινή συνεδρίαση $y(k)$ είναι μικρή και η τιμή της ενέργειας ελέγχου $u(k)$ είναι μικρή, τότε η έξοδος είναι το αποτέλεσμα του τύπου: $O_{4,i} = \bar{w}_i * f_i = \bar{w}_i * (p_1 * y(k-1) + q_i * y(k) + s_i * u(k) + r_i)$. Οι κανόνες αντανakλούν στη στρατηγική ότι η έξοδος του κανόνα απορρέει από το συνδυασμό της μεταβολής της τιμής της συναλλαγματικής ισοτιμίας την προηγούμενη συνεδρίαση, την σημερινή συνεδρίαση και της ενέργειας ελέγχου.





Σχήμα 7.6.4: Ο τρόπος ενεργοποίησης και εύρεσης της τιμής της εξόδου.

Οι κόκκινες κάθετες γραμμές της πρώτης, δεύτερης και τρίτης στήλης δίνουν διαγραμματικά το σημείο ενεργοποίησης του πρώτου μέρους του κανόνα, π.χ. εάν $y(k)$ είναι 0.00359 και $y(k-1)$ είναι 0.0116 και $u(k)$ είναι 0.0854, τότε η μεταβολή του $y(k+1)$ είναι 0.0138.

Χαρακτηριστικά του PR-ANFIS	
Τύπος ασαφούς μηχανισμού συμπερασμού	<i>Sugeno</i>
Αριθμός εισόδων	3
Ονομασία 1ης εισόδου	$y(k)$ (input1)
Ονομασία 2ης εισόδου	$y(k-1)$ (input2)
Ονομασία 3ης εισόδου	$u(k)$ (input3)
Αριθμός εξόδων 1	1
Ονομασία εξόδου	$y(k-1)$ (output1)
Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής εισόδων	3 τύπου gaussian για κάθε είσοδο
Αριθμός συναρτήσεων εξόδου	27
Αριθμός κανόνων	27
And method	<i>Product</i>
Or method	<i>max</i>
Imp. method	<i>product</i>
Defuzz. method	<i>max</i>

Agg. method	<i>wtaver</i>
Αριθμός κόμβων (nodes)	78
Συνολικός αριθμός παραμέτρων	126
Αριθμός γραμμικών παραμέτρων	108
Αριθμός μη γραμμικών παραμέτρων	18

Πίνακας 7.6.2: Χαρακτηριστικά του PR-ANFIS

Στο μοντέλο της διαδικασίας δημιουργούνται 78 κόμβοι με συνολικό αριθμό 126 παραμέτρων οι οποίες προσαρμόζονται με βάση τα δεδομένα εκπαίδευσης. Από το σύνολο των 126 παραμέτρων, οι 108 είναι γραμμικές και οι 18 μη γραμμικές παράμετροι. Για τον υπολογισμό του βαθμού ενεργοποίησης των κανόνων στο 'και' (and) μέρος των κανόνων (υπόθεση) χρησιμοποιείται η μέθοδος του γινομένου (product) και στο 'ή' (or) μέρος των κανόνων (υπόθεση), χρησιμοποιείται η μέθοδος max. Για την εύρεση της συνάρτησης συμμετοχής της εξόδου με βάση τον κάθε κανόνα, χρησιμοποιείται η μέθοδος του γινομένου (product). Για την εύρεση της συνολικής συνάρτησης συμμετοχής της εξόδου, όλων των κανόνων, χρησιμοποιείται η max μέθοδος. Για τη μετατροπή της τιμής της εξόδου σε σαφή τιμή χρησιμοποιείται η μέθοδος του μέσου όρου των βαρών (*wtaver*). Τα κυριότερα χαρακτηριστικά του PR-ANFIS παρουσιάζονται στον Πίνακα 7.6.2.

7.7 Συμπεράσματα –Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα

Στο κεφάλαιο αυτό προσδιορίσθηκε η δομή (structure identification) του συστήματος PATSOS. Ένα σημαντικό πλεονέκτημα του προτεινόμενου συστήματος πρόβλεψης είναι ότι δεν απαιτείται να είναι γνωστές εκ των προτέρων οι δυναμικές σχέσεις της διαδικασίας (αγορά συναλλάγματος). Οι σχέσεις αυτές ενσωματώνονται στο μοντέλο μέσω της εκπαίδευσης του ελεγκτή ANFIS, κατά τον καθορισμό του ανάστροφου μοντέλου (inverse model) και κατά την εκπαίδευση του μοντέλου της διαδικασίας. Υποτίθεται ότι

υπάρχουν οι ανάστροφες σχέσεις της διαδικασίας, όπως απαιτεί η χρήση της ανάστροφης μεθόδου μάθησης (inverse learning). Η κατανομή των δεδομένων εκπαίδευσης μπορεί να δημιουργήσει πρόβλημα στην αποτελεσματικότητα του συστήματος. Το ιδανικό είναι τα δεδομένα εκπαίδευσης να κατανέμονται κατά μήκος του διαστήματος εισόδου με κάποιο ομοιόμορφο τρόπο. Αυτό όμως δεν είναι δυνατό λόγω του ότι τα δεδομένα εισόδου ακολουθούν χρονολογική σειρά. Η εφαρμογή του υβριδικού κανόνα μάθησης, ο οποίος συνδυάζει την μέθοδο της απότομης κατάβασης (steepest descent) και τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων, μειώνει σημαντικά το χρόνο εκπαίδευσης του συστήματος και εξοικονομείται πολύτιμος χρόνος.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8: ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΚΑΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΟΥ

ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ PATSOS

8.1 Εισαγωγή

Σύμφωνα με την περιγραφή του προτεινόμενου μοντέλου στο προηγούμενο κεφάλαιο, επιχειρείται η εφαρμογή του συστήματος με πραγματικά δεδομένα για τη λύση ενός προβλήματος του πραγματικού κόσμου. Περιγράφονται τα δεδομένα και η επεξεργασία τους, ώστε να αποκτήσουν την τελική μορφή τους, για να χρησιμοποιηθούν ως είσοδοι και έξοδοι στο σύστημα PATSOS κατά την εκπαίδευσή του. Ακολουθεί η εκπαίδευση του συστήματος και η αξιολόγησή του με τα ίδια δεδομένα με τα οποία εκπαιδεύτηκε (in sample testing). Στη συνέχεια χρησιμοποιούνται δεδομένα που δεν παρουσιάστηκαν κατά την εκπαίδευση του μοντέλου (out of sample), τα οποία τροφοδοτούν τις εισόδους του συστήματος PATSOS κατά την αξιολόγηση. Για να αξιολογηθούν τα αποτελέσματα του συστήματος η έξοδος του συστήματος υποβάλλεται στις παρακάτω συγκρίσεις :

- α) Σύγκριση με βάση την πραγματική τάση (κατεύθυνση) της τιμής της συναλλαγματικής ισοτιμίας USD/EUR.
- β) Προσομοίωση του συστήματος, επενδύοντας ένα κεφάλαιο και πραγματοποιώντας αγοροπωλησίες USD σύμφωνα με την κατεύθυνση της συναλλαγματικής ισοτιμίας που προβλέπει το σύστημα. Η απόδοση του κεφαλαίου αυτού συγκρίνεται με τη στρατηγική αγοράς και διακράτισης του νομίσματος.
- γ) Σύγκριση με βάση στατιστικά μέτρα μέτρησης του σφάλματος πρόβλεψης.

8.2 Τα Δεδομένα

Τα δεδομένα είναι η χρονολογική σειρά των τιμών κλεισίματος της αγοράς συναλλάγματος για τη συναλλαγματική ισοτιμία USD/EUR. Τα δεδομένα είναι ημερήσιες παρατηρήσεις που αφορούν τη περίοδο 4/1/1993 έως 29/5/2009, ήτοι συνολικά 4123 παρατηρήσεις.

8.2.1 Ο ορίζοντας Πρόβλεψης

Οι δύο προσεγγίσεις πρόβλεψης των τιμών χρηματιστηριακών προϊόντων, η θεμελιώδης και η τεχνική ανάλυση, έχουν διαφορετική σημασία όταν εξετάζονται υπό το πρίσμα του ορίζοντα πρόβλεψης. Στην πραγματικότητα ο ερευνητής μπορεί να χρησιμοποιήσει οποιαδήποτε ή και όλες τις πληροφορίες οι οποίες αξιόπιστα βοηθούν στη λύση του προβλήματος. Εάν ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι δύο ή τρία έτη, είναι καλύτερα να ληφθούν υπόψη θεμελιώδη στοιχεία και οικονομικές αποδόσεις. Εάν ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι οι επόμενοι τρεις μήνες ή συντομότερες περίοδοι, είναι καλύτερο να λαμβάνεται υπόψη η προσφορά και η ζήτηση η οποία ενσωματώνεται σε δείκτες της τεχνικής ανάλυσης και στις τιμές των χρηματιστηριακών προϊόντων. Η πρόβλεψη της τιμής συναλλαγματικής ισοτιμίας στην επόμενη συνεδρίαση θεωρείται από τις πιο δύσκολες προβλέψεις, πράγμα το οποίο απεικονίζεται στα χαμηλά ποσοστά ακρίβειας των ημερήσιων προβλέψεων που αναφέρονται στη διεθνή βιβλιογραφία. Αντιθέτως, η εβδομαδιαία ή μηνιαία πρόβλεψη επιτυγχάνεται ευκολότερα, καθώς τα δεδομένα είναι περισσότερο κανονικοποιημένα, διότι αποφεύγονται οι συχνές και οξείες διακυμάνσεις των τιμών που παρατηρούνται στις ημερήσιες τιμές. Στην εργασία αυτή ο ορίζοντας πρόβλεψης η επόμενη συνεδρίαση και η περίοδος αξιολόγησης είναι 60 συνεδριάσεις της αγοράς συναλλάγματος.

8.2.2 Επεξεργασία των δεδομένων

Οι ημερήσιες τιμές των συναλλαγματικών ισοτιμιών στο τέλος της συνεδρίασης σε απόλυτες τιμές λαμβάνονται από το <http://fx.sauder.ubc.ca> «Pacific Exchange Rate Service, provided from Prof. Werner Antweiler at UBC's Sauder

School of Business». Τα δεδομένα αυτά επεξεργάζονται, προκειμένου να υπολογιστεί η μεταβολή της συναλλαγματικής ισοτιμίας USD/EUR σε σχέση με την προηγούμενη συνεδρίαση, σύμφωνα με τη σχέση:

$$pricerate = \frac{price(k) - price(k-1)}{price(k-1)} \quad (8.2.2.1).$$

Η τιμή του *pricerate* στο χρόνο (*k*) αποτελεί την είσοδο *y(k)* και η τιμή του *pricerate* στο χρόνο (*k - 1*) αποτελεί την είσοδο *y(k - 1)*. Στη συνέχεια υπολογίζεται η τετραγωνική ρίζα της διαφοράς της μεταβολής της τιμής κλεισίματος της συνεδρίασης σε σχέση με την προηγούμενη συνεδρίαση για τον υπολογισμό του *u(k)* με βάση τον τύπο: $u(k) = \sqrt{(y(k) - y(k-1))^2}$ (8.2.2.2).

Προκειμένου να προσδιοριστεί ο κατάλληλος τύπος υπολογισμού του *u(k)*, πραγματοποιήθηκαν αρκετές δοκιμές με διάφορους άλλους τύπους. Ο παραπάνω τύπος επιλέχθηκε με κριτήριο τη μεγαλύτερη συμβολή στην προβλεψιμότητα του συστήματος (65,33%).

Από τα αρχικά δεδομένα υπολογίζεται ο κινητός μέσος των 3 τελευταίων συνεδριάσεων της τιμής κλεισίματος με βάση τη σχέση:

$$SMA = \frac{\text{Sum of 3 day's closing price}}{3 \text{ days}} \quad (8.2.2.3).$$

Τα επεξεργασμένα πλέον δεδομένα διαχωρίζονται σε δεδομένα εκπαίδευσης και σε δεδομένα αξιολόγησης του συστήματος PATSOS. Περίπου το 98.5% των παρατηρήσεων χρησιμοποιούνται για εκπαίδευση και το 1.5% για αξιολόγηση. Χρησιμοποιείται το 98.5% του δείγματος για εκπαίδευση, ποσοστό το οποίο είναι αρκετό υψηλό. Αυτό γίνεται διότι ο στόχος είναι το μοντέλο να εκπαιδευτεί με όσο το δυνατό περισσότερα δεδομένα. Το ποσοστό των δεδομένων αξιολόγησης αναφέρεται σε 60 συνεδριάσεις.

Αρχικά τα δεδομένα χωρίστηκαν σε 3.063 δεδομένα εκπαίδευσης (training data), 1.000 δεδομένα ελέγχου (checking data) και 60 δεδομένα αξιολόγησης (test data). Τα δεδομένα ελέγχου (checking data) χρησιμοποιούνται κατά τη

διάρκεια της εκπαίδευσης, ώστε να αποφευχθεί η υπερεκπαίδευση (overfitting) του νευρο-ασαφούς δικτύου. Συνήθως τα δεδομένα ελέγχου χρησιμοποιούνται σε περιπτώσεις όπου υπάρχει μεγάλος αριθμός δεδομένων εκπαίδευσης και μεγάλος αριθμός επαναλήψεων της εκπαίδευσης, προκειμένου να αποφευχθεί η υπερεκπαίδευση του μοντέλου. Εάν συμβεί υπερεκπαίδευση το μοντέλο δεν θα προσεγγίζει ικανοποιητικά τα δεδομένα αξιολόγησης εκτός δείγματος. Στην παρούσα έρευνα δεν υπήρξε καμία βελτίωση στα αποτελέσματα πρόβλεψης με τη χρήση δεδομένων ελέγχου, αντιθέτως το σφάλμα εκπαίδευσης χειροτέρεψε. Για το λόγο αυτό δεν ελήφθησαν υπόψη στη παρούσα εργασία δεδομένα ελέγχου.

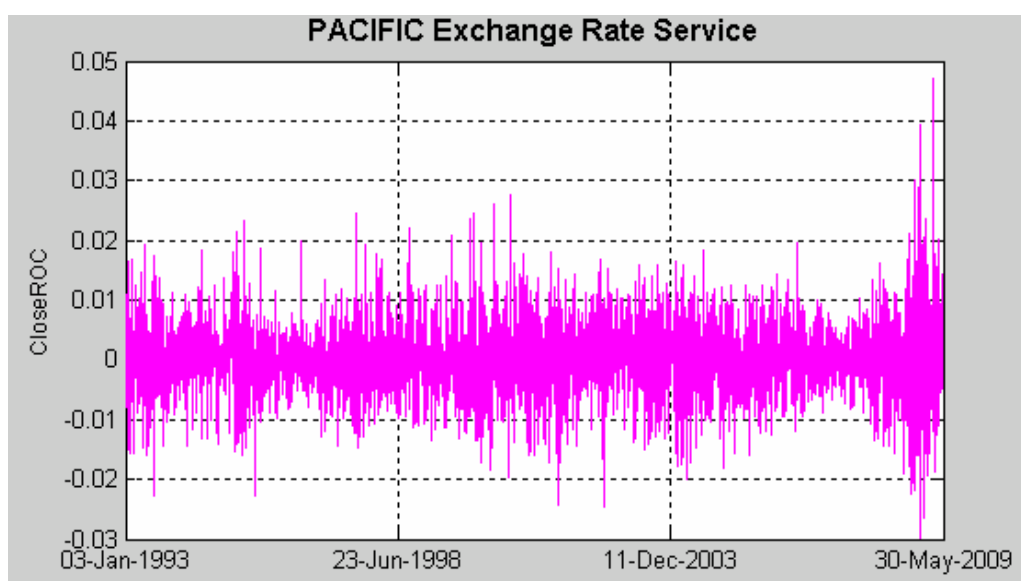
Σύμφωνα με τον Jang, 1997 για ένα μοντέλο μίας εισόδου χρειάζονται τουλάχιστο 10 δεδομένα, για δύο εισόδους χρειάζονται τουλάχιστο $10^2 = 100$ δεδομένα και για τρεις εισόδους τουλάχιστο $10^3 = 1000$ δεδομένα. Στην εργασία αυτή χρησιμοποιούνται 4123 δεδομένα εκπαίδευσης, που σημαίνει ότι ο αριθμός είναι αρκετά ικανοποιητικός.

Παρακάτω παρουσιάζεται ένα μέρος του δείγματος (ΠΙΝ. 8.2.2.1) και τα δεδομένα σε μορφή τιμών μεταβολής της συναλλαγματικής ισοτιμίας USD/EUR

Πίνακας 8.2.2.1 Μέρος του δείγματος
δεδομένων εκπαίδευσης για τον CONANFIS και PR-ANFIS

CON-ANFIS δείγμα			PR-ANFIS δείγμα			
$y(k)$	$y(k+1)$	$u(k)$	$y(k-1)$	$y(k)$	$u(k)$	$y(k+1)$
0.0111	-0.0059	0.0170	-0.0063	-0.0071	0.0038	-0.0040
-0.0059	0.0012	0.0071	-0.0071	-0.0040	0.0042	0.0010
0.0012	-0.0011	0.0023	-0.0040	0.0010	0.0027	0.0025
-0.0011	0.0063	0.0074	0.0010	0.0025	0.0039	-0.0019
0.0063	-0.0012	0.0076	0.0025	-0.0019	0.0059	0.0047
-0.0012	-0.0016	0.0003	-0.0019	0.0047	0.0200	-0.0155

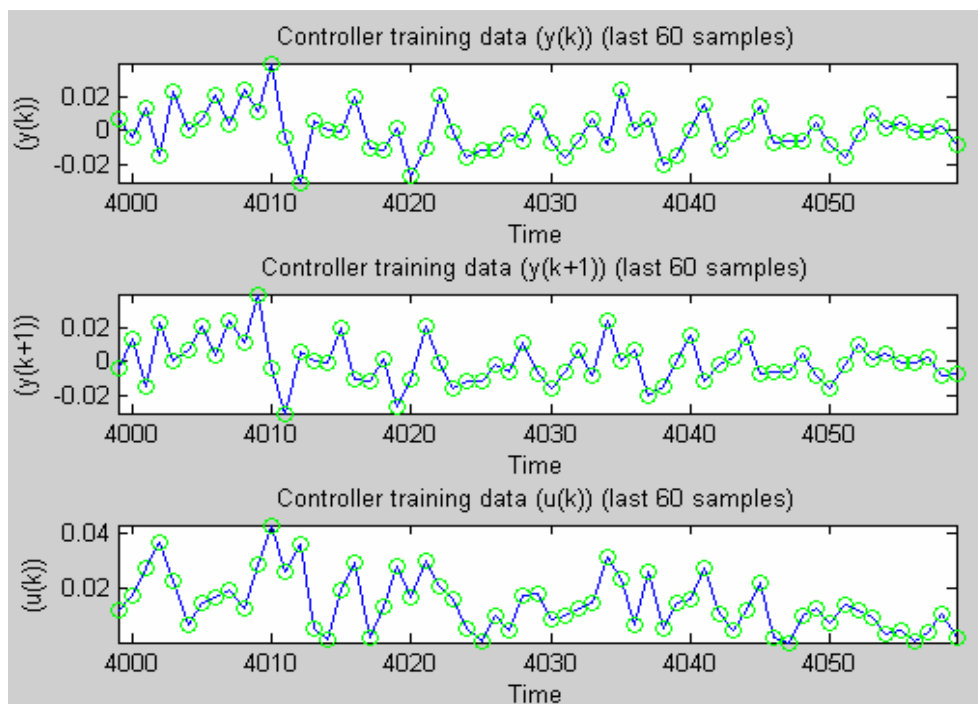
-0.0016	0.0084	0.0100		0.0047	-0.0155	0.0191	0.0043
0.0084	-0.0078	0.0162		-0.0155	0.0043	0.0091	-0.0060
-0.0078	0.0136	0.0215		0.0043	-0.0060	0.0055	0.0010
0.0136	0.0038	0.0099		-0.0060	0.0010	0.0026	0.0012
0.0038	-0.0071	0.0109		0.0010	0.0012	0.0033	-0.0021
-0.0071	0.0100	0.0171		0.0012	-0.0021	0.0036	0.0015
0.0100	0.0166	0.0067		-0.0021	0.0015	0.0027	0.0002
0.0166	-0.0037	0.0203		0.0015	0.0002	0.0027	-0.0011
-0.0037	-0.0084	0.0047		0.0002	-0.0011	0.0052	0.0048
-0.0084	-0.0015	0.0069		-0.0011	0.0048	0.0060	0.0124
-0.0015	-0.0145	0.0131		0.0048	0.0124	0.0130	-0.0010



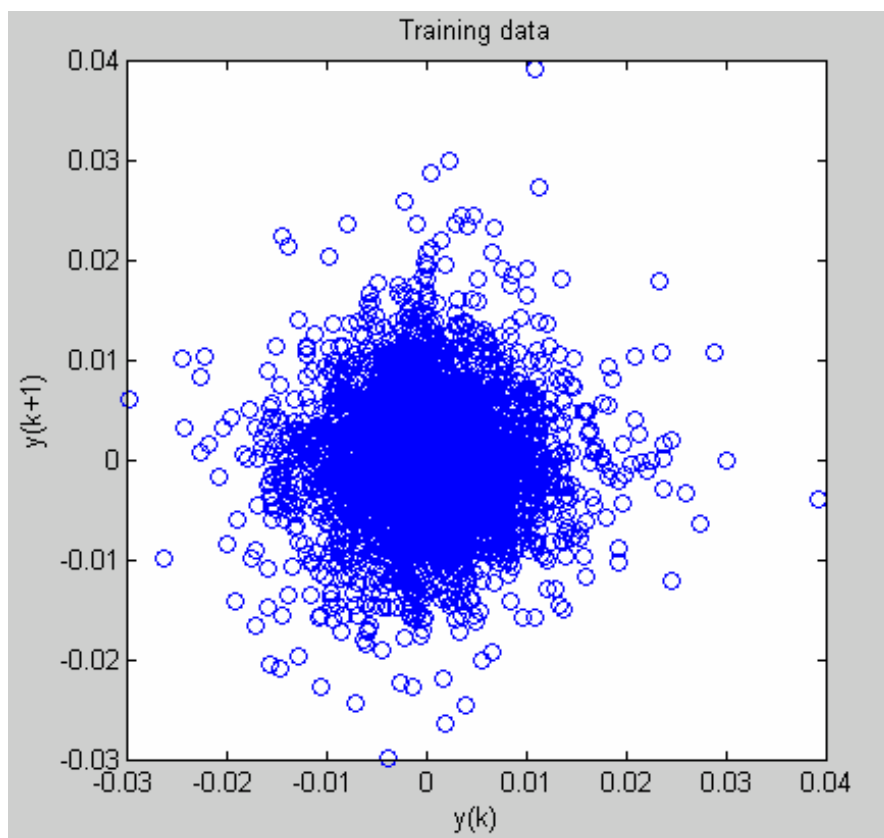
Σχήμα 8.2.2.1: Τα δεδομένα μεταβολής της τιμής της συναλλαγματικής ισοτιμίας USD/EUR

8.3 Εκπαίδευση του μοντέλου CON-ANFIS

Η εκπαίδευση του συστήματος PATSOS μπορεί να επαναλαμβάνεται μετά από κάθε συνεδρίαση ούτως ώστε κάθε νέα τιμή να ενσωματώνεται μέσω της εκπαίδευσης στο σύστημα. Δείγμα 4.123 δεδομένων χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του ελεγκτή της μορφής $[y(k) \ y(k+1); u(k)]$. Το Σχήμα 8.3.1 παρουσιάζει τη γραφική παράσταση μέρους των δεδομένων εκπαίδευσης (60) των εισόδων και της εξόδου. Χρησιμοποιώντας τρεις συναρτήσεις συμμετοχής και εισάγοντας στο μοντέλο τα παραπάνω ζεύγη δεδομένων εκπαίδευσης, δημιουργήθηκαν 25 ασαφείς κανόνες που περιγράφονται στο κεφάλαιο 5. Πολλές δοκιμές εκπαίδευσης του μοντέλου πραγματοποιήθηκαν, για να βρεθεί ο πιο αποτελεσματικός αριθμός των επαναλήψεων εκπαίδευσης (epochs) κατά τη διαδικασία της μάθησης.



Σχήμα 8.3.1: Διάγραμμα μέρους των δεδομένων εκπαίδευσης του CON ANFIS.



Σχήμα 8.3.2: Δυσδιάστατη παρουσίαση της διασποράς των δεδομένων εκπαίδευσης του CON-ANFIS

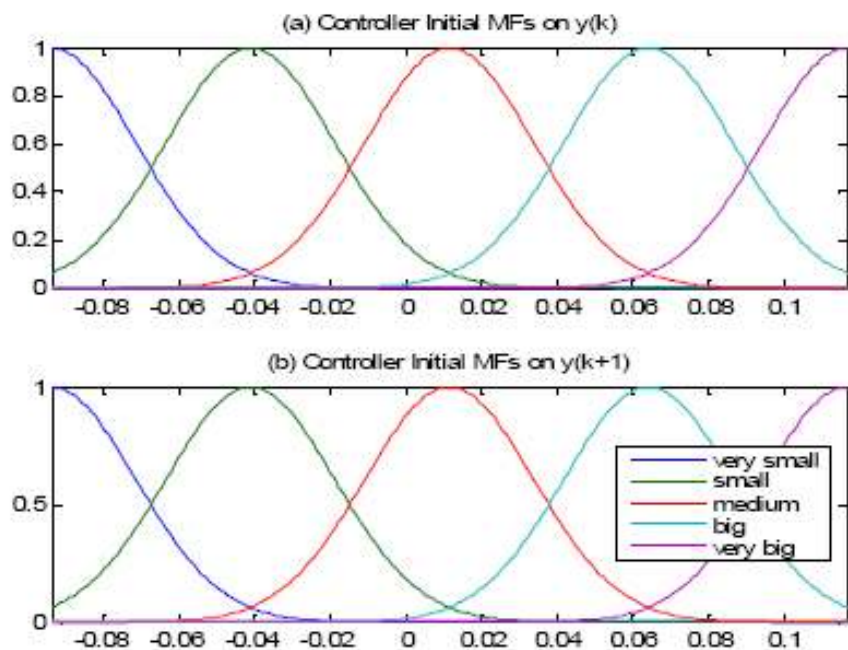
Ως κριτήρια για την επιλογή του αριθμού των επαναλήψεων εκπαίδευσης, υπολογίζονται η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος και το ποσοστό της ακριβούς πρόβλεψης της τάσης της συναλλαγματικής ισοτιμίας, όπως παρουσιάζονται στον Πίνακα 8.3.1. Επιλέχθηκε ο αριθμός επαναλήψεων 400 ο οποίος δίδει το μεγαλύτερο ποσοστό πρόβλεψης (68.33%) και παράλληλα το μικρότερο RMSE.

Τύπος Συναρτήσεων Συμμετοχής	Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά είσοδο του CON-ANFIS			Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά είσοδο του PR-ANFIS				RMSE	Ακρίβεια πρόβλεψης της κατεύθυνσης του USD/EUR % (Hit rate)
	$y(k+1)$	$y(k)$	epochs	$y(k-1)$	$y(k)$	$u(k)$	epochs		
gaussmf	5	5	100	3	3	3	100	0,020	64.20
Gaussmf	5	5	200	3	3	3	100	0.0119	63.20

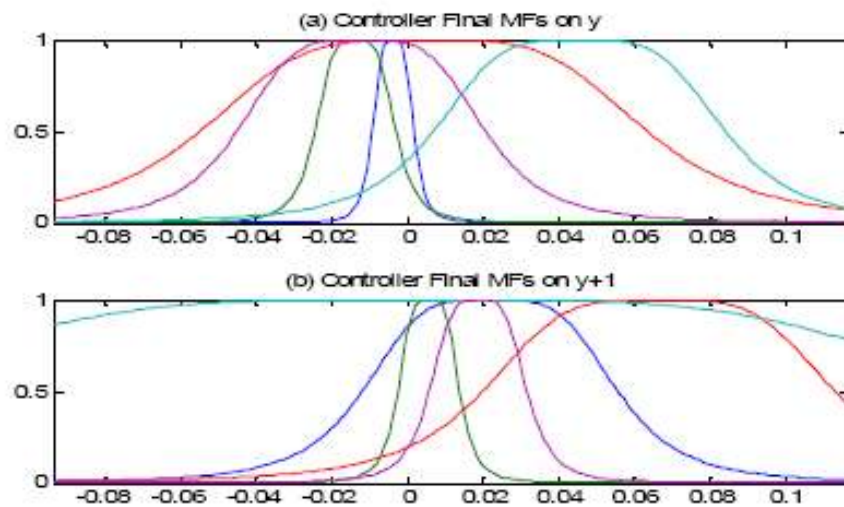
Gaussmf	5	5	300	3	3	3	100	0.0121	64.34
Gaussmf	5	5	400	3	3	3	100	0.0118	65.33
Gaussmf	5	5	500	3	3	3	100	0.0123	63.23
Gaussmf	5	5	600	3	3	3	100	0.0133	64.34
Gaussmf	5	5	700	3	3	3	100	0.0134	63.33
Gaussmf	5	5	800	3	3	3	100	0.0145	64.24
gaussmf	5	5	900	3	3	3	100	0.0125	63.30
Gaussmf	5	5	1000	3	3	3	100	0.0135	63.45
Gaussmf	5	5	1100	3	3	3	100	0.0134	59.34

Πίνακας 8.3.1. Σύγκριση διαφορετικών επαναλήψεων εκπαίδευσης του CONANFIS

Το αρχικό μοντέλο σχηματίστηκε με βάση τον αριθμό των εισόδων και τον αριθμό των συναρτήσεων συμμετοχής με αποτέλεσμα να δημιουργηθούν 25 κανόνες.



Σχήμα 8.3.3: Διάγραμμα των συναρτήσεων συμμετοχής του CON-ANFIS πριν από την εκπαίδευση



Σχήμα 8.3.4: Διάγραμμα των συναρτήσεων συμμετοχής του CON-ANFIS μετά από την εκπαίδευση

Ακολούθησε η εκπαίδευση αυτού του μοντέλου με τη χρήση των 4.775 ζευγών εκπαίδευσης, ώστε να βρεθούν οι βέλτιστες παράμετροι των συναρτήσεων συμμετοχής, ώστε το μοντέλο να επιτυγχάνει ένα επιθυμητό επίπεδο πρόβλεψης. Οι αρχικές συναρτήσεις συμμετοχής, πριν την εκπαίδευση, παρουσιάζονται στο Σχήμα 8.3.3. Στο Σχήμα 8.3.4 παρουσιάζονται οι τελικές συναρτήσεις συμμετοχής μετά την εκπαίδευση. Στο Σχήμα 8.3.3 παρουσιάζεται η διαίρεση του εύρους των εισόδων σε πέντε ασαφείς περιοχές - σύνολα και οι αντίστοιχες συναρτήσεις συμμετοχής (πολύ μικρό, μικρό, μέτριο, μεγάλο και πολύ μεγάλο). Μετά τον καθορισμό του αριθμού των εισόδων και του αριθμού των συναρτήσεων συμμετοχής, οι αρχικές τιμές των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής τίθενται κατά τέτοιο τρόπο, ώστε τα κέντρα τους να απέχουν εξίσου εντός του εύρους της περιοχής της κάθε εισόδου. Οι αρχικές τιμές των παραμέτρων του κέντρου (center, c) και του πλάτους (width, σ), της κάθε συνάρτησης συμμετοχής των εισόδων, τύπου gauss, δίνονται στον Πίνακα 8.3.2.

Πίνακας 8.3.2: Αρχικές (πριν από την εκπαίδευση) τιμές των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής τύπου gauss των εισόδων του ελεγκτή CON-ANFIS.

Είσοδοι	Συναρτήσεις συμμετοχής Gauss	Πλάτος της συνάρτησης συμμετοχής (σ)	Κέντρο της συνάρτησης συμμετοχής (c)
Είσοδος $y(k+1)$	Πολύ μικρό	0,0223	-0,936
	Μικρό	0,0223	-0,0410
	Μετριο	0,0223	0,0116
	Μεγάλο	0,0223	0,642
Είσοδος $y(k)$	Πολύ μεγάλο	0,0223	0,1168
	Πολύ μικρό	0,0223	-0,936
	Μικρό	0,0223	-0,0410
	Μετριο	0,0223	0,0116
	Μεγάλο	0,0223	0,642
	Πολύ μεγάλο	0,0223	0,1168

Στο Σχήμα 8.3.4 παρουσιάζεται η διαίρεση του εύρους των εισόδων σε διαστήματα, μετά την εκπαίδευση του ελεγκτή καθώς και το τελικό σχήμα των συναρτήσεων συμμετοχής. Στον Πίνακα 8.3.3 παρουσιάζονται οι τιμές των παραμέτρων του κέντρου (center, c) και του πλάτους (width, σ) των συναρτήσεων συμμετοχής gauss μετά την εκπαίδευση.

Πίνακας 8.3.3: Τελικές (μετά την εκπαίδευση) τιμές των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής τύπου gauss των εισόδων του ελεγκτή CON-ANFIS.

Είσοδοι	Συναρτήσεις συμμετοχής Gauss	Πλάτος της συνάρτησης συμμετοχής (σ)	Κέντρο της συνάρτησης συμμετοχής (c)
---------	------------------------------	---	--

Είσοδος $y(k+1)$	Πολύ μικρό	0.1406	-0.0557
	Μικρό	-0.0006	-0.0941
	Μετριο	0.0272	0.0840
	Μεγάλο	0.0254	0.0011
	Πολύ μεγάλο	0.0090	0.0058
Είσοδος $y(k)$	Πολύ μικρό	-0.0282	-0.0748
	Μικρό	0.0447	-0.0824
	Μετριο	-0.0182	0.0418
	Μεγάλο	0.0003	0.1010
	Πολύ μεγάλο	-0.0006	0.0951

Οι συναρτήσεις συμμετοχής του CON-ANFIS υπολογίζονται με αντικατάσταση

στον παρακάτω τύπο για την είσοδο $y(k+1)$ και $y(k)$: $gaussmf(x) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2}$

$$\mu_{VerySmall}(y(k+1)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k+1)-(-0.0557)}{-0.1406}\right)^2}$$

$$\mu_{VerySmall}(y(k)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k)-(-0.0748)}{-0.0282}\right)^2}$$

$$\mu_{Small}(y(k+1)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k+1)-(-0.0941)}{-0.0006}\right)^2}$$

$$\mu_{Small}(y(k)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k)-(-0.0824)}{0.0447}\right)^2}$$

$$\mu_{Medium}(y(k+1)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k+1)-(0.0840)}{0.0272}\right)^2}$$

$$\mu_{Medium}(y(k)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k)-(0.0418)}{-0.0182}\right)^2}$$

$$\mu_{Big}(y(k+1)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k+1)-(0.0011)}{0.0254}\right)^2}$$

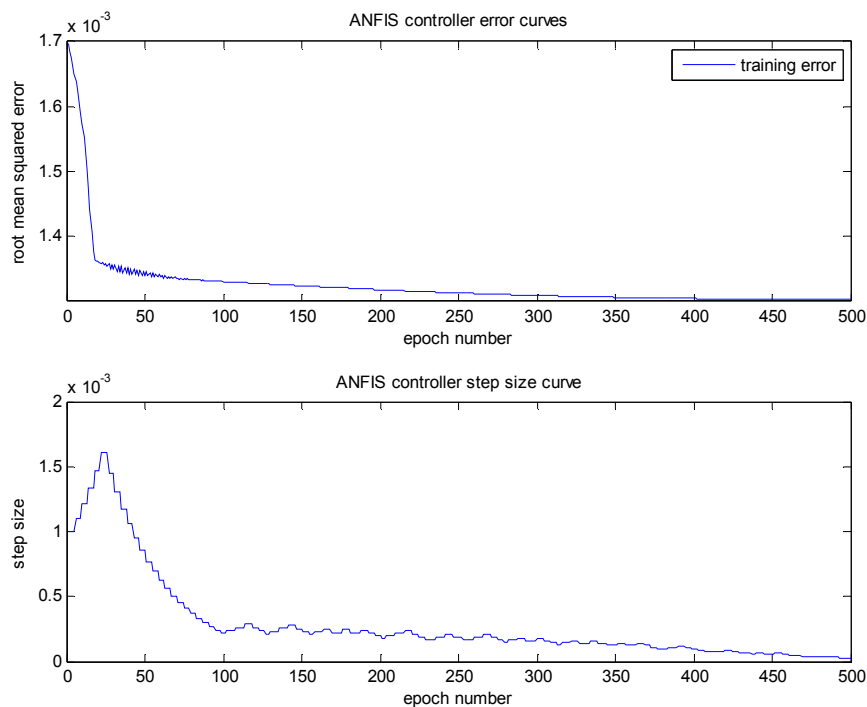
$$\mu_{Big}(y(k)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k)-(0.1010)}{0.0003}\right)^2}$$

$$\mu_{VeryBig}(y(k+1)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k+1)-(0.0058)}{0.0090}\right)^2}$$

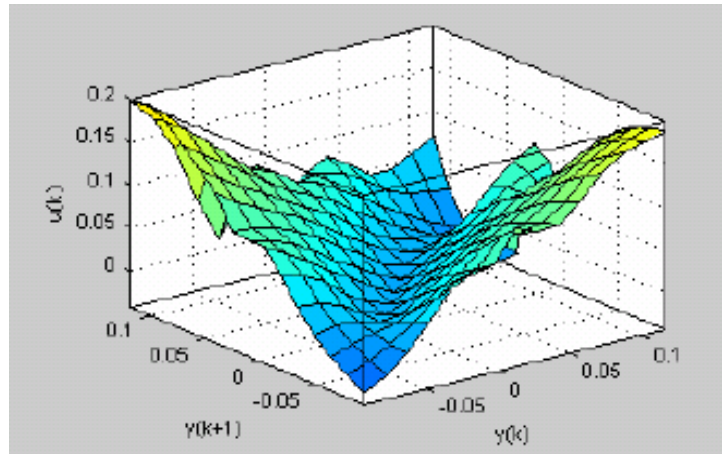
$$\mu_{VeryBig}(y(k)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k)-(0.0951)}{-0.0006}\right)^2}$$

Το Σχήμα 8.3.5 παρουσιάζει το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE), καθώς ο αριθμός των επαναλήψεων της εκπαίδευσης τείνει στο 400. Επίσης, παρουσιάζεται η σταδιακή μείωση του βήματος μάθησης, καθώς ο αριθμός των επαναλήψεων της εκπαίδευσης φθάνει στο 400. Όπως δείχνει το πρώτο διάγραμμα, η περισσότερο αποτελεσματική εκπαίδευση έγινε κατά τις πρώτες 300 επαναλήψεις, όπου παρουσιάζεται η μεγαλύτερη μείωση του σφάλματος. Η μικρή τιμή της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) αποδεικνύει ότι το μοντέλο έχει συλλάβει κατά πολύ τις δυναμικές σχέσεις μεταξύ των εισόδων και της εξόδου του ελεγκτή. Επίσης, αποδεικνύει ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης περιέχουν όλη την απαραίτητη πληροφορία η οποία επηρεάζει την έξοδο του μοντέλου. Από το διάγραμμα αυτό δεν παρατηρείται υπερεκπαίδευση (overfitting) του μοντέλου καθώς το τέλος της καμπύλης του μέσου τετραγωνικού σφάλματος της εκπαίδευσης πλησιάζει ομαλά προς το μηδέν χωρίς να έχει τάση ανόδου και τελικά γίνεται ευθεία γραμμή.

Σχήμα 8.3.5: Η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) μάθησης και το βήμα μάθησης (step size)



Στο Σχήμα 8.3.6 παρουσιάζεται η επιφάνεια του CON-ANFIS μετά την εκπαίδευση. Παρατηρείται ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης κατανέμονται κατά ομοιόμορφο τρόπο εντός της περιοχής των εισόδων του ελεγκτή, χωρίς να υπάρχουν απότομες μεταβολές.



Σχήμα 8.3.6: Η επιφάνεια του CON-ANFIS

Πίνακας 8.3.4: Οι τιμές των παραμέτρων $[p_i, q_i, r_i]$ όλων των κανόνων, όπως διαμορφώνονται μετά την εκπαίδευση του CON-ANFIS.

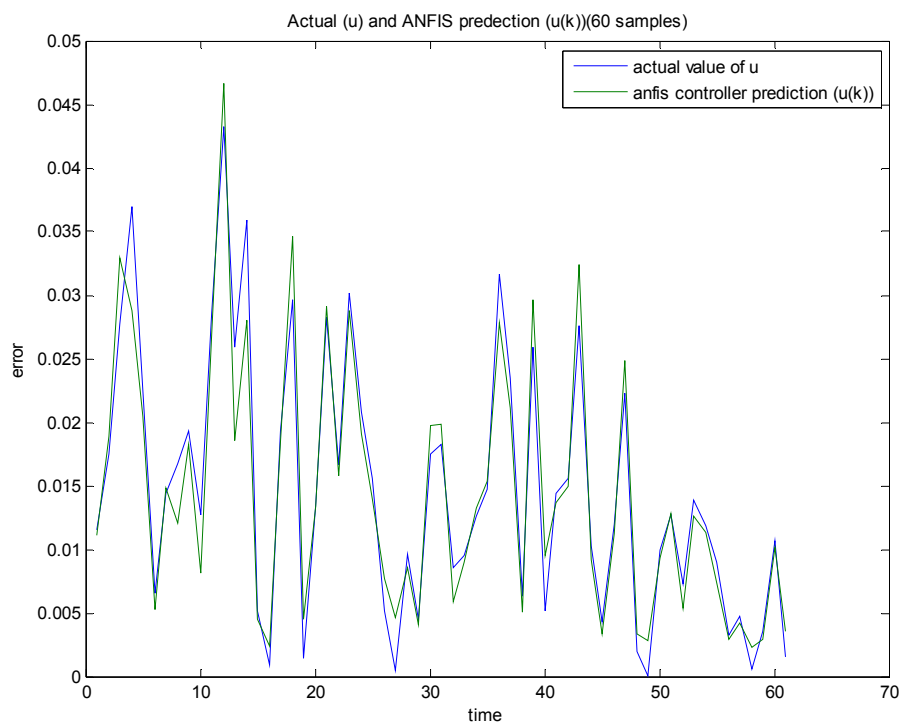
Κανόνες	Παραμέτρων $[p_i, q_i, r_i]$
Κανόνας 1	[1.227 -0.6102 -0.2758]
Κανόνας 2	[-0.1956 -3.083 0.1302]
Κανόνας 3	[-0.7691 1.041 0.01533]
Κανόνας 4	[0 0 0]
Κανόνας 5	[1.256e-022 -6.943e-022 -7.858e-021]
Κανόνας 6	[-0.004496 -0.000768 0.04803]
Κανόνας 7	[-0.01301 -0.002223 0.139]
Κανόνας 8	[-0.0002466 -4.212e-005 0.002634]
Κανόνας 9	[0 0 0 0]
Κανόνας 10	[0 0 0 0]
Κανόνας 11	[2.963 -1.295 0.2615]
Κανόνας 12	[0.6158 3.605 -0.03377]

Κανόνας 13	[0.8637 -2.51 0.08939]
Κανόνας 14	[0 0 0 0]
Κανόνας 15	[1.546e-025 -8.541e-025 -9.667e-024]
Κανόνας 16	[4.195 -6.118 0.647 0]
Κανόνας 17	[0.5771 11.21 -0.1338 0]
Κανόνας 18	[-1.07 1.064 -0.03186 0]
Κανόνας 19	[0 0 0 0]
Κανόνας 20	[1.042e-022 -5.76e-022 -6.519e-021 0]
Κανόνας 21	[-8.912 4.915 -0.2631 0]
Κανόνας 22	[5.555 -10.88 -0.01847 0]
Κανόνας 23	[-3.101 0.6827 0.04482 0]
Κανόνας 24	[0 0 0 0]
Κανόνας 25	[7.103e-024 -3.925e-023 -4.442e-022 0]

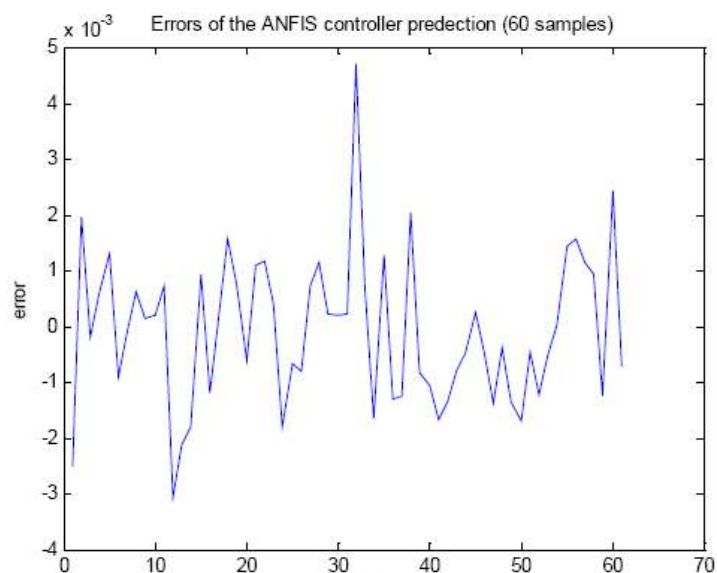
Αυτό σημαίνει ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης ήταν ικανοποιητικά και η αναπαράσταση των δυναμικών σχέσεων μεταξύ των εισόδων $y(k)$ και $y(k+1)$ και της εξόδου $u(k)$ είναι επίσης ικανοποιητική καθώς δεν παρατηρούνται οξείς μεταβολές στις ακμές των επιφανειών. Στον Πίνακα 8.3.4 παρουσιάζονται οι τιμές των παραμέτρων $[p_i, q_i, r_i]$ οι οποίες προσαρμόστηκαν με βάση τα δεδομένα της εκπαίδευσης του ελεγκτή, στο τέταρτο επίπεδο, και αποτελούν τις τιμές της εξίσωσης $O_{4,i} = \bar{w}_i * f_i = \bar{w}_i * (p_1 * x_1 + q_i * x_2 + r_i)$. Η τιμή του βάρους (w) ισούται με τη μονάδα. Στον πίνακα προκύπτουν οι κανόνες που δεν ενεργοποιούνται καθώς η τιμή των παραμέτρων είναι μηδέν.

Στο Σχήμα 8.3.7 παρουσιάζεται η αξιολόγηση του CON-ANFIS με τη χρήση των ίδιων δεδομένων με τα οποία εκπαιδεύτηκε (in sample test). Λόγω της πληθώρας των δεδομένων, προκειμένου να υπάρχει ευκρινέστερη διαγραμματική απεικόνιση, παρουσιάζονται μόνο οι τελευταίες 60 τιμές. Όπως παρουσιάζεται στο σχήμα, η πραγματική έξοδος $u(k)$ σχεδόν επικαλύπτεται από την έξοδο του CON-ANFIS. Στο Σχήμα 8.3.8 αποτυπώνεται το πολύ

μικρό σφάλμα υπωμένο στη μείον τρίτη μεταξύ της πραγματικής εξόδου και της εξόδου του CON-ANFIS.



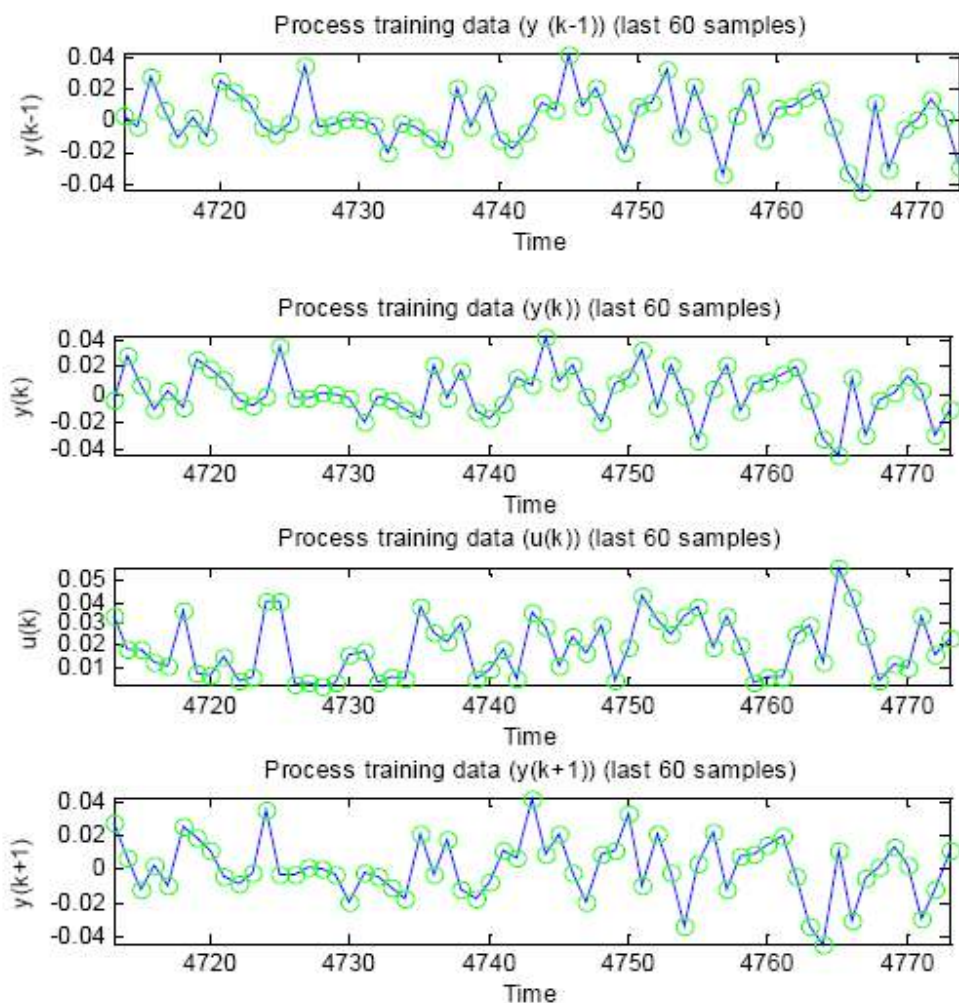
Σχήμα 8.3.7: Πραγματική τιμή του $u(k)$ και έξοδος του CON-ANFIS



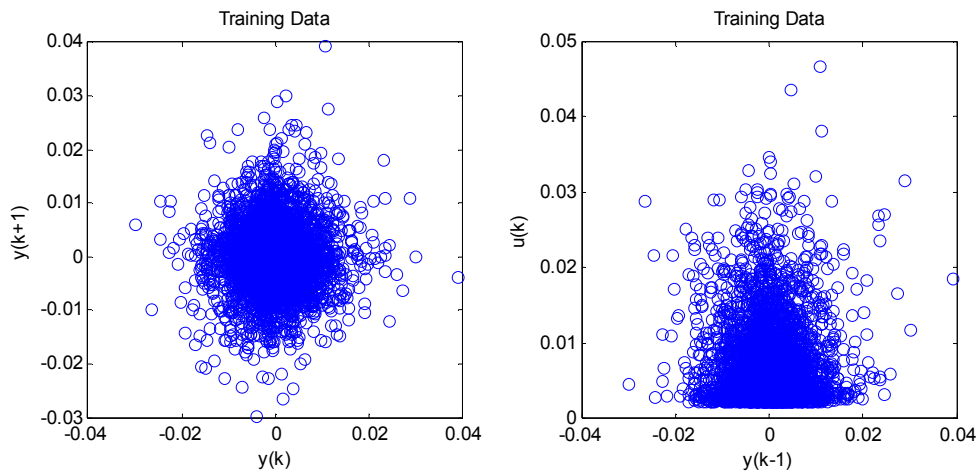
Σχήμα 8.3.8: Διάγραμμα σφάλματος της πρόβλεψης του CON-ANFIS

8.4 Εκπαίδευση του μοντέλου PR-ANFIS

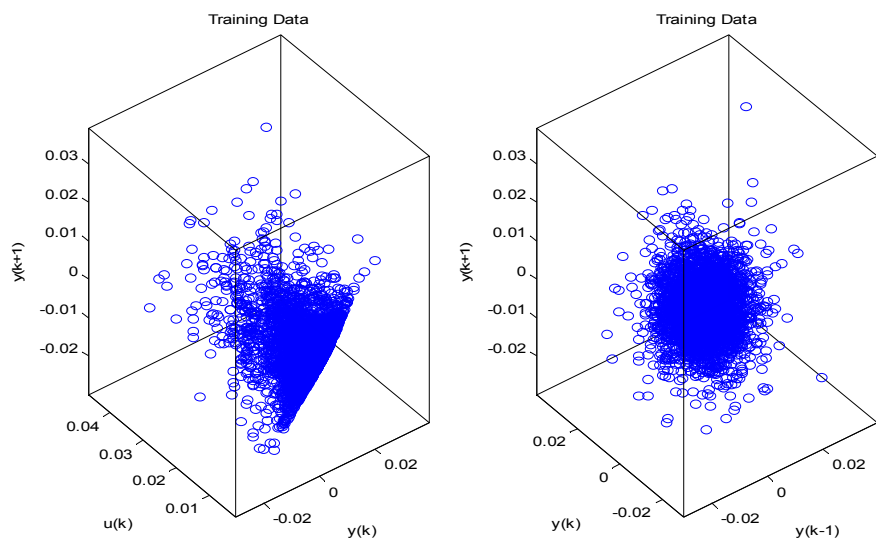
Η εκπαίδευση του μοντέλου επαναλαμβάνεται μετά από κάθε συνεδρίαση ούτως ώστε κάθε νέα τιμή να ενσωματώνεται μέσω της εκπαίδευσης στο μοντέλο. Δείγμα 4.123 δεδομένων χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του μοντέλου της διαδικασίας της μορφής $[y(k-1) \ y(k) \ u(k) ; y(k+1)]$. Το Σχήμα 8.4.1 παρουσιάζει την γραφική παράσταση μέρους των δεδομένων εκπαίδευσης (60) των εισόδων και της εξόδου. Στο Σχήμα 8.4.2 παρουσιάζονται τα δεδομένα εκπαίδευσης σε δυσδιάστατη μορφή. Στο Σχήμα 8.4.3 παρουσιάζονται τα δεδομένα εκπαίδευσης σε τρισδιάστατη μορφή.



Σχήμα 8.4.1: Διάγραμμα μέρους των δεδομένων εκπαίδευσης του PR-ANFIS.



Σχήμα 8.4.2: Δυσδιάστατη παρουσίαση των δεδομένων εκπαίδευσης του PR-ANFIS



Σχήμα 8.4.3: Τρισδιάστατη παρουσίαση των δεδομένων εκπαίδευσης του PR-ANFIS

Πολλές δοκιμές εκπαίδευσης του μοντέλου πραγματοποιήθηκαν, με διαφορετικό αριθμό επαναλήψεων σε κάθε δοκιμή, προκειμένου να βρεθεί ο πιο αποτελεσματικός αριθμός των επαναλήψεων. Τα αποτελέσματα των δοκιμών παρουσιάζονται στον πίνακα 8.4.1.

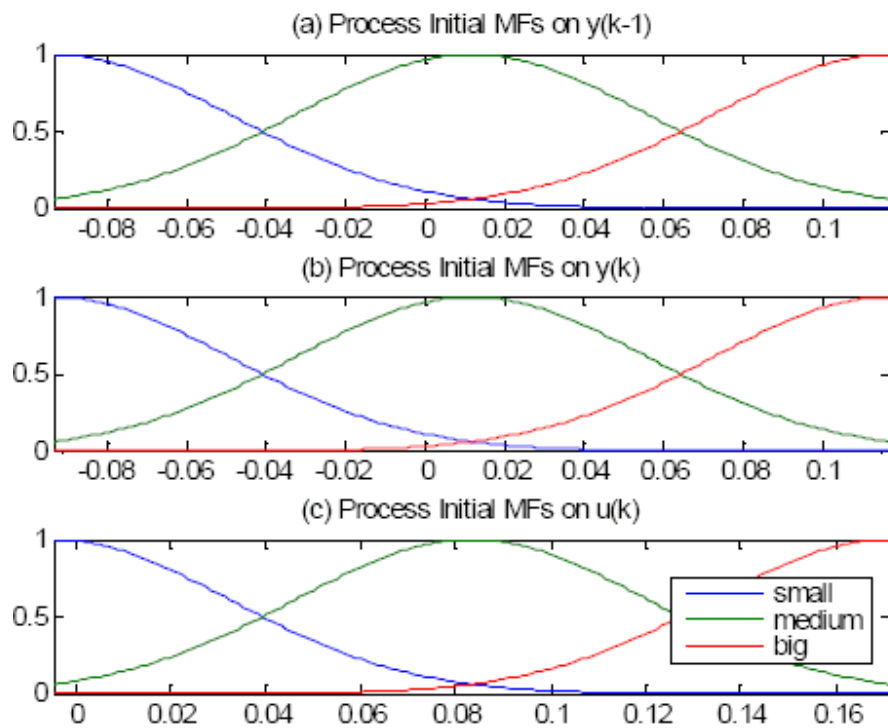
Πίνακας 8.4.1: Σύγκριση διαφορετικών επαναλήψεων εκπαίδευσης του PR-ANFIS

Τύπος Συναρτήσεων Συμμετοχής	Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά είσοδο του CON-ANFIS			Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά είσοδο του PR-ANFIS				RMSE	Ακρίβεια πρόβλεψης της κατεύθυνσης του USD/EUR % (Hit rate)
	y(k+1)	y(k)	epochs	y(k-1)	y(k)	u(k)	epochs		
gaussmf	5	5	400	3	3	3	100	0.0118	65.33
Gaussmf	5	5	400	3	3	3	200	0.0119	64.45
Gaussmf	5	5	400	3	3	3	300	0.0121	63.55
Gaussmf	5	5	400	3	3	3	400	0.0119	64.55
Gaussmf	5	5	400	3	3	3	500	0.0123	64.25
Gaussmf	5	5	400	3	3	3	600	0.0125	63.34
Gaussmf	5	5	400	3	3	3	700	0.0134	60.40
Gaussmf	5	5	400	3	3	3	800	0.0133	59.45
gaussmf	5	5	400	3	3	3	900	0.0144	60.95
Gaussmf	5	5	400	3	3	3	1000	0.0145	59.80

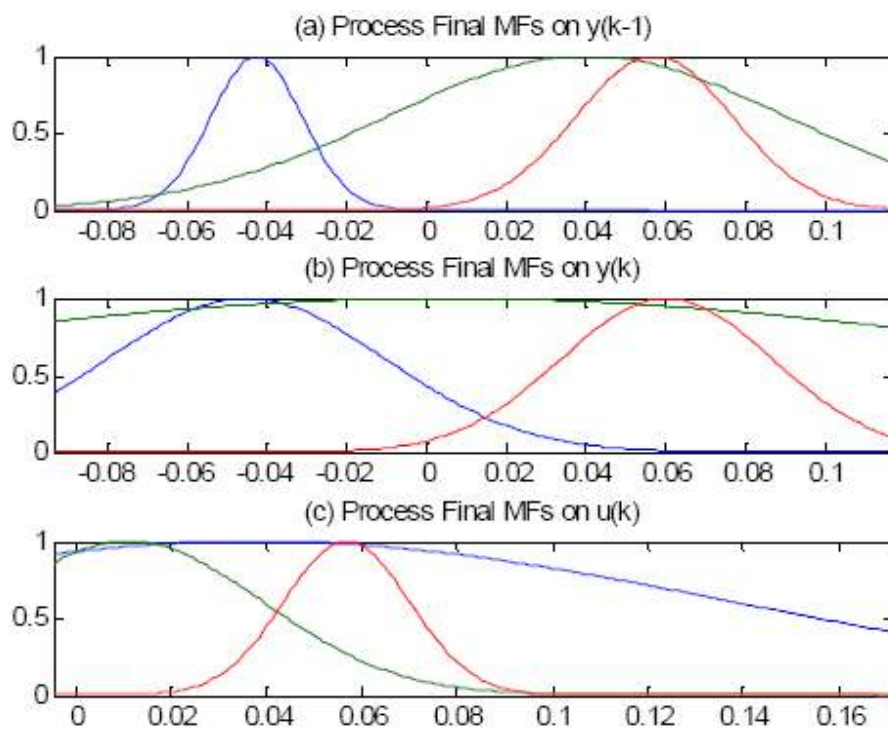
Ο αριθμός των επαναλήψεων εκπαίδευσης του PR-ANFIS ορίστηκε αρχικά στις 100 και σε κάθε δοκιμή αυξάνεται κατά 100 μέχρι τις 1.000 επαναλήψεις. Οι επαναλήψεις πάνω από τις 100 αυξάνουν τη ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος και μειώνουν την ακρίβεια της πρόβλεψης. Επιλέχθηκαν οι 100 επαναλήψεις εκπαίδευσης που δίνουν τη μεγαλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης της κατεύθυνσης της τιμής της συναλλαγματικής ισοτιμίας.

Η ακρίβεια πρόβλεψης προκύπτει από την αξιολόγηση του συστήματος με δεδομένα που δεν παρουσιάστηκαν στο σύστημα κατά την εκπαίδευση. Η κατεύθυνση των τιμών που δίδει το σύστημα είναι ίδια με την πραγματική κατεύθυνση των τιμών στο 65.33% των περιπτώσεων του δείγματος αξιολόγησης.

Οι αρχικές και τελικές συναρτήσεις συμμετοχής του μοντέλου PR-ANFIS πριν και μετά την εκπαίδευση παρουσιάζονται στα Σχήματα 8.4.4 και 8.4.5. αντίστοιχα.



Σχήμα 8.4.4: Διάγραμμα των συναρτήσεων συμμετοχής του PR-ANFIS πριν από την εκπαίδευση



Σχήμα 8.4.5: Διάγραμμα των συναρτήσεων συμμετοχής του PR-ANFIS μετ την εκπαίδευση.

Πίνακας 8.4.2: Αρχικές (πριν από την εκπαίδευση) τιμές των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής τύπου gauss των εισόδων του ελεγκτή PR-ANFIS.

Είσοδοι	Συναρτήσεις συμμετοχής Gauss	Πλάτος της συνάρτησης συμμετοχής (σ)	Κέντρο της συνάρτησης συμμετοχής (c)
Είσοδος $y(k+1)$	Μικρό	0,0447	-0.0936
	Μετριο	0,0447	0.0116
	Μεγάλο	0,0447	0.1168
Είσοδος $y(k)$	Μικρό	0,0447	-0.0936
	Μετριο	0,0447	0.0116
	Μεγάλο	0,0447	0.1168
Είσοδος $u(k)$	Μικρό	0,0374	-0.0046
	Μετριο	0,0374	0.0833
	Μεγάλο	0,0374	0.1713

Στο Σχήμα 8.4.4 παρουσιάζεται η διαίρεση του εύρους των εισόδων σε τρεις ασαφείς περιοχές - σύνολα και οι αντίστοιχες συναρτήσεις συμμετοχής (μικρό, μέτριο και μεγάλο). Μετά τον καθορισμό του αριθμού των συναρτήσεων συμμετοχής, οι αρχικές τιμές των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής τίθενται κατά τέτοιο τρόπο, ώστε τα κέντρα τους να απέχουν εξίσου εντός του εύρους της περιοχής της κάθε εισόδου. Οι αρχικές τιμές των παραμέτρων του κέντρου (center, c) και του πλάτους (width, σ) της κάθε συνάρτησης συμμετοχής των εισόδων, τύπου gauss, δίνονται στον Πίνακα 8.4.2. Στο Σχήμα 8.4.5 παρουσιάζεται η διαίρεση του εύρους των εισόδων σε διαστήματα, μετά την εκπαίδευση του ελεγκτή καθώς και το τελικό σχήμα των συναρτήσεων συμμετοχής. Στον Πίνακα 8.4.3 παρουσιάζονται οι τιμές των παραμέτρων του κέντρου (center, c) και του πλάτους (width, σ) των συναρτήσεων συμμετοχής gauss μετά την εκπαίδευση.

Είσοδοι	Συναρτήσεις συμμετοχής Gauss	Πλάτος της συνάρτησης συμμετοχής (σ)	Κέντρο της συνάρτησης συμμετοχής (c)
Είσοδος $y(k+1)$	Μικρό	0,0447	-0.0936
	Μετριο	0,0447	0.0116
	Μεγάλο	0,0447	0.1168
Είσοδος $y(k)$	Μικρό	0,0447	-0.0936
	Μετριο	0,0447	0.0116
	Μεγάλο	0,0447	0.1168
Είσοδος $u(k)$	Μικρό	0,0374	-0.0046
	Μετριο	0,0374	0.0833
	Μεγάλο	0,0374	0.1713

Οι συναρτήσεις συμμετοχής του PR-ANFIS υπολογίζονται με αντικατάσταση στον παρακάτω τύπο για την είσοδο $y(k+1)$, $y(k)$ και $u(k)$:

$$gaussmf(x) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2}$$

$$\mu_{Small}(y(k-1)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k-1)-(-0.0427)}{-0.0114}\right)^2}$$

$$\mu_{Medium}(y(k-1)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k-1)-(0.0401)}{0.0501}\right)^2}$$

$$\mu_{Big}(y(k-1)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k-1)-(0.0570)}{-0.0196}\right)^2}$$

$$\mu_{Small}(y(k)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k)-(-0.0453)}{-0.0349}\right)^2}$$

$$\mu_{Medium}(y(k)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k)-(0.0050)}{-0.1731}\right)^2}$$

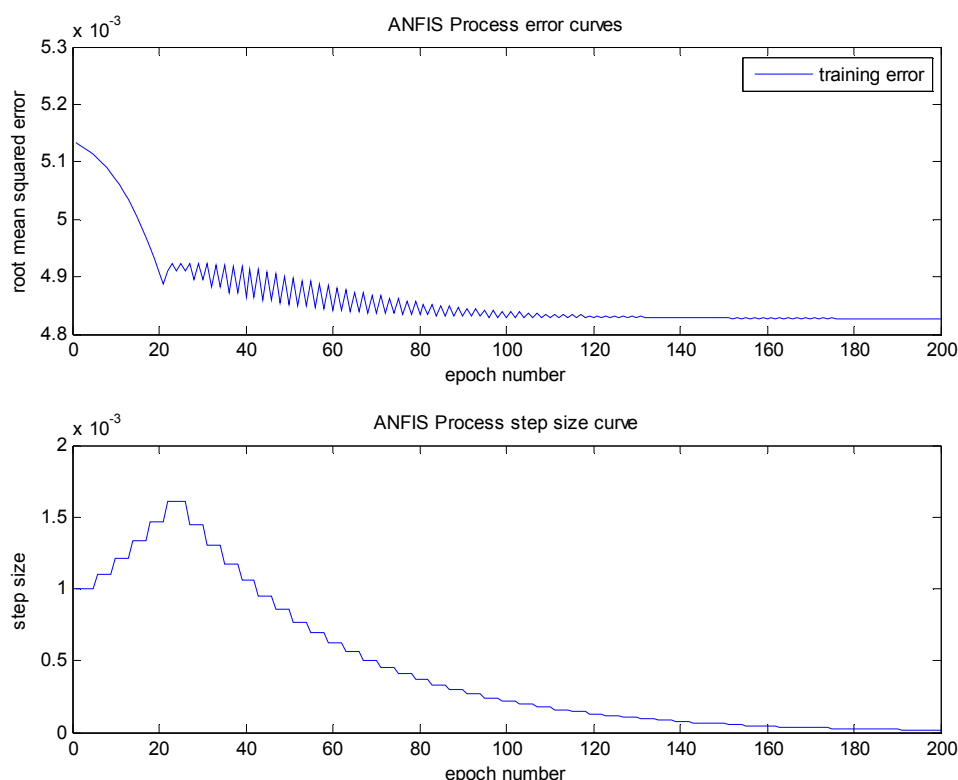
$$\mu_{Big}(y(k)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k)-(0.0602)}{-0.0265}\right)^2}$$

$$\mu_{Small}(u(k)) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{y(u) - (0.0375)}{-0.1001} \right)^2}$$

$$\mu_{Medium}(u(k)) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{y(u) - (0.0110)}{-0.0282} \right)^2}$$

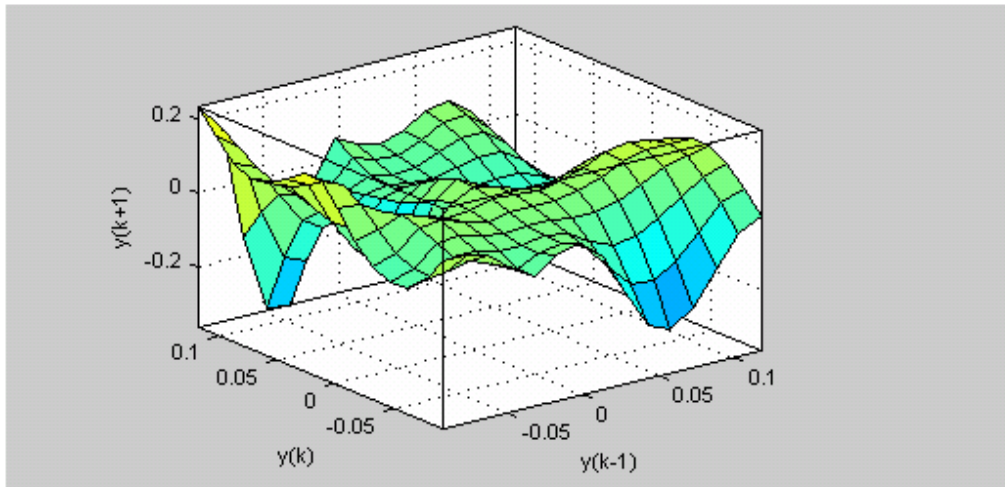
$$\mu_{Big}(u(k)) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{y(u) - (0.0568)}{0.0132} \right)^2}$$

Το Σχήμα 8.4.6 παρουσιάζει τη ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) καθώς ο αριθμός των επαναλήψεων της εκπαίδευσης τείνει στο 100. Επίσης, παρουσιάζει τη σταδιακή μείωση του βήματος μάθησης (step size), καθώς ο αριθμός των επαναλήψεων της εκπαίδευσης φθάνει στους 100. Από το διάγραμμα αυτό δεν παρατηρείται υπερεκπαίδευση (overfitting), καθώς η καμπύλη του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) μειώνεται συνεχώς κατά τη διάρκεια των επαναλήψεων.



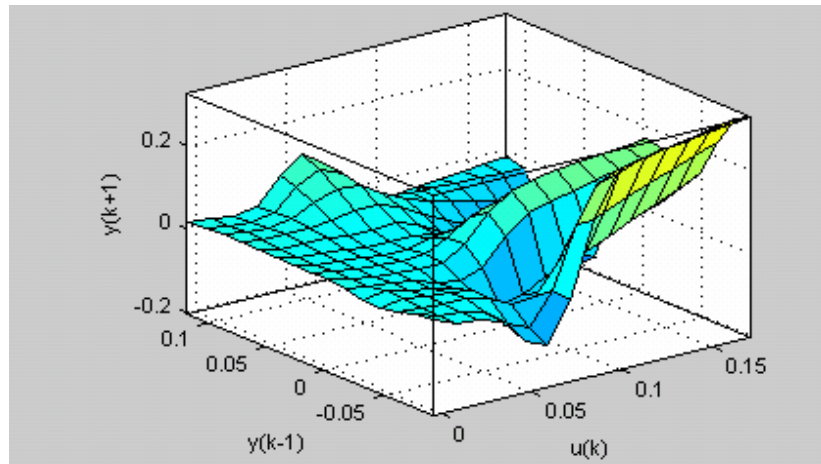
Σχήμα 8.4.6: Η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) και το βήμα μάθησης (step size) του PR-ANFIS

Στο Σχήμα 8.4.7 παρουσιάζεται η επιφάνεια του PR-ANFIS μετά την εκπαίδευση για τις εισόδους $y(k-1)$ και $y(k)$. Παρατηρείται ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης κατανέμονται σχεδόν κατά ομοιόμορφο τρόπο εντός της περιοχής ελέγχου. Αυτό σημαίνει ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης ήταν αρκετά ικανοποιητικά και η αναπαράσταση των δυναμικών σχέσεων μεταξύ των εισόδων $y(k)$ και $y(k-1)$ και της εξόδου $y(k+1)$ είναι επίσης αρκετά ικανοποιητική, καθόσον δεν υπάρχουν σημαντικά απότομες μεταβολές στις ακμές των επιφανειών.



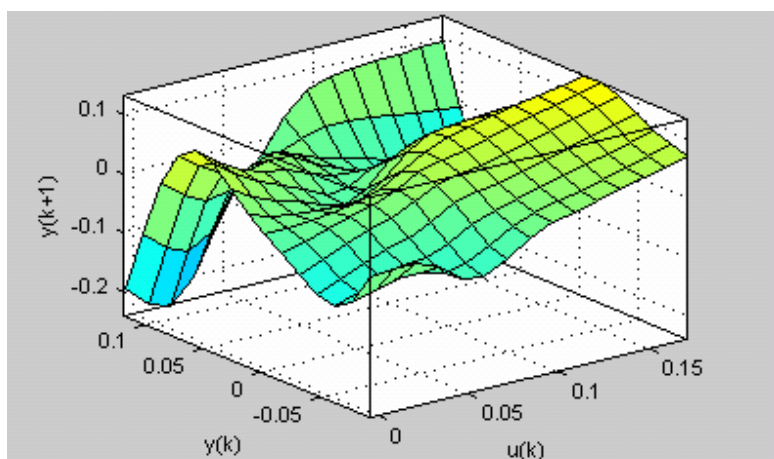
Σχήμα 8.4.7: Η επιφάνεια του PR-ANFIS για τις εισόδους $y(k-1)$ και $y(k)$

Στο Σχήμα 8.4.8 παρουσιάζεται η επιφάνεια του PR-ANFIS μετά την εκπαίδευση για τις εισόδους $y(k-1)$ και $u(k)$. Παρατηρείται ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης κατανέμονται κατά σχεδόν ομοιόμορφο τρόπο εντός της περιοχής ελέγχου, χωρίς να υπάρχουν σημαντικά απότομες μεταβολές. Αυτό σημαίνει ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης ήταν ικανοποιητικά και η αναπαράσταση των δυναμικών σχέσεων μεταξύ των εισόδων $y(k-1)$ και $u(k)$ και της εξόδου $y(k+1)$ είναι επίσης ικανοποιητική καθόσον δεν υπάρχουν απότομες μεταβολές στις ακμές των επιφανειών.



Σχήμα 8.4.8: Η επιφάνεια του PR-ANFIS για τις εισόδους $y(k-1)$ και $u(k)$

Στο Σχήμα 8.4.9 παρουσιάζεται η επιφάνεια του PR-ANFIS μετά την εκπαίδευση για τις εισόδους $y(k)$ και $u(k)$. Παρατηρείται ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης κατανέμονται κατά σχεδόν ομοιόμορφο τρόπο εντός της περιοχής ελέγχου, χωρίς να υπάρχουν σημαντικά απότομες μεταβολές. Αυτό σημαίνει ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης ήταν αρκετά ικανοποιητικά και η αναπαράσταση των δυναμικών σχέσεων μεταξύ των εισόδων $y(k)$ και $u(k)$ και της εξόδου $y(k+1)$ είναι επίσης αρκετά ικανοποιητική καθώς δεν υπάρχουν σημαντικά απότομες μεταβολές στις ακμές των επιφανειών. Η έλλειψη ιδανικής ομοιομορφίας στην κατανομή των δεδομένων εκπαίδευσης κατά μήκος του διαστήματος εισόδου, οφείλεται στην μικρή διασπορά των δεδομένων όπως αυτά παρουσιάζονται στην πάνω και κάτω δεξιά γωνία του Σχήματος 8.4.2 το οποίο φαίνεται στην δυσδιάστατη απεικόνιση των δεδομένων εκπαίδευσης.



Σχήμα 8.4.9: Η επιφάνεια του PR-ANFIS για τις εισόδους $y(k)$ και $u(k)$

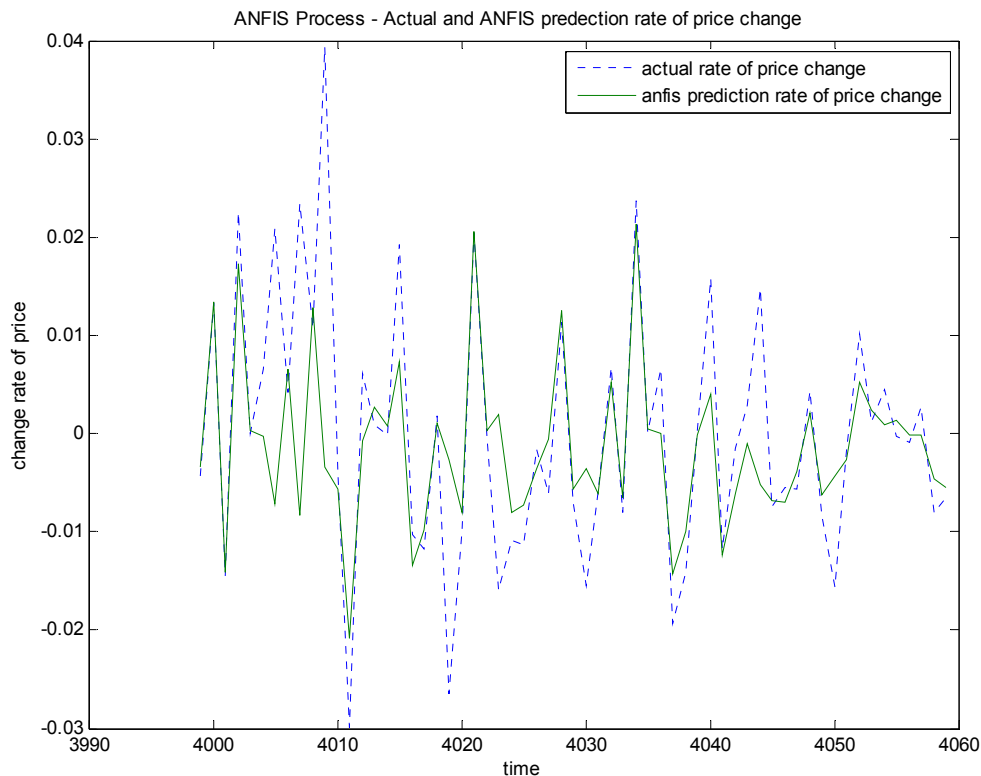
Στον πίνακα 8.4.4 παρουσιάζονται οι τιμές των παραμέτρων $[p_i \ q_i \ s_i \ r_i]$ οι οποίες προσαρμόστηκαν με βάση τα δεδομένα της εκπαίδευσης της διαδικασίας, στο τέταρτο επίπεδο, και αποτελούν τις τιμές της εξίσωσης $O_{4i} = \bar{w}_i * f_i = \bar{w}_i * (p_i * x_1 + q_i * x_2 + s_i * x_3 + r_i)$. Η τιμή του βάρους (w) ισούται με τη μονάδα.

Πίνακας 8.4.4: Οι τιμές των παραμέτρων $[p_i \ q_i \ s_i \ r_i]$ όλων των κανόνων, όπως διαμορφώνονται μετά την εκπαίδευση του PR-ANFIS.

Κανόνες	Παραμέτρων $[p_i, q_i, s_i, r_i]$
Κανόνας 1	[7.825 10.07 -3.141 1.351]
Κανόνας 2	[-4.927 -4.383 9.941 -0.6861]
Κανόνας 3	[1.999 -11.19 17.75 -1.763]
Κανόνας 4	[-10.92 -4.764 3.983 -1.127]
Κανόνας 5	[9.695 13.33 -6.393 0.8363]
Κανόνας 6	[-0.9146 2.085 -18.94 1.365]
Κανόνας 7	[0.01561 11.01 0.7808 -0.3476]
Κανόνας 8	[2.317 -13.41 0.7052 0.4791]
Κανόνας 9	[11.45 0.2165 2.441 0.08779]

Κανόνας 10	[6.202 1.047 1.177 -0.1669]
Κανόνας 11	[-5.638 7.939 9.3 0.1813]
Κανόνας 12	[-12.07 4.356 5.534 0.127]
Κανόνας 13	[-4.15 -0.167 1.259 0.08599]
Κανόνας 14	[4.091 -4.167 -5.523 -0.1309]
Κανόνας 15	[9.646 0.7904 -0.568 -0.1572]
Κανόνας 16	[1.06 -4.181 -4.177 0.4745]
Κανόνας 17	[-1.381 4.611 -0.5626 0.08046]
Κανόνας 18	[-7.701 10.05 -6.262 -0.1205]
Κανόνας 19	[0.3272 10.85 -0.6973 1.322]
Κανόνας 20	[-0.4192 -6.28 -0.6096 -1.45]
Κανόνας 21	[-3.202 7.302 7.233 -0.0007338]
Κανόνας 22	[6.661 7.542 -7.428 -0.2209]
Κανόνας 23	[-5.129 -12.04 8.414 0.1646]
Κανόνας 24	[4.768 -11.68 4.512 -0.8374]
Κανόνας 25	[-2.231 12 4.8 -1.008]
Κανόνας 26	[0.1313 -8.573 -6.36 1.524]
Κανόνας 27	[-10.44 2.527 0.8801 1.272]

Στο σχήμα 8.4.10 παρουσιάζεται η αξιολόγηση του PR-ANFIS με τη χρήση των ίδιων δεδομένων με τα οποία εκπαιδεύτηκε (**in sample test**). Όπως παρουσιάζεται στο σχήμα, το πραγματικό $y(k+1)$ επικαλύπτεται σε πολλά σημεία από την έξοδο του PR-ANFIS, όσον αφορά την κατεύθυνση δίνοντας ποσοστό επιτυχίας 85,20%.



Σχήμα 8.4.10: Πραγματική τιμή του $y(k+1)$ και έξοδος του PR-ANFIS για τα τελευταία 60 δείγματα

8.5 Αξιολόγηση του συστήματος PATSOS

8.5.1 Δεδομένα αξιολόγησης

Δείγμα 60 δεδομένων τα οποίο δεν χρησιμοποιήθηκε κατά την εκπαίδευση του συστήματος, χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση του συστήματος PATSOS. Οι εισοδοί του ελεγκτή παίρνουν δεδομένα της μορφής $[y(k), y(k+1), d]$, όπου $y(k+1), d$ είναι η επιθυμητή τιμή (reference point) που δίνεται από την μεταβολή του κινητού μέσου των τιμών συναλλάγματος USD/EUR, των 3 τελευταίων συνεδριάσεων. Κατά την εκπαίδευση του ελεγκτή, ως τιμή της εισόδου $y(k+1)$ είχε χρησιμοποιηθεί η μεταβολή της συναλλαγματικής ισοτιμίας στην επόμενη συνεδρίαση καθόσον ήταν γνωστή εκ των προτέρων. Κατά τη φάση όμως της

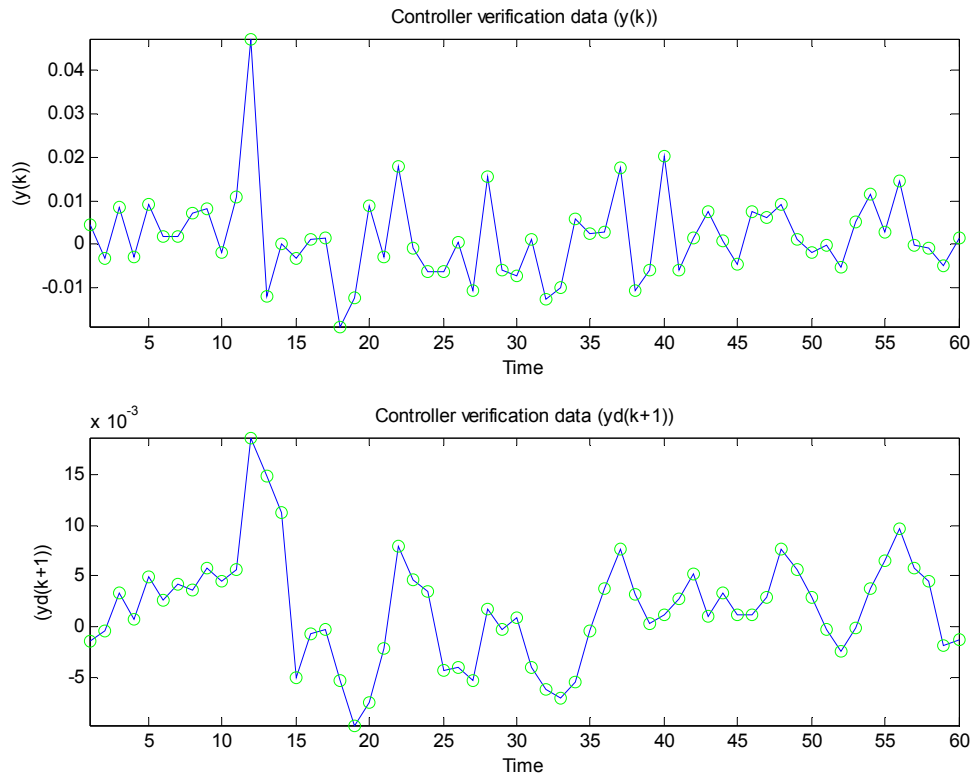
αξιολόγησης, η τιμή της επόμενης συνεδρίασης $y(k+1)$ δεν είναι γνωστή τη στιγμή που εισάγονται τα δεδομένα στο σύστημα για να πραγματοποιηθεί η πρόβλεψη. Για το λόγο αυτό έπρεπε να αντικατασταθεί με μια άλλη **επιθυμητή τιμή**. Έπειτα από διάφορες δοκιμές επιλέχθηκε ως επιθυμητή τιμή η $y_d(k+1)$ που αποτελεί τη μεταβολή του κινητού μέσου όρου των τριών τελευταίων συνεδριάσεων για τις οποίες υπάρχουν δεδομένα τη στιγμή που πραγματοποιείται η πρόβλεψη. Κατά την αξιολόγηση του συστήματος η έξοδος του δεν συγκρίνεται με την επιθυμητή τιμή (reference point), όπως θα έπρεπε και συμβαίνει στους ελεγκτές. Αντί της επιθυμητής τιμής πραγματοποιείται σύγκριση με την τιμή της επόμενης συνεδρίασης, η οποία γίνεται γνωστή την επόμενη ημέρα. Αυτή η σύγκριση των τιμών, άλλωστε, είναι και η ζητούμενη από πλευράς των επενδυτών. Από τα δεδομένα υπολογίζεται ο κινητός μέσος των τελευταίων 3 συνεδριάσεων της τιμής κλεισίματος με βάση τον επόμενο τύπο:

$$SMA = \frac{\text{Sum of 3 day's closing price}}{3 \text{ days}} \quad (8.5.1.1)$$

όπου ο αριθμητής περιλαμβάνει το άθροισμα των τιμών κλεισίματος του USD/EUR των τριών τελευταίων συνεδριάσεων και ο παρανομαστής περιλαμβάνει τον αριθμό των συνεδριάσεων. Ακολουθεί ο υπολογισμός της μεταβολής του κινητού μέσου από τη σχέση:

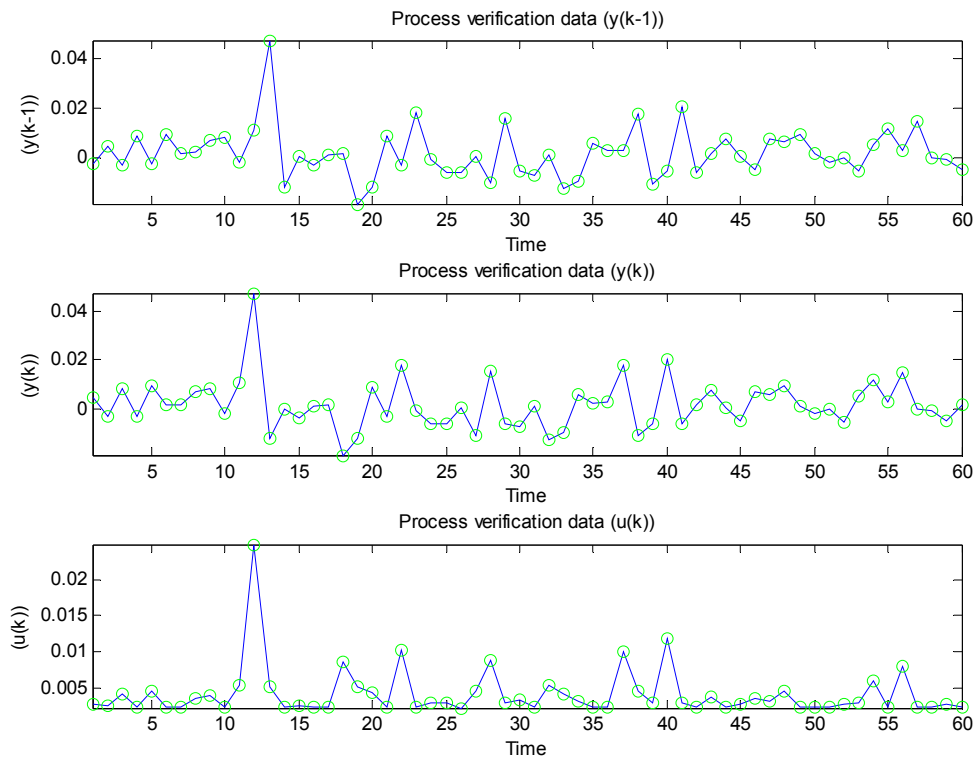
$$\text{movingrate} = \frac{SMA(k) - SMA(k-1)}{SMA(k-1)} \quad (8.5.1.2)$$

Το Σχήμα 8.5.1.1 παρουσιάζει διαγραμματικά τα δεδομένα που τροφοδοτούν τις εισόδους του ελεγκτή (CON-ANFIS) κατά τη φάση της εφαρμογής-αξιολόγησης



Σχήμα 8.5.1.1: Γραφική παράσταση των δεδομένων των εισόδων του ελεγκτή κατά την αξιολόγηση.

Οι είσοδοι της διαδικασίας παίρνουν δεδομένα της μορφής $[y(k-1), y(k), \hat{u}(k)]$. Σε κάθε χρονικό βήμα ο ελεγκτής υπολογίζει την ενέργεια ελέγχου $\hat{u}(k)$ η οποία αποτελεί είσοδο για το μοντέλο της διαδικασίας. Το Σχήμα 8.5.1.2 παρουσιάζει τη γραφική παράσταση των δεδομένων αξιολόγησης των εισόδων της διαδικασίας (PR-ANFIS).



Σχήμα 8.5.1.2: Γραφική παράσταση των δεδομένων των εισόδων της διαδικασίας κατά την αξιολόγηση

8.5.2 Αξιολόγηση με βάση τη στρατηγική της Διακράτισης

Κατά τη στρατηγική διακράτισης (buy and hold), τοποθετούμε τα χρήματά μας σε ένα νόμισμα στην αρχή της περιόδου και εξαργωρώνουμε στο τέλος της περιόδου χωρίς πραγματοποιηθεί καμία συναλλαγή ενδιάμεσα. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα πρόβλεψης του συστήματος PATSOS, πραγματοποιούνται αγοραπωλησίες από USD σε EUR. Το USD αγοράζεται, όταν το μοντέλο προβλέπει ότι η τιμή της συναλλαγματικής ισοτιμίας USD/EUR της επόμενης συνεδρίασης είναι ανοδική. Εάν αγοραστεί το USD και η επόμενη πρόβλεψη εξακολουθεί να είναι ανοδική, δε πραγματοποιείται καμία συναλλαγή. Αν στην επόμενη πρόβλεψη η τάση είναι καθοδική, το USD πωλείται. Αν το νόμισμα έχει

πωληθεί και η επόμενη πρόβλεψη είναι καθοδική, δεν πραγματοποιείται καμία συναλλαγή, μέχρι έως ότου η πρόβλεψη είναι ανοδική.

Οι συναλλαγές αφορούν μόνο τοποθετήσεις με σκοπό το κέρδος από την άνοδο του δολλαρίου. Δεν γίνονται συναλλαγές με σκοπό το κέρδος από την πτώση του. Αυτό βεβαίως δεν αποκλείει στην πράξη να γίνονται και τα δύο παραπάνω είδη συναλλαγών, αποκομίζοντας μεγαλύτερα θετικά αποτελέσματα. Η προσομοίωση των συναλλαγών έγινε με ένα υποθετικό αρχικό κεφάλαιο 10.000 ευρώ. Στο τέλος της περιόδου προσομοίωσης, η απόδοση του κεφαλαίου το οποίο επενδύθηκε σε USD φθάνει στο 36.31%. Η απόδοση του κεφαλαίου δίνεται από την σχέση:

$$ROE = \frac{I_k - I_{(k+60)}}{I_k}$$

όπου ROE είναι η απόδοση του επενδυμένου κεφαλαίου, I_k είναι το ύψος του αρχικού κεφαλαίου που επενδύεται στο Αμερικανικό δολάριο στην αρχή της περιόδου και $I_{(k+60)}$ είναι το ύψος του κεφαλαίου που διαμορφώνεται στο τέλος της περιόδου μετά από 60 συνεδριάσεις.

Σε σχέση με τη στρατηγική διακράτησης (αγορά στην αρχή και πώληση στο τέλος), το μοντέλο αυξάνει την απόδοση του επενδυμένου κεφαλαίου από 12,42% σε 36,31%, δηλαδή 23,89 ποσοστιαίες μονάδες επιπλέον. Σε όρους αύξησης του ποσοστού της απόδοσης, το σύστημα PATSOS αύξησε το ποσοστό της απόδοσης του επενδυμένου κεφαλαίου κατά 342,05% $((12,42/36.31)-1)$ σε σχέση με το ποσοστό της απόδοσης της στρατηγικής διακράτησης.

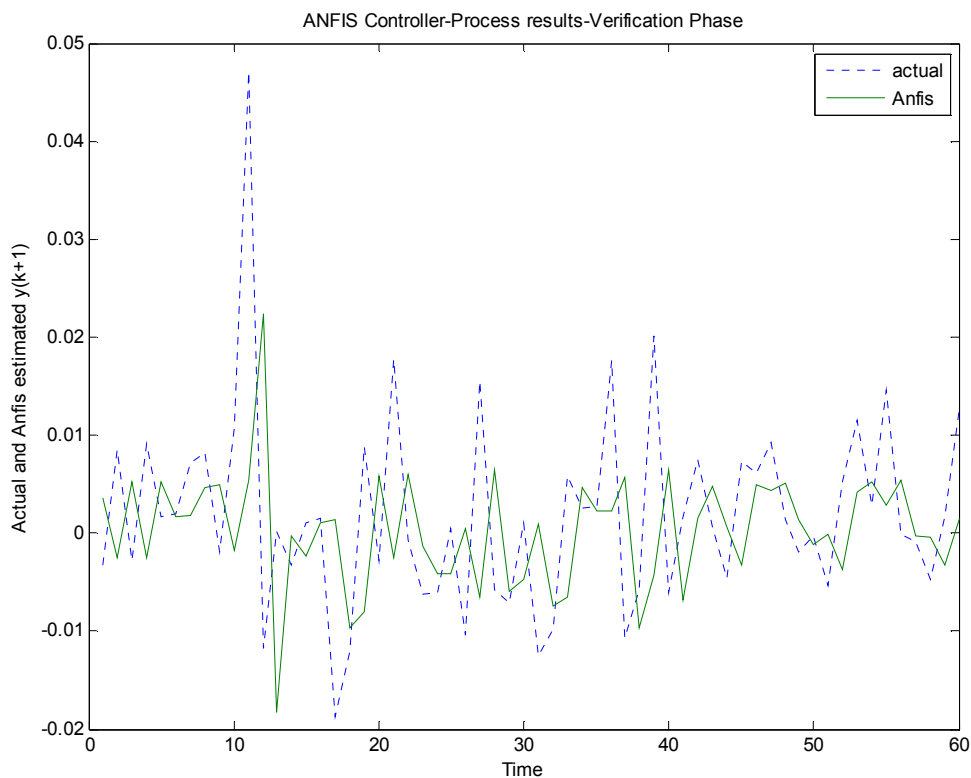
8.5.3 Αξιολόγηση με βάση την ακρίβεια πρόβλεψης της τάσης της συναλλαγματικής ισοτιμίας.

Η αξιολόγηση του μοντέλου με βάση την τάση της συναλλαγματικής ισοτιμίας απαιτεί τη σύγκριση της εξόδου του συστήματος με την πραγματική τάση της μετοχής. Συγκρίνεται αν η ανοδική ή καθοδική τάση που προβλέπει το σύστημα για την επόμενη συνεδρίαση, είναι πράγματι ανοδική ή καθοδική με

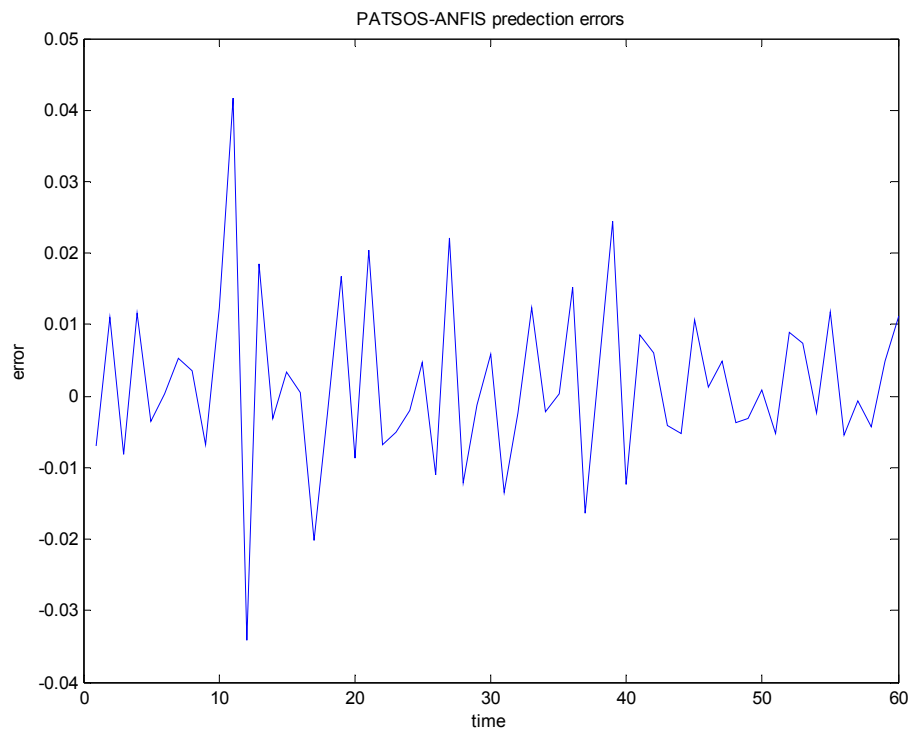
βάση τις πραγματικές τιμές της συναλλαγματικής ισοτιμίας (Hit rate). Η τάση

προσδιορίζεται από τον τύπο:
$$Hitrate = \frac{h}{n} \quad (8.5.3.1).$$

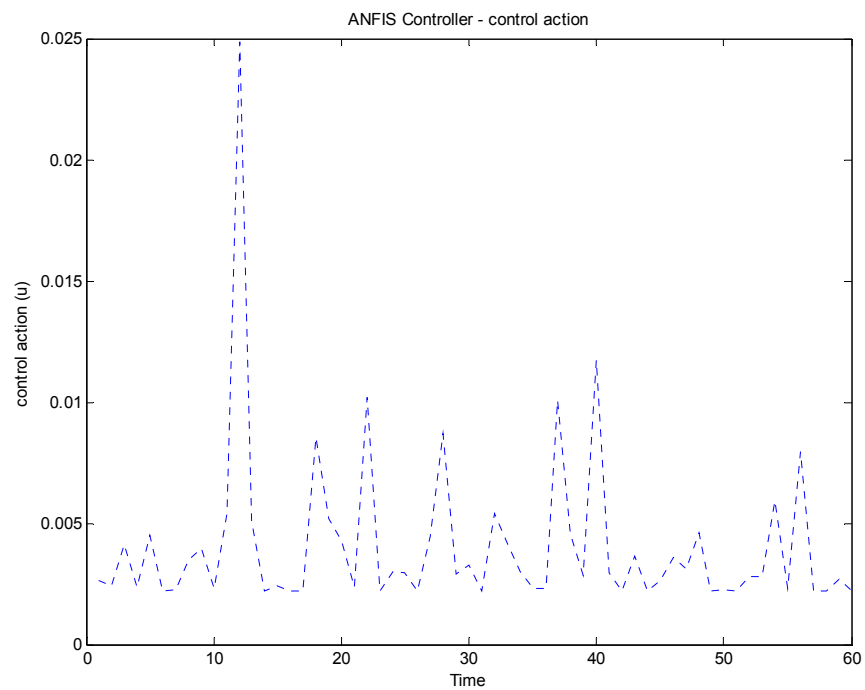
, όπου h είναι ο αριθμός των σωστών προβλέψεων της τάσης ή κατεύθυνσης της συναλλαγματικής ισοτιμίας που δίνει το σύστημα PATSOS και n είναι ο αριθμός των συνεδριάσεων για τις οποίες πραγματοποιήθηκε πρόβλεψη. Το Σχήμα 8.5.3.1 παρουσιάζει μία οπτική εικόνα της πρόβλεψης της τάσης του USD/EUR. Η μπλε διακεκομμένη γραμμή απεικονίζει τις πραγματικές τιμές και η πράσινη συνεχής γραμμή απεικονίζει τις τιμές που δίνει το σύστημα PATSOS. Η πράσινη γραμμή στις περισσότερες περιπτώσεις ακολουθεί την κατεύθυνση της μπλε συνεχούς γραμμής.



Σχήμα 8.5.3.1: Σύγκριση πραγματικής τάσης και της τάσης που προβλέπει το σύστημα PATSOS στην επόμενη συνεδρίαση κατά τη φάση της αξιολόγησης.



Σχήμα 8.5.3.2: Το σφάλμα της πρόβλεψης του συστήματος PATSONS



Σχήμα 8.5.3.3: Η ενέργεια ελέγχου που παράγει ο ελεγκτής του συστήματος PATSONS

Στο Σχήμα 8.5.3.2 απεικονίζεται το σφάλμα της πρόβλεψης του συστήματος PATSOS κατά τη σύγκριση της εξόδου του συστήματος με την πραγματική τιμή μεταβολής του USD/EUR. Στο σχήμα 8.5.3.3 απεικονίζεται διαγραμματικά η ενέργεια ελέγχου η οποία τροφοδοτεί το μοντέλο της διαδικασίας.

Στον Πίνακα 8.5.3.3 παρουσιάζεται η πραγματική τάση της συναλλαγματικής ισοτιμίας, η τάση που δίνει το σύστημα PATSOS και το σφάλμα.

Πίνακας 8.5.3.3: Αριθμητικά αποτελέσματα του συστήματος PATSOS

Δ1	0.0046	0.0024	0.0022	Δ31	0.0011	-0.0000	0.0011
Δ2	-0.0033	-0.0018	-0.0015	Δ32	-0.0125	-0.0039	-0.0086
Δ3	0.0085	0.0066	0.0019	Δ33	-0.0098	-0.0041	-0.0057
Δ4	-0.0028	-0.0019	-0.0010	Δ34	0.0059	0.0037	0.0022
Δ5	0.0092	0.0072	0.0020	Δ35	0.0026	0.0009	0.0017
Δ6	0.0017	0.0004	0.0013	Δ36	0.0027	0.0010	0.0017
Δ7	0.0020	0.0007	0.0013	Δ37	0.0176	-0.0004	0.0180
Δ8	0.0071	0.0046	0.0025	Δ38	-0.0107	-0.0089	-0.0018
Δ9	0.0082	0.0054	0.0028	Δ39	-0.0057	-0.0034	-0.0024
Δ10	-0.0019	-0.0013	-0.0006	Δ40	0.0201	-0.0002	0.0203
Δ11	0.0107	0.0080	0.0027	Δ41	-0.0060	-0.0073	0.0013
Δ12	0.0471	-0.0236	0.0708	Δ42	0.0017	0.0004	0.0013
Δ13	-0.0118	-0.0227	0.0109	Δ43	0.0075	0.0051	0.0025
Δ14	0.0001	-0.0006	0.0008	Δ44	0.0007	0.0000	0.0007
Δ15	-0.0033	-0.0018	-0.0015	Δ45	-0.0046	-0.0024	-0.0022
Δ16	0.0011	0.0002	0.0010	Δ46	0.0074	0.0054	0.0020
Δ17	0.0016	0.0005	0.0011	Δ47	0.0062	0.0035	0.0027
Δ18	-0.0187	-0.0017	-0.0170	Δ48	0.0093	0.0063	0.0030
Δ19	-0.0121	-0.0037	-0.0084	Δ49	0.0013	0.0002	0.0011
Δ20	0.0088	0.0070	0.0018	Δ50	-0.0018	-0.0011	-0.0008
Δ21	-0.0029	-0.0019	-0.0009	Δ51	-0.0003	-0.0005	0.0002
Δ22	0.0178	0.0006	0.0171	Δ52	-0.0053	-0.0028	-0.0025
Δ23	-0.0007	-0.0020	0.0013	Δ53	0.0052	0.0030	0.0022
Δ24	-0.0062	-0.0031	-0.0031	Δ54	0.0115	0.0071	0.0045
Δ25	-0.0061	-0.0034	-0.0028	Δ55	0.0028	0.0010	0.0018
Δ26	0.0005	-0.0003	0.0007	Δ56	0.0146	0.0049	0.0096
Δ27	-0.0105	-0.0039	-0.0065	Δ57	-0.0001	-0.0010	0.0009
Δ28	0.0156	0.0047	0.0109	Δ58	-0.0009	-0.0007	-0.0002
Δ29	-0.0058	-0.0055	-0.0003	Δ59	-0.0048	-0.0026	-0.0022
Δ30	-0.0072	-0.0036	-0.0035	Δ60	0.0017	0.0004	0.0013

Εν κατακλείδι Η τάση της συναλλαγματικής ισοτιμίας προβλέπεται με ποσοστό επιτυχίας **65.33%**.

8.5.4 Αξιολόγηση με βάση στατιστικά μέτρα μέτρησης του σφάλματος

Περαιτέρω αξιολόγηση του συστήματος πραγματοποιήθηκε με τον υπολογισμό ορισμένων δημοφιλών στατιστικών μέτρων μέτρησης του σφάλματος, τα οποία έχουν χρησιμοποιηθεί από πολλούς ερευνητές σε παρόμοιες έρευνες (Makridakis et al., 1983 και Goh, 1996). Θα πρέπει να σημειωθεί ότι τα μέτρα αυτά δεν είναι σημαντικά για τους οικονομικούς αναλυτές, τους επενδυτές και τους χρήστες συστημάτων πρόβλεψης της τάσης των τιμών. Αυτοί περισσότερο ενδιαφέρονται και επικεντρώνονται στην ακριβή πρόβλεψη της κατεύθυνσης της συναλλαγματικής ισοτιμίας παρά στην ελαχιστοποίηση των παρακάτω σφαλμάτων. Χρησιμοποιούνται όμως πολλές φορές για σύγκριση μοντέλων από την ακαδημαϊκή κοινότητα. Τα μέτρα μέτρησης του σφάλματος υπολογίζονται από τους παρακάτω τύπους και παρουσιάζονται παρακάτω:

$$\text{Μέσο τετραγωνικό σφάλμα : } MSE = \frac{1}{N} \cdot \sum_{t=1}^N e_t^2 \quad (8.5.4.1)$$

$$\text{Ρίζα του Μέσου Τετραγωνικού σφάλματος : } RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N e_t^2}{N}} \quad (8.5.4.2)$$

$$\text{Μέσο απόλυτο σφάλμα : } MAE = \frac{1}{N} \cdot \sum_{t=1}^N |e_t| \quad (8.5.4.3)$$

Για τη περίοδο 4-Μαρτίου-2009 μέχρι 28-Μαΐου-2009, τα σφάλματα για τη πρόβλεψη της συναλλαγματικής ισοτιμίας USD/EUR έχουν ως εξής: **MSE: 0.000114, RMSE: 0.0118** και **MAE: 0.0087**, που είναι ικανοποιητικά μικρά.

8.6 Συμπεράσματα

Τα αποτελέσματα της πρόβλεψης είναι πολύ ενθαρρυντικά. Αυτό προκύπτει από τη σύγκριση της πρόβλεψης της τάσης της συναλλαγματικής ισοτιμίας USD/EUR του συστήματος PATSOS με άλλες κοινώς αποδεκτές μεθόδους και με στατιστικά κριτήρια. Η πρόβλεψη με ποσοστό ευστοχίας 65.33% είναι πολύ

σημαντική και απέχει αρκετά από τα αποτελέσματα άλλων μοντέλων που προβλέπουν την τάση ισοτιμιών τα οποία παρουσιάζονται στη διεθνή βιβλιογραφία. Παράλληλα αυξάνει την πιθανότητα επικερδών συναλλαγών κατά 87.89% σε σχέση με τις ζημιογόνες συναλλαγές. Ένα ενδεικτικό κεφάλαιο επενδύθηκε με βάση τις συστάσεις συναλλαγών του συστήματος. Τα αποτελέσματα προσομοίωσης των συναλλαγών σε περίοδο ενός τριμήνου δείχνουν ότι το ποσοστό απόδοσης του επενδυμένου κεφαλαίου μπορεί να αυξηθεί πάνω από 8 φορές περίπου (342.05%) σε σχέση με τη στρατηγική αγοράς και διακράτισης. Ένα σημαντικό πλεονέκτημα του προτεινόμενου συστήματος είναι η δυνατότητα της γρήγορης ενσωμάτωσης των νέων δεδομένων που παρουσιάζονται στο μοντέλο καθώς απαιτούνται 22 λεπτά για να επανεκπαιδευτεί το μοντέλο. Τα αποτελέσματα της έρευνας αυτής δείχνουν ότι το σύστημα μαθαίνει τους κανόνες της τάσης της τιμής και όχι του επιπέδου της τιμής. Στην πράξη οι επενδυτές ενδιαφέρονται περισσότερο για την κατεύθυνση της τιμής παρά για την ακριβή μεταβολή της τιμής.

Η παρούσα έρευνα απορρίπτει την υπόθεση της ήπιας μορφής αποτελεσματικής αγοράς (EMH), καθώς αποδεικνύει ότι η χρήση ιστορικών τιμών μιας συναλλαγματικής ισοτιμίας μπορεί να συμβάλει σημαντικά στην πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9: ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Άρθρα

A. Abraham, Analysis of Hybrid Soft and Hard Computing Techniques for Forex Monitoring Systems, IEEE International Conference on Fuzzy Systems (IEEE FUZZ'02), 2002 IEEE World Congress on Computational Intelligence, ISBN 0780372808, IEEE Press pp. 1616 -1622, 2002

A. Abraham, M. Chowdury and S. Petrovic-Lazerevic, Australian Forex Market Analysis Using Connectionist Models, Management Journal of Management Theory and Practice, No. 29, VIII, pp. 18-22, 2003.

Abu Mostafa, Y. S. (1995). Financial market applications of learning hints. Neural Networks in the Capita Market edited by Refenes, A. (pp. 220–232). ISBN 0-471-94364-9, England: John Wiley & Sons Ltd.

Alexander, D., & Thomas, L. R. (1987). Monetary asset models of exchange rate determination: How well have they performed in the 1980's? International Journal of Forecasting, 3, 53–64.

An-Pin Chen Hsio-Yi Lin (2007), "Exchange Rate Forecasting Using a Hybrid Fuzzy and Neural Network Model" Inst. of Inf. Manage., National Chiao-Tung Univ., HsinChu, This paper appears in: Computational Intelligence and Data Mining, 2007. CIDM 2007. IEEE Symposium on Publication Date: March 1 2007 April 5 2007 On page(s): 758 - 763 Number of Pages: 758 - 763 Location: Honolulu, HI ISBN: 1-4244-0705-2 Digital Object Identifier: 10.1109/CIDM.2007.368952 Current Version Published: 2007-06-04

An-Pin Chen, Yu-Chia Hsu, Ko-Fei Hu (2008): A Hybrid Model for Foreign Exchange Rate Based on a Multi-neural Network. Proceedings of the 2008 Fourth International Conference on Natural Computation - Volume 05 Pages 293-298 Year of Publication: 2008 ISBN:978-0-7695-3304-9

Article provided by Springer in its journal Computational Economics. Volume (Year): 32 (2008) (Month): 4 (November) Pages: 383-406 Handle: RePEc:kap:compec:v:32:y:2008:i:4:p:383-406

Ashwani Kumar, D.P. Agrawal και S.D. Joshi (2003): Study of Canada/US Dollar Exchange Rate Movements Using Recurrent Neural Network Model of FX-Market. Advances in intelligent data analysis V : (Berlin, 28-30 August 2003) IDA 2003 : international symposium on intelligent data analysis No5, Berlin , ALLEMAGNE (28/08/2003) 2003 , vol. 2810, pp. 409-417[Note(s) : XV, 624 p.,] [Document : 9 p.] (12 ref.) ISBN 3-540-40813-4

Atsalakis S.George, Skiadas H. Cristos ,Bramis Ilias , “Probability of trend prediction of exchange rate by ANFIS”, “XIIth ASMDA International Conference on Applied Stochastic Models and Data Analysis”,2007

Atsalakis, G., Exchange rate forecasting by Neuro-Fuzzy Techniques. Journal of Financial Decision Making, Vol. I (2), pp.15-26, (2006 a).

Atsalakis, G., Ucenic C., Forecasting the profit for the Greek food sector using a neuro-fuzzy approach, International Conference on NHIBE, p.p.686-694, Corfu, Greece (2005e).

Atsalakis, G., Valavanis K., A, (2009), Forecasting Stock Market Short-Term Trends Using a Neuro-Fuzzy Based Methodology, Journal of Expert Systems With Applications, doi: 10.1016/j.eswa.2009.02.043.

Atsalakis, G. S., & Valavanis, K. P., (2008), Surveying Stock Market Forecasting Techniques - Part II: Soft Computing Methods. Experts Systems with Applications, doi:10.1016/j.eswa.2008.07.006.

Baille, R. T., & McMahon, P. C. (1989). The foreign exchange market: Theory and econometric evidence. New York: Cambridge University Press.

Baillie R, McMahon P. 1989. The Foreign Exchange Market: Theory and Econometric Evidence. New York: Cambridge University Press.

Bellgard, C., & Goldschmidt, P. (1999). Forecasting across frequencies: Linearity and non-linearity. University of Western Australia Research Paper, Proceedings of the International Conference on Advanced Technology Australia. www.imm.ecel.uw.edu.au/~cbellgar/.

Bollerslev T. 1990. Modelling the coherence in short-run nominal exchange rates: a multivariate generalized ARCH model. Review of Economics and Statistics 72: 498–505.

Boothe P, Glassman D. 1987. The statistical distribution of exchange rates. Journal of International Economics 22: 297–319.

Box, G. E. P & Jenkins, G. M. (1970). Time Series Analysis, Forecasting and Control. San-Fransisco, CA: Holden-Day.

Brook, C. (1997). Linear and non-linear (non-) forecastability of high frequency exchange rates. Journal of Forecasting, 16, 125–145.

Brook,W. A., Hsieh, D. A., & LeBaron, B. (1991). Nonlinear dynamics, chaos, and instability. Cambridge, MASS: MIT Press

Brown, R. G. (1963). Smoothing, Forecasting and Prediction. Englewood

Cliffs, NJ: Prentice Hall.

Chakradhara Panda and V.Narasimhan (2007): Forecasting exchange rate better with artificial neural network. *Journal of Policy Modeling* Volume 29, Issue 2, March-April 2007, Pages 227-236

Chao-Chih Tsai; Shun-Jyh Wu (2000), "Forecasting exchange rates with fuzzy logic and approximate reasoning", *Fuzzy Information Processing Society*, 2000. NAFIPS. 19th International Conference of the North American Volume , Issue , 2000 Page(s):191 – 195 Digital Object Identifier 10.1109/NAFIPS.2000.877418

Chappel, D., Padmore, J., Mistry P. and Ellis, C.: A Threshold Model for French Franc/Deutsch Mark Exchange Rate. *J. of Forecasting* 15(1996) 155 – 164

De Grauwe, P., Dewachter, H., & Embrechts, M. (1993). *Exchange rate theory Chaotic models of foreign exchange markets*. London: Blackwell.

Diebold FX, Nason J. 1990. Nonparametric exchange rate prediction. *Journal of International Economics* 28(3–4): 315–332.

Diebold FX, Nerlove M. 1989. The dynamics of exchange rate volatility: a multivariate latent factor ARCH model. *Journal of Applied Econometrics* 4: 1–21.

Diebold, F., & Nason, J. (1990). Nonparametric exchange rate predictions. *Journal of International Economics*, 28, 315–332.

Ding-Zhou Cao, Su-Lin Pang kai Yuan-Huai Bai (2005) "Forecasting Exchange Rate Using Support Vector Machines" *Proceedings of the Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, Guangzhou, 18-21 August 2005 0-7803-9091-1/05/\$20.00 ©2005 IEEE

Engle RF, Ito T, Lin WL. 1990. Meteor showers or heat waves? Heteroscedastic intra-daily volatility in the foreign exchange market. *Econometrica* 58: 525–542.

Engle, C. (1994). Can the Markov switching models forecast exchange rates? *Journal of International Economics*, 36, 151–165.

Engle, C., & Hamilton, J. D. (1999). Long swings in the dollar: Are they in the data and does the market know it? *American Economic Review*, 80, 689–713.

Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50, 987-1007.

Evans, O. V. D. (1997). Short-term currency forecasting using neural networks. *ICL Systems Journal*, 11, 1–17.

Fang, H., Lai, K. S., & Lai, M. (1994). Fractal structure in currency futures price dynamics. *Journal of Futures Markets*, 14, 169–181.

Freisleben, B. (1992). Stock market prediction with back propagation networks. *Industrial and Engineering Applications of Artificial Intelligence and Expert Systems 5th International Conference IEA/AIE-92*, Paderborn Germany, June 9–12, Proceedings, pp. 451–460.

Gencay R. 1999. Linear, non-linear and essential foreign exchange rate prediction with simple technical trading rules. *Journal of International Economics* 47: 91–107.

Gencay, R. (1999). Linear, nonlinear and essential foreign exchange prediction with simple technical trading rules. *Journal of International Economics*, 47, 91–107.

GIOQINANG ZHANG and MICHAEL Y.HU (1998), “Neural Network Forecasting of the British Pound /US Dollar Exchange Rate”, Article provided by Elsevier in its journal *Omega*. Volume (Year): 26 (1998) Issue (Month): 4 (August) Pages: 495-506 Handle: RePEc:eee:jomega:v:26:y:1998:i:4:p:495-506

Gradojevic Nikola Yan Jing (2006), “Non-Linear, Non-parametric, Non fundamental Exchange rate Forecasting”, Article provided by John Wiley & Sons, Ltd. in its journal *Journal of Forecasting*. Volume (Year): 25 (2006) Issue (Month): 4 (Pages): 227-245 Handle: RePEc:jof:jforec:v:25:y:2006:i:4:p:227-245

Hagan M., H Demuth and Mark Beale, *Neural Network Design*. Boston MA.: PWS Publishing, (1996).

Hong, Y., & Lee, T. H. (2003). Inference on predictability of foreign exchange rates via generalized spectrum and nonlinear time series models. *Review Economics and Statistics*, 85, 1048–1062.

Hsieh DA. 1988. The statistical properties of daily foreign exchange rates. *Journal of International Economics* 24: 129–145.

Hsieh DA. 1989. Testing for nonlinear dependence in daily foreign exchange rate changes. *Journal of Business* 62: 329–368.

Hsieh, D. (1989). Testing for nonlinear dependence in daily foreign exchange rate changes. *Journal of Business*, 62, 329–68.

Hsieh, D.A.: Modeling Heteroscedasticity in Daily Foreign-Exchange Rates. *J. of Business and Economic Statistics* 7(1989) 307 – 317

Hu Minghui, Saratchandran P and Narasimhan Sundararajan (2003) "A sequential learning neural network for foreign exchange rate forecasting" Systems, Man and Cybernetics, 2003. IEEE International Conference on Publication Date: 5-8 Oct. 2003 Volume: 4, On page(s): 3963- 3968 vol.4 ISSN: 1062-922X ISBN: 0-7803-7952-7

Hu, M. Y., Zhang, G., Jiang, C. X., & Patuwo, B. E. (1999). A cross-validation analysis of neural network out-of-sample performance in exchange rate forecasting. *Decision Sciences*, 30, 197–216.

Hyung Won Shin a ; So Young Sohn b, "Application of an EWMA combining technique to the prediction of currency exchange rates" IIE Transactions, Volume 39, Issue 6 June 2007 , pages 639 – 644.

Ikonen, E. and K. Najim, Fuzzy neural networks and applications to the FBC process, *IEEE Proc. Control Theory Application*, Vol. 143, pp 259-269, (1996).

J. H.Wang and 1. Y. Leu, "Stock Market Trend Prediction Using ARIMA-based Neural Networks," *Proc. of IEEE Intl. ConJ on Neural Networks*, vol. 4, pp. 2160-2165, 1996.

Jang, J-S.R., C-T.E. Sun and E. Mizutani, *Neuro-fuzzy and soft computing : a computational approach to learning and machine intelligence*, Prentice Hall, (1997).

Jamal, A. M., & Sundar, C. (1997). Modeling exchange rate changes with neural networks. *Journal of Applied Business Research*, 14, 1–5.

Joarder Kamruzzam and Ruhul A ASarker (2003) "Forecasting of currency Exchange Rates using ANN: A case study" *IEEE Int. Conf. Neural Networks 8 Signal Processing Nanjing, China, December 1417,2003*

Khurhid M. Kiami and Terry L. Kastens (2008) "Testing Forecast Accuracy of Foreign Exchange Rates: Predictions from Feed Forward and various Recurrent Neural Network Architectures "

Kim, S. H., Y. H. Kim, K. B. Sim, and H. T. Jeon, On developing an adaptive neural-fuzzy control system. *Proc. IEEE/RSJ Conference on intelligent robots and systems*, Yokohama, Japan, pp 950-957, (1993).

Kimoto, T., Asakawa, K., Yoda, M., Takeoka, M. (1990). Stock market prediction system with modular neural networks. *Proceedings IJCNN*, 1 (pp. 1–6).

Kodogiannis V. and Lolis A. (2002), "Forecasting financial time series using neural network and fuzzy system based techniques", *Neural Computing &*

Applications, vol. 11, no. 2, pp. 90-102, October 2002. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1007/s005210200021>.

Kodogiannis, Vassilis and Lolis, A. (2001) Prediction of foreign exchange rates by neural network and fuzzy system based techniques. In: ESANN 2001: European symposium on artificial neural networks. D-Facto Publications, pp. 245-250. ISBN 2930307013A. (2001) Prediction of foreign exchange rates by neural network and fuzzy system based techniques.

Kuan, C.M.,&Liu, T. (1995). Forecasting exchange rates using feed forward and recurrent neural networks. *Journal of Applied Econometrics*, 10, 347–64.

Kuan, C.M.,&Liu, T. (1995). Forecasting exchange rates using feed forward and recurrent neural networks. *Journal of Applied Econometrics*, 10, 347–64.

Lean Yu, Kin Keung Lai και Shouyang Wang (2007), “Neural-Network-Based Fuzzy Group Forecasting with Application to Foreign Exchange Rates Prediction”, *Lecture Notes In Computer Science*; Vol. 4488 archive Proceedings of the 7th international conference on Computational Science, Part II table of contents Beijing, China Pages: 423 - 430 Year of Publication: 2007 ISBN:978-3-540-72585-5.

Lixia Liu and Wenjing Wang (2008), “Exchange Rates Forecasting with Least Squares Support Vector Machine” *IEEE Computer Society Washington, DC, USA Proceedings of the 2008 International Conference on Computer Science and Software Engineering - Volume 05 table of contents Pages 1017-1019* Year of Publication: 2008 ISBN:978-0-7695-3336-0

Luan Carlos Figueroa Garcia και Jose Jairo Soriano Mendez (2007). A Comparison of ANFIS, ANN and DBR systems on volatile Time series Identification: Fuzzy Information Processing Society, 2007. NAFIPS '07. Annual Meeting of the North American Publication Date: 24-27 June 2007 On page(s): 319-324 ISBN: 1-4244-1213-7 INSPEC Accession Number: 9833499 Digital Object Identifier: 10.1109/NAFIPS.2007.383858

Medeiros, M. C., Veiga, A., & Pedreira, C. (2001). Modeling exchange rates: Smooth transitions neural networks and linear models. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 12, 755–764.

Meese RA, Rose AK. 1990. Nonlinear, nonparametric, nonessential exchange rate estimation. *American Economic Review* 80(2): 678–691.

Meese RA, Rose AK. 1991. An empirical assessment of non-linearities in models of exchange rate determination. *Review of Economic Studies* 58(3): 603–619.

Meese, R. A., & Rogoff, K. (1983). Empirical exchange rate models of seventies: Do they fit out-of-sample. *Journal of International Economics*, 14, 3–24.

Meese, R. A., & Rose, A. K. (1991). An empirical assessment of non-linearities in models of exchange rate determination. *Review of Economic Studies*, 58, 603–619.

Mohamed Boutahar, Imene Mootamri και Anne Peguin-Feissolle (2009) “A Fractionally integrated exponential STAR model applied to the US real effective exchange rate” Article provided by Elsevier in its journal *Economic Modelling*. Volume (Year): 26 (2009) Issue (Month): 2 (March) Pages: 335-341 Handle: RePEc:eee:ecmode:v:26:y:2009:i:2:p:335-341

Pictet, O. V., Dacorogna, M. M., Muller, U. A., Olsen, R. B., & Ward, J. R. (1992). Realtime trading model for foreign exchange rates. *Neural Network World*, 2, 713–744.

Preminger, Arie and Franck, Raphael (2005), *Forecasting Exchange Rates: A Robust Regression Approach* (April 2005). Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=878276>

R. Ghazali, A. J. Hussain, M. N. Mohd. Salleh (2008), “Application of Polynomial Neural Networks to Exchange Rate Forecasting” *ISDA*, vol. 2, pp.90-95, 2008 Eighth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications, 2008

Raaij, G. and B. Raunig, *Evaluating Density Forecasts with an Application to Stock Market Returns*. Working paper No. 59 of Oesterreichische National bank, (2002).

Rast M. (2000), “Limitations of using rules in forecasting currency exchange rates”, This paper appears in: *Fuzzy Information Processing Society*, 2000. NAFIPS. 19th International Conference of the North American Publication Date: 2000 On page(s): 188-190 Meeting Date: 07/13/2000 - 07/15/2000 Location: Atlanta, GA, USA ISBN: 0-7803-6274-8

Refenes, A. P. (1993). *Neural networks in the capital markets, technical analysis, and dynamics of prices*. Chichester, New York: John Wiley & Sons

Refenes, A.N. Azema-Barac, M. Karoussos, S.A.(1992). “Currency exchange rate forecasting by error backpropagation.” Dept. of Comput. Sci., Univ. Coll. London; This paper appears in: *System Sciences*, 1992. Proceedings of the Twenty-Fifth Hawaii International Conference on Publication Date: 7-10 Jan 1992 Volume: iv, On page(s): 504-515 vol.4 Meeting Date: 01/07/1992 - 01/10/1992 Location: Kauai, HI, USA ISBN: 0-8186-2420-5 References Cited: 9 INSPEC

Accession Number: 4234472 Digital Object Identifier:
10.1109/HICSS.1992.183441 Current Version Published: 2002-08-06

Refenes, A.N., Azema-Barac, M., Chen L. and Karoussos, S.A.: Currency Exchange Rate Prediction and Neural Network Design Strategies. *Neural Computing and Application* 1(1993) 46-58

Refenes, A.N.: Constructive Learning and Its Application to Currency Exchange Rate Forecasting. In *Neural Networks in Finance and Investing: Using Artificial Intelligence to Improve Real World Performance*. Probus Publishing Company, Chicago (1993) 777-805

Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., and Williams, R. J. , Learning internal representations by error propagation , 1986.

Schoneburg, E. (1990). Stock prediction using neural networks:Aproject report. *Neurocomputing* 2, 17–27.

So, M. K. P., Lam, K. and Li, W. K.: Forecasting Exchange Rate volatility using Autoregressive Random Variance Model. *Appl. Finan. Economics* 9(1999) 583 - 591

Steiner, M., & Wittkemper, H. (1995). Neural Networks as an Alternative Stock Market Model. *Neural Networks in the Capital Market* edited by Refenes, A. (pp. 137–148). ISBN 0-471-94364-9, England: John Wiley & Sons Ltd.

T. Hill, M. O'Connor and W. Remus, "Neural Network Models for Time Series Forecasts," *Management Science*, vol. 42, pp 1082-1092, 1996

Taylor, M. P., & Allen, H. (1992). The use of technical analysis in the foreign exchange market. *Journal of International Money and Finance*, 11, 304–314.

Taylor, S. J. (1986). *Modeling financial time series*. New York: Wiley.

Tenti, P. (1996). Forecasting Foreign exchange rates using recurrent neural networks. *Applied Artificial Intelligence*, 10, 567–581.

Triggs, D. W. (1967). Exponential smoothing with adaptive response rate. *Operations Research Quarterly*, 18, 53-59.

Tyree, E. W., & Long, J. A. (1995). Forecasting currency exchange rates: Neural network and the random walk model. City University Working Paper, Proceedings of the Third International Conference on Artificial Intelligence Applications, New York. <http://citeseer.nj.nec.com/131893.html>.

Vincent C.S. Lee and Hsiao Tshung Wong (2007). A multivariate neuro-fuzzy for foreign currency risk management decision making: Neurocomputing archive Volume 70 , Issue 4-6 (January 2007) table of contents Pages 942-951 Year of Publication: 2007 ISSN:0925-2312

W. C. Jhee and I. K. Lee, "Performance of Neural Networks in Managerial Forecasting," Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, vol. 2, pp 55-71, 1993.

Weigand, A. S., Huberman, B. A., & Rumelhart, D. E. (1992). Predicting Sunspots and Exchange Rates with Connectionist Networks. In M. Casdagli &

S. Eubank (Eds.), Nonlinear modeling and forecasting. Santa Fe Institute Studies in the Sciences of Complexity, Proc. (Vol. XII, pp. 395–432). Redwood City, CA: Addison-Wesley.

White, H. (2000). Reality check for data snooping. *Econometrica*, 68, 1109–1126.
Wolff, C. C. P. (1987). Models for exchange rates: A comparison of forecasting results. *International Journal of Forecasting*, 4, 605–607.

Wolff, C. C. P. (1988). Models of exchange rates: A comparison of forecasting results. *International Journal of Forecasting*, 4, 605–607.

Y. Chen, B. Yang and J. Dong, "Nonlinear System Modeling via Optimal Design of Neural Trees", *International Journal of Neural Systems*, 14(2):125-137, 2004.

Y. Chen, B. Yang, J. Dong, A. Abraham, "Time-series Forecasting using Flexible Neural Tree Model", *Information Science*, Vol.174, Issues 3/4, pp.219-235, 2005.

Yiu-ming Cheung; Lai, H.Z.H.; Lei Xu (1996). "Application of adaptive RPCL-CLP with trading system to foreign exchange investment" *Neural Networks*, 1996., IEEE International Conference on Volume 4, Issue , 3-6 Jun 1996 Page(s):2033 - 2038 vol.4

Yu, L., Wang, S. and Lai, K.-K.: A Novel Nonlinear Ensemble Forecasting Model Incorporating GLAR and ANN for Foreign Exchange Rates. *Computers & Operations Research* 32(2005) 2523 - 2541

Yu, L., Wang, S. and Lai, K.-K.: Adaptive Smoothing Neural Networks in Foreign Exchange Rate Forecasting. *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 3516, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg New York (2005) 523-530, 2005

Yu, Shouyang Wang and Kin Keung Lai (2005) "Adaptive Smoothing Neural Networks in Foreign Exchange Rate Forecasting" V.S. Sunderman et al.

(Eds):ICCS 2005, LNCS 3516, pp.523-530, 2005. Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2005.

Yuehui Chen, Lizhi Peng, Ajith Abraham (2006) Exchange Rate Forecasting Using Flexible Neural Trees. 518-523 Electronic Edition (link) BibTeX . Advances in neural networks : (Part I-III : ISSN 2006 : Third International Symposium on Neural Networks, Chengdu, China, May 28-June 1, 2006 : proceedings)

Z. Tang and P. A. Fishwick, "Back-Propagation Neural Nets as Models for Time Series Forecasting," ORSA Journal on Computing, vol. 5(4), pp 374-385, 1993.

Zhang, G., & Hu, M. Y. (1998). Neural network forecasting of the British pound/US dollar exchange rate. *International Journal of Management Science*, 26, 495–506.

[51] Y.M. Cheung, Z.H. Lai and L. Xu, "Adaptive Rival Penalized Competitive Learning and Combined Linear Predictor with Application to Financial Investment", to appear on *Proc. of IEEE/LAFE Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering*, New York, 1996.

[52] Van Dijk, D., Franses, P.H., and Paap, R., 2002. A non-linear longmemory model with application to US unemployment. *Journal of Econometrics* 110, 135-165.

[53] Thomason, M. (1999a) 'The practitioner method and tools: a basic neural network-based trading system project revisited (parts 1 and 2)', *Journal of Computational Intelligence in Finance*, Vol. 7, No. 3, pp. 36 -45.

[54] Koskela, T., Varsta, M., Heikkonen, J., Kaski, K. (1997): "Time series Prediction Using Recurrent SOM with Local Linear Model." Report B15, Lab. Of Computational Engineering, Helsinki University of Technology, Oct(1997).

[55] Vapnik, V.: The nature of statistical Learning Theory. Springer, New York (1995)

[56] James D. Hamilton, *Time Series Analysis*, Chapter 21, Section 2, (ISBN 0-691-04289-6, Princeton U Press, 1994). International Symposium on Neural Networks N°3, Chengdu, CHINE (2006) 2006, vol. 3973, pp. 496-501 [Note(s) : 3 vol.(1442, 1444, 1402 p.),] [Document : 6 p.] (10 ref.) ISBN 3-540-34439-X ; 3-540-34437-3 ; 3-540-34482-9

[57] Meese, R. A. and Rogoff, K., Empirical exchange rate models of the seventies: Do they fit out of sample? *Journal of International Economics*, 1983, 14, 3-24.

[58] Chan S.M., Forecasting enrollments based on fuzzy time series, *Fuzzy sets and Systems* 81 (1996) 311-319.

[59] Wu B. and Shih C.Y., Fuzzy Analysis and Forecasting in Time Series, Thesis in Chengchi University, Taipei, Taiwan, 1994

Διατριβές

Ατσαλάκης Γεώργιος, Διδακτορική Διατριβή, Χανιά, Σεπτέμβρης 2006, Σύστημα πρόβλεψης της βραχυχρόνιας τάσης της τιμής των μετοχών με χρήση νευρο-ασαφών μεθόδων. Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης, Πολυτεχνείο Κρήτης.

Σημειώσεις

Fuzzy Logic Toolbox, Users Guide, Mathworks INC

Neural network Toolbox, Users Guide, Mathworks INC

Δρ. Ντούνης Αναστασιος, "Σημειώσεις Νευρωνικών Δικτύων". Α.Τ.Ε.Ι Πειραιά

Βιβλία

Neuro-Fuzzy And Soft Computing - J Jang C Sun (Ptc 1997)

Prediction Methods and Models - Zbigniew Michalewicz, Martin Schmidt,

Matthew Michalewicz and Constantin Chiriac

Ι. Βλαχabas, Π. Κεφαλας, Ν. Βασιλειαδης, Ι. Ρεφανιδης, Φ. Κοκκορας,Η.

Σακελλαριου "ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ" Εκδόσεις Γαρταγάνη

Σπύρος Τζαφέστας, Υπολογιστική Νοημοσύνη, Τόμος Α: Μεθοδολογίες, 2002

Κωνσταντίνος Διαμαντάρας, Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, Εκδόσεις Κλειδάριθμος

S.V. Kartalopoulos, "Understanding Neural Networks & Fuzzy Logic"

Ιστοτόποι

www.bankofcyprus.gr

<http://fx.sauder.ubc.ca> Pacific Exchange Rate Service

<http://www.forexfactory.com/>

<http://en.wikipedia.org/wiki/Neuro-fuzzy>

http://en.wikipedia.org/wiki/Fuzzy_logic

http://en.wikipedia.org/wiki/Artificial_neural_network

<http://www.forextrading.gr>

ΠΑΡΑΤΗΜΑ Α: Γλωσσάρι Αγοράς Συναλλάγματος

Νόμισμα Βάση : Το νόμισμα βάση είναι το πρώτο νόμισμα στο ζευγάρι και μένει σταθερό όταν δίνουμε μια τιμή ζευγαριού. Το Δολάριο ΗΠΑ και το Ευρώ είναι τα πιο ισχυρά «νομίσματα βάση» σε σχέση με τις καθημερινές συναλλαγές που γίνονται στο συνάλλαγμα.

Η Λίρα Αγγλίας (GBP) ή αλλιώς στερλίνα ή cable είναι το τρίτο κατά σειρά. Τα ζευγάρια με νόμισμα βάση το Δολάριο ΗΠΑ είναι USD / JPY , USD / CHF και USD / CAD . Τα ζευγάρια με νόμισμα βάση το Ευρώ EUR / USD , EUR / JPY , EUR / GBP και EUR / CHF . Η Λίρα Αγγλίας ως νόμισμα βάση έχει τα παρακάτω ζευγάρια, GBP / USD , GBP/JPY. Τέλος τα Καναδέζικο Δολάριο είναι βάση ενάντια στο Δολάριο ΗΠΑ AUD / USD .

BASIS : Η διαφορά μεταξύ πραγματικής τιμής(spot) και μελλοντικής τιμής (futures).

Basis Point : Ένα εκατοστό από μια ποσοστιαία μονάδα.

Bid / Ask Spread : Η διαφορά μεταξύ αγοράς και πώλησης.

Central Bank : Κεντρική Τράπεζα η κύρια πηγή για την οικονομία κάθε χώρας. Υπεύθυνη για την νομοθεσία, επιτόκια, συναλλαγματική πολιτική, και την εποπτεία των ιδιωτικών τραπεζών. Η Federal Reserve είναι η κεντρική τράπεζα των Ηνωμένων Πολιτειών. Άλλες κεντρικές τράπεζες είναι η European Central Bank, Bank of England, Bank of Japan.

Conversion : Η διαδικασία στην οποία ένα νόμισμα αλλάζει σε ένα άλλο.

Cross Rate : Η τιμή συναλλάγματος μεταξύ 2 νομισμάτων. Η τιμή αυτή δεν είναι σταθερή στην χώρα την οποία δίνεται η τιμή αυτή. Πχ. Στις ΗΠΑ για τιμή Λίρα/ Ελβετικό Φράγκο (GBP / CHF) είναι cross rate ενώ αν ήμασταν στην Αγγλία ή Ελβετία τότε θα ήτανε ένα βασικό ζευγάρι συναλλάγματος. Currency : Το νόμισμα που κάθε χώρα χρησιμοποιεί για τις συναλλαγές της.

Currency (exchange rate) risk : Το ρίσκο που υπάρχει από την διαφορά στην τιμή συναλλάγματος.

Currency Swaps : συμφωνία για την ανταλλαγή περιοδικών πληρωμών επιτοκίων σε δύο διαφορετικά νομίσματα που βασίζονται σε ένα αρχικό ποσό. Το αρχικό κεφάλαιο ανταλλάσσεται στην αρχή και στην λήξη της συναλλαγής.

Devaluation : Η μείωση στην τιμή ενός νομίσματος σε σχέση με άλλα νομίσματα χωρών. Όταν μια χώρα μειώνει την τιμή του νομίσματός της αυξάνεται η τιμή των αγαθών που εισάγει και μειώνετε η τιμή αγαθών που εξάγει κάνοντας τα αγαθά που εξάγει πιο ελκυστικά και ανταγωνιστικά για άλλες χώρες.

Drawdown : Είναι η μείωση του λογαριασμού σε αξία, είτε ποσοστιαία είτε σε αξία δολλαρίου. Η διαφορά τις τιμές από την αρχική θέση μέχρι εκεί που πέφτει ονομάζεται drawdown .

Euro : Το νόμισμα της Ευρωπαϊκής Ένωσης. Οι χώρες που λαμβάνουν μέρος και έχουν το ευρώ ως νόμισμά τους είναι η Γερμανία, η Γαλλία, το Βέλγιο, το Λουξεμβούργο, η Αυστρία, η Φιλανδία, η Ιρλανδία, η Ολλανδία, η Ελλάδα, η Ιταλία και η Ισπανία.

Exchange rate : Η τιμή ενός νομίσματος σε σχέση με κάποιο άλλο. Πχ. \$1 Δολάριο Καναδά(CDN) = \$0.7700 US Dollar (USD) Δολάριο ΗΠΑ.

Foreign Exchange (Forex) : Η στιγμιαία αγορά ενός νομίσματος και πώληση ενός άλλου στην αγορά (over - the - counter).

G -7 : Οι επτά πρώτες βιομηχανικές χώρες, ΗΠΑ, Γερμανία, Ιαπωνία, Γαλλία, Αγγλία, Καναδάς και Ιταλία.

G -10: Οι G -7 συν Βέλγιο, Ολλανδία, Σουηδία. Η Ελβετία λαμβάνει μέρος μερικές φορές.

G -20 : Μία ομάδα η οποία αποτελείται από πρωθυπουργούς και τραπεζικούς κεντρικών τραπεζών από τις παρακάτω χώρες: Αργεντινή, Αυστραλία, Βραζιλία, Καναδάς, Κίνα, Γαλλία, Γερμανία, Ινδία, Ινδονησία, Ιταλία, Ιαπωνία, Μεξικό, Ρωσία, Σ. Αραβία, Ν. Αφρική, Ν. Κορέα, Τουρκία, Αγγλία, ΗΠΑ, Ευρωπαϊκή Ένωση. Η IMF και η Παγκόσμια Τράπεζα λαμβάνουν επίσης μέρος. Η ομάδα G -20 δημιουργήθηκε για να αντιμετωπίσει το οικονομικό πρόβλημα κατά την διάρκεια 1997-1999 και να δημιουργήσει νομοθεσίες οι οποίες βοηθούν στην Οικονομική Σταθερότητα Παγκοσμίως.

Hedge fund : Ένα ιδιωτικό κλειστό επενδυτικό πρόγραμμα για επενδυτές που επενδύουν τουλάχιστον 1 εκατ. Δολάρια. Το επενδυτικό αυτό πρόγραμμα ειδικεύεται σε υψηλού ρίσκου, βραχυχρόνιες επενδύσεις σε ομόλογα, νομίσματα, παράγωγα και άλλες επενδύσεις υψηλού κινδύνου.

Hedging : Είναι η μείωση του κινδύνου η οποία αποσκοπεί στην προστασία των επενδύσεων από ενδεχόμενη ανατίμηση ή υποτίμηση συναλλάγματος που πιθανός να προκύψουν από μελλοντικές μη επιθυμητές μεταβολές της τιμής και σε βάρος της αναμενόμενης απόδοσης. Μια προληπτική αντιστάθμιση μπορεί να πάρει την μορφή είτε μιας θέσης αγοράς είτε μιας θέσης πώλησης αντιστάθμισης.

London Inter - Bank Offer Rate or Libor : Το βασικό επιτόκιο που χρεώνουν η μια τράπεζα την άλλη για δάνεια. Το επιτόκιο αυτό είναι για μικρή διάρκεια στη διεθνές διατραπεζική αγορά και διατίθεται για μεγάλα δάνεια διάρκειας από μία μέρα μέχρι και πέντε χρόνια. Αυτή η διατραπεζική αγορά επιτρέπει σε τράπεζες που χρειάζεται να έχουν σε κάποια επίπεδα το χρηματικό ποσό που μπορούν να διαθέσουν (ανά πάσα στιγμή) να μπορούν να δανειστούν το ποσό που τους λείπει από άλλες τράπεζες που έχουν πλεόνασμα. Το LIBOR φιξάρει μια φορά την ημέρα από ένα μικρό γκρουπ μεγάλων αγγλικών τραπεζών αλλά το επιτόκιο αλλάζει κατά την διάρκεια της ημέρας.

Leverage : Ο βαθμός στον οποίο ένας επενδυτής ή μια επιχείρηση χρησιμοποιεί δανικά χρήματα.

Π.χ. Εάν θέλουμε να αγοράσουμε κάτι και η τιμή του είναι (το notional amount) 100,000 δολάρια και για αυτό χρειαζόμαστε margin 2000 δολάρια, τότε ο επενδυτής μπορεί να επενδύσει με 50 φορές leverage . ($\$100,000/\2000). Για έναν επενδυτή το leverage σημαίνει ότι μπορεί να αγοράσει σε margin για να ενισχύσει το κέρδος που μπορεί να έχει χωρίς να επενδύσει περισσότερα από τα χρήματά του. Το να επενδύει κάποιος με leverage μπορεί να έχει μεγάλο ρίσκο διότι κάποιος μπορεί να χάσει όχι μόνο τα λεφτά που έχει βάλει ως margin αλλά και τα λεφτά που έχει δανειστεί (κατά κάποιο τρόπο).

Liquidity : Η μετατρεψιμότητα ενός οικονομικού στοιχείου σε μετρητά. Επίσης προσδιορίζει το βαθμό της εμπορευσιμότητας χρεογράφων με υψηλούς

ρυθμούς ανάπτυξης, η διαπραγμάτευση των οποίων δεν έχουν ουσιαστικό αντίκτυπο στην αυξομείωση τις τιμής τους.

Long : Μια θέση που παίρνουμε αγοράζοντας ένα νόμισμα εναντίων ενός άλλου. Με αυτή τη θέση που παίρνουμε περιμένουμε μια άνοδο στην τιμή του νομίσματος που αγοράσαμε εναντίων του δεύτερου.

Initial Margin : Το αρχικό περιθώριο αποτελεί το ύψος που πρέπει να καταθέσει ο επενδυτής, είτε σε μετρητά είτε σε αξιόγραφα για το άνοιγμα λογαριασμού περιθωρίου. Η κατάθεση αυτή γίνεται με στόχο να εξασφαλίζεται ο κίνδυνος εκκαθαρίσεων από τυχόν αδυναμία κάποιου μέλους του να πληρώσει στον φορέα για τις συναλλαγές του.

Margin Call : Ένα αναγκαίο ποσό που πρέπει να κατατεθεί στο λογαριασμό του πελάτη για να κρατήσει μια θέση στην αγορά η οποία έχει αρχίσει να πηγαίνει ενάντιά του.

Market Maker : Ένας ντίλερ ο οποίος δίνει τιμές και είναι προετοιμασμένος να αγοράσει και να πουλήσει σε αυτά τα επίπεδα τιμών.

Pip (tick) : Αυτός ο όρος χρησιμοποιείται στην αγορά συναλλάγματος για να δείξει την πιο μικρή κίνηση που μπορεί να κάνει μια τιμή. Συνήθως η κίνηση αυτή είναι (0,0001 για το EUR / USD , GBD / USD , USD / CHF και 0.01 για USD / JPY).

Position : Η γνώμη που έχει ένας επενδυτής μεταφρασμένη σε αγορά ή πώληση κάποιου νομίσματος ή ακόμα και το ποσό το οποίο έχει επενδύσει.

Premium : Το κόστος που σχετίζεται με το να κρατήσεις μια θέση ανοιχτή από την μια μέρα στην άλλη. Αυτό το ποσό μετριέται χρησιμοποιώντας τη διαφορά σε βραχυπρόθεσμα επιτόκια ανάμεσα στα δύο νομίσματα σε ένα ζευγάρι.

Revaluation : Μια αύξηση στην αξία συναλλάγματος ενός νομίσματος το οποίο είναι συνδεδεμένο με άλλα νομίσματα ή με το χρυσό.

Short : Το να πουλήσεις ένα νόμισμα χωρίς να το έχεις αγοράσει πρώτα. Επίσης το να έχεις ανοιχτή μια θέση short πιστεύοντας ότι η τιμή θα πέσει κι' άλλο και θα το αγοράσεις αργότερα σε μικρότερη τιμή.

Spread : Η διαφορά μεταξύ της τιμής αγοράς και πώλησης ενός νομίσματος. Χρησιμοποιείται και για να μετρήσει το liquidity μιας αγοράς.

Spot Price : Η τιμή της αγοράς αυτή τη στιγμή.

Unpick : Μια καινούργια τιμή η οποία είναι μεγαλύτερη από την προηγούμενη για το ίδιο νόμισμα

Γλωσσάρι με όλους τους εξειδικευμένους οικονομικούς όρους που χρησιμοποιούνται στο FOREX
Γλωσσάρι συναλλάγματος

A

Ask (Ζητούμενη τιμή)

Η τιμή στην οποία ο έμπορος θα αγοράσει το συνάλλαγμα. Γνωστή επίσης και ως προσφορά, είναι η τιμή στην οποία ο πωλητής διατίθεται να πουλήσει.

B

Base Currency (Βασικό νόμισμα)

Το νόμισμα που χρησιμοποιείται ως βάση για τον καθορισμό της τιμής ενός ζεύγους συναλλάγματος. Για παράδειγμα, στο ζεύγος EURUSD, το βασικό

νόμισμα είναι το EUR ενώ στο ζεύγος USDJPY, βασικό νόμισμα είναι το USD.

Bear

Υποτιμητής, κάποιος ο οποίος πιστεύει ότι οι τιμές/η αγορά θα σημειώσουν πτωτική πορεία.

Bear Market

Πτωτική αγορά, μια αγορά στην οποία οι τιμές σημειώνουν απότομη πτώση, σε ένα κλίμα γενικευμένης απαισιοδοξίας (αντίθετο της ανοδικής αγοράς – Bull Market).

Bid (Προσφερόμενη τιμή) Η τιμή στην οποία ο έμπορος θα πουλήσει συνάλλαγμα.

Bid/Ask Spread

Άνοιγμα προσφερόμενης/ζητούμενης τιμής, βλ. spread (άνοιγμα).

BOC

Τράπεζα του Καναδά, Καναδική κεντρική τράπεζα.

BOE

Τράπεζα της Αγγλίας, κεντρική τράπεζα του Η.Β.

BOJ

Τράπεζα της Ιαπωνίας, Ιαπωνική κεντρική τράπεζα.

Bretton Woods Accord de 1944

Συμφωνία του Bretton Woods / 1944, συμφωνία η οποία καθιέρωσε σταθερές συναλλαγματικές ισοτιμίες για τα μεγάλα νομίσματα, διασφάλισε την επέμβαση των κεντρικών τραπεζών στις αγορές νομισμάτων και όρισε την τιμή του χρυσού στα 35 δολάρια ΗΠΑ ανά ουγκιά. Η συμφωνία διήρκεσε μέχρι το 1971. Βλ. Περισσότερα σχετικά με τη συμφωνία του Bretton Woods.

Bull

Ανατιμητής, κάποιος ο οποίος πιστεύει ότι οι τιμές/ η αγορά θα σημειώσουν ανοδική πορεία.

Bull Market

Ανοδική αγορά, μια αγορά η οποία χαρακτηρίζεται από ανοδικές τιμές.

Broker (Χρηματομεσίτης)

Πράκτορας που διεκπεραιώνει τις εντολές επενδυτών για την αγορά και πώληση συναλλάγματος. Στην αγοραπωλησία ξένου συναλλάγματος, δεν χρεώνονται προμήθειες, καθώς ο χρηματιστής βγάζει κέρδος από τα spread.

C

Cable

Καθομιλουμένη των διαπραγματευτών για τη συναλλαγματική ισοτιμία στερλίνας/δολαρίου ΗΠΑ.

Call Rate

Ημερήσιο επιτόκιο, Το νυκτερινό διατραπεζικό επιτόκιο.

Cash Market

Αγορά άμεσης παράδοσης, η αγορά για την αγορά και πώληση νομισμάτων με φυσική παράδοση.

Central Bank (Κεντρική Τράπεζα)

Το θεσμικό όργανο το οποίο που διαχειρίζεται τη νομισματική πολιτική μιας χώρας.

Convertible Currency

Μετατρέψιμο νόμισμα, νόμισμα το οποίο μπορεί να ανταλλαχθεί ελεύθερα έναντι άλλων νομισμάτων ή χρυσού χωρίς ειδική εξουσιοδότηση από την κατάλληλη κεντρική τράπεζα.

Counter party

Αντισυμβαλλόμενος, ο πελάτης ή η τράπεζα με τον/ την οποίο/-α πραγματοποιείται μια πράξη συναλλάγματος. Ο όρος χρησιμοποιείται επίσης και στις αγορές επιτοκίων και στις αγορές ανταλλαγής νομισμάτων αναφορικά με ένα συμβαλλόμενο μέρος σε μια ανταλλαγή νομισμάτων.

Cross Rate

Διασταυρούμενη ισοτιμία, συναλλαγματική ισοτιμία μεταξύ δύο νομισμάτων, η οποία συνήθως δημιουργείται από τις χωριστές συναλλαγματικές ισοτιμίες των δύο νομισμάτων έναντι του δολαρίου ΗΠΑ.

Currency Risk

Συναλλαγματικός κίνδυνος, ο κίνδυνος απωλειών από δυσμενή μεταβολή των συναλλαγματικών ισοτιμιών.

Currency Swap

Ανταλλαγή νομισμάτων, συμφωνία μεταξύ δύο αντισυμβαλλόμενων να ανταλλάξουν ροές καταβολής τόκων σε διαφορετικά νομίσματα για συμφωνημένο χρονικό διάστημα και να ανταλλάξουν ποσά κεφαλαίου σε διαφορετικά νομίσματα έναντι προσυμφωνημένης συναλλαγματικής ισοτιμίας, κατά τη λήξη του χρονικού διαστήματος.

Currency Option

Δικαίωμα προαίρεσης συναλλάγματος, συμφωνία δικαιώματος προαίρεσης που δίνει το δικαίωμα αγοράς ή πώλησης ενός νομίσματος με άλλο νόμισμα έναντι ορισμένης συναλλαγματικής ισοτιμίας κατά τη διάρκεια ορισμένου χρονικού διαστήματος.

Currency Swaption

Δικαίωμα προαίρεσης ανταλλαγής, εξωχρηματιστηριακό δικαίωμα προαίρεσης για σύναψη συμφωνίας ανταλλαγής νομισμάτων.

Currency Warrant

Εξωχρηματιστηριακό δικαίωμα συναλλάγματος, μακροπρόθεσμο (άνω του ενός έτους), εξωχρηματιστηριακό δικαίωμα προαίρεσης συναλλάγματος.

D

Day Trading

Συναλλαγές ημέρας, αναφέρεται στο άνοιγμα και κλείσιμο της ίδιας θέσης ή των ίδιων θέσεων την ίδια ημέρα συναλλαγών.

Dollar Rate

Ισοτιμία έναντι δολαρίου, όταν ένα μεταβλητό ποσό ενός ξένου νομίσματος προσδιορίζεται έναντι ενός δολαρίου ΗΠΑ, ανεξάρτητα από το που βρίσκεται ο διαπραγματευτής ή σε ποιο νόμισμα ζητάει να γίνει ο προσδιορισμός. Εξαίρεση αποτελεί η ισοτιμία στερλίνας/ δολαρίου Η.Π.Α. (cable) η οποία προσδιορίζεται ως μεταβλητό ποσό δολαρίων ΗΠΑ έναντι μίας στερλίνας.

E

ECB

Ευρωπαϊκή Κεντρική Τράπεζα (ΕΚΤ).

EMS

Ε.Ν.Σ., αρκτικόλεξο για το European Monetary System (Ευρωπαϊκό Νομισματικό Σύστημα), μια συμφωνία μεταξύ των κρατών μελών της Ευρωπαϊκής Ένωσης για τη διατήρηση μιας ευθυγράμμισης μεταξύ των συναλλαγματικών ισοτιμιών των αντίστοιχων νομισμάτων τους.
European Monetary Union

Ευρωπαϊκή Νομισματική Ένωση, ο βασικός στόχος της Ε.Ν.Ε. είναι η υιοθέτηση ενός ενιαίου ευρωπαϊκού νομίσματος, του ευρώ, το οποίο θα αντικαταστήσει επίσημα τα νομίσματα των χωρών της Ε.Ε. το 2002. Προς το παρόν, το ευρώ υφίσταται μόνο ως τραπεζικό νόμισμα και για συναλλαγές χρεογράφων και συναλλάγματος. Προς το παρόν, τα μέλη της Ε.Ν.Ε. είναι η Γερμανία, η Γαλλία, το Βέλγιο, το Λουξεμβούργο, η Αυστρία, η Φιλανδία, η Ιρλανδία, οι Κάτω Χώρες, η Ιταλία, η Ισπανία και η Πορτογαλία.

Exchange Rate Risk

Βλ. Currency Risk - Συναλλαγματικός κίνδυνος.

F

Federal Reserve (Fed)

Ομοσπονδιακή Τράπεζα Αποθεμάτων, η κεντρική τράπεζα των Ηνωμένων Πολιτειών.

Fixed Exchange Rate

Σταθερή συναλλαγματική ισοτιμία, επίσημη ισοτιμία η οποία ορίζεται από τις νομισματικές αρχές για ένα ή περισσότερα νομίσματα. Στην πράξη, ακόμη και οι σταθερές συναλλαγματικές ισοτιμίες μπορούν να κυμαίνονται μεταξύ απόλυτων ανώτατων και κατώτατων ορίων, οδηγώντας σε παρεμβάσεις.

Flat / Square

Ουδέτερη/ ισοσκελισμένη θέση, το να μην έχει ανοίξει κάποιος αγοραστική θέση ή θέση ακάλυπτης πώλησης. Κάποιος έχει ισοσκελισμένη θέση αν δεν έχει καμία τοποθέτηση ή αν όλες οι θέσεις του ισοσκελίζουν η μία την άλλη.

Floating Rate Interest

Κυμαινόμενο επιτόκιο, αντίθετα με το σταθερό επιτόκιο, το επιτόκιο σε αυτού του είδους τις συμφωνίες κυμαίνεται ανάλογα με τις τιμές της αγοράς ή τα βασικά επιτόκια ή επιτόκια αναφοράς. Ένα παράδειγμα κυμαινόμενου επιτοκίου είναι τα συνηθισμένα στεγαστικά δάνεια.

Foreign Exchange Swap

Ανταλλαγή νομισμάτων, συναλλαγή η οποία περιλαμβάνει την πραγματική ανταλλαγή δύο νομισμάτων (μόνο ποσό κεφαλαίου) σε καθορισμένη ημερομηνία με ισοτιμία η οποία συμφωνείται κατά τη στιγμή σύναψης της συμφωνίας (βραχυπρόθεσμο σκέλος) και αντιστροφή της συναλλαγής σε ημερομηνία στο απώτερο μέλλον έναντι τιμής η οποία συμφωνείται κατά τη στιγμή σύναψης της συμφωνίας (μακροπρόθεσμο σκέλος).

Foreign Exchange (ή Forex ή FX)

Συνάλλαγμα, η ταυτόχρονη αγορά ενός νομίσματος και πώληση ενός άλλου σε μια εξωχρηματιστηριακή αγορά. Τα περισσότερα μεγάλα νομίσματα προσδιορίζονται έναντι του δολαρίου ΗΠΑ.

Forward

Προθεσμιακή πράξη, μια πράξη η οποία εκτελείται σε συμφωνημένη ημερομηνία στο μέλλον. Οι προθεσμιακές πράξεις σε συνάλλαγμα εκφράζονται συνήθως ως περιθώριο άνω (πριμοδότηση) ή κάτω (έκπτωση) της τιμής τοις μετρητοίς. Για την πραγματική προθεσμιακή τιμή συναλλάγματος, πρέπει να προστεθεί το περιθώριο στην τιμή τοις μετρητοίς. Η τιμή απεικονίζει την τιμή του συναλλάγματος όπως θα πρέπει να είναι στη μελλοντική ημερομηνία έτσι, ώστε αν τα κεφάλαια ανταλλάσσονταν εκ νέου στην τιμή εκείνη, δεν θα υπήρχε ούτε κέρδος ούτε ζημία (δηλ. ουδέτερη συναλλαγή). Η τιμή υπολογίζεται από τα ανάλογα επιτόκια κατάθεσης των 2 υποκείμενων νομισμάτων και της τιμής συναλλάγματος τοις μετρητοίς. Αντίθετα από την αγορά συμβολαίων μελλοντικής εκπλήρωσης, στην

προθεσμιακή αγορά οι προθεσμιακές συναλλαγές μπορούν να προσαρμοστούν βάσει των αναγκών των δύο μερών και είναι πιο ευέλικτες.

Επίσης δεν υπάρχει κεντρική, οργανωμένη αγορά.

Fundamental Analysis

Θεμελιώδης ανάλυση, εκτενής ανάλυση των οικονομικών και πολιτικών δεδομένων με στόχο τον καθορισμό των μελλοντικών κινήσεων στη χρηματοοικονομική αγορά.

G

GTC

«Good Till Cancelled». Ισχύουσα έως ακυρώσεως, μια εντολή στον διαπραγματευτή για αγοραπωλησία έναντι καθορισμένης τιμής. Η εντολή παραμένει σε ισχύ έως ότου ακυρωθεί από τον πελάτη.

H

Hedging

Αντιστάθμιση κινδύνου, η πρακτική πραγματοποίησης μιας επενδυτικής πράξης για προστασία από απώλειες άλλης επένδυσης, π.χ. ακάλυπτη πώληση για εξουδετέρωση προηγούμενης αγοράς ή αγοραστική τοποθέτηση για να ισοσκελιστεί προηγούμενη ακάλυπτη πώληση. Ενώ η αντισταθμιστική πρακτική μειώνει τους ενδεχόμενους κινδύνους, επίσης τείνει να μειώνει και τα ενδεχόμενα κέρδη.

High/Low

Υψηλό/Χαμηλό, συνήθως η υψηλότερη και η χαμηλότερη τιμή εμπορίας του υποκείμενου προϊόντος για την τρέχουσα ημέρα συναλλαγών.

I

Initial Margin

Αρχικό περιθώριο, η απαιτούμενη αρχική κατάθεση ασφάλειας για μια τοποθέτηση, ως εγγύηση για τη μελλοντική απόδοση.

Interbank Rates

Διατραπεζικά επιτόκια, τα επιτόκια συναλλάγματος τα οποία προσφέρουν μεγάλες διεθνείς τράπεζες σε άλλες μεγάλες διεθνείς τράπεζες.

L

Limit Order

Εντολή ορίου, εντολή αγοράς σε ή κάτω από μια συγκεκριμένη τιμή ή πώλησης σε ή πάνω από μια συγκεκριμένη τιμή.

Long Position

Αγοραστική θέση, όπου ο Πελάτης έχει αγοράσει ένα νόμισμα το οποίο δεν κατείχε πριν. Συνήθως εκφράζεται στο βασικό νόμισμα, π.χ. αγοραστική θέση δολαρίων (ακάλυπτη πώληση μάρκων)

M

Margin

Περιθώριο, οι πελάτες πρέπει να καταθέσουν κεφάλαιο ως ασφάλεια για την κάλυψη ενδεχόμενης ζημίας από δυσμενή διακύμανση των τιμών.

Margin Call

Ειδοποίηση περιθωρίου, μια απαίτηση για κατάθεση πρόσθετου ποσού. Αίτημα από ένα γραφείο συμψηφισμού προς ένα μέλος (ή μια εταιρεία χρηματοοικονομικής διαμεσολάβησης σε έναν πελάτη) για πρόσθετη κατάθεση ώστε το περιθώριο να αυξηθεί σε ένα ελάχιστο επίπεδο για την κάλυψη δυσμενών διακυμάνσεων των τιμών στην αγορά.

Market Maker

Ειδικός διαπραγματευτής, διαπραγματευτής που παρέχει τιμές και προτίθεται να αγοράσει ή να πωλήσει σε αυτές τις ορισμένες προσφερόμενες και ζητούμενες τιμές. Ο ειδικός διαπραγματευτής τηρεί ένα χαρτοφυλάκιο συναλλαγών.

Maturity

Ωρίμανση/λήξη, η ημερομηνία διακανονισμού.

O

Offer

Προσφορά, η τιμή ή η ισοτιμία έναντι της οποίας προτίθεται να πωλήσει ένας πωλητής.

One Cancels Other Order (Εντολή O.C.O.)

Εντολή αμοιβαίας ακύρωσης, μια εντολή υπό αίρεση για την οποία προβλέπεται ότι η εκτέλεση του ενός σκέλους της αυτομάτως ακυρώνει το άλλο σκέλος.

Open Position

Ανοικτή θέση, οποιαδήποτε συμφωνία δεν έχει διακανονιστεί μέσω πραγματικής πληρωμής ή αντιστραφεί μέσω ίσης και αντίστροφης πράξης για την ίδια ημερομηνία διακανονισμού.

Over The Counter (OTC)

Εξωχρηματιστηριακά, όρος που χρησιμοποιείται για κάθε συναλλαγή που δεν πραγματοποιείται στο πλαίσιο μιας οργανωμένης αγοράς.

Overnight Trading

Συναλλαγές πέραν της ημέρας, αναφέρεται στην αγορά ή πώληση μεταξύ των ωρών 9:00 μετά μεσημβρίας και 8:00 προ μεσημβρίας της επόμενης ημέρας.

P

Pip (ή μονάδες)

Ο όρος χρησιμοποιείται στην αγορά συναλλάγματος ως η ελάχιστη μονάδα διακύμανσης μιας συναλλαγματικής ισοτιμίας. Κατά περίπτωση, συνήθως μια μονάδα βάσης (0,0001 για EUR/USD, GBD/USD, USD/CHF και 0,01 για USD/JPY).

Political Risk

Πολιτικός κίνδυνος, η αβεβαιότητα σχετικά με την απόδοση μιας επένδυσης λόγω πιθανότητας κυβερνητικών ενεργειών οι οποίες είναι επιζήμιες για τα συμφέροντα του επενδυτή

R

Resistance

Αντίσταση, επίπεδο τιμών στο οποίο αναμένονται πωλήσεις.

Risk Capital

Κεφάλαιο επιχειρηματικού κινδύνου, ποσό χρημάτων το οποίο μπορεί να επενδυθεί από κάποιον και ενδεχόμενη απώλεια του οποίου δεν θα επηρεάσει τον τρόπο ζωής του.

Rollover

Μετακύλιση, όταν ο διακανονισμός μιας συναλλαγής παρατείνεται σε άλλη, επόμενη ημερομηνία διακανονισμού βάσει της διαφοράς επιτοκίου μεταξύ των δύο νομισμάτων.

S

Settlement

Διακανονισμός, η πραγματική ανταλλαγή νομίσματος έναντι άλλου.

Short

Ακάλυπτη πώληση, πώληση προϊόντων τα οποία ο πωλητής δεν έχει στην κατοχή του και διατήρηση των ακάλυπτων θέσεων αναμένοντας πτώση της τιμής προκειμένου το προϊόν να αγοραστεί στο μέλλον με κέρδος.

Spot

Συναλλαγή της μετρητοίς, συναλλαγή η οποία πραγματοποιείται άμεσα, αλλά τα κεφάλαια συνήθως μεταβιβάζονται δύο ημέρες μετά τη συμφωνία.

Spread

Άνοιγμα, η διαφορά μεταξύ της προσφερόμενης και της ζητούμενης τιμής, χρησιμοποιείται για μέτρηση της ρευστότητας της αγοράς. Τα μικρά ανοίγματα συνήθως υποδεικνύουν υψηλή ρευστότητα.

Stop Loss Order

Εντολή φραγμού ζημίας, μια εντολή αγοράς ή πώλησης στην αγορά όταν προκύψει μια ορισμένη τιμή, είτε υψηλότερη είτε χαμηλότερη από την τιμή που ίσχυε όταν δόθηκε η εντολή.

Support Levels

(Επίπεδα στήριξης, επίπεδο τιμής στο οποίο αναμένονται αγορές.

T

Technical Analysis

Τεχνική ανάλυση, προσπάθεια πρόβλεψης της μελλοντικής κίνησης της αγοράς αναλύοντας δεδομένα της αγοράς, όπως διαγράμματα, τάσεις τιμών και όγκους συναλλαγών.

Tomorrow to Next (Tom Next) (Ταυτόχρονη αγορά και πώληση νομίσματος για παράδοση την επόμενη ημέρα και πώληση τη μεθεπόμενη ή αντίστροφα) Αύριο και τη μεθεπομένη, ταυτόχρονη αγορά και πώληση νομίσματος για παράδοση την επόμενη ημέρα και πώληση τη μεθεπόμενη ή αντίστροφα.

Two-Way Price

Αμφίπλευρη τιμή, ορισμός και προσφερόμενης και ζητούμενης.

V

Value Date Ημερομηνία Διακανονισμού. Ημερομηνία διακανονισμού μιας συμφωνίας τοις μετρητοίς ή μιας προθεσμιακής συμφωνίας.

Variation Margin Περιθώριο Μεταβολών. Πρόσθετο απαιτούμενο περιθώριο το οποίο χρειάζεται ένας broker από τον πελάτη λόγω διακυμάνσεων της αγοράς.

Volatility Αστάθεια. Στατιστική μέτρηση των διακυμάνσεων της αγοράς ή ενός χρεογράφου σε ένα χρονικό διάστημα, υπολογιζόμενο χρησιμοποιώντας σταθερές αποκλίσεις. Η υψηλή αστάθεια σχετίζεται και με υψηλό βαθμό κινδύνου