ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ ΜΕ ΤΙΤΛΟ

« ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΜΕΤΑΒΛΗΤΟΤΗΤΑΣ ΤΩΝ ΣΥΜΦΩΝΙΩΝ ΑΝΤΑΛΛΑΓΗΣ ΜΕ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ, ΓΕΝΕΤΙΚΟΥΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥΣ ΚΑΙ ΝΕΥΡΟΑΣΑΦΗ ΛΟΓΙΚΗ »

ΟΙΚΟΝΟΜΟΥ ΔΗΜΗΤΡΗΣ **Α.Μ. 200010034**

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: ΑΤΣΑΛΑΚΗΣ ΓΕΩΡΓΙΟΣ

ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Η διπλωματική αυτή εργασία εκπονήθηκε στα πλαίσια του προπτυχιακού τμήματος της σχολής Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης υπό την επίβλεψη του καθηγητή κυρίου Γιώργου Ατσαλάκη. Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον κύριο Ατσαλάκη για την υπόδειξη του θέματος της εργασίας μου, την αμέριστη βοήθειά του σε οτιδήποτε χρειάστηκα, την αρμονική συνεργασία μας και την υπομονή που έδειξε μαζί μου κατά την περίοδο της συνεργασίας μας. Χωρίς τον κύριο Ατσαλάκη η εργασία αυτή δεν θα μπορούσε να ολοκληρωθεί.

Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω τους καθηγητές κύριο Ζοπουνίδη Κωνσταντίνο και κύριο Μουστάκη Βασίλειο για την τιμή που μου έκαναν να είναι μέλη της τριμελής εξεταστικής επιτροπής, όπως επίσης και για τις εύστοχες παρατηρήσεις και υποδείξεις τους πάνω στην εργασία μου.

Τέλος ένα μεγάλο ευχαριστώ στην οικογένεια μου που με στήριξε όλα αυτά τα χρόνια στα Χανιά και στους φίλους μου που περάσαμε μαζί τα καλύτερα μας χρόνια, αυτά της φοιτητικής ζωής.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η έννοια της πρόβλεψης του μέλλοντος είναι τόσο αρχαία όσο η ιστορία του πολιτισμού της ανθρωπότητας. Από την αρχαία Ελλάδα και τα περίφημα μαντεία των Δελφών και της Δωδώνης, τις δεισιδαιμονίες του μεσαίωνα ως την σημερινή εποχή και την προσπάθεια πρόβλεψης φυσικών φαινομένων, η ανάγκη και η ελπίδα του ανθρώπου να γνωρίζει το αύριο παραμένει άσβεστη.

Ο δύσκολος κόσμος της οικονομίας δεν θα μπορούσε να είναι διαφορετικός. Τον περασμένο αιώνα η πρόοδος της οικονομίας και συνάμα η αλματώδης ανάπτυξη της τεχνολογίας έδωσε την δυνατότητα σε επιστήμονες και ερευνητές να αναπτύξουν πληθώρα μοντέλων πρόβλεψης οικονομικών μεγεθών. Μοντέλα, άλλοτε λιγότερο και άλλοτε περισσότερο επιτυχημένα, που όμως κανένα δεν μπορεί να δώσει μία πρόβλεψη 100% σωστή και που ποτέ δεν θα μπορέσει. Η ανάγκη για πρόβλεψη της οικονομίας όμως παραμένει και ίσως είναι μεγαλύτερη από ποτέ, όπως αποδεικνύει και η πρόσφατη μεγάλη οικονομική κρίση.

Σκοπός της εργασίας αυτής είναι να συμβάλει και αυτή σε αυτόν τον τομέα που πολλοί έχουν βοηθήσει αλλά που κανένας δεν μπορεί να πει ότι κατέχει την απόλυτη αλήθεια.

Η μεταβλητότητα της αγοράς είναι ένα από τα πιο χρήσιμα μεγέθη. Όσο αναφορά της πρόβλεψη της, η βιβλιογραφία είναι μεν πλούσια, όχι όμως τέλεια. Πολλά μοντέλα έχουν προταθεί και χρησιμοποιηθεί στο παρελθόν, ως επί το πλείστον οικονομικά. Η πρόβλεψη των τιμών των παραγώγων και συγκεκριμένα των χρηματοοικονομικών ανταλλαγών είναι ακόμα σε βρεφικό στάδιο και η μέχρι τώρα βιβλιογραφία είναι πολύ φτωχή.

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

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΘΕΩΡΙΑ

Χρηματιστήριο Παραγώγων

Η διαπραγμάτευση των παραγώγων χρηματιστηριακών προϊόντων σε ειδικές αγορές διέπονται από τους δικούς τους μηχανισμούς και θεσμικά πλαίσια. Μάλιστα παρατηρούνται σημαντικές ομοιότητες με τις αγορές άμεσης εκκαθάρισης (Spot Market) (π.χ. Χρηματιστήριο Αξιών Αθηνών κ.α.), στις οποίες διαπραγματεύονται οι υποκείμενες αξίες (μετοχές, κ.α.), επί των οποίων συνάπτονται τα συμβόλαια. Οι χρηματιστηριακές αγορές παραγώγων λειτουργούν ως ενδιάμεσος φορέας των συμβαλλόμενων μερών (επενδυτές) και αποβλέπουν στην εξασφάλιση εκτέλεσης των υποχρεώσεων τους. Για αυτό είναι ιδιαίτερα αυστηροί στην περίπτωση οικονομικής αδυναμίας. Αντικείμενο αγοροπωλησίας των χρηματιστηρίων παραγώγων είναι συμβόλαια δικαιωμάτων επί των υποκείμενων τίτλων (μετοχές, ομόλογα, κ.α.) των αγορών άμεσης εκκαθάρισης και όχι οι ίδιες οι αξίες.

Παράγωγα Προθεσμιακά Συμβόλαια

Παράγωγα προθεσμιακά συμβόλαια καλούνται οι συμφωνίες, τυποποιημένες ή μη, με τις οποίες η τιμή της αγορά ή της πώλησης ενός αγαθού είναι καθορισμένη (fixed) τη στιγμή που συμφωνείται το συμβόλαιο. Ενώ η παράδοση και η πληρωμή προγραμματίζονται σε μία καθορισμένη μελλοντική στιγμή. Ο πωλητής ενός προθεσμιακού συμβολαίου συμφωνεί να παραδώσει το υποκείμενο αγαθό (underlying commodity) σε μία μελλοντική ημερομηνία και σε προκαθορισμένη τιμή. Ενώ ο αγοραστής αναλαμβάνει την υποχρέωση να παραλάβει το αγαθό στην ίδια προκαθορισμένη τιμή. Τα προθεσμιακά συμβόλαια, κυρίως εξυπηρετούν το σκοπό της εξάλειψης της αβεβαιότητας σχετικά με παράγοντες, οι οποίοι μπορεί να επηρεάσουν την μελλοντική πληρωμή.

Παράγωγα Χρηματιστηριακά Προϊόντα

Τα παράγωγα χρηματοοικονομικά προϊόντα είναι τυποποιημένα χρηματιστηριακά συμβόλαια, των οποίων η αξία καθορίζεται από το υποκείμενο προϊόν από το οποίο δημιουργούνται. Ως υποκείμενο προϊόν καλούνται να είναι μετοχές, χρηματιστηριακοί δείκτες, ομόλογα, συναλλαγματική ισοτιμία, διάφορα προϊόντα όπως μέταλλα ή αγροτικά προϊόντα κ.α. Βασικός σκοπός αυτών των προϊόντων αποτελούν τα παρακάτω:

- Αντιστάθμιση κινδύνου (Hedging),
- Λήψη θέσεων με βραχυπρόθεσμο ή μακροπρόθεσμο ορίζοντα, με σκοπό τη κερδοσκοπία βασιζόμενη στις προσδοκίες του επενδυτή στην αγορά.

Συμβόλαια Μελλοντικής Εκπλήρωσης (ΣΜΕ)

Τα ΣΜΕ, ανήκουν στην ευρύτερη οικογένεια των προθεσμιακών συμβολαίων με την διαφορά ότι αποτελούν τυποποιημένα συμβόλαια, τα οποία καθορίζουν την παράδοση και την πληρωμή ενός συγκεκριμένου προϊόντος μέσω ενός κεντρικού οίκου εκκαθάρισης (clearing house). Οι συναλλαγές σε ΣΜΕ είναι αυστηρά τυπικές και υπόκεινται σε αυστηρούς κανόνες. Εξαιτίας αυτών των χαρακτηριστικών, τα ΣΜΕ συναλλάσσονται εύκολα κατά την διάρκεια ζωής τους. Το ΧΠΑ παρέχει τυποποιημένους όρους για τα είδη εργαλείων που συναλλάσσονται, τυποποιημένο μέγεθος συμβολαίου, αξία και ημερομηνία παράδοσης. Στα τυποποιημένα ΣΜΕ ισχύει η καθημερινή χρέωση και πίστωση των κερδών και ζημιών. Ο επενδυτής που έχει λάβει θέση στα ΣΜΕ οφείλει κάθε μέρα μετά την λήξη της διαπραγμάτευσης, να καταβάλει τις τυχών ζημιές της ημέρας και να καρπώνεται τα κέρδη στην αντίθετη περίπτωση.

Δικαιώματα

Τα δικαιώματα (options) ορίζονται ως τυποποιημένες προαιρετικές συμφωνίες αγοράς ή πώλησης αξιών (π.χ. μετοχές, συνάλλαγμα, ομόλογα, κ.α.) σε συγκεκριμένη τιμή και για συγκεκριμένη διάρκεια. Δικαίωμα άσκησης έχει μόνο ο αγοραστής του δικαιώματος, στην περίπτωση βέβαια που η αγορά ή η πώληση του υποκείμενου τίτλου αποτελεί συμφέρουσα λύση. Αντίθετα, ο αντισυμβαλλόμενος πωλητής είναι υποχρεωμένος να αγοράσει ή να πωλήσει οποτεδήποτε του το ζητήσει ο αγοραστής. Το δικαίωμα του αγοραστή αποκτάται διότι καταβάλλει χρηματικό ποσό (premium) στον πωλητή του δικαιώματος. Όταν το τυποποιημένο δικαίωμα προβλέπει αγορά αναφέρεται ως call, ενώ όταν προβλέπει πώληση αναφέρεται ως put.

Εξωχρηματιστηριακά Δικαιώματα (OTC)

Οι συναλλαγές σε εξωχρηματιστηριακά δικαιώματα δεν συνδέονται με τυποποιημένη δομή στην οποία η προσφορά και η ζήτηση συγκεντρώνονται σε έναν κεντρικό χώρο συναλλαγών. Η διαμόρφωση των τιμών είναι αποτέλεσμα διαβουλεύσεων και όχι δημοπρασίας. Τα εξωχρηματιστηριακά δικαιώματα δεν υπόκεινται σε μία συγκεκριμένη διαδικασία συναλλαγών, αλλά οι συναλλαγές τους πραγματοποιούνται κατά κύριο λόγο στις τράπεζες. Τα εξωχρηματιστηριακά δικαιώματα δεν συναλλάσσονται στα οργανωμένα χρηματιστήρια και επιπρόσθετα δεν έχουν δευτερογενή αγορά.

Ανταλλαγή (Swap)

Τα swaps είναι συμβόλαια μέσω των οποίων δύο μέρη ανταλλάσσουν μελλοντικά συγκεκριμένες διαφορετικές ροές. Τόσο οι εταιρίες όσο και τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα αντιμετωπίζουν με διαφορετικό τρόπο τον κίνδυνο (risk) που ενέχουν μερικές αγορές αναλόγως με τη μεταβλητότητα που τις χαρακτηρίζει. Κάποιοι είναι διατεθειμένοι να εκτεθούν σε μικρότερο βαθμό κινδύνου (risk averse) σε σχέση με κάποιους άλλους που αναζητούν τον κίνδυνο (less risk averse). Σαφώς, το κίνητρο για αυτούς που αναλαμβάνουν μεγαλύτερο κίνδυνο είναι η υψηλότερη προσδοκώμενη απόδοση.

Τα swaps δεν είναι τίποτε άλλο παρά παράγωγα προϊόντα. Οι συμμετέχοντες στην αγορά παραγώγων, μπορούν για παράδειγμα να αντισταθμίσουν το κίνδυνο σε ένα χαρτοφυλάκιο με μετοχικούς τίτλους, είτε μέσω των ΣΜΕ (futures) είτε μέσω των Δικαιωμάτων Προαίρεσης (options) τα οποία διαπραγματεύονται στην αγορά παραγώγων (listed exchange derivatives).

Μερικές φορές όμως, μεγάλοι χρηματοπιστωτικοί οργανισμοί ή θεσμικοί επενδυτές θέλουν να εξατομικεύσουν την αντιστάθμισή τους και να μεταφέρουν τον κίνδυνο σε άλλους επιθυμούντες ακόμη και για προϊόντα τα οποία δεν συμπεριλαμβάνονται στις κύριες αγορές διαπραγμάτευσης.

Τέτοιου είδους παράγωγα εξωχρηματιστηριακά (over the counter) προϊόντα, "κομμένα και ραμμένα" στις απαιτήσεις των εταιριών και θεσμικών επενδυτών είναι τα swaps. Σε αυτά απαντώνται δύο είδη χειρισμών: τα caps με τα οποία καλύπτονται κίνδυνοι κυμαινόμενων επιτοκίων (αγοράζεται στη πραγματικότητα ένα option το οποίο καλύπτει τον αγοραστή σε περίπτωση μεγάλης ανόδου των επιτοκίων) και τα swaptions με τα οποία αγοράζεται ουσιαστικά ένα option το οποίο δίνει το δικαίωμα να συμβληθεί κάποιος με dealer για την υπογραφή ενός swap. Εκτός βέβαια από τις ανταλλαγές επιτοκίων υπάρχουν και άλλες, όπως οι ανταλλαγές νομισμάτων, αξιών ή ακόμα και υποχρεώσεων.

Τα swaps σήμερα χρησιμοποιούνται από διάφορους οικονομικούς οργανισμούς, βιομηχανίες, τράπεζες, ασφαλιστικούς οργανισμούς ακόμα και κρατικούς φορείς. Χρησιμοποιούνται για να μειώσουν το κόστος του κεφαλαίου, για να εκμεταλλευτούν τις οικονομίες κλίμακας, για διαχείριση κινδύνου, για κερδοσκοπική αντιστάθμιση στις διεθνείς χρηματαγορές και για τη δημιουργία συνθετικών παραγώγων μέσων.

Τα πλεονεκτήματα αυτών είναι ότι δημιουργούνται κάτω από τις ανάγκες και απαιτήσεις δύο ή λίγων ενδιαφερόμενων μερών, δεν παρακολουθούνται από κανένα επίσημο εποπτικό σώμα (είναι υποκείμενα στη πιστοληπτική ικανότητα και φερεγγυότητα των αντισυμβαλλομένων) παρέχοντας έτσι ευελιξία και το κόστος συναλλαγών είναι μικρό.

Τα μειονεκτήματα αυτών είναι ότι δεν υπάρχει απαιτούμενη ρευστότητα σε περίπτωση που ένα αντισυμβαλλόμενο μέρος θέλει να τερματίσει τη συμφωνία, το πρώτο ενδιαφερόμενο μέρος που θα δημιουργήσει ένα swap μερικές φορές είναι δύσκολο να βρει το αντισυμβαλλόμενο μέρος και το κυριότερο επειδή δίνουν την ευελιξία να δημιουργηθούν κατόπιν των απαιτήσεων των ενδιαφερόμενων μερών και δεν ελέγχονται από κανένα εποπτικό σώμα αλλά ούτε εταιρία εκκαθάρισης συναλλαγών μεσολαβεί μεταξύ τους, έχουν υψηλό πιστωτικό κίνδυνο αθέτησης της συμφωνίας από τα αντισυμβαλλόμενα μέρη.

Το πρώτο swap που δημιουργήθηκε ήταν μεταξύ της IBM και World Bank το 1981 και αφορούσε μετατροπή χρέους της IBM από γερμανικά μάρκα και ελβετικά φράγκα σε δολάρια, κάτι το οποίο δέχθηκε να αναλάβει η World Bank. Έτσι, η IBM υποχρεούνταν να πληρώσει τις οφειλές της σε δολάρια στη World Bank και αυτή με τη σειρά της σε γερμανικά μάρκα και ελβετικά φράγκα στους πιστωτές της IBM. Με αυτό το τρόπο, η IBM μείωσε το συναλλαγματικό της κίνδυνο από οποιεσδήποτε μεταβολές που θα μπορούσαν να παρουσιαστούν κατά τη διάρκεια αποπληρωμής του χρέους της. Για ποιο λόγο το έκανε αυτό η World Bank; Ίσως επειδή διατηρούσε μεγάλα αποθέματα ρευστού στα δύο παραπάνω νομίσματα χωρίς να δημιουργείται υψηλός κίνδυνος ανάληψης αυτής της συμφωνίας από τη πλευρά της.

Στρατηγικές Επένδυσης

Ως στρατηγική επένδυσης καλείται το σύνολο των θέσεων επένδυσης που λαμβάνουν οι συμμετέχοντες στην αγορά, με σκοπό την βέλτιστη συγκεκριμενοποίηση των στόχων τους. Οι στόχοι αυτοί μπορεί να είναι η κερδοσκοπία, η αντιστάθμιση κινδύνων κλπ. Οι Στρατηγικές βασίζονται κατά κύριο λόγο στις προσδοκίες των επενδυτών, όσον αφορά την κατεύθυνση του υποκείμενου τίτλου (ανοδική, καθοδική ή ουδέτερη), αλλά και την εκτίμηση σχετικά με τις πιθανότητες και το μέγεθος των αναμενόμενων μεταβολών. Αύξηση των κινδύνων συνεπάγεται αύξηση του περιθωρίου κέρδους. Παρόλα αυτά, δεν αρκεί ο υπολογισμός του μέγιστου κέρδος που μπορεί να προκύψει από μια θέση, ώστε να επιλέξει μια στρατηγική επένδυσης. Η πιθανότητα να συμβεί μία ζημιά και το ύψος της πρέπει να συνεπικουρούν στην λήψη της απόφασης.

Βασικές Θέσεις Επένδυσης

Ως βασικές θέσεις ορίζονται τα ΣΜΕ και τα δικαιώματα που προσφέρονται τυποποιημένα από τα χρηματιστήρια παραγώγων. Οι βασικές θέσεις χαρακτηρίζονται από το τυπικό τους περιορισμένο ή απεριόριστο δυνητικό κέρδος ή ζημιά.

- Θέση Αγοράς Συμβολαίων Μελλοντικής Εκπλήρωσης (ΣΜΕ)
- Θέση Πώλησης Συμβολαίων Μελλοντικής Εκπλήρωσης (ΣΜΕ)
- Αγορά δικαιώματος αγοράς - Long Call
- Πώληση δικαιώματος αγοράς - Short Call
- Αγορά δικαιώματος πώλησης - Long put
- Πώληση δικαιώματος πώλησης - Short put

Μεταβλητότητα Παράγωγων Χρηματιστηριακών Δεικτών

Η μεταβλητότητα δεν είναι ένα μέγεθος που παρατηρείται άμεσα στις χρηματιστηριακές αγορές, όπως είναι οι τιμές των υποκείμενων τίτλων (π.χ. τιμές μετοχών ή δεικτών), αλλά υπολογίζεται συναρτήσει των χρονοσειρών τους. Οι δύο βασικές κατηγορίες της μεταβλητότητας είναι η τεκμαρτή και η ιστορική μεταβλητότητα. Η τεκμαρτή μεταβλητότητα υπολογίζεται λαμβάνοντας υπόψη τις τιμές των δικαιωμάτων (call και put), τα οποία διαπραγματεύονται στην αγορά παραγώγων. Για τον υπολογισμό της τεκμαρτής μεταβλητότητας έχουν αναπτυχθεί διάφορα μοντέλα αποτίμησης με επικρατέστερα εκείνα των Black & Scholes και του Cox Ross Rubinstein. Αντίστοιχα, η ιστορική μεταβλητότητα υπολογίζεται μόνο από τις ιστορικές τιμές του υποκείμενου τίτλου.

Τεκμαρτή Μεταβλητότητα

Σύμφωνα με την θεωρία, η τιμή του δικαιώματος εξαρτάται από διάφορες μεταβλητές, μία εκ των οποίων είναι και η μεταβλητότητα. Συνεπώς, για τον υπολογισμό της θεωρητικής τιμής ενός δικαιώματος (δίκαιη τιμή) εισάγονται οι εν λόγω μεταβλητές, συμπεριλαμβανομένης και της μεταβλητότητας σε ένα μοντέλο αποτίμησης δικαιωμάτων. Στην περίπτωση που αντιστραφεί η διαδικασία και εισαχθεί η πραγματική τιμή ενός δικαιώματος σε ένα μοντέλο αποτίμησης εξάγεται η πραγματική τιμή της μεταβλητότητας, η οποία ονομάζεται «Τεκμαρτή Μεταβλητότητα». Συνεπώς, η τεκμαρτή μεταβλητότητα, είναι ένα σημαντικό κριτήριο στην αποτίμηση δικαιωμάτων και υποδεικνύει το πως οι επενδυτές εκτιμούν και αξιολογούν την αγορά.

Ιστορική Μεταβλητότητα

Η ιστορική μεταβλητότητα υπολογίζεται από τις ιστορικές τιμές του υποκείμενου τίτλου. Για τον προσδιορισμό της ιστορικής μεταβλητότητας οι παράμετροι που λαμβάνονται υπ’ όψη είναι:

(α) το βάθος χρόνου των δεδομένων που θα χρησιμοποιηθεί και

(β) η περίοδος των τιμών που θα συλλέγει, αναλόγως αν ζητείται ο καθορισμός της μακροχρόνιας ή βραχυχρόνιας μεταβλητότητας.

Μέθοδοι Πρόβλεψης της Μεταβλητότητας Παράγωγων Χρηματιστηριακών Δεικτών

Οι μέθοδοι πρόβλεψης που αφορούν την μεταβλητότητα της τιμής ενός χρηματιστηριακού δείκτη κατηγοριοποιούνται ως εξής:

- Κλασσικά Μοντέλα Πρόβλεψης

Τα κλασσικά μοντέλα χρησιμοποιούν παρατηρήσεις του παρελθόντος για να προβλέψουν μελλοντικές τιμές. Συνήθως, οι προβλέψεις που παράγονται με την βοήθεια των κλασσικών μοντέλων χρησιμοποιούνται για να συγκριθούν τα αποτελέσματα των πιο εξελιγμένων μοντέλων πρόβλεψης.

- Οικονομετρικά Μοντέλα Πρόβλεψης

Η εκτεταμένη χρήση των κλασσικών μοντέλων πρόβλεψης των χρονοσειρών της μεταβλητότητας, ώθησε τους ερευνητές στην αναζήτηση νέων εξελιγμένων μοντέλων πρόβλεψης. Για παράδειγμα, ένα γεγονός που παρατηρήθηκε στις χρηματοοικονομικές χρονοσειρές είναι ότι οι αποκλίσεις των παρατηρήσεων εμφανίζουν ανά τακτά χρονικά διαστήματα περιόδους όπου η μεταβλητότητα είναι μεγαλύτερη συγκριτικά με άλλες περιόδους (volatility clustering). Επίσης, οι χρηματοοικονομικές χρονοσειρές χαρακτηρίζονται από έντονη κύρτωση (kurtosis) και στρέβλωση (skewness) . Τα εν λόγω χαρακτηριστικά απεικονίσθηκαν καλύτερα χρησιμοποιώντας την κατηγορία των μοντέλων αυτοπαλινδρομικής δεσμευμένης ετεροσκεδαστικότητας (AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity ARCH /GARCH μοντέλα).

- Μοντέλα Τεχνητής Νοημοσύνης

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα προήλθαν από την προσπάθεια μίμησης των διεργασιών του ανθρώπινου εγκεφάλου. Ο εγκέφαλος έχει ιδιότητες όπως προσαρμοστικότητα, ικανότητα αναγνώρισης από τα συμφραζόμενα, ανοχή στα λάθη, μεγάλη χωρητικότητα μνήμης και ικανότητα επεξεργασίας πληροφοριών σε πραγματικό χρόνο. Αυτές οι ιδιότητες προκύπτουν κυρίως από την τοπολογία του εγκεφάλου. Ο εγκέφαλος αποτελείται από νευρικά κύτταρα, τους νευρώνες, συνδεδεμένα μεταξύ τους. Τα κύτταρα αυτά κάνουν συνάψεις με άλλους γειτονικούς νευρώνες. Κάθε νευρώνας εκτελεί απλούς ακολουθιακούς υπολογισμούς στα σήματα που δέχεται από τους άλλους νευρώνες. Τα φιλτράρει, τα ενισχύει κατάλληλα και παράγει τελικά ένα σήμα εξόδου το οποίο μεταδίδει μέσω των συνάψεών του στους άλλους νευρώνες. Η επίδραση ενός σήματος σε έναν νευρώνα μπορεί να είναι θετική ή αρνητική. Αυτή η απλή διεργασία εκτελείται παράλληλα σε κάθε νευρώνα, δημιουργώντας ένα πανίσχυρο υπολογιστικό μοντέλο. Σε πλήρη αντιστοιχία με το βιολογικό αυτό μοντέλο, ο τεχνητός νευρώνας αποτελείται από εισόδους οι οποίες πολλαπλασιάζονται με κατάλληλα βάρη και παράγουν προβλέψεις στις εξόδους.

- Συνδυασμός Μοντέλων Πρόβλεψης

Ο συνδυασμός μοντέλων πρόβλεψης προτάθηκε αρχικά από τους Bates & Granger (1969) παρόλο που υπάρχουν και παλαιότερες ενδείξεις τέτοιων πειραμάτων από τον Barnard (1963). Οι Bates και Granger θεωρούνται ως οι πρωτοπόροι της μεθόδου, διότι είναι οι πρώτοι που εισήγαγαν διαφορετικούς συντελεστές βαρύτητας για κάθε μοντέλο που χρησιμοποιείται, ώστε να επιτευχθεί καλύτερη προσαρμογή του σύνθετου μοντέλου στην χρονοσειρά. Δηλαδή, δεν επιλέγεται το ακριβέστερο μοντέλο πρόβλεψης, αλλά επιχειρείται ένας συνδυασμός περισσοτέρων, ώστε να μεγιστοποιηθεί η εκμετάλλευση των πληροφοριών που παρέρχονται από την χρονοσειρά.

Παράγωγα Χρηματιστηριακά Προϊόντα

Τα παράγωγα χρηματοοικονομικά προϊόντα είναι τυποποιημένα χρηματιστηριακά συμβόλαια των οποίων η αξία καθορίζεται από το υποκείμενο προϊόν από το οποίο δημιουργούνται. Το υποκείμενο προϊόν μπορεί να είναι μετοχή, χρηματιστηριακός δείκτης, ομόλογα, συναλλαγματική ισοτιμία, διάφορα προϊόντα όπως μέταλλα ή αγροτικά προϊόντα κ.α. Για παράδειγμα, στο ΧΠΑ διαπραγματεύονται δικαιώματα επί των μετοχών του ΟΤΕ Α.Ε. της Εθνικής Τράπεζας Α.Ε., δικαιώματα προαίρεσης στην συναλλαγματική ισοτιμία ευρώ / δολαρίου κ.α. Βασικός σκοπός αυτών των προϊόντων είναι η αντιστάθμιση κινδύνου (Hedging), η λήψη θέσεων με βραχυπρόθεσμο ή μακροπρόθεσμο ορίζοντα με σκοπό τη κερδοσκοπία, βασιζόμενη στις προσδοκίες του επενδυτή στην αγορά. Τα παράγωγα προϊόντα που διαπραγματεύονται στο ΧΠΑ έχουν ως υποκείμενη αξία μετοχές, δείκτες μετοχών και ομόλογα. Συγκεκριμένα είναι τα ακόλουθα:

- ΣΜΕ στους δείκτες FTSE20 και FTSE40
- ΣΜΕ στον δείκτη EPSI50
- ΣΜΕ 10ετές Ομόλογο του Ελληνικού Δημοσίου
- ΣΜΕ στην ισοτιμία ευρώ /δολαρίου Η.Π.Α. (EUR/USD)
- ΣΜΕ σε μετοχές
- Δικαιώματα Προαίρεσης στους δείκτες FTSE20 και FTSE40
- Δικαιώματα στην ισοτιμία ευρώ /δολαρίου Η.Π.Α. (EUR/USD)
- Δικαιώματα Προαίρεσης σε μετοχές
- Δανεισμός Τίτλων σε μορφή Repos
- Σύμβαση Επαναγοράς - Repurchase agreement (RA)
- Συμβόλαια Επαναγοράς Ειδικού Τύπου (ΣΕΕΤ)

Δικαιώματα

Τα δικαιώματα είναι τυποποιημένες προαιρετικές συμφωνίες αγοράς ή πώλησης αξιών (π.χ. μετοχές, συνάλλαγμα, ομόλογα, κ.α.) σε συγκεκριμένη τιμή και για συγκεκριμένη διάρκεια. Ασκούνται μόνο από τον αγοραστή του δικαιώματος, αν τον συμφέρει η αγορά ή η πώληση του υποκείμενου τίτλου. Αντίθετα, ο αντισυμβαλλόμενος πωλητής είναι υποχρεωμένος να αγοράσει ή να πωλήσει οποτεδήποτε του το ζητήσει ο αγοραστής. Το δικαίωμα του αγοραστή αποκτάται διότι καταβάλλει χρηματικό ποσό (premium) στον πωλητή του δικαιώματος. Όταν το τυποποιημένο δικαίωμα προβλέπει αγορά αναφέρεται ως call και όταν προβλέπει πώληση αναφέρεται ως put. Όπως και στα ΣΜΕ ανάμεσα στους αντισυμβαλλόμενους (αγοραστή και πωλητή) παρεμβαίνει το χρηματιστήριο παραγώγων. Αυτό εγγυάται την εκπλήρωση του συμβολαίου και απαλλάσσει τους δύο αντισυμβαλλόμενους από τον πιστωτικό κίνδυνο (credit risk) του αντισυμβαλλόμενου.

Αν ένα δικαίωμα μπορεί να εξασκηθεί σε οποιαδήποτε χρονική στιγμή μέχρι την λήξη του, τότε ορίζεται ως δικαίωμα Αμερικανικού τύπου. Αν αντίθετα η εξάσκηση ενός δικαιώματος μπορεί να γίνει μόνο στην λήξη του, τότε λέμε ορίζεται ως δικαίωμα Ευρωπαϊκού τύπου. Τα δικαιώματα που το υποκείμενο αγαθό είναι μετοχές είναι συνήθως δικαιώματα Αμερικανικού τύπου, ενώ αυτά στα οποία το υποκείμενο αγαθό είναι κάποιος δείκτης συνήθως είναι Ευρωπαϊκού τύπου. Σήμερα, στο ΧΠΑ διαπραγματεύονται τυποποιημένα δικαιώματα για τα ακόλουθα υποκείμενα αγαθά:

- Δικαιώματα επί Χρηματιστηριακών Δεικτών

Τα δικαιώματα επί χρηματιστηριακών δεικτών αναφέρονται σε έναν συγκεκριμένο χρηματιστηριακό δείκτη. Παράδειγμα αποτελεί ο δείκτης ΟΜΧ στη Σουηδία και ο S&P 100 στις Η.Π.Α. Ο δείκτης αντανακλά τις διακυμάνσεις των τιμών των μετοχών που συμπεριλαμβάνονται στο δείκτη. Στο ΧΠΑ διαπραγματεύονται δικαιώματα επί των δεικτών FTSE20 και FTSE40. Ένα δικαίωμα επί χρηματιστηριακού δείκτη (FTSE20 ή FTSE40) δίνει στον αγοραστή του το δικαίωμα, και όχι την υποχρέωση, να «αγοράσει» (δικαίωμα αγοράς, call) ή να «πουλήσει» (δικαίωμα πώλησης, put) το δείκτη σε συγκεκριμένη μελλοντική ημερομηνία (3η Παρασκευή του μήνα λήξης), σε καθορισμένη τιμή (τιμή άσκησης). Ο πωλητής του δικαιώματος αναλαμβάνει την αντίστοιχη υποχρέωση.

Τα δικαιώματα στους δείκτες όπως και τα ΣΜΕ είναι τυποποιημένα συμβόλαια. Στα δικαιώματα σε δείκτες, ο διακανονισμός είναι χρηματικός και πραγματοποιείται κατά την ημερομηνία εξάσκησης. Αν ο δείκτης κατά την ημερομηνία λήξης είναι πάνω από την τιμή εξάσκησης, ο πωλητής του δικαιώματος αγοράς πληρώνει τη διαφορά, σε χρήματα, στον αγοραστή του δικαιώματος αγοράς. Αντιθέτως, αν κατά την ημερομηνία λήξης ο δείκτης είναι κάτω από την τιμή εξάσκησης, ο αγοραστής ενός δικαιώματος πώλησης πιστώνεται τη διαφορά από τον πωλητή. Στα δικαιώματα ο αγοραστής καταβάλλει το τίμημα την επόμενη εργάσιμη μετά τη συναλλαγή στον πωλητή (μέσω της ΕΤΕΣΕΠ), με αποτέλεσμα να μην υπάρχει ο ημερήσιος χρηματικός διακανονισμός που υπάρχει στα ΣΜΕ. Η τιμή του συμβολαίου εκφράζεται πάντα σε μονάδες του δείκτη (FTSE20 ή FTSE40), ενώ η χρηματική αξία του συμβολαίου υπολογίζεται με τον πολλαπλασιασμό της τιμής του δικαιώματος επί τον πολλαπλασιαστή του κάθε δείκτη. Όπως και για τα ΣΜΕ έτσι και για τα δικαιώματα στο δείκτη (FTSE20 ή FTSE40) ο πολλαπλασιαστής είναι 5 EUR ανά μονάδα. Για παράδειγμα, ένα συμβόλαιο που διαπραγματεύτηκε στις 1.400 μονάδες, έχει χρηματική αξία (1.400 μον. x 5 EUR=) 7.000 EUR. Στα δικαιώματα, ο αγοραστής για να έχει το πλεονέκτημα της επιλογής της εξάσκησης πληρώνει στον πωλητή ένα ποσό που ονομάζεται τιμή δικαιώματος (premium). Γενικά, οι αγοραστές των δικαιωμάτων πληρώνουν το ποσό αυτό και οι πωλητές το λαμβάνουν. Οι πωλητές των δικαιωμάτων - αν τους ζητηθεί από τους αγοραστές - είναι υποχρεωμένοι πάντα να εξασκήσουν το δικαίωμα, να εκπληρώσουν δηλαδή την υποχρέωσή τους. Τα δικαιώματα επί του δείκτη (FTSE20 ή FTSE40) στην Αγορά Παραγώγων είναι Ευρωπαϊκού τύπου.

- Δικαιώματα επί Μετοχών

Πρόκειται για δικαιώματα που ως υποκείμενη αξία έχουν συγκεκριμένες μετοχές. Έχουν όλα τα πλεονεκτήματα και τις δυνατότητες χρήσης που παρέχουν τα δικαιώματα επί δεικτών, αλλά με τη διαφορά ότι κατά τη λήξη υπάρχει φυσική παράδοση της υποκείμενης μετοχής. Οι μετοχές για τις οποίες εισήχθηκαν δικαιώματα στο ΧΠΑ είναι οι Εθνική Τράπεζα της Ελλάδος, Οργανισμός Τηλεπικοινωνιών της Ελλάδος, Alpha Bank Α.Ε. και ΙΝΤΡΑΚΟΜ Α.Ε., σύμφωνα με την επίσημη ιστοσελίδα του ΧΠΑ. Ένα δικαίωμα προαίρεσης επί μετοχών παρέχει στον αγοραστή του το δικαίωμα, και όχι την υποχρέωση, να «αγοράσει» (δικαίωμα αγοράς, call) ή να «πουλήσει» (δικαίωμα πώλησης, put) τη μετοχή εντός συγκεκριμένου χρονικού διαστήματος (μέχρι τη λήξη του Δικαιώματος) σε προκαθορισμένη τιμή (τιμή εξάσκησης). Παράλληλα ο πωλητής ενός δικαιώματος αναλαμβάνει την αντίστοιχη υποχρέωση. Ο διακανονισμός στα δικαιώματα επί μετοχών γίνεται με φυσική παράδοση των τίτλων που διαπραγματεύονται, οποιαδήποτε ημέρα πριν τη λήξη ή κατά τη λήξη του δικαιώματος. Η εκκαθάριση γίνεται με παράδοση της υποκείμενης μετοχής βασισμένη στην τιμή εξάσκησης του δικαιώματος. Η παράδοση για ένα συμβόλαιο δικαιώματος αγοράς πραγματοποιείται με μεταφορά των αντίστοιχων μετοχών από τη μερίδα του πωλητή στη μερίδα του αγοραστή του συμβολαίου έναντι πληρωμής του πληρωτέου ποσού.

Αντιθέτως, για ένα συμβόλαιο δικαιώματος πώλησης πραγματοποιείται μεταφορά των αντίστοιχων μετοχών από τη μερίδα του αγοραστή στη μερίδα του πωλητή του συμβολαίου έναντι πληρωμής του πληρωτέου ποσού. Το μέγεθος του συμβολαίου είναι 100 μετοχές. Το τίμημα (τιμή δικαιώματος) στα δικαιώματα επί μετοχών αντιπροσωπεύει την τιμή για μία μετοχή. Επειδή ο πολλαπλασιαστής είναι 100 μετοχές, η αξία που καταβάλλει ο αγοραστής δικαιώματος στον πωλητή είναι 100 φορές η αξία του τιμήματος. Τα δικαιώματα επί μετοχών στο ΧΠΑ είναι Αμερικάνικου τύπου.

- Δικαιώματα Συναλλάγματος

Στα πλαίσια της γενικότερης παγκοσμιοποίησης παρατηρείται συνεχής αύξηση των επιχειρήσεων που ανταλλάσσουν προϊόντα και αξίες σε ξένα νομίσματα. Η συνεχής διακύμανση όμως στις συναλλαγματικές ισοτιμίες δυσχεραίνει τις επιμέρους συναλλαγές. Σήμερα περισσότερο από ποτέ, εμφανίζεται η ανάγκη αντιστάθμισης κινδύνου διαμέσου παράγωγων χρηματοοικονομικών εργαλείων όπως είναι τα ΣΜΕ και τα δικαιώματα σε συναλλαγματικές ισοτιμίες. Τα δικαιώματα επί συναλλάγματος παρέχουν στους συναλλασσόμενους ένα μέσο για να μειωθεί ο βαθμός στον οποίο μπορούν να επηρεάζονται από διακυμάνσεις των συναλλαγματικών ισοτιμιών. Επομένως, τα συμβόλαια δικαιωμάτων στη συναλλαγματική ισοτιμία ευρώ / δολαρίου, που διαπραγματεύονται στο ΧΠΑ, αποστέλλουν εργαλείο για την αντιστάθμιση του συναλλαγματικού κινδύνου που αντιμετωπίζουν εταιρίες και ιδιώτες που συναλλάσσονται σε ξένο νόμισμα. Αποτελούν επίσης ένα εναλλακτικό επενδυτικό προϊόν για λήψη θέσης στην αγορά συναλλάγματος που μπορεί να προσφέρει υψηλές δυνητικά αποδόσεις στο χαρτοφυλάκιο των επενδυτών. Ο αγοραστής ενός συμβολαίου δικαιωμάτων στη συναλλαγματική ισοτιμία ευρώ / δολαρίου, έχει το δικαίωμα (και όχι την υποχρέωση) να αγοράσει (στην περίπτωση του δικαιώματος αγοράς) ή να πουλήσει (στην περίπτωση του δικαιώματος πώλησης) ένα ποσό συναλλάγματος σε προκαθορισμένη τιμή (τιμή άσκησης) στη λήξη του συμβολαίου. Το υποκείμενο στοιχείο είναι το ΣΜΕ στην ισοτιμία ευρώ / δολαρίου. Η εκκαθάριση γίνεται με φυσική παράδοση του υποκείμενου ΣΜΕ. Τα συμβόλαια δικαιωμάτων στη συναλλαγματική ισοτιμία ευρώ / δολαρίου στο ΧΠΑ είναι Ευρωπαϊκού τύπου.

Εξωχρηματιστηριακά Δικαιώματα

Η διαφορά μεταξύ των συμβολαίων δικαιωμάτων που συναλλάσσονται εκτός του χώρου συναλλαγών του χρηματιστηρίου, τα λεγόμενα εξωχρηματιστηριακά (OTC ή over the counter options), και των δικαιωμάτων που συναλλάσσονται εντός του χρηματιστηρίου είναι παρόμοια με τη διαφορά μεταξύ προθεσμιακών συμβολαίων και συμβολαίων μελλοντικής. Οι συναλλαγές σε εξωχρηματιστηριακά δικαιώματα δεν συνδέονται με μία οργανωμένη δομή στην οποία η προσφορά και η ζήτηση συγκεντρώνονται σε έναν κεντρικό χώρο συναλλαγών. Οι τιμές δεν διαμορφώνονται με δημοπρασία, αλλά είναι αποτέλεσμα διαβουλεύσεων. Τα εξωχρηματιστηριακά δικαιώματα δεν υπόκεινται σε μία τυποποιημένη διαδικασία συναλλαγών και δεν συναλλάσσονται στα οργανωμένα χρηματιστήρια, αλλά κατά κύριο λόγω στις τράπεζες και δεν έχουν δευτερογενή αγορά

Τιμή Δικαιώματος

Τιμή δικαιώματος είναι το χρηματικό ποσό, το οποίο πρέπει να πληρώσει ο αγοραστής του δικαιώματος στον πωλητή ως αντάλλαγμα για την παραχώρηση του δικαιώματος να αγοράσει ή να πουλήσει το υποκείμενο προϊόν. Η τιμή του δικαιώματος καθορίζεται από την προσφορά και ζήτηση με αποτέλεσμα να παρουσιάζονται διαρκείς διακυμάνσεις. Η καταβολή της πληρωμής στον πωλητή λαμβάνει χώρα ανεξάρτητα από το αν το δικαίωμα εξασκείται τελικά ή όχι. Το σύνολο της τιμής δικαιώματος είναι πληρωτέο την επόμενη ημέρα από την ολοκλήρωση του συμβολαίου με άμεση πίστωση στο λογαριασμό του πωλητή. Η μέγιστη ζημιά την οποία μπορεί να υποστεί ο αγοραστής του δικαιώματος περιορίζεται στο ύψος της τιμής δικαιώματος, ενώ το δυνητικό κέρδος είναι απεριόριστο. Για τον πωλητή ενός δικαιώματος, αντιθέτως, το μέγιστο κέρδος αποτελεί η τιμή δικαιώματος που λαμβάνει, ενώ η μέγιστη ζημιά του είναι απεριόριστη. Η τιμή δικαιώματος είναι συνάρτηση δύο βασικών στοιχείων:

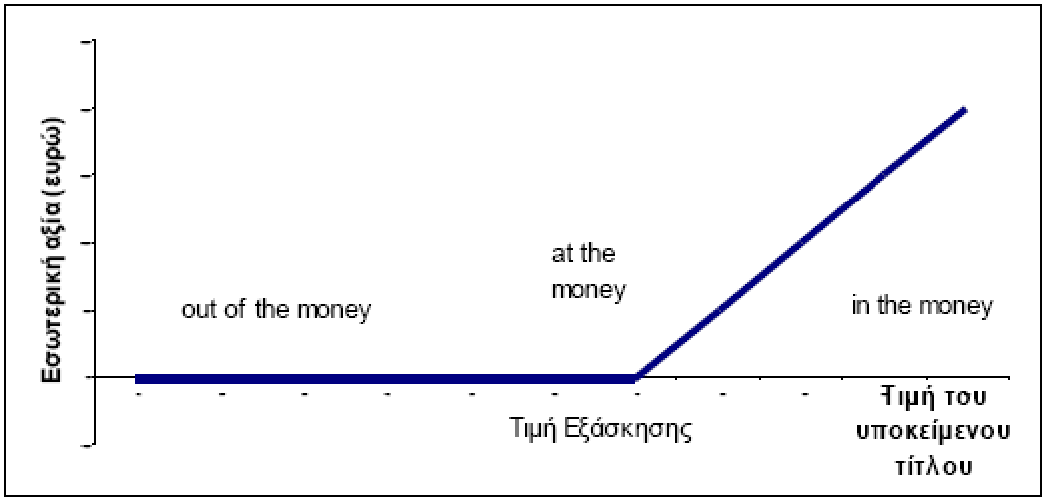
(α) της εσωτερικής αξίας και

(β) της αξίας του χρόνου και ισχύει: Τιμή δικαιώματος = εσωτερική αξία + αξία χρόνου

Εσωτερική αξία ενός δικαιώματος

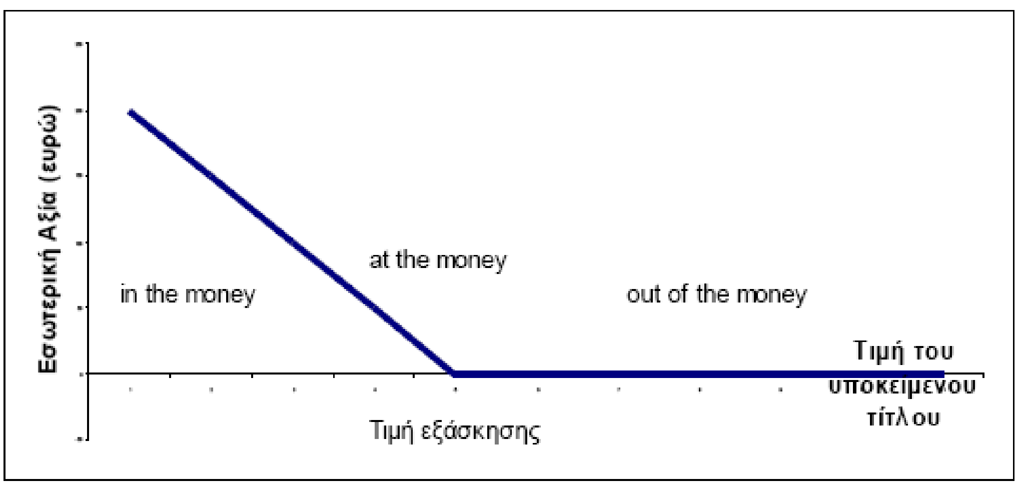
Εσωτερική αξία έχει ένα δικαίωμα όταν η τιμή εξάσκησης είναι χαμηλότερη από την τιμή του υποκείμενου τίτλου. Στην περίπτωση ενός δικαιώματος αγοράς για παράδειγμα ο κανόνας είναι, ότι όσο υψηλότερη είναι η αξία του υποκείμενου τίτλου σε σχέση με την τιμή εξάσκησης, τόσο μεγαλύτερη είναι η εσωτερική αξία και άρα και η τιμή του δικαιώματος

Διάγραμμα: Διάγραμμα εσωτερικής αξίας δικαιώματος αγοράς



Στην περίπτωση ενός δικαιώματος πώλησης, το δικαίωμα έχει εσωτερική αξία αν η τιμή εξάσκησης του είναι υψηλότερη από την τιμή του υποκείμενου τίτλου. Όσο μεγαλύτερη είναι η διαφορά, τόσο υψηλότερη είναι η τιμή του δικαιώματος.

Διάγραμμα: Διάγραμμα εσωτερικής αξίας δικαιώματος πώλησης

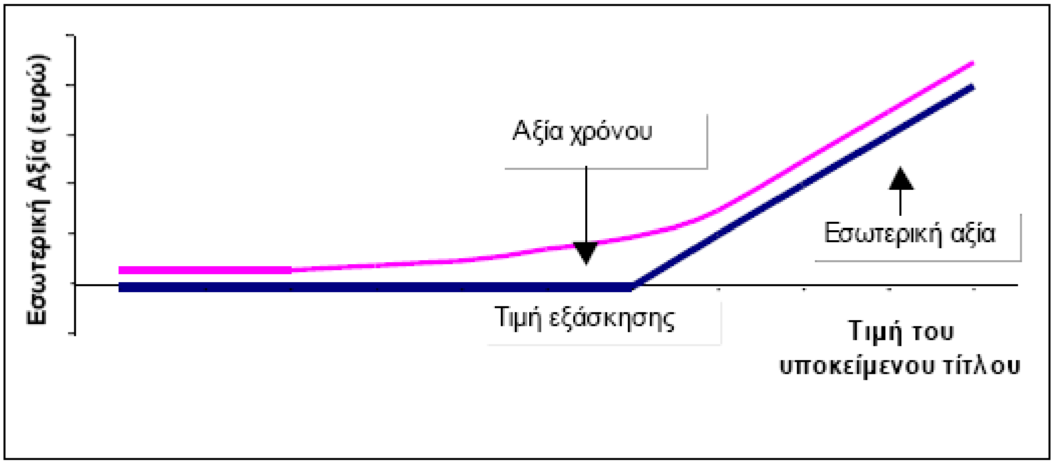


Η εσωτερική αξία ενός δικαιώματος αγοράς ή πώλησης δεν μπορεί να είναι αρνητική. Αν η αξία του υποκείμενου τίτλου είναι μικρότερη από την τιμή εξάσκησης ενός δικαιώματος αγοράς, τότε η εσωτερική αξία του δικαιώματος είναι μηδέν. Αντίστοιχα, αν η τιμή εξάσκησης σε ένα δικαίωμα πώλησης είναι μικρότερη από την τιμή του υποκείμενου τίτλου, η εσωτερική αξία του δικαιώματος είναι μηδέν.

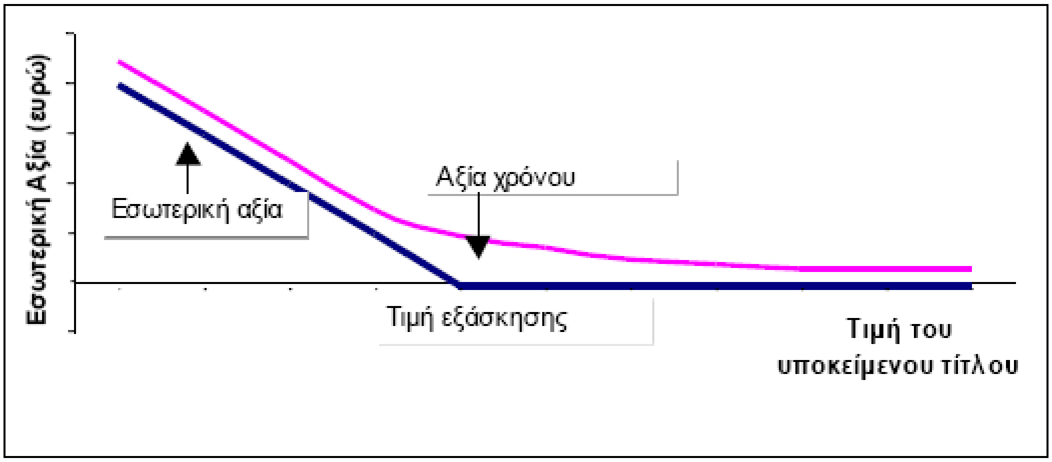
Αξία χρόνου

Ως αξία χρόνου ορίζεται η διαφορά μεταξύ της τιμής δικαιώματος και της εσωτερικής αξίας. Η αξία του χρόνου μειώνεται όσο πλησιάζει η ημερομηνία λήξης του και είναι πάντοτε μηδέν την ημερομηνία λήξης.

Διάγραμμα: Διάγραμμα αξίας χρόνου ενός δικαιώματος αγοράς

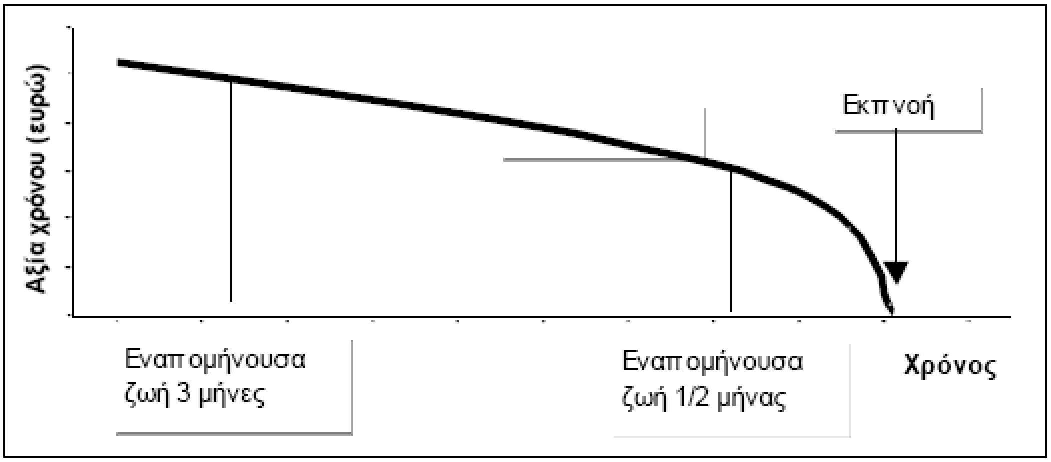


Διάγραμμα: Διάγραμμα αξίας χρόνου ενός δικαιώματος πώλησης



Κατά κανόνα για ένα δικαίωμα με μεγαλύτερη εναπομένουσα ζωή, όπως φαίνεται στο διάγραμμα, θα ζητείται μεγαλύτερη τιμή δικαιώματος από ότι για ένα που πρόκειται να εκπνεύσει σύντομα, λόγω του γεγονότος ότι η πιθανότητα ότι θα υπάρξει ευνοϊκή μεταβολή της τάσης της τιμής, μειώνεται καθώς η ημερομηνία λήξης του δικαιώματος πλησιάζει.

Διάγραμμα: Διάγραμμα αξίας χρόνου σε σχέση με την εναπομένουσα ζωή



Εσωτερική αξία έχει ένα δικαίωμα όταν η τιμή εξάσκησης ενός δικαιώματος αγοράς είναι χαμηλότερη από την τρέχουσα τιμή του υποκείμενου τίτλου. Ενώ το δικαίωμα πώλησης έχει εσωτερική αξία αν η τιμή εξάσκησης είναι μεγαλύτερη από την τρέχουσα τιμή του υποκείμενου τίτλου. Αυτά τα δικαιώματα λέγεται ότι βρίσκονται εντός της ισοδύναμης χρηματικής τους αξίας– in the money. Στην αντίθετη περίπτωση, δηλαδή όταν η τιμή εξάσκησης ενός δικαιώματος αγοράς είναι υψηλότερη από την τιμή του υποκείμενου τίτλου και ή στην περίπτωση ενός δικαιώματος πώλησης η τιμή εξάσκησης είναι χαμηλότερη από την αξία του υποκείμενου τίτλου, λέγεται ότι το δικαίωμα βρίσκεται εκτός της ισοδύναμης χρηματικής αξίας – out of the money. Τέλος, στην περίπτωση που η αξία ενός τίτλου στην αγορά και η τιμή εξάσκησης ισούνται, συμπεραίνουμε ότι το δικαίωμα βρίσκεται στην ισοδύναμη χρηματική αξία – at the money.

Μεταβλητότητα Χρηματιστηριακών Δεικτών

Πρώτος ο γάλλος Bachelier διαπίστωσε την τυχαία συμπεριφορά των τιμών των μετοχών στην διδακτορική διατριβή του το 1900. Το γεγονός αυτό όμως δεν σημαίνει ότι είναι αδύνατο να κατασκευαστεί ένα μοντέλο το οποίο θα μπορεί να περιγράψει προσεγγιστικά την τυχαία πορεία των τιμών στον χρόνο. Αυτό γίνεται με τις κατανομές πιθανοτήτων. Η τυχαία διαδικασία η οποία μεταβάλλεται μέσα στον χρόνο με τους νόμους των πιθανοτήτων ονομάζεται στοχαστική ανέλιξη. Σύμφωνα με την χρηματοοικονομική θεωρία η τιμή μίας μετοχής μπορεί να μεταβληθεί οποιαδήποτε χρονική στιγμή και να λάβει οποιαδήποτε τιμή. Για την κατασκευή ενός μοντέλου το οποίο θα είναι σε θέση να περιγράψει την συμπεριφορά της τιμής S μίας μετοχής χρησιμοποιείται η χρηματοοικονομική παραδοχή: «της αδύναμης μορφής της αποτελεσματικότητας των αγορών». Σύμφωνα με την παραδοχή αυτή, η τρέχουσα αξία μίας μετοχής στην αγορά περιλαμβάνει όλη την διαθέσιμη πληροφορία που έχει συσσωρευτεί μέχρι την παρούσα χρονική στιγμή. Συνεπώς, η πρόβλεψη για την αυριανή τιμή της μετοχής St+1 είναι η ίδια η παρούσα τιμή της St. Σύμφωνα με τα παραπάνω, η μεταβολή της τιμής S δεν σχετίζεται με τις προηγούμενες μεταβολές της S μέσα στον χρόνο. Υπάρχει όπως λέγεται σειριακή ανεξαρτησία. Άρα η τιμή S ακολουθεί μια συγκεκριμένη μορφή στοχαστικής ανέλιξης συνεχούς χρόνου και συνεχούς μεταβλητής, η οποία είναι γνωστή ως Μαρκοβιανή ανέλιξη. Σύμφωνα με την παραδοχή της τυχαίας πορείας των τιμών των μετοχών, θεωρείται ότι η μεταβολή της τιμής S μέσα στον χρόνο προέρχεται από μία τυπική κανονική κατανομή πιθανοτήτων, όπου ο βαθμός αβεβαιότητας αυξάνει με την τετραγωνική ρίζα του χρόνου. Αυτό στην γλώσσα της στατιστικής ονομάζεται ανέλιξη. Η μαθηματική αποτύπωση της ανέλιξης Wiener δίνεται από τον τύπο:

$$dS = \mu dt + be\sqrt{dt}$$

όπου dS και dt είναι οι απειροελάχιστες μεταβολές της τιμής και του χρόνου αντίστοιχα. Ο όρος ε αποτελεί τον τυχαίο αριθμό που προέρχεται από μία τυπική κατανομή, δηλαδή από μία κανονική κατανομή με μηδενικό μέσο (mean μ=0) και μοναδιαία τυπική απόκλιση (standard deviation σ=1). Από τη γενίκευση του παραπάνω τύπου για μη μηδενικό μέσο και μη μοναδιαία τυπική απόκλιση προκύπτει η γενικευμένη ανέλιξη wiener. Η μαθηματική αποτύπωση στην συγκεκριμένη περίπτωση δίνεται από την σχέση:

$$dS = \mu dt + be\sqrt{dt}$$

όπου μ αντιπροσωπεύει το μέγεθος της τάσης και b αποτελεί το μέγεθος της μεταβλητότητας γύρω από την τάση. Εάν υποτεθεί πως οι παράμετροι μ και b αποτελούν συνάρτηση της τιμής S και του χρόνου t, τότε η τιμή S ακολουθεί την γνωστή ως ανέλιξη Ito ή και ως γεωμετρική κίνηση Brown. Η διαδικασία αυτή εκφράζεται από την σχέση:

$$dS = \mu(S,t)dt + b(S,t)e\sqrt{dt}$$

Έστω, ότι οι όροι της τάσης και της μεταβλητότητας είναι ανάλογοι της τιμής S, αλλά ανεξάρτητοι του χρόνου, τότε η ανέλιξη Ito απλοποιείται ως εξής:

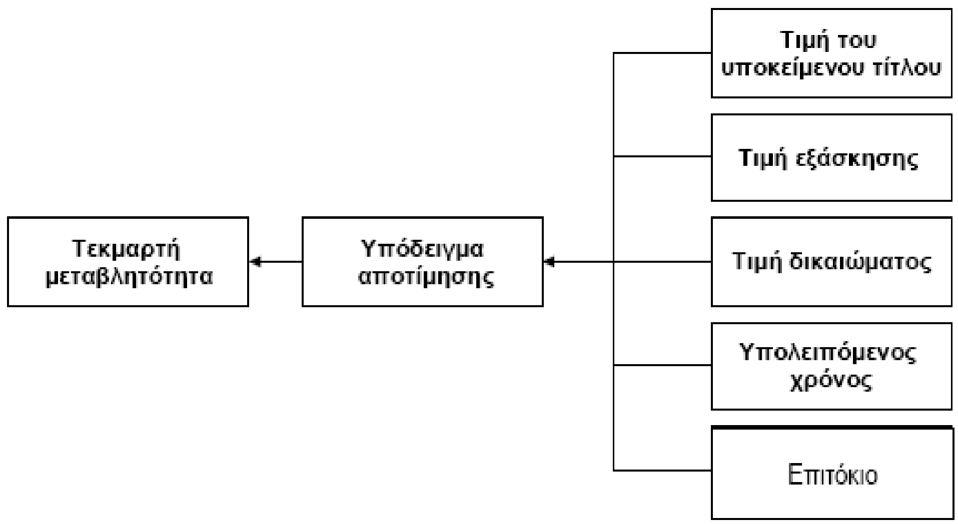
$$dS = \mu S dt + bSe\sqrt{dt}$$

Η παραπάνω σχέση χρησιμοποιείται από το μοντέλο αποτίμησης Black & Scholes για την περιγραφή της στοχαστικής συμπεριφοράς των τιμών των μετοχών. Η μεταβλητή μ, πλέον εκφράζει τη μέση ή αναμενόμενη απόδοση (expected return) της μετοχής και b αντιπροσωπεύει την μεταβλητότητα (Volatility) της απόδοσης αυτής. Οι δύο αυτοί παράμετροι μπορούν να υπολογιστούν από ιστορικά δεδομένα. Συγκεκριμένα, οι έρευνες στην διεθνή βιβλιογραφία εστιάζουν την προσοχή τους στην πρόβλεψη της μεταβλητότητας, η οποία και καθορίζει την επιτυχή εκτίμηση της μεταβολής του δείκτη των Παραγώγων και των προϊόντων (call και puts) που διαπραγματεύονται σε αυτόν.

Τεκμαρτή μεταβλητότητα

Σύμφωνα με την θεωρία η τιμή του δικαιώματος εξαρτάται από διάφορες μεταβλητές, μία εκ των οποίων είναι και η μεταβλητότητα. Συνεπώς, για τον υπολογισμό της θεωρητικής τιμής ενός δικαιώματος (δίκαιη τιμή) εισάγονται οι εν λόγω μεταβλητές, συμπεριλαμβανομένης και της μεταβλητότητας σε ένα μοντέλο αποτίμησης δικαιωμάτων. Στην περίπτωση που αντιστραφεί η διαδικασία και εισαχθεί η πραγματική τιμή ενός δικαιώματος σε ένα μοντέλο αποτίμησης εξάγεται η πραγματική τιμή της μεταβλητότητας, η οποία ονομάζεται Τεκμαρτή Μεταβλητότητα. Συνεπώς, η Τεκμαρτή Μεταβλητότητα, είναι ένα σημαντικό κριτήριο στην αποτίμηση δικαιωμάτων και υποδεικνύει το πως οι επενδυτές εκτιμούν και αξιολογούν την αγορά. Στο Σχήμα παρουσιάζεται ο τρόπος παραγωγής της Τεκμαρτής Μεταβλητότητας με την βοήθεια υποδείγματος. Για παράδειγμα αν η τιμή ενός υποκείμενου τίτλου είναι 1.200 (π.χ. τιμή του FTSE20), η τιμή του δικαιώματος αγοράς του είναι 15 ευρώ 17 ημέρες πριν την λήξη, σε τιμή εξάσκησης 1.200, το επιτόκιο δίχως κίνδυνο είναι 2,5% και το μέρισμα του υποκείμενου τίτλου είναι μηδέν τότε μέσω του μοντέλου αποτίμησης Black & Scholes προκύπτει ότι η τιμή της τεκμαρτής μεταβλητότητας είναι 13,84%. Η τιμή αυτή της μεταβλητότητας υποδηλώνει χαμηλή διακύμανση της αγοράς.

Σχήμα: Τεκμαρτή Μεταβλητότητα



Η τεκμαρτή μεταβλητότητα για πολλούς αποτελεί την πρόβλεψη της μεταβλητότητας. Σύμφωνα με την θεωρία των κυμάτων:

- Αν η τεκμαρτή μεταβλητότητα είναι μεγάλη τότε θα εξακολουθήσει να είναι μεγάλη και στο μέλλον
- Αν η τεκμαρτή μεταβλητότητα είναι μικρή τότε θα εξακολουθήσει να είναι μικρή και στο μέλλον

Επομένως, επιλέγονται στρατηγικές επένδυσης που ευνοούν μεγάλες ή μικρές μεταβλητότητες αντίστοιχα, ώστε να επιφέρουν κέρδη στον επενδυτή. Έχουν γίνει πολλές μελέτες για το κατά πόσο κάποιος που επενδύει πάντα υπέρ της μεταβλητότητας που «παίζει» η αγορά μπορεί να έχει μακροχρόνια απόδοση κέρδους. Τέτοιες μελέτες είναι των Campa & Kevin και των Christensen & Prabhala που έδειξαν ότι σε ορισμένες αγορές και κυρίως στις ώριμες, είναι δυνατόν επενδύοντας υπέρ της τεκμαρτής μεταβλητότητας να επιφέρει κέρδη στον επενδυτή. Σε άλλες μελέτες, όπως του Fleming και των Sabbatini & Linton, έγιναν συγκρίσεις ακρίβειας των προβλέψεων που εξάγονται από τα μοντέλα ARCH, GARCH κτλ. και εκείνων που λαμβάνουν ως πρόβλεψη την τεκμαρτή μεταβλητότητα. Τα αποτελέσματα δεν κλείνουν απόλυτα υπέρ μιας μεθόδου.

Μοντέλο Αποτίμησης Black & Scholes

Το πιο δημοφιλές μοντέλο αποτίμησης της τεκμαρτής μεταβλητότητας σύμφωνα με την βιβλιογραφία είναι εκείνο των Black & Scholes. Σύμφωνα με τον Antoniou et al. (2000) για κάθε τιμή των Calls (Ct) (ή Puts Pt) η τεκμαρτή μεταβλητότητα (σit) υπολογίζεται λύνοντας την ακόλουθη μαθηματική εξίσωση:

$$C_t = S_t N(d_t) - K_t e^{(-r_{f,t}\tau_i)} N(dt - \sigma_{\iota\tau}\sqrt{\tau_\iota})$$

Όπου

$$d_t = \left[\left[\log\left(St / Kt\right) + \left(r_{f,t} + \sigma^2{}_{it} / 2\right)\tau_t\right] / \sigma_{it}\sqrt{\tau_t}\right]$$

τt είναι ο χρόνος που απομένει μέχρι την λήξη ενός προϊόντος Call, rf,t είναι επιτόκιο χωρίς κίνδυνο και N(…) είναι η συνάρτηση κανονικής κατανομής.

Μοντέλο Αποτίμησης Cox Ross Rubinstein

Το μοντέλο αποτίμησης Cox Ross Rubinstein (διωνυμικό μοντέλο αποτίμησης) διαφοροποιείται ανάλογα με το αν τα δικαιώματα είναι ευρωπαϊκού ή αμερικάνικου τύπου.

Ορίζοντες Πρόβλεψης της Μεταβλητότητας Παράγωγων Χρηματιστηριακών Δεικτών

Η επιλογή του ορίζοντα πρόβλεψης της μεταβλητότητας είναι υποκειμενική και στηρίζεται στην κρίση του επενδυτή. Οι συνηθέστεροι ορίζοντες πρόβλεψης που εμφανίζονται στην διεθνή βιβλιογραφία κατατάσσονται σε τρεις κατηγορίες

α) τον βραχυπρόθεσμο

(β) τον μεσοπρόθεσμο και

(γ) τον μακροπρόθεσμο ορίζοντα.

Βραχυπρόθεσμος Ορίζοντας Πρόβλεψης

Στις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις της μεταβλητότητας συμπεριλαμβάνονται εκείνες που βρίσκονται μεταξύ πέντε λεπτών έως και μία ημέρα. Άμεσα ενδιαφερόμενοι είναι οι διαπραγματευτές που ασχολούνται με intra-day επενδύσεις, δηλαδή που ανοίγουν και κλείνουν μία τουλάχιστον θέση κατά την διάρκεια μίας ημέρας διαπραγμάτευσης. Οι Andersen & Bollerslev (1997) ήταν οι πρώτοι που εφάρμοσαν την μεταβλητότητα πέντε λεπτών στις ισοτιμίες DM-$ (γερμανικό μάρκο και δολάριο) και JPY-$ (ιαπωνικό γεν και δολάριο) για τα έτη 1987 έως 1993. Επίσης, ο Martens (2001) χρησιμοποιώντας intra-day δεδομένα και στηριζόμενος στους Nelson (1992) και Foster & Nelson (1995), που υποστήριξαν την παρουσία έντονου εποχιακού χαρακτήρα των δεδομένων στο διάστημα μίας ημέρας, εξάγει ακριβείς προβλέψεις μεταβλητότητας ορίζοντα 30 λεπτών, μίας ώρας, 2, 3, 4, 6, 8, και 12 ωρών. Οι Jorion (1995), Brooks (1998), Klaassen (1998), Hwang & Satchell (1997) και Brooks et al. (2001) χρησιμοποίησαν μιας ημέρας μεταβλητότητα για διάφορους χρηματοοικονομικούς δείκτες.

Μεσοπρόθεσμος Ορίζοντας Πρόβλεψης

Στον μεσοπρόθεσμο ορίζοντα πρόβλεψης συμπεριλαμβάνονται οι προβλέψεις της μεταβλητότητας που υπολογίζονται χρησιμοποιώντας δεδομένα μιας ημέρας έως τέσσερις εβδομάδες. Μεσοπρόθεσμες προβλέψεις μεταβλητότητας, από 7 έως 10 ημέρες, συνηθίζεται να χρησιμοποιούνται στις ισοτιμίες και στο συνάλλαγμα. Οι προβλέψεις με ορίζοντα τεσσάρων εβδομάδων εφαρμόζονται συνήθως σε προϊόντα που χρησιμοποιούν επιτόκια δίχως ρίσκο (interest rate). Ο μεσοπρόθεσμος ορίζοντας πρόβλεψης της μεταβλητότητας χρησιμοποιείται συχνότερα από τους διαπραγματευτές σε σχέση με τον βραχυπρόθεσμο και μακροπρόθεσμο ορίζοντα πρόβλεψης.

Μακροπρόθεσμος Ορίζοντας Πρόβλεψης

Η παγκοσμιοποίηση της οικονομίας και η εύκολη πρόσβαση των επενδυτών σε όλα τα χρηματιστήρια ανά τον κόσμο, έχει σαν αποτέλεσμα την αύξηση του ενδιαφέροντος για ακριβείς προβλέψεις χρηματοοικονομικής μεταβλητότητας μακροπρόθεσμου ορίζοντα (Fratzscher, 2006). Ως μακροπρόθεσμος ορίζοντας πρόβλεψης θεωρείται εκείνος που υπερβαίνει τις τέσσερις εβδομάδες κατά πολύ. Σύμφωνα με τον Kroner et al. (1995), μακροπρόθεσμος ορίζοντας ορίζεται το χρονικό διάστημα των 225 ημερών.

Μέθοδοι Πρόβλεψης της Μεταβλητότητας Παράγωγων Χρηματιστηριακών Δεικτών

Οι μέθοδοι πρόβλεψης που αφορούν την μεταβλητότητα της τιμής ενός χρηματιστηριακού δείκτη κατηγοριοποιούνται ως εξής:

- Κλασσικά Μοντέλα Πρόβλεψης
- Οικονομετρικά Μοντέλα Πρόβλεψης
- Μοντέλα Τεχνητής Νοημοσύνης
- Συνδυασμός Μοντέλων Πρόβλεψης

Μοντέλα Πρόβλεψης Τεχνητής Νοημοσύνης

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα προήλθαν από την προσπάθεια μίμησης των διεργασιών του ανθρώπινου εγκεφάλου. Ο εγκέφαλος έχει ιδιότητες όπως προσαρμοστικότητα, ικανότητα αναγνώρισης από τα συμφραζόμενα, ανοχή στα λάθη, μεγάλη χωρητικότητα μνήμης και ικανότητα επεξεργασίας πληροφοριών σε πραγματικό χρόνο. Αυτές οι ιδιότητες προκύπτουν κυρίως από την τοπολογία του εγκεφάλου. Ο εγκέφαλος αποτελείται από νευρικά κύτταρα, τους νευρώνες, συνδεδεμένα μεταξύ τους.
Τα κύτταρα αυτά κάνουν συνάψεις με άλλους γειτονικούς νευρώνες. Κάθε νευρώνας εκτελεί απλούς ακολουθιακούς υπολογισμούς στα σήματα που δέχεται από τους άλλους νευρώνες. Τα φιλτράρει, τα ενισχύει κατάλληλα και παράγει τελικά ένα σήμα εξόδου το οποίο μεταδίδει μέσω των συνάψεών του στους άλλους νευρώνες. Η επίδραση ενός σήματος σε έναν νευρώνα μπορεί να είναι θετική ή αρνητική. Αυτή η απλή διεργασία εκτελείται παράλληλα σε κάθε νευρώνα, δημιουργώντας ένα πανίσχυρο υπολογιστικό μοντέλο. Μερικές από τις βασικές ικανότητες του ανθρωπίνου εγκεφάλου που οφείλονται στις πολλές μονάδες επεξεργασίας (νευρώνες) και στην πολυπλοκότητα των μεταξύ τους διασυνδέσεων είναι οι ακόλουθες:

- Αποθήκευση εμπειριών όπως η κατηγοριοποίηση ή συσχέτιση των δεδομένων εισόδου. Αυτό-οργάνωση των εμπειριών αυτών.
- Απόκριση σε νέες εμπειρίες μέσω της συσχέτισής τους με τις αποθηκευμένες.
- Εκτέλεση προβλέψεων για νέες καταστάσεις σύμφωνα με τις αποθηκευμένες εμπειρίες. Ικανότητα γενίκευσης.
- Ανοχή στην παραμόρφωση, διαταραχή ή ατέλεια των δεδομένων εισόδου.
- Ανοχή στις βλάβες. Ακόμα και η απώλεια μερικών νευρώνων αντιμετωπίζεται με κατάλληλη προσαρμογή των υπολοίπων και πρόσθετη εκπαίδευση.

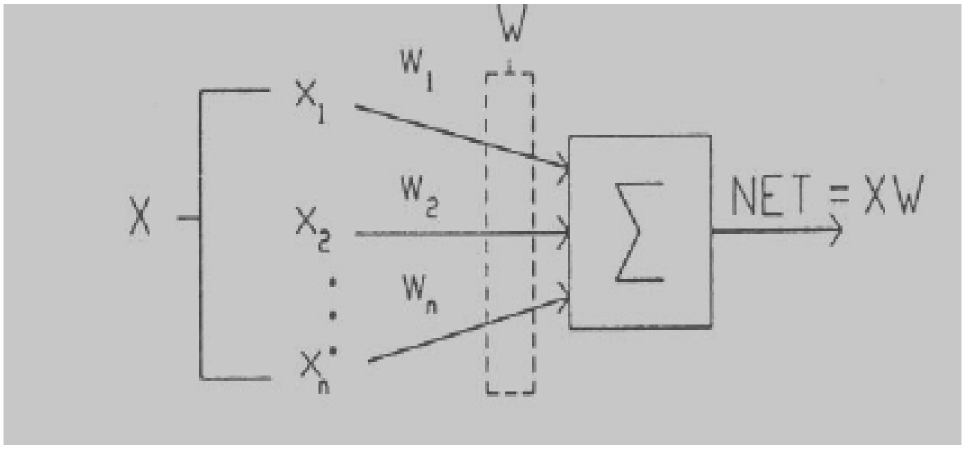
- Ο εγκέφαλος φαίνεται να έχει διαθέσιμους νευρώνες, πιθανόν αχρησιμοποίητους, έτοιμους προς χρήση. Άρα έχει τη δυνατότητα διαρκούς μάθησης.
- Η εξέταση του εγκεφάλου δεν παρέχει αρκετές πληροφορίες για την λειτουργία του. Υπάρχει μία αδιαφάνεια στην λειτουργία του. Σε πλήρη αντιστοιχία με το βιολογικό αυτό μοντέλο, ο τεχνητός νευρώνας, όπως φαίνεται στο Σχήμα αποτελείται από εισόδους οι οποίες πολλαπλασιάζονται με κάποια βάρη και από εξόδους.

Συγκεκριμένα, ένα σύνολο από εισόδους (inputs), που έχουν ονομαστεί χ1,χ2,....,χn, εφαρμόζονται στο τεχνητό νευρώνιο. Τα δεδομένα εισόδου που συλλογικά αντιστοιχούν στις συντεταγμένες ενός διανύσματος X, παρομοιάζονται σαν τα σήματα που περνάνε διαμέσου των συνάψεων των βιολογικών νευρώνων. Κάθε σήμα πολλαπλασιάζετε από το συσχετιζόμενο βάρος w1,w2,..., wn πριν εφαρμοστεί στο αθροιστικό τμήμα, που συμβολίζεται με το ελληνικό γράμμα Σ. Το κάθε βάρος αντιστοιχεί στην «δύναμη» μιας σύνδεσης των βιολογικών νευρώνων. Το σύνολο των βαρών αντιστοιχεί στις συντεταγμένες ενός διανύσματος W. Το αθροιστικό τμήμα, που στην περίπτωση του βιολογικού νευρωνίου είναι το σήμα του κυττάρου, προσθέτει όλα τα δεδομένα εισόδου που έχουν πολλαπλασιαστεί με τα αλγεβρικά βάρη και παράγει μια τιμή εξόδου που καλείται NET. Αυτή η διαδικασία με την μορφή ενός μαθηματικού τύπου μπορεί να γραφεί ως εξής:

$$NET = X * W$$

$$NET = X_1 * W_1 + X_2 * W_2 + X_n * W_n$$

Σχήμα: Συντελεστές Βαρύτητας Τεχνητών Νευρώνων



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

$$OUT = K(NET)$$

όπου K είναι είτε μια σταθερά, είτε μια συνάρτηση κατωφλίου η οποία έχει την μορφή:

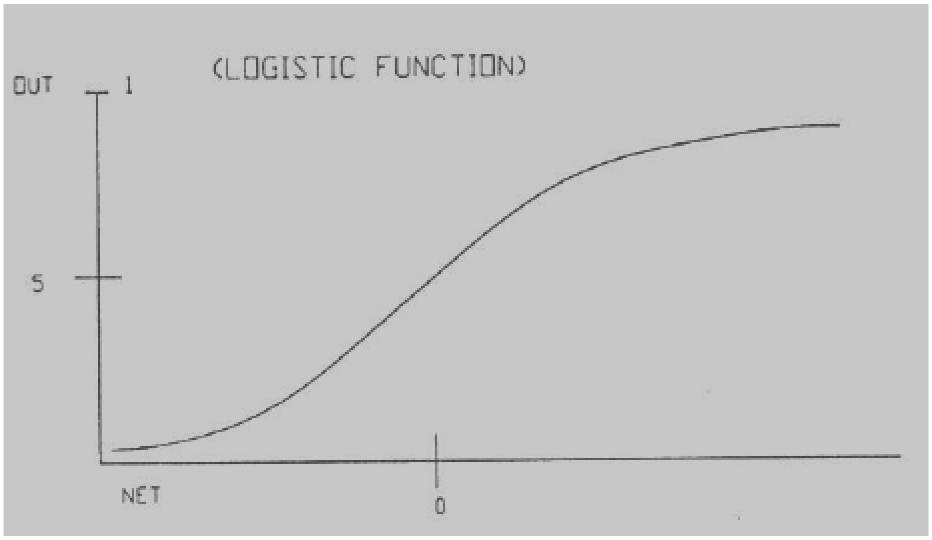
$OUT = 1$ αν $NET \geq T$ ή

$OUT = 0 \quad NET \pi T$

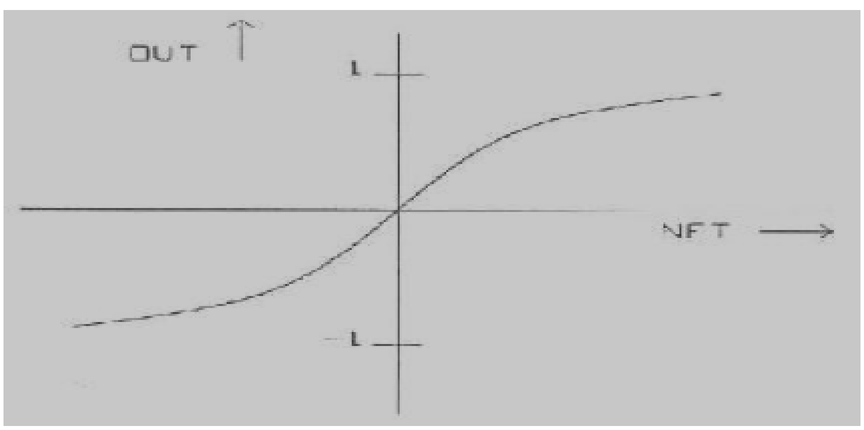
όπου T είναι η σταθερή τιμή του κατωφλίου είτε μια συνάρτηση που προσομοιώνει καλύτερα την μη-γραμμική ικανότητα μεταφοράς των βιολογικών νευρώνων. Η εν λόγω συνάρτηση στις περισσότερες περιπτώσεις είναι σιγμοειδής. Βασικοί τύποι σιγμοειδών συναρτήσεων είναι η λογιστική συνάρτηση και η υπερβολική εφαπτομένη. Η λογιστική συνάρτηση έχει πεδίο τιμών από 0 έως +1, ενώ η υπερβολική εφαπτομένη από -1 έως +1. Η λογιστική συνάρτηση έχει την ακόλουθη μορφή:

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

Σχήμα: Λογαριθμική Συνάρτηση



Σχήμα: Υπερβολική Εφαπτομένη



ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΤΗΣ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ

Σε αυτό το κεφάλαιο θα κάνουμε μια ανασκόπηση της πιο σημαντικής βιβλιογραφίας στον τομέα της μελλοντικής οικονομικής πρόβλεψης με χρήση μοντέλων. Συγκεκριμένα θα εστιάσουμε στην πρόβλεψη της μεταβλητότητας και των χρηματοοικονομικών ανταλλαγών, δύο τομείς που όπως έχει αναφερθεί δεν έχουν μελετηθεί εκτενώς στο παρελθόν.

An evaluation of multi-factor CIR models using LIBOR, swap rates, and cap and swaption prices

Στην εργασία αυτή των Ravi Jagannathan, Andrew Kaplin και Steve Sun εξετάζονται διαφόρων τύπων διωνυμικά μοντέλα αποτίμησης για τα ευρωπαϊκά τύπου δικαιώματα. Συγκεκριμένα μοντέλα με έναν κρίσιμο παράγοντα, δύο και τρεις. Ο ορίζοντας πρόβλεψης των μοντέλων είναι 4ετίας (Φεβρουάριος 1995 – Ιούλιος 1999). Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν είναι το επιτόκιο LIBOR (διάρκειας 3 μηνών), ανταλλαγή επιτοκίων (swap rates) διάρκειας 2, 3, 5, 7 και 10 ετών και δικαιώματα επιλογής σε συμβάσεις ανταλλαγής επιτοκίων (swaptions) τα οποία πάρθηκαν σε εβδομαδιαία βάση. Τα μοντέλα αυτά, παρότι η θεωρητική τους λειτουργία έχει αναλυθεί πολλές φορές στο παρελθόν, δεν έχουν χρησιμοποιηθεί συχνά με εμπειρικά δεδομένα. Τα αποτελέσματα που έδωσαν και τα τρία μοντέλα δεν μπορούν να χαρακτηριστούν ικανοποιητικά. Ειδικότερα στην περίπτωση των τριών παραγόντων προκύπτει ότι οι μεταβλητές συσχετίζονται και δεν είναι ανεξάρτητες όπως θεωρούνταν. Γενικότερα τα αποτελέσματα ήταν σχετικά μακριά από τα πραγματικά δεδομένα που είχαμε στην διάθεση μας και η μεγαλύτερη απόκλιση παρατηρήθηκε όταν η καμπύλη απόδοσης (yield curve) έχει αρνητική κλίση. Τα μοντέλα αυτά σίγουρα επιδέχονται βελτίωση λαμβάνοντας υπ' όψιν περισσότερες παραμέτρους της αγοράς.

Adaptive Forecasting of the EURIBOR Swap Term Structure

Οι Oliver Blaskowitz και Helmut Herwartz σε αυτήν την μελέτη αναλύουν μια μέθοδο κύριο συνιστώσεων (PCA) που οδηγεί με την βοήθεια αυτοπαλινδρομικών μοντέλων (AR) στην πρόβλεψη της ανταλλαγής επιτοκίων (interest rate swaps). Τα δεδομένα προήλθαν από την αγορά παραγώγων της ευρωζώνης και αποτελούνται από interest rate swaps διάρκειας 3 μηνών, 6 μηνών καθώς και 1, 5, 7, 10, 12, 15 ετών. Τα δεδομένα προήλθαν από 2100 ημερήσιες παρατηρήσεις από τον Φεβρουάριο του 1999 ως και τον Μάρτιο του 2007. Στην ομάδα μοντέλων που χρησιμοποιήθηκε οι ορίζοντες πρόβλεψης διέφεραν και ήταν 1, 5, 10, 15 και 21 μέρες. Τα αποτελέσματα που πήραμε χαρακτηρίζονται ικανοποιητικά ειδικά αν το «αντισυμβατικό» μοντέλο προσαρμοστεί κατάλληλα. Την καλή εικόνα του τελικού μοντέλου μαρτυράει και η σύγκριση των αποτελεσμάτων με τα αντίστοιχα σταθερών μοντέλων (naive) και μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης (SES).

Artificial neural network model of the hybrid EGARCH volatility of the Taiwan stock index option prices

Στην μελέτη αυτή οι Chih-Hsiung Tseng, Sheng-Tzong Cheng, Yi-Hsien Wang, Jin-Tang Peng χρησιμοποίησαν ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN) 3 επιπέδων, που χρησιμοποιεί αλγόριθμο εκμάθησης με βάση την ανάστροφη διάδοση του σφάλματος (back propagation), για την πρόβλεψη της αγοράς των παραγώγων. Τα δεδομένα της μελέτης είναι από τον Twaiwan Stock Index Options (TXO) και προήλθαν από εξέταση και δειγματοληψία 21120 δικαιωμάτων προαίρεσης κατά την περίοδο Ιανουάριος 2005 – Δεκέμβριος 2006. Για να γίνει μια σωστή και ακριβής πρόβλεψη οι συγγραφείς δεν χρησιμοποίησαν την κλασσική σε τέτοιες περιπτώσεις τεκμαρτή μεταβλητότητα, αλλά έκαναν μία υβριδική ασύμμετρη προσέγγιση της μεταβλητότητας και χρησιμοποίησαν την Grey - EGARCH Volatility που για να προκύψει συνδυάζει εκθετικά μοντέλα πρόβλεψης EGARCH καθώς και Grey Forecasting Models. Τα αποτελέσματα της εργασίας είναι πολύ κοντά στα πραγματικά δεδομένα. Το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο αποδείχτηκε ευέλικτο και προσαρμόσιμο σε φαινόμενα της «πραγματικής» αγοράς, όταν αυτά είναι ανιχνεύσιμα, και η χρήση της ασύμμετρης μεταβλητότητας αποδείχτηκε εύστοχη αφού αποδείχτηκε ότι ο TOX παρουσιάζει φαινόμενα τέτοιου είδους.

Artificial neural networks with evolutionary instance selection for financial forecasting

Σε αυτήν την εργασία ο Kyoung-jae Kim προτείνει ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο που βασίζεται σε γενετικούς αλγόριθμους για να προβλέψει οικονομικά στοιχεία όπως μετοχές, δείκτες και παράγωγα. Γενικά τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα δίνουν καλά αποτελέσματα όταν υπάρχει πληθώρα «καλών» δεδομένων ενώ πρόβλημα υπάρχει όταν υπάρχουν «άχρηστα» δεδομένα και μεγάλος θόρυβος. Επειδή τα χρηματιστηριακά δεδομένα είναι συνήθως αυτής της μορφής και η εκπαίδευση του τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι δύσκολη, προτείνεται από τον συγγραφέα ένας τρόπος μείωσης των κακών δεδομένων χρησιμοποιώντας γενετικούς αλγόριθμους που οδηγούν σε μάθηση βάσει περιπτώσεων (instance selection). Τα δεδομένα συλλέχτηκαν από τον Korea Stock Price Index (KOSPI). Χρησιμοποιήθηκαν δείγματα 2346 ημερών ανάμεσα από τον Ιανουάριο του 1991 και τον Δεκέμβριο του 1998. Ο συγγραφέας εστίασε κυρίως την εργασία του στην σύγκριση δύο τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Ενός «συμβατικού» που εκπαιδεύεται με γενετικούς αλγόριθμους (GANN) και ενός «πρωτοποριακού» που εκπαιδεύεται μέσω γενετικών αλγορίθμων που οδηγούν σε μια μέθοδο εκμάθησης βάση περιπτώσεων (GAIS). Το πείραμα του έδειξε ότι το δεύτερο μοντέλο λειτούργησε καλύτερα και πιο ομαλά.

Can the evolution of implied volatility be forecasted? Evidence from European and US implied volatility indices

Οι Ειρήνη Κωνσταντινίδη, Γιώργος Σκιαδόπουλος και Αιμιλία Τζαγκαράκη διαπραγματεύονται με το καίριο ερώτημα «Αν μπορεί να προβλεφτεί η εξέλιξη της τεκμαρτής μεταβλητότητας μελετώντας διάφορους δείκτες της». Τα δεδομένα που χρησιμοποίησαν ήταν καθημερινές τιμές από επτά δείκτες τεκμαρτής μεταβλητότητας καθώς και οι τιμές διαπραγμάτευσης των συμβολαίων μελλοντικής εκπλήρωσης του Οργανισμού του Chicago Board of Trade (CBOE). Η περίοδος δειγματοληψίας ήταν από τον Φεβρουάριο του 2001 ως τον Σεπτέμβριο του 2007. Για να εξάγουν συμπεράσματα οι συγγραφείς χρησιμοποίησαν αρκετά μοντέλα και συγκεκριμένα τα μοντέλα των οικονομικών μεταβλητών (economic variables model), αυτοπαλινδρομικά μονομεταβλητά μοντέλα και μοντέλα διασποράς (Univariate autoregressive and VAR models), μοντέλα μεθόδου κυρίων συνιστωσών (The principal components model) και αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινητού μέσου όρου (ARIMA and ARFIMA models). Τα μοντέλα χρησιμοποιούνται για να δώσουν ακριβείς προβλέψεις (Point forecast) και προβλέψεις διαστημάτων (Interval forecast) καθώς και προβλέψεις εντός του δείγματος (in-sample) και προβλέψεις εκτός του δείγματος (Out-of-sample). Με αυτή τη εργασία οι συγγραφείς απέδειξαν πως η τεκμαρτή μεταβλητότητα μπορεί με κατάλληλες τροποποιήσεις των μοντέλων να προβλεφτεί και με ακριβής μετρήσεις (Point forecast) αλλά και σε διαστήματα προβλέψεων (Interval forecat). Επίσης αποδείχτηκε πως οι τεκμαρτές μεταβλητότητες της κάθε αγοράς συσχετίζονται μεταξύ τους και δεν είναι ανεξάρτητες και τέλος πως η νέα αγορά συμβολαίων μελλοντικής εκπλήρωσης Οργανισμού του Chicago Board of Trade (CBOE) μπορούν να δώσουν όσο αξιόπιστα δεδομένα όσο και οι υπόλοιπες αγορές παραγώγων.

Economic Forecasting. Challenges and Neural Network Solutions

Ο John Moody, σε αυτήν την μελέτη του που βρίσκεται σε αρχικό ακόμα στάδιο, θέτει το πρόβλημα της πρόβλεψης σε μακρό-οικονομικό επίπεδο. Θεωρεί πως μια τέτοια δουλειά είναι πολύ δύσκολη λόγω της έλλειψης ενός καλού μοντέλου της οικονομίας. Πιστεύει πως μεγάλη σημασία θα είχε η πρόβλεψη της κινητικότητας της αγοράς που επηρεάζει την κοινωνία με ποικίλους τρόπους. Ο συγγραφέας χρησιμοποιεί δεδομένα από τον αμερικάνικο δείκτη βιομηχανικής παραγωγής. Εξετάζει και παρουσιάζει διάφορα εμπειρικά γραμμικά μοντέλα πρόβλεψης παλινδρόμησης και χρονοσειρών και τα συγκρίνει με μοντέλα νευρωνικών δικτύων τα οποία και προτείνει μιας και υπερισχύουν στην πρόβλεψη. Ερεύνησε αρκετούς αλγόριθμους νευρωνικών δικτύων προσπαθώντας να βρει ένα μοντέλο με ελάχιστο ρίσκο πρόβλεψης. Ο ορίζοντας μελλοντικής πρόβλεψης του ήταν για έναν έως δώδεκα μήνες και πειραματίστηκε με τα δεδομένα εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου χρησιμοποιώντας σαν δεδομένα εκπαίδευσης δεδομένα 5, 7, 10, 15 και 20 ετών. Τα λιγότερα λάθη πρόβλεψης έδωσε ένα νευρωνικό δίκτυο με δεδομένα εκπαίδευσης 10 ετών και με παράμετρο κανονικοποίησης 0,15 που σύμφωνα με την μελέτη του είναι η καλύτερη. Ο συγγραφέας αναγνωρίζει πως η εργασία του χρειάζεται περαιτέρω έρευνα και πως λόγο της δυσκολίας πρόβλεψης στην μακροοικονομία ένα μοντέλο ίσως να μην είναι αρκετό για σωστή πρόβλεψη, αλλά ίσως ένας συνδυασμός μοντέλων.

Efficient Market Forecasts Utilizing NYMEX Futures and Options

Σε αυτήν την εργασία ο Steven Cahill παρουσιάζει μια μέθοδο για εκτίμηση διαστημάτων εμπιστοσύνης της τιμής του φυσικού αερίου μελετώντας παράγωγα φυσικού αερίου και συγκεκριμένα συμβόλαια μελλοντικής εκπλήρωσης. Τα δεδομένα του τα παίρνει από το New York Merchadise Exchange (NYMEX), ίσως την μεγαλύτερη αγορά παραγώγων φυσικού αερίου, από το 1993 ως τον Αύγουστο του 1997. Η μέθοδος του συνδυάζει γνωστά οικονομικά μοντέλα πρόβλεψης τιμής παραγώγων όπως Black and Scholes, Black και Barone-Adesi and Whaley και χρησιμοποιώντας τα μεγέθη του αριθμητικού μέσου και κυρίως την σταθμισμένη τεκμαρτή τυπική απόκλιση μας δίνει μια πρόβλεψη για τα διαστήματα εμπιστοσύνης της τιμής του φυσικού αερίου. Ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι θεωρητικά 4 μήνες αλλά πρακτικά από 15 ως 30 μέρες.

Evaluating volatility forecasts in option pricing in the context of a simulated options market

Σε αυτήν την μελέτη οι συγγραφείς Ευδοκία Ξεκαλάκη και Σταύρος Δεγιαννάκης μελετούν και αξιολογούν ένα μοντέλο βασισμένο σε έναν αλγόριθμο με τυποποιημένα σφάλματα πρόβλεψης (SPEC) για να επιλέξουν το κατάλληλο από ένα σύνολο μοντέλων αυτοπαλινδρομικής δεσμευμένης ετεροσκεδαστικότητας (ARCH) ή παρόμοια (GARCH, EGARCH και TARCH. Η αξιολόγηση αυτή γίνεται μέσω της πρόβλεψης της μεταβλητότητας σε δεδομένα της αγοράς παραγώγων και συγκεκριμένα του δείκτη Standard and Poor 500 (S&P 500) από τον Ιούλιο του 1991 μέχρι και τον Οκτώβριο του 2002. Ο χρονικός ορίζοντας των μοντέλων που εξετάστηκαν ήταν 300, 1000 και 5000 μέρες. Οι συγγραφείς υποστηρίζουν πως όταν εφήρμοσαν τον αλγόριθμο SPEC τα μοντέλα πρόβλεψης που επιλέχθηκαν απέφεραν μεγαλύτερα κέρδη από όταν δεν τον χρησιμοποίησαν. Για αυτόν τον λόγο πιστεύουν πως ο αλγόριθμος SPEC αποτελεί ένα χρήσιμο εργαλείο επιλογής και διαλογής μοντέλων αυτοπαλινδρομικής δεσμευμένης ετεροσκεδαστικότητας.

Evaluation of Volatility Forecasts in an Economic Value Framework

Οι Adam Elder και Gerald Gannon κάνουν μία μελέτη στην οποία συγκρίνουν GARCH μοντέλα, μοντέλα κινητού μέσου όρου, σταθερά μοντέλα που βασίζονται σε προηγούμενες μετρήσεις και μοντέλα απόλυτης αξίας μεταβλητότητας (AVV). Τα μοντέλα δοκιμάζονται σε προβλέψεις, αρχικά σε μία προσομοιωμένη αγορά τεκμαρτής μεταβλητότητας και στη συνέχεια σε μια πραγματική αγορά, αυτήν της Αυστραλιανής αγοράς παραγώγων (SPI), με δεδομένα από το 1989 ως το 1995. Ο ορίζοντας πρόβλεψης της εργασίας είναι τριετίας. Στην εικονική προσομοιωμένη αγορά τα καλύτερα μοντέλα αποδείχτηκαν τα GARCH ενώ το σταθερό μοντέλο και όλα τα μοντέλα που στηρίζονταν αποκλειστικά σε ιστορικές μελέτες δεν έδωσαν καλά αποτελέσματα. Στην κανονική αγορά παραγώγων της Αυστραλίας τα καλύτερα αποτελέσματα προήλθαν από τα AVV μοντέλα ενώ πάλι τα μοντέλα που βασίζονται αποκλειστικά σε ιστορικά δεδομένα δεν πήγαν πολύ καλά. Αντίθετα με πριν, το σταθερό μοντέλο έδωσε αρκετά καλά αποτελέσματα στην πραγματική αγορά. Οι συγγραφείς πιστεύουν πως περαιτέρω δοκιμές πρέπει να γίνουν στον τομέα της πρόβλεψης της τεκμαρτής μεταβλητότητας και πως καλύτερα αποτελέσματα μπορούν να επιτευχθούν.

Exchange Options Pricing with Evolutionary Neural-based Fuzzy Inference Systems

Σε αυτήν την μελέτη ο Hsing-Wen Wang συγκρίνει το κλασσικό γενικευμένο μοντέλο Black and Scholes για την αποτίμηση των παραγώγων συναλλάγματος με το νευρωασαφές δίκτυο ENFIS. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την μελέτη ήταν ευρωπαϊκά παράγωγα συναλλάγματος από το ανταλλακτήριο Chicago Mechantile Exchange (CME) κατά την περίοδο από το 2002 ως το 2005. Τα συμπεράσματα που έβγαλε ο συγγραφές είναι τα εξής: Η ιστορική μεταβλητότητα παρουσιάζει πιο σταθερή συμπεριφορά από την τεκμαρτή μεταβλητότητα. Τέλος ότι το νευρωασαφές δίκτυο ANFIS υπερέχει όσο μεγαλώνει ο ορίζοντας πρόβλεψης και μάλιστα ο σωστός αρχικός προγραμματισμός του ANFIS μπορεί να βελτιώσει ακόμα παραπάνω την απόδοση του, ιδιαίτερα στο θέμα της αποτίμησης παραγώγων.

Forecasting interest rate swap spreads using domestic and international risk factors

Σε αυτήν τους την μελέτη ο Ηλίας Λέκκος, ο Κώστας Μηλάς και ο Θοδωρής Παναγιωτίδης πραγματεύονται με την δυνατότητα μοντέλων να προβλέψουν την δυναμική συμπεριφορά των αμερικάνικων και αγγλικών ανταλλαγών επιτοκίων, μέσα σε ένα γραμμικό πλαίσιο, όσο μέσα σε ένα μη γραμμικό. Εξετάζονται και συγκρίνονται ένα ομαλής μετάβασης αυτοπαλινδρομικό διανυσματικό μοντέλο (STVAR), ένα μη γραμμικό μοντέλο εγγυτέρων γειτόνων (NN) καθώς και γραμμικά αυτοπαλινδρομικά διανυσματικά μοντέλα (VAR) και αυτοπαλινδρομικά μοντέλα (AR). Τα δεδομένα προέρχονται από εβδομαδιαίες παρατηρήσεις 10 ετών (Ιούνιος 1991 – Ιούνιος 2001) και αποτελούνται από αγγλικές και αμερικάνικες ανταλλαγές επιτοκίων διάρκειας 3, 7 και 10 ετών. Ο ορίζοντας πρόβλεψης που επιλέχθηκε για την εργασία ήταν από 1 ως 26 εβδομάδες. Τα αποτελέσματα έκαναν τους συγγραφείς να απορρίψουν την γραμμική προσέγγιση και να διαλέξουν το STVAR μοντέλο για την πρόβλεψη. Άλλα συμπεράσματα της μελέτης είναι ότι μοντέλο των εγγύτερων γειτόνων δίνει καλύτερες προβλέψεις για μικρό χρονικό ορίζοντα. Συγκεκριμένα σε περιόδους αυξημένου ρίσκου της αγοράς (μεγάλη τεκμαρτή μεταβλητότητα) προβλέπει πολύ καλά τις αμερικάνικες ανταλλαγές επιτοκίων, σε σχέση πάντα με το STVAR μοντέλο, ενώ σε περιόδους μειωμένου ρίσκου προβλέπει καλύτερα τις αγγλικές. Τέλος για την περίπτωση της πρόβλεψης σε μεγάλο χρονικό ορίζοντα, καλύτερο μοντέλο αποδείχτηκε το STVAR, ακολούθησαν τα υπόλοιπα γραμμικά και μη γραμμικά μοντέλα ενώ το μοντέλο των εγγύτερων γειτόνων ήρθε τελευταίο.

Forecasting market prices

Ο Stephen Taylor σε αυτήν την εργασία του 1988 κάνει μια ανασκόπηση της μέχρι τότε προσπάθειας για οικονομικές προβλέψεις και εστιάζει το ενδιαφέρον του κυρίως στις αγορές παραγώγων που κατά την γνώμη του μπορούν να προβλεφτούν με καλά αποτελέσματα. Το μοντέλο που κυρίως αναλύει είναι ένα μη γραμμικό μοντέλο χρονοσειρών χωρίς όμως να χρησιμοποιήσει δεδομένα για κάποιο πείραμα. Επίσης, παρότι το άρθρο γράφτηκε αρκετά παλιά (1988), ο συγγραφέας κατανοεί την σημαντικότητα του μεγέθους της μεταβλητότητας (ιδίως της τεκμαρτής) και προτείνει περαιτέρω έρευνες προς αυτήν την κατεύθυνση.

Forecasting Stock Market Volatility and the Informational Efficiency of the DAX index Options Market

Οι συγγραφείς Holger Claessen και Stefan Mittnik σε αυτήν την εργασία εξετάζουν εναλλακτικές μεθόδους για την πρόβλεψη της μεταβλητότητας στο χρηματιστήριο. Εξετάζουν αν η τεκμαρτή μεταβλητότητα μπορεί να χρησιμοποιηθεί ώστε να μας δώσει μελλοντικές προβλέψεις για την κίνηση της αγοράς. Τα δεδομένα που χρησιμοποίησαν ήταν ημερήσιες τιμές από τον γερμανικό δείκτη DAX από τον Φεβρουάριο του 1992 ως τον Δεκέμβριο του 1995 και ο ορίζοντας πρόβλεψης της έρευνας από 1 ως 4 εβδομάδες. Τα μοντέλα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν όλα γενικευμένα μοντέλα αυτοπαλινδρομικής δεσμευμένης ετεροσκεδαστικότητας (GARCH) σε διάφορες παραλλαγές τους. Τα αποτελέσματα, σύμφωνα με τους συγγραφείς, μας έδειξαν πως η τεκμαρτή μεταβλητότητα, αν και μεροληπτικό μέγεθος, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να μας δώσει μελλοντικές προβλέψεις για την κινητικότητα της αγοράς. Επίσης η τεκμαρτή μεταβλητότητα αποδείχτηκε πιο χρήσιμο μέγεθος από άλλα μεγέθη μεταβλητότητας όπως η ιστορική.

Forecasting Stock Market Volatility Using Implied Volatility

Οι συγγραφείς Peng He και Stephen Shing-Toung Yau σε αυτήν την εργασία εξετάζουν την προσπάθεια πρόβλεψης της τεκμαρτής μεταβλητότητας σε επίπεδο εμπορικών εταιριών και όχι μόνο σε αγορά παραγώγων όπως συνήθως γίνεται. Χρησιμοποιούν καθημερινά δεδομένα των 50 μεγαλύτερων εταιριών του Standard and Poor 500 (S&P 500) δείκτη, καθώς και τις τιμές του δείκτη αυτού καθ' αυτού από τον Μάρτιο του 1996 ως τον Απρίλιο του 2002. Χρησιμοποίησαν ένα γραμμικό μοντέλο παλινδρόμησης και το συνέκριναν με μοντέλα που χρησιμοποιούν παρελθοντικά δεδομένα και συγκεκριμένα με μοντέλα αυτοπαλινδρομικής δεσμευμένης ετεροσκεδαστικότητας (GARCH), μοντέλα ίσου σταθμισμένου κινητού μέσου όρου (MAq) και μοντέλα εκθετικά σταθμισμένου κινητού μέσου όρου (EWMA). Χρησιμοποιήθηκαν ορίζοντες πρόβλεψης 1, 10, 20, 30, 45, 60 ημερών και το γραμμικό μοντέλο παλινδρόμησης έδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα. Τέλος οι συγγραφείς καταλήγουν στο συμπέρασμα πως για να μπορέσει η τεκμαρτή μεταβλητότητα να ενσωματώσει όλες τις πληροφορίες της μελλοντικής μεταβλητότητας απαιτείται μία αγορά παραγώγων μεγάλης ρευστότητας.

Forecasting the Term Structure of Variance Swaps

Οι συγγραφείς Kai Detlefsen και Wolfgang Hardle κάνουν μια πολύ αξιόλογη προσπάθεια να προβλέψουν την εξέλιξη των επιτοκίων των ανταλλαγών διακύμανσης (variance swaps). Χρησιμοποιούν το μοντέλο Heston με διάφορες παραλλαγές και παραμέτρους, το μοντέλο Nelson-Siegel, ένα ημιπαραμετρικό μοντέλο παραγόντων και το μοντέλο του τυχαίου περιπάτου. Τα δεδομένα της εργασίας είναι ημερήσιες τιμές των ανταλλαγών διακύμανσης στον δείκτη Standard & Poor 500 (S&P 500), από τον Οκτώβριο του 2003 ως τον Σεπτέμβριο του 2005. Οι ανταλλαγές διακύμανσης έχουν διάρκεια 1.5, 3, 6, 9, 12, 18 και 24 μήνες. Ο ορίζοντας πρόβλεψης της εργασίας είναι από μία εβδομάδα ως 6 μήνες. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το καλύτερο μοντέλο πρόβλεψης είναι αυτό του τυχαίου περιπάτου. Ακολούθησε το μοντέλο Heston, το ημιπαραμετρικό μοντέλο παραγόντων και τέλος το μοντέλο Nelson-Siegel.

How Effective are Neural Networks at Forecasting and Prediction

Σε αυτήν την συγκεντρωτική εργασία για τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα οι συγγραφείς Monica Adya και Fred Collopy εξετάζουν 48 μελέτες μεταξύ 1998 και 1994 και προσπαθούν να αξιολογήσουν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα σαν μέσο πρόβλεψης της οικονομίας. Κάτι τέτοιο δεν είναι εύκολο λόγω της έλλειψης σαφών και αντικειμενικών κριτηρίων για αυτό βρίσκουν 11 κατευθυντήριες γραμμές για να μπορέσουν να τα αξιολογήσουν. Εξετάζουν κάθε νευρωνικό δίκτυο που προτάθηκε αρχικά σε σχέση με το πόσο καλά αποτελέσματα δίνουν σε σχέση με άλλα μοντέλα που αντιπαρατέθηκαν σε κάθε εργασία και στην συνέχεια εξετάζουν και πόσο καλά εφαρμόστηκε καθένα από αυτά. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι 11 από τις 48 μελέτες πέρασαν όλα τα τεστ αποδοτικότητας των συγγραφέων. Άλλες 11 μελέτες έδωσαν καλά αποτελέσματα παρότι είχαν προβλήματα στην εφαρμογή τους. Συμπερασματικά λοιπόν κατέληξαν ότι αν ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο εφαρμοστεί σωστά και τα καλά του αποτελέσματα επικυρωθούν, τότε μπορεί να αποτελέσει ένα πολύ δυνατό εργαλείο για την πρόβλεψη της οικονομίας. Επειδή όμως μέχρι τότε (1998) δεν υπήρχε πλούσια βιβλιογραφία πρότειναν περαιτέρω έρευνες επί του θέματος.

Modeling and Forecasting Implied Volatility. An Econometric Analysis of the VIX Index

Σε αυτήν την μελέτη η Katja Ahoniemi μοντελοποιεί την τεκμαρτή μεταβλητότητα του δείκτη Standard & Poor 500 (S&P 500) με σκοπό να προβλέψει χρήσιμες πληροφορίες. Τα δεδομένα της εργασίας προήλθαν από ημερήσιες παρατηρήσεις του δείκτη της μεταβλητότητας VIX (Chicago Board Options Exchange Volatility Index) από τον Ιανουάριο του 1990 ως τον Δεκέμβριο του 2004. Χρησιμοποιήθηκαν πολλά μοντέλα, κυρίως γραμμικά ARIMA και GRAPH αλλά και probit μοντέλα και ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν 501 μέρες. Καλύτερα μοντέλα αποδείχτηκαν τα γραμμικά με ποσοστό επιτυχίας σε σωστό σήμα πρόβλεψης (δηλαδή αν θα ανεβαίνει ή θα κατεβαίνει ο δείκτης) 62%. Κρίνοντας από τα αποτελέσματα η συγγραφέας συμπεραίνει ότι φαίνεται να υπάρχει σε κάποιο βαθμό η δυνατότητα πρόβλεψης της τάσης για άνοδο ή κάθοδο του δείκτη VIX.

Modelling Australian interest rate swap spreads by mixture autoregressive conditional heteroscedastic processes

Σε αυτήν την εργασία οι W.S. Chan, C.S. Wong και A.H.L. Chung χρησιμοποιούν υβριδικά μοντέλα αυτοπαλινδρομικής δεσμευμένης ετεροσκεδαστικότητας (MARCH) για να μοντελοποιήσουν το επιτόκιο των swap spreads, δηλαδή την διαφορά μεταξύ ανταλλαγών επιτοκίων και την απόδοση των κρατικών ομολόγων. Τα swap spreads δείχνουν το ασφάλιστρο κινδύνου που εμπεριέχει μια ανταλλαγή αντί της επένδυσης σε ακίνδυνα κρατικά ομόλογα. Τα δεδομένα που χρησιμοποίησαν είναι μια σειρά swaps spreads από την αγορά της Αυστραλίας διάρκειας 3, 5 και 10 ετών. Το μοντέλο MARCH μπόρεσε να εντοπίσει και τα δύο τυποποιημένα χαρακτηριστικά των παρατηρούμενων αλλαγών των swap spread. Δηλαδή την διατήρηση της μεταβλητότητας και την εξάρτηση της στο επίπεδο των δεδομένων.

New hybrid methodology for stock volatility prediction

Οι Chih-Hsiung Tseng, Sheng-Tzong Cheng και Yi-Hsien Wang σε αυτήν την εργασία προτείνουν ένα νέο υβριδικό Grey-GARCH μοντέλο για την πρόβλεψη της μεταβλητότητας της χρηματιστηριακής αγοράς, που τελευταία έχει τραβήξει την προσοχή τόσο των επιστημόνων όσο και τον μελετητών, και το συγκρίνουν με το κλασσικό GARCH μοντέλο. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν στην έρευνα είναι από τον ιαπωνικό δείκτη Nikkei 225 και τον αμερικάνικο FTSE 100 από τον Ιανουάριο του 1995 ως τον Απρίλιο του 2005. Ο ορίζοντας πρόβλεψης της εργασίας είναι 100 μέρες. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι το υβριδικό Grey-GARCH μοντέλο δίνει καλύτερες προβλέψεις μεταβλητότητας από το κλασσικό GARCH.

Pricing Bermudan swap options using the BGM model with arbitrage-free discretisation and boundary based option exercise

Ο Henrik Alpsten σε αυτήν την μελέτη διαπραγματεύεται την αποτίμηση Bermudan ανταλλαγών προσπαθώντας να βρει ένα πάνω και ένα κάτω όριο για την τιμή τους. Το μοντέλο που χρησιμοποιεί είναι το Brace, Gatarec, Musiela (BGM) με 3 παράγοντες οδηγούς και την προσομοίωση Monte Carlo για να υπολογίσει την εξέλιξη των προθεσμιακών επιτοκίων. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν είναι από την Σουηδική αγορά κατά την περίοδο ενός έτους από τον Απρίλιο του 2002 ως τον Απρίλιο του 2003. Αποτιμήθηκαν ανταλλαγές διάρκειας 2,3,4 και 5 ετών. Το συμπέρασμα της εργασίας είναι ότι η αποτίμηση των Bermudan ανταλλαγών είναι εφικτή. Από τις 100000 προσομοιώσεις και μετά μπορούμε να πάρουμε ενδιαφέροντα αποτελέσματα και μάλιστα με βελτιστοποίηση του αλγόριθμου και σωστή παραμετροποίηση μπορούμε να τα πάρουμε και σε σχετικά μικρό χρόνο.

Primer on using neural networks for forecasting market variables

Ο Shaikh Hamid κάνει μια πολύ αξιόλογη προσπάθεια για πρόβλεψη με νευρωνικά δίκτυα οικονομικών μεγεθών γενικότερα και ειδικότερα την μεταβλητότητα του δείκτη Standard & Poor 500 (S&P 500). Τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου τα συγκρίνουμε με την τεκμαρτή μεταβλητότητα που μας δίνει το μοντέλο αποτίμησης Barone-Adesi and Whaley (BAW). Τα δεδομένα μας είναι οι τιμές μεταβλητότητας του δείκτη S&P 500 από τον Φεβρουάριο του 1984 ως τον Φεβρουάριο του 1994. Ο ορίζοντας πρόβλεψης της εργασίας είναι 55 μέρες. Τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου ήταν εντυπωσιακά και καλύτερα από αυτά που μας έδωσε το μοντέλο αποτίμησης BAW. Παρόλα αυτά ο συγγραφέας προτείνει περαιτέρω μελέτη πάνω στο θέμα καθώς τα νευρωνικά δίκτυα είναι σχετικά νέα εργαλεία στον τομέα της πρόβλεψης.

The quality of market volatility forecasts implied by S&P 100 index option prices

ο Jeff Flemming σε αυτήν την εργασία εξετάζει την απόδοση της τεκμαρτής μεταβλητότητας του δείκτη Standard & Poor 100 (S&P 100) σαν μέσο πρόβλεψης της μέλλουσας μεταβλητότητας του χρηματιστηρίου. Σαν δεδομένα χρησιμοποιούμε τις τιμές κλεισίματος των παραγώγων του S&P 100 δείκτη από τον Οκτώβριο του 1985 ως τον Απρίλιο του 1992. Χρησιμοποιώντας μοντέλα ARCH και GARCH ο συγγραφέας καταλήγει στο συμπέρασμα ότι παρά την μεροληπτικότητα του μεγέθους της τεκμαρτής μεταβλητότητας μέσο ενός απλού γραμμικού μοντέλου μπορεί να μας δώσει μια αρκετά ακριβή πρόβλεψη της μεταβλητότητας του χρηματιστηρίου.

Using Neural Networks to Forecast Stock Market Prices

Ο Ramon Lawrence κάνει μία μελέτη πάνω στην δυνατότητα των νευρωνικών δικτύων να προβλέψουν μέλλουσες χρηματιστηριακές τιμές. Με την δυνατότητά τους να ανακαλύπτουν πρότυπα σε χαοτικά και μη γραμμικά συστήματα τα νευρωνικά δίκτυα έχουν την δυνατότητα να δίνουν καλύτερα αποτελέσματα από τις συμβατικές μεθόδους. Κλασσικές μέθοδοι ανάλυσης της αγοράς όπως η τεχνική ανάλυση, η ανάλυση θεμελιωδών μεγεθών και οι τεχνικές παλινδρόμησης συγκρίνονται με τα νευρωνικά δίκτυα. Επίσης η υπόθεση της αποτελεσματικής αγοράς (EMH) συγκρίνεται με τν θεωρία του χάους και τα νευρωνικά δίκτυα. Ο συγγραφέας δεν πειραματίζεται με τα μοντέλα αλλά εξετάζει προηγούμενη βιβλιογραφία και καταλήγει στο συμπέρασμα ότι τα νευρωνικά δίκτυα είναι σε θέση στο μέλλον να δώσουν καλύτερα αποτελέσματα από τις κλασσικές μέχρι τώρα μεθόδους προσέγγισης. Προτείνει περαιτέρω έρευνα στον ολοένα αναπτυσσόμενο και χέρσο χώρο των νευρωνικών δικτύων.

Using neural networks to forecast the S&P 100 implied volatility

Οι συγγραφείς Μαίρη Μαλλιάρη και Linda Salchenberger χρησιμοποιούν ένα νευρωνικό δίκτυο για να προβλέψουν μελλοντικές τιμές του πολύ σημαντικού μεγέθους, κατά την γνώμη τους, της τεκμαρτής μεταβλητότητας χρησιμοποιώντας παρελθοντικές τιμές της. Για δεδομένα χρησιμοποιήθηκαν ημερήσιες τιμές του δείκτη Standard & Poor 100 (S&P 100) από τον Ιανουάριο του 1992 ως τον Ιούνιο του 1992 και ο ορίζοντας πρόβλεψης της μελέτης ήταν 6 μήνες. Τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου ήταν ενθαρρυντικά. Μεγάλα πλεονεκτήματα του η δυνατότητα να δίνει ημερήσιες προβλέψεις της τεκμαρτής μεταβλητότητας και τα σωστά του αποτελέσματα.

An Engineering Approach to Forecast Volatility of Financial Indices

Οι Irwin Ma, Tony Wong και Thiagas Sankar θεωρούν ότι χρησιμοποιώντας μεθόδους μηχανικών, δύσκολα οικονομικά προβλήματα μπορούν να απλοποιηθούν. Στην εργασία αυτή χρησιμοποιώντας συνδυασμό θεωρίας και τεχνικών όπως μετασχηματισμό κυματίων, χρονοσειρές για εξόρυξη δεδομένων, στοχαστική βελτιστοποίηση με αλυσίδες Markov και εξελικτικούς και γενετικούς αλγόριθμους έφτιαξαν μια μέθοδο για να προβλέψουν την μεταβλητότητα των δεικτών Standard & Poor 100 και Standard and Poor 500 με μια μη γραμμική προσέγγιση. Τα δεδομένα προήλθαν από τους δείκτες S&P 100 και S&P 500 από το 1987 ως το 2003 και ο ορίζοντας πρόβλεψης του μοντέλου ήταν ένας χρόνος. Το ποσοστό επιτυχημένης πρόβλεψης κυμάνθηκε από 70% ως 80% που χαρακτηρίζεται αρκετά ικανοποιητικό.

Nonlinear Combination of Financial Forecast with Genetic Algorithm

Οι συγγραφείς Alper Ozun και Attila Cifter σε αυτήν την εργασία τους συνδυάζουν ιστορικές προσομοιώσεις, μοντέλα GARCH και μοντέλα GRJ-GARCH με την θεωρία ακραίας τιμής Hill για να φτιάξουν ένα νέο μοντέλο πρόβλεψης χρηματιστηριακών τιμών. Αυτό γίνεται με την βοήθεια ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου που χρησιμοποιεί γενετικούς αλγόριθμους. Τα δεδομένα της εργασίας προήλθαν από το χρηματιστήριο της Κωνσταντινούπολης μεταξύ τον Οκτώβριο του 1996 και τον Ιούλιο του 2006 και ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι ένας χρόνος. Τα αποτελέσματα του πειράματος έδειξαν ότι το μοντέλο GARCH συνδυασμένο μέσου νευρωνικού δικτύου με την θεωρία ακραίας τιμής Hill δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα από όλα τα μοντέλα που δοκιμάστηκαν.

Modeling and forecasting petroleum futures volatility

Ο Perry Sadorsky σε αυτήν την μελέτη του χρησιμοποιεί διάφορα μονομεταβλητά και πολυμεταβλητά στατιστικά μοντέλα για να προβλέψει μελλοντικές τιμές της μεταβλητότητας των συμβολαίων μελλοντικής εκπλήρωσης στην αγορά του πετρελαίου. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν είναι από τιμές παραγώγων από τον δείκτη NYMEX κατά την περίοδο από τον Φεβρουάριο του 1988 ως και τον Ιανουάριο του 2003. Ο ορίζοντας πρόβλεψης της μεταβλητότητας των συμβολαίων μελλοντικής εκπλήρωσης πετρελαίου είναι 250 μέρες. Τα αποτελέσματα του συγγραφέα μας έδειξαν ότι τα μοντέλα TGARCH ταιριάζουν καλύτερα για την μεταβλητότητα των παραγώγων του πετρελαίου θέρμανσης και του φυσικού αερίου ενώ τα μοντέλα GARCH για την μεταβλητότητα των παραγώγων της αμόλυβδης βενζίνης και του αργού πετρελαίου. Δυστυχώς συμπεραίνουμε πως δεν υπάρχει ένα μοντέλο να ταιριάζει και να προβλέπει την μεταβλητότητα όλων των ΣΜΕ του πετρελαίου.

Non-linear modelling and forecasting of S&P 500 volatility

Οι Peter Verhoeven, Berndt Pilgram, Michael McAleer και Alistair Meesb φτιάχνουν ένα μοντέλο που συνδυάζει μη γραμμική Markov μοντελοποίηση, κανονιστική ανάλυση μεταβλητών και έναν αλγόριθμο πρόβλεψης για προβλέψουν την συμβατική μεταβλητότητα. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν είναι οι τιμές κλεισίματος του δείκτη Standard & Poor 500 από τον Μάρτιο του 1995 ως τον Ιούνιο του 1999. Ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι 300 μέρες. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι μη γραμμικό μη παραμετρικό μοντέλο που βασίζεται στην κανονιστική ανάλυση μεταβλητών δίνει καλύτερες προβλέψεις από το GJR-GARCH μοντέλο, ωστόσο το μοντέλο αυτό είναι πιο ευαίσθητο σε θορύβους που σημαίνει ότι πρέπει να «απαλύνουμε» τις μετρήσεις μεταβλητότητας και ότι σε περιόδους μεγάλης μεταβλητότητας δίνει κατώτερες προβλέψεις.

Using neural networks for forecasting volatility of S&P 500 Index futures prices

Ο Shaikh Hamid και ο Zahid Iqbal χρησιμοποιούν ένα νευρωνικό δίκτυο για να προβλέψουν την μεταβλητότητα. Συγκρίνουν το νευρωνικό δίκτυο με την τεκμαρτή μεταβλητότητα των συμβολαίων μελλοντικής εκπλήρωσης του δείκτη Standard & Poor 500 που έχουν υπολογιστεί με το αμερικάνικο μοντέλο αποτίμησης Barone-Adesi and Whales. Τα δεδομένα μας προήλθαν από τις ημερήσιες τιμές κλεισίματος των συμβολαίων μελλοντικής εκπλήρωσης του δείκτη S&P 500 από τον Φεβρουάριο του 1984 ως τον Ιανουάριο του 1994 και ο ορίζοντας πρόβλεψης της εργασίας είναι από 15-55 μέρες. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι το νευρωνικό δίκτυο προβλέπει καλύτερα από το μοντέλο αποτίμησης και μάλιστα η προβλεπόμενη μεταβλητότητα του δεν είναι διαφορετική από την πραγματική μεταβλητότητα, αντίθετα με το μοντέλο αποτίμησης που δίνει διαφορετική μεταβλητότητα από την πραγματική.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ

4.1 Θεωρία Ασαφών Συνόλων και Ασαφής Λογική

Εισαγωγή

Τον όρο «ασαφή λογική» (fuzzy logic) εισήγαγε το 1962 με άρθρο του ο Zadeh, ο οποίος αναφέρθηκε στην αναγκαιότητα δημιουργίας μίας μαθηματικής θεωρίας που θα επεξεργαζόταν ασαφείς-ανακριβείς έννοιες, οι οποίες δεν είναι δυνατό να μοντελοποιηθούν μέσω της θεωρίας των πιθανοτήτων. Η μαθηματική θεμελίωση της ασαφούς λογικής επιτεύχθηκε με τη διατύπωση της θεωρίας των ασαφών συνόλων (fuzzy set theory) από τον Zadeh (1965) λίγα χρόνια αργότερα. Η ασαφής λογική (fuzzy logic) αποτελεί ένα υπερσύνολο της κλασικής λογικής, την οποία επεκτείνει, προκειμένου να μπορεί να χειριστεί τιμές αληθείας μεταξύ του «απολύτως αληθούς» και του «απολύτως ψευδούς». Η ασαφής λογική κατά τον Zadeh αποτελεί «τη διαδικασία της μετατροπής διακριτών μεγεθών σε ασαφή (fuzzification) που επιτρέπει τη γενίκευση μιας διακριτής (distinct) θεωρίας σε συνεχή (continuous)».

Ασαφής Γνώση

Η ασάφεια (fuzziness) είναι μια έννοια που σχετίζεται με την ποσοτικοποίηση της πληροφορίας και οφείλεται κυρίως σε μη-ακριβή (imprecise) δεδομένα. Για παράδειγμα η φράση «Ο Νίκος είναι ψηλός», επιτρέπει να βγουν κάποια συμπεράσματα ή να ληφθούν ορισμένες αποφάσεις που σχετίζονται με το ύψος του Νίκου, παρά το γεγονός ότι δεν προσδιορίζει με ακρίβεια το ύψος του Νίκου. Το πρόβλημα σε αυτές τις περιπτώσεις δεν οφείλεται τόσο στις έννοιες που χρησιμοποιούνται, όσο στην αντίληψη που έχει ο καθένας για τέτοιους λεκτικούς προσδιορισμούς ποσοτικών μεγεθών. Κατά συνέπεια, η ασάφεια είναι ένα εγγενές χαρακτηριστικό της γλώσσας. Αν και είναι δυνατό να αποδοθούν συγκεκριμένες τιμές σε λεκτικά προσδιορισμένα μεγέθη για να περιοριστεί η ασάφεια, αυτό οδηγεί πολλές φορές σε λάθος κρίσεις.

Στο παράδειγμά μας, αν θεωρήσουμε ότι ψηλό είναι οποιοδήποτε άτομο έχει ύψος πάνω από 1.80 μέτρα, δεν είναι απόλυτα σωστό να βγει το συμπέρασμα ότι κάποιος άνθρωπος με ύψος 1.79 μέτρα δεν είναι ψηλός. Ένα άλλο παράδειγμα, το οποίο δίνει μια καλύτερη «αίσθηση» της ασάφειας, είναι το σύνολο των καρεκλών μέσα σε ένα δωμάτιο. Στην κλασική θεωρία συνόλων, ο προσδιορισμός των αντικειμένων που ανήκουν στο σύνολο «καρέκλα», μπορεί να γίνει απλά προσδιορίζοντας για κάθε αντικείμενο με «ναι» ή «όχι» αν είναι καρέκλα. Αν όμως ζητηθεί να προσδιοριστεί το σύνολο των αντικειμένων που μπορούν να «λειτουργήσουν» ως καρέκλα, τότε θα προκύψει ένα αρκετά διαφορετικό σύνολο, καθώς υπάρχουν πολλά αντικείμενα σε ένα δωμάτιο με αυτήν την ικανότητα, όπως ένας πάγκος, ένα γραφείο ή ακόμη και το πάτωμα. Ένα τέτοιο σύνολο αποτελεί ένα ασαφές σύνολο (fuzzy set) με την έννοια ότι δεν υπάρχουν αυστηρά κριτήρια που να καθορίζουν το κατά πόσο ένα αντικείμενο ανήκει σε αυτό το σύνολο ή δεν ανήκει. Η ασαφής λογική (fuzzy logic) και η θεωρία των ασαφών συνόλων (fuzzy set theory) παρέχουν ένα πλαίσιο χειρισμού της ασάφειας και ένα πλαίσιο συλλογιστικής βασισμένης στην ασάφεια.

Βασικές Έννοιες Ασαφών Συνόλων

Ένα ασαφές σύνολο (fuzzy set) ορίζεται ως ένα σύνολο διατεταγμένων ζευγών $\left(x, \mu_A(x)\right)$ όπου $x \in X$ και $\mu_A(x) \in [0,1]$.

Το σύνολο X αποτελεί το ευρύτερο σύνολο αναφοράς (universe of discourse) που περιλαμβάνει όλα τα αντικείμενα στα οποία μπορεί να γίνει αναφορά. Η τιμή μA(x) λέγεται βαθμός αληθείας (degree of truth), συμβολίζει το βαθμό συγγένειας του x στο A και παίρνει τιμές στο διάστημα [0,1]. Τέλος η συνάρτηση μA ονομάζεται συνάρτηση συμμετοχής (συγγένειας) (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

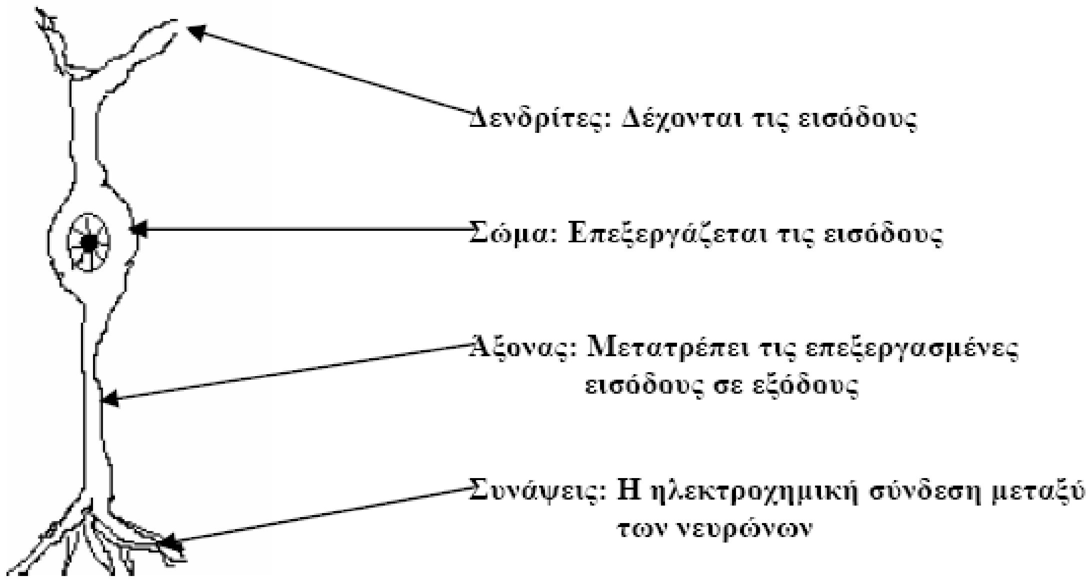
- Διαδικασίες μάθησης και προσαρμογής (συνήθως με νευρωνικά δίκτυα)

Η διαφορά των ασαφών συνόλων συγκριτικά με την κλασική θεωρία συνόλων είναι ότι για τη χαρακτηριστική συνάρτηση αντιστοίχησης της δεύτερης ισχύει $\mu A(x)$□$\{0,1\}$, 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 κλασική, όταν οι δυνατές τιμές της συνάρτησης συμμετοχής είναι μόνο 0 και 1.

4.2 Νευρωνικά Δίκτυα

Εισαγωγή

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα ανήκουν στον τομέα της Μη Συμβολικής Τεχνητής Νοημοσύνης (non symbolic AI), η οποία προσομοιώνει βιολογικές διαδικασίες, όπως τη λειτουργία του εγκεφάλου ή τη διαδικασία εξέλιξης των ειδών, και η οποία διαφέρει από τη Συμβολική Τεχνητή Νοημοσύνη (symbolic AI), που προσομοιώνει τον τρόπο σκέψης του ανθρώπου, χρησιμοποιώντας ως δομικές μονάδες τα σύμβολα (ένα σύμβολο μπορεί να αναπαριστά μια έννοια ή μια σχέση ανάμεσα σε έννοιες). Η ικανότητα του ανθρώπου να σκέφτεται, να θυμάται και να επιλύει προβλήματα εντοπίζεται στον εγκέφαλό του. Όπως είναι γνωστό από τη Βιολογία, η δομική μονάδα του εγκεφάλου είναι ο νευρώνας. Ένας τυπικός βιολογικός νευρώνας αποτελείται από το σώμα, που συνιστά τον πυρήνα του, τους δενδρίτες, μέσω των οποίων λαμβάνει σήματα από γειτονικούς νευρώνες (σημεία εισόδου), και τον άξονα, που αποτελεί την έξοδο του νευρώνα και το μέσο σύνδεσής του με τους άλλους νευρώνες (βλέπε σχήμα 19). Σε κάθε δενδρίτη υπάρχει ένα απειροελάχιστο κενό που ονομάζεται σύναψη. Οι συνάψεις μέσω χημικών διαδικασιών επιταχύνουν ή επιβραδύνουν τη ροή ηλεκτρικών φορτίων προς το σώμα του νευρώνα. Η ικανότητα μάθησης και μνήμης που εμφανίζει ο εγκέφαλος οφείλεται στην ικανότητα των συνάψεων να μεταβάλλουν την αγωγιμότητά τους. Τα ηλεκτρικά σήματα που εισέρχονται στο σώμα μέσω των δενδριτών συνδυάζονται και, εφόσον το αποτέλεσμα ξεπερνά κάποια τιμή κατωφλιού, το σήμα διαδίδεται με τη βοήθεια του άξονα προς άλλους νευρώνες.



Ο εγκέφαλος είναι σε θέση να λαμβάνει πολύπλοκες αποφάσεις εκπληκτικά γρήγορα παρά το ότι ο χρόνος απόκρισης των βιολογικών νευρώνων είναι της τάξης των χιλιοστών του δευτερολέπτου. Κατά μια άποψη, αυτό οφείλεται στο ότι η υπολογιστική ικανότητα του εγκεφάλου και η πληροφορία που περιέχει είναι διαμερισμένα σε όλο του τον όγκο. Πρόκειται, δηλαδή, για ένα παράλληλο και κατανεμημένο υπολογιστικό σύστημα. Αυτά τα χαρακτηριστικά διαμορφώνουν το κυριότερο κίνητρο πίσω από την επιθυμία να μοντελοποιηθεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

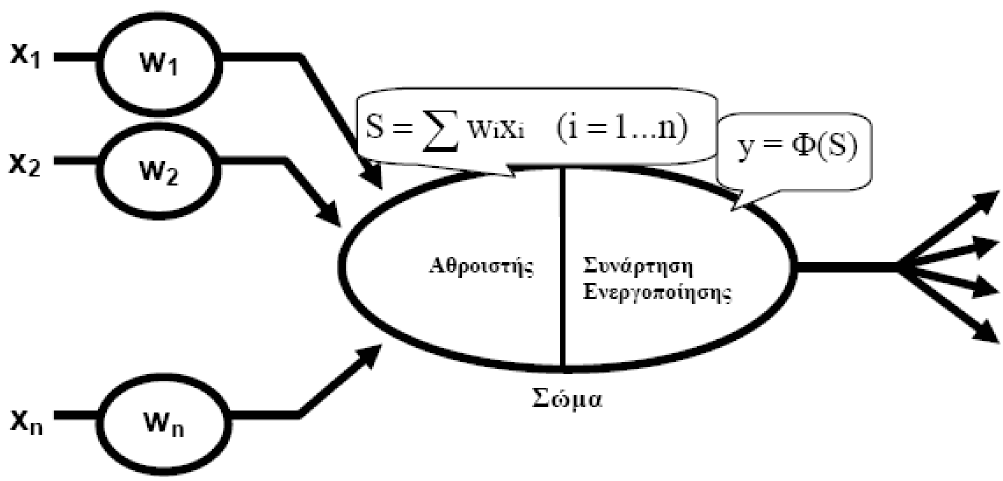
4.3 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ)

Μοντέλο Τεχνητού Νευρώνα

Ο τεχνητός νευρώνας (artificial neuron) αποτελεί το πρωταρχικό συστατικό στοιχείο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και είναι ένα υπολογιστικό μοντέλο τα μέρη του οποίου αντιστοιχίζονται άμεσα με αυτά του βιολογικού νευρώνα. Όπως απεικονίζεται στο σχήμα 20, ένας τεχνητός νευρώνας δέχεται κάποια σήματα εισόδου x0, x1,…,xn, τα οποία, σε αντίθεση με τους ηλεκτρικούς παλμούς του εγκεφάλου, αντιστοιχούν σε συνεχείς μεταβλητές. Κάθε τέτοιο σήμα εισόδου σταθμίζεται με κάποιο βάρος wi (weight), ο ρόλος του οποίου είναι αντίστοιχος με εκείνον της σύναψης του βιολογικού εγκεφάλου. Η τιμή βάρους μπορεί να είναι θετική ή αρνητική σε αντιστοιχία με την επιταχυντική ή επιβραδυντική λειτουργία της σύναψης. Το σώμα του τεχνητού νευρώνα χωρίζεται σε δύο μέρη:

1. Τον αθροιστή (sum), ο οποίος προσθέτει τα επηρεασμένα από τα βάρη σήματα εισόδου και παράγει την ποσότητα $S = \sum w_i * x_i$ με $i = 1 \ldots n$ και

2. Τη συνάρτηση ενεργοποίησης ή κατωφλίου (activation ή threshold ή transformation function), που αποτελεί 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 τεχνητού νευρώνα.

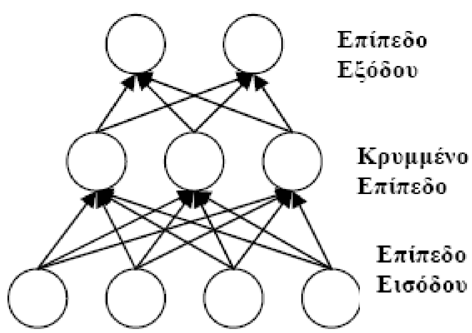


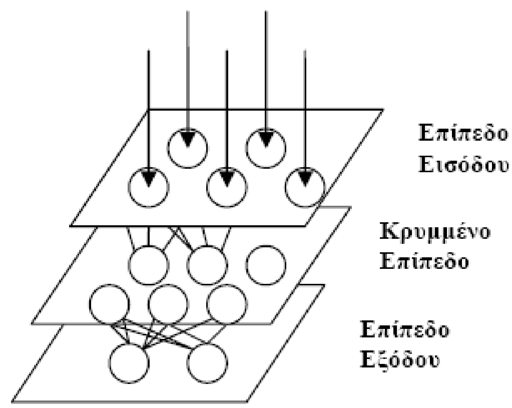
Τύποι Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

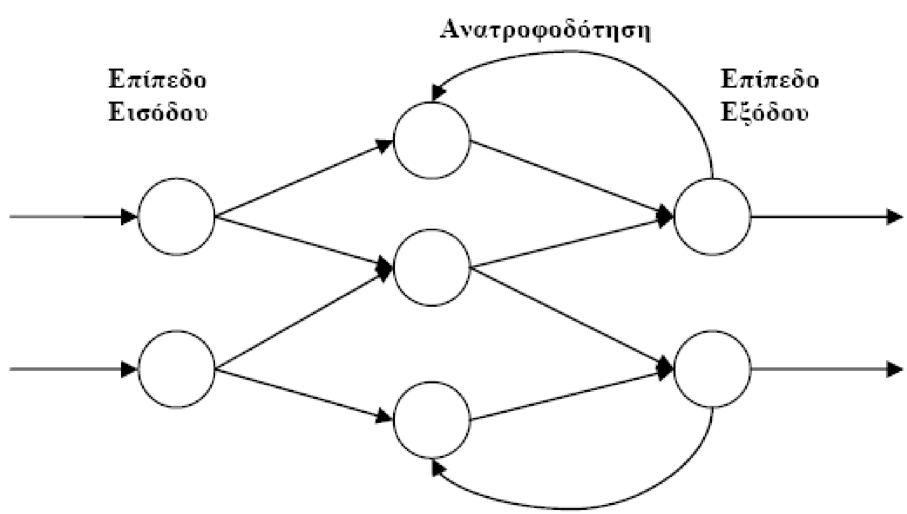
Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (artificial neural networks) ή πιο απλά ΤΝΔ, χαρακτηρίζονται ως συστήματα επεξεργασίας δεδομένων που αποτελούνται από ένα πλήθος τεχνητών νευρώνων οργανωμένων σε δομές παρόμοιες με αυτές του ανθρώπινου εγκεφάλου. Συνήθως οι τεχνητοί νευρώνες είναι οργανωμένοι σε μία σειρά από στρώματα ή επίπεδα (layers). Το πρώτο από αυτά τα επίπεδα ονομάζεται επίπεδο εισόδου (input layer) και χρησιμοποιείται για την εισαγωγή των δεδομένων. Τα στοιχεία, που συνιστούν το επίπεδο εισόδου, δεν είναι ουσιαστικά νευρώνες, καθώς δεν εκτελούν κάποιον υπολογισμό (δεν έχουν ούτε βάρη εισόδου, ούτε συναρτήσεις ενεργοποίησης). Στη συνέχεια μπορούν να υπάρχουν, προαιρετικά, ένα ή περισσότερα ενδιάμεσα ή κρυφά επίπεδα (hidden layers). Τέλος ακολουθεί ένα επίπεδο εξόδου (output layer). Οι νευρώνες των διάφορων στρωμάτων μπορεί να είναι πλήρως ή μερικώς συνδεδεμένοι.

Πλήρως συνδεδεμένοι (fully connected) είναι εκείνοι οι οποίοι συνδέονται με όλους τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου. Σε κάθε άλλη περίπτωση οι νευρώνες είναι μερικώς συνδεδεμένοι (partially connected).

Όταν δεν υπάρχουν συνδέσεις μεταξύ νευρώνων ενός επιπέδου και νευρώνων προηγούμενου επιπέδου (όταν δηλαδή η ροή πληροφορίας είναι μιας κατεύθυνσης) τα ΤΝΔ χαρακτηρίζονται ως δίκτυα με απλή (ή πρόσθια) τροφοδότηση (feedforward). Στην αντίθετη περίπτωση, καθώς και στην περίπτωση συνδέσεων μεταξύ νευρώνων του ίδιου επιπέδου, τα ΤΝΔ χαρακτηρίζονται ως δίκτυα με ανατροφοδότηση (feedback ή recurrent). Ο τύπος του δικτύου με ανατροφοδότηση διαφέρει από τον τύπο της απλούς τροφοδότησης στο ότι περιλαμβάνει ένα βρόχο ανάδρασης, όπου κάθε νευρώνας τροφοδοτεί το σήμα της εξόδου του στις εισόδους όλων των άλλων νευρώνων.







4.4 Υβριδικά Συστήματα Υπολογιστικής Νοημοσύνης

Εισαγωγή

Στις προηγούμενες ενότητες αναφερθήκαμε σε δύο σημαντικά πεδία της υπολογιστικής νοημοσύνης. Κάθε ένα από αυτά παρουσιάζει συγκεκριμένες υπολογιστικές ιδιότητες, οι οποίες καθιστούν δυνατή την ευρεία διάδοσή τους σε μια μεγάλη ποικιλία προβλημάτων. Παρόλα αυτά, εμπεριέχουν μειονεκτήματα και περιορισμούς, τα οποία δεν επιτρέπουν την εφαρμογή τους σε ορισμένες περιπτώσεις. Τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν μια πολύ ελκυστική μέθοδο αναγνώρισης προτύπων, αλλά δεν προσφέρονται για την εξήγηση της διαδικασίας της λήψης της απόφασης. Μπορούν να θεωρηθούν ως μαύρο κουτί (black box), όπου η εξαγωγή γνώσης από το εκπαιδευμένο δίκτυο είναι αρκετά δυσχερής. Όπως είναι φυσικό, θα θέλαμε να έχουμε πρόσβαση στο συλλογιστικό μηχανισμό των νευρωνικών δικτύων, ώστε να υπάρχει η δυνατότητα ευκολότερης διαχείρισης και κατασκευής τους.

Από την άλλη πλευρά η επιβολή εξωτερικής γνώσης στη δομή ενός νευρωνικού δικτύου αναφορικά με ένα συγκεκριμένο πρόβλημα είναι αρκετά δύσκολη. Ένα ακόμα μειονέκτημα που εμφανίζουν τα νευρωνικά δίκτυα είναι ότι γενικά δεν είμαστε σε θέση να γνωρίζουμε την ακριβή μορφή της αρχιτεκτονικής του δικτύου, και συνεπώς η δομή του καθορίζεται μόνο μέσα από πειραματικές διαδικασίες.

Η ασαφής λογική μπορεί να εξηγήσει τη συμπεριφορά της λειτουργίας ενός συστήματος χρησιμοποιώντας κανόνες, και έχει το μεγάλο πλεονέκτημα ότι δεν απαιτεί την ακρίβεια της πληροφορίας. Στις περιπτώσεις όμως που δεν υπάρχει διαθέσιμη εξωτερική γνώση, η δυνατότητα εφαρμογής των ασαφών συστημάτων περιορίζεται. Επίσης, διάφορα ζητήματα που εμφανίζουν δυσκολίες, είναι ο ακριβής διαμερισμός του χώρου εισόδων και εξόδων ενός προβλήματος σε ασαφή σύνολα, οι τιμές των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής και ο ακριβής αριθμός των ασαφών κανόνων, με αποτέλεσμα τον περιορισμό των δυνατοτήτων εφαρμογής των ασαφών συστημάτων.

Τα νευρωνικά δίκτυα και τα ασαφή συστήματα μπορούν να θεωρηθούν ως ισοδύναμες μέθοδοι, όσον αφορά τη δυνατότητα εφαρμογής τους σε ένα ευρύ φάσμα προβλημάτων. Όλοι οι παραπάνω λόγοι οδήγησαν στην ανάπτυξη συνδυασμών μεθόδων των δύο ερευνητικών πεδίων με κύριο στόχο τον περιορισμό των παραπάνω μειονεκτημάτων. Τα υβριδικά συστήματα υπολογιστικής νοημοσύνης (hybrid computational intelligent systems) περιλαμβάνουν συνθέσεις των δύο παραπάνω μεθόδων.

Τα πλεονεκτήματα που παρουσιάζουν οι υβριδικές τεχνικές μπορούν να συνοψιστούν στα παρακάτω σημεία:

- Η δημιουργία καινούριων υπολογιστικών μοντέλων προσφέρει νέες δυνατότητες θεωρητικής εμβάθυνσης.
- Ανοίγονται καινούριοι ορίζοντες και διαστάσεις στον τομέα των εφαρμογών με τη δυνατότητα χρησιμοποίησης κάθε μεθόδου για την επίλυση διάφορων μορφών προβλημάτων της άλλης.
- Αυξάνονται οι δυνατότητες ως προς την ελευθερία σχεδιασμού και ανάπτυξη ευφυών τεχνικών, και παρέχονται εναλλακτικές λύσεις συμβάλλοντας στην πληρέστερη εξέταση των προβλημάτων.
- Παρέχεται δυνατότητα επίλυσης πολύπλοκών προβλημάτων, που με άλλες μεθόδους θα φαίνονταν ανεπίλυτα.
- Διευκολύνεται η χρήση και ενσωμάτωση μεθόδων από άλλες γνωστικές περιοχές.

Συνδυάζοντας τα νευρωνικά δίκτυα και τα ασαφή συστήματα δημιουργείται μια νέα οικογένεια υβριδικών τεχνικών, που είναι τα ασαφή νευρωνικά δίκτυα (neural-fuzzy networks), τα οποία μπορούν να εφαρμοστούν στην επίλυση προβλημάτων ασαφών συστημάτων.

Ασαφή Νευρωνικά Δίκτυα

Οι υπάρχουσες τεχνικές ασαφούς συμπερασμού παρουσιάζουν τις παρακάτω δυσκολίες:

- Την έλλειψη μιας ακριβούς μεθόδου καθορισμού των συναρτήσεων συμμετοχής.
- Την έλλειψη δυνατότητας μάθησης ή προσαρμοστικότητας στις ασαφείς διαδικασίες.

Τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται στην προσαρμογή των συναρτήσεων συμμετοχής ασαφών συστημάτων που χρησιμοποιούνται σε προβλήματα ελέγχου. Μολονότι η ασαφής λογική χαρακτηρίζεται από την ικανότητα εφαρμογής έμπειρης γνώσης μέσω ασαφών κανόνων, ο χρόνος σχεδιασμού και προσαρμογής των λεκτικών τιμών (ασαφών συνόλων) σε ένα πρόβλημα είναι τις περισσότερες φορές απαγορευτικός, ιδιαίτερα όσον αφορά σε διαδικασίες δοκιμής και σφάλματος (trial and error). Επιπλέον, ο συντονισμός των συναρτήσεων συμμετοχής καθίσταται μια περίπλοκη διαδικασία, καθώς υποθέτει τον έμπειρο καθορισμό ενός μεγάλου αριθμού παραμέτρων. Οι τεχνικές νευρωνικών δικτύων μέσα από τις διαδικασίες μάθησης επιτρέπουν την αυτοματοποίηση του σχεδιασμού ασαφών συστημάτων, βελτιώνοντας την αποτελεσματικότητά τους και μειώνοντας σημαντικά τον υπολογιστικό χρόνο.

Η βασική δομή των ασαφών νευρωνικών δικτύων αποτελεί μια άμεση απεικόνιση ενός ασαφούς συστήματος πάνω στη δομή ενός νευρωνικού δικτύου (συνήθως δικτύου πρόσθιας τροφοδότησης), με κατάλληλες συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων των επιπέδων, που ακολουθούν τη μορφή των ασαφών κανόνων if-then. Στη συνέχεια το παραγόμενο νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται ως προς τις παραμέτρους του ασαφούς συστήματος με βάση ένα σύνολο αριθμητικών δεδομένων, χρησιμοποιώντας είτε μάθηση υπό επίβλεψη, είτε ενισχυτική μάθηση. Έτσι κατασκευάζονται προσαρμοστικοί ασαφείς ελεγκτές κατάλληλοι για ένα δεδομένο πρόβλημα.

Η εμπειρία του ειδικού ενσωματώνεται στο ασαφές νευρωνικό δίκτυο μέσω της ασαφούς λογικής με σκοπό να μειωθούν οι μεγάλες απαιτήσεις σε σύνολα δεδομένων εκμάθησης που θα απαιτούσε από μόνο του το ΤΝΔ. Τα ΤΝΔ κάνουν σημείο-προς-σημείο αντιστοίχηση των σημείων του χώρου των δεδομένων εισόδου με τα σημεία του χώρου δεδομένων εξόδου. Τα σημεία των δεδομένων ελέγχου θα πρέπει να είναι κατάλληλα κατανεμημένα και αρκετά περιεκτικά σε πληροφορίες στην περίπτωση προσδιορισμού μιας συνεχούς πολυμεταβλητής συνάρτησης που θα χρησιμοποιηθεί από το δίκτυο. Από την άλλη πλευρά τα ασαφή δίκτυα δεν κάνουν αντιστοίχηση σημείο-προς-σημείο (point-to-point mapping), αλλά σύνολο-προς-σύνολο (set-to-set mapping). Αυτό επιτυγχάνεται με την προσθήκη σημείου-προς-σύνολο (point-to-set) (ασαφοποίηση) και συνόλου-προς-σημείο (set-to-point) (αποασαφοποίηση) μετατροπής των εισόδων και εξόδων αντίστοιχα. Η πρώτη μετατροπή αποτελεί ουσιαστικά την ασαφοποίηση των δεδομένων εισόδου και έπειτα η δεύτερη μετατροπή συμβάλλει στην αποασαφοποίηση τους κατά την έξοδο. Ο αριθμός των κανόνων αντιστοίχησης μειώνεται σημαντικά με αυτόν τον τρόπο, με αποτέλεσμα να μειώνεται και η απαιτούμενη πληροφορία για την εκκίνηση του συστήματος. Όπως έχουμε σημειώσει και σε άλλα κομμάτια της εργασίας, η θεωρία των ασαφών συνόλων ομοιάζει με τον ανθρώπινο τρόπο σκέψης και οργάνωσης της γνώσης και για αυτόν το λόγο τα ασαφή νευρωνικά δίκτυα παρέχουν έναν κατάλληλο μηχανισμό απόκτησης γνώσης και ένα φιλικό για τον άνθρωπο (αλλά και για τους υπολογιστές) τρόπο χειρισμού τους.

Τα ασαφή νευρωνικά δίκτυα τελικά διεξάγουν μια σημείο-προς-σημείο αντιστοίχηση, αλλά με διαφορετικό τρόπο από τα νευρωνικά δίκτυα. Αποτελείται από τρία κύρια στάδια. Πρώτα μετατρέπουν τα δεδομένα εισόδου σε μια συνάρτηση συμμετοχής ασαφούς συνόλου. Στο επόμενο στάδιο διεξάγεται η διαδικασία της ασαφούς συλλογιστικής, ή με άλλα λόγια χρησιμοποιείται η ασαφής μνήμη συσχέτισης (fuzzy associative memory) για το συσχετισμό των ασαφών συνόλων της εισόδου με τα κατάλληλα ασαφή σύνολα της εξόδου. Στο τελευταίο στάδιο οι συναρτήσεις συμμετοχής των ασαφών εξόδων μετατρέπονται σε αριθμητικές εξόδους μέσα από τη διαδικασία της αποασαφοποίησης. Η λειτουργία των ασαφών νευρωνικών δικτύων είναι τέτοια που επιτρέπει την απόκτηση, αναπαράσταση και χρησιμοποίηση της γνώσης του ειδικού σε ένα αντικείμενο και αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό σε εφαρμογές, όπως των προσαρμοστικών συστημάτων ελέγχου, όπου δεν μπορούν να προσδιοριστούν οι ακριβείς συναρτήσεις ενεργοποίησης του συστήματος και όπου τα σύνολα δεδομένων εκμάθησης δεν είναι αρκετά.

Εκτός από τα προβλήματα ελέγχου, τα ασαφή νευρωνικά δίκτυα μπορούν να εφαρμοστούν και σε προβλήματα αναγνώρισης προτύπων. Η παραδοσιακή θεωρία συνόλων περιγράφει γεγονότα με απότομα όρια, τα οποία μπορούν να συμβούν ή να μη συμβούν. Τα παραδοσιακά-κλασικά σύνολα χρησιμοποιούν τη θεωρία πιθανοτήτων για να χαρακτηρίσουν την εμφάνιση ενός γεγονότος, υπολογίζοντας την πιθανότητα με την οποία ένα δοθέν γεγονός αναμένεται να συμβεί. Αντίθετα η θεωρία των ασαφών συνόλων επιτρέπει τον υπολογισμό ενός βαθμού μέτρησης της εμφάνισης ενός γεγονότος, ο οποίος αποδεικνύεται περισσότερο πληροφοριακός.

Η αναγνώριση προτύπων διαμερίζει ένα χώρο επιρροής σε διάφορες κατηγορίες (σύνολα) και στη συνέχεια απεικονίζει κάθε πρότυπο σε μια από τις κατηγορίες. Αντιστοιχίζοντας κάθε κατηγορία με τη μορφή ενός ασαφούς συνόλου και προσδιορίζοντας τη λειτουργία απεικόνισης υπό το πρίσμα μιας συνάρτησης συμμετοχής, δημιουργείται μια άμεση σχέση μεταξύ των ασαφών συνόλων και της αναγνώρισης προτύπων. Έτσι οι κατηγορίες των προτύπων θεωρούνται ως ασαφή σύνολα, όπου ένα πρότυπο ανήκει σε κάθε μία από τις κατηγορίες με έναν κατάλληλο βαθμό συμμετοχής.

Η σχέση μεταξύ κατηγοριών προτύπων και ασαφών συνόλων παρουσιάστηκε από τους Bellman et al. (1966), οι οποίοι όρισαν την ασαφή ταξινόμηση προτύπων. Αργότερα παρουσιάστηκε η ιδέα αντικατάστασης των απότομων ορίων απόφασης του νευρωνικού δικτύου perceptron με όρια απόφασης ασαφών υπερεπιπέδων. Στην βιβλιογραφία καταγράφονται διάφοροι τύποι συνδυασμών ασαφών συστημάτων και νευρωνικών δικτύων, οι οποίοι κατασκευάζουν αποτελεσματικούς ταξινομητές προτύπων, εκμεταλλευόμενοι τα συγκεκριμένα πλεονεκτήματα που προσφέρει η συνεργεία των δύο τεχνικών. Τα ασαφή νευρωνικά δίκτυα ταξινόμησης προσπαθούν να διαμορφώσουν κατάλληλα τα όρια των κατηγοριών προτύπων με μάθηση των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής.

Τα συστήματα που βασίζονται στην ασαφή λογική και αυτά που βασίζονται στα ΤΝΔ έχουν αντιθετικές απαιτήσεις κατά την εφαρμογή τους. Για παράδειγμα τα ασαφή συστήματα είναι κατάλληλα όταν υπάρχει αρκετή γνώση ειδικού για την εξεταζόμενη διαδικασία, ενώ τα συστήματα ΤΝΔ είναι χρήσιμα σε περιπτώσεις όπου υπάρχουν αρκετά ή μετρήσιμα δεδομένα για την εξεταζόμενη διαδικασία. Και οι δύο προσεγγίσεις κατασκευάζουν μη-γραμμικά συστήματα βασισμένα πάνω σε φραγμένες συνεχείς μεταβλητές, με τη διαφορά ότι η μεταχείριση των νευρωνικών συστημάτων γίνεται με τρόπο αριθμητικό-ποσοτικό, ενώ η μεταχείριση των ασαφών συστημάτων γίνεται με τρόπο συμβολικό-ποιοτικό. Τα ασαφή συστήματα όμως παρουσιάζουν τόσο συμβολικά, όσο και αριθμητικά, χαρακτηριστικά, καθώς οι συναρτήσεις συμμετοχής επιτρέπουν την αριθμητική επεξεργασία των λεκτικών μεταβλητών που μεταχειρίζονται.

Κατά συνέπεια, η σύνθεση νευρωνικών και ασαφών συστημάτων οδηγεί σε μια νέα κατάσταση, όπου το ασαφές σύστημα παρέχει ένα ισχυρό υπόβαθρο για την αναπαράσταση της γνώσης των ειδικών, ενώ τα ΤΝΔ παρέχουν ικανότητες μάθησης και είναι εξαιρετικά κατάλληλα για υπολογιστικά αποτελεσματικές εφαρμογές μέσω Η/Υ. Η σημασία της σύνθεσης αυτής εξάγεται και από τις διαφορές των ξεχωριστών αυτών συστημάτων, καθώς τα ΤΝΔ δεν παρέχουν ένα ισχυρό πλαίσιο για αναπαράσταση γνώσης, ενώ οι ελεγκτές ασαφούς λογικής δεν διακρίνονται για την ικανότητα αυτόματης μάθησης.

Τα υβριδικά νευροασαφή συστήματα μπορούν να δημιουργηθούν με δύο τρόπους: Παρέχοντας σε ένα νευρωνικό δίκτυο την ικανότητα χειρισμού ασαφούς πληροφορίας (fuzzy-neural network FNN) και ενισχύοντας ένα ασαφές σύστημα με νευρωνικά δίκτυα, προκειμένου να βελτιωθούν ορισμένα χαρακτηριστικά, όπως είναι η ευελιξία, η ταχύτητα και η προσαρμοστικότητα (neural-fuzzy systems NFS). Σε ένα FNN οι είσοδοι και/ή τα βάρη των συνδέσεων και/ή οι έξοδοι του δικτύου αποτελούν ασαφή υποσύνολα ή ένα σύνολο από τιμές συμμετοχής σε ασαφή σύνολα. Για τη μοντελοποίηση αυτών των δικτύων χρησιμοποιούνται λεκτικές τιμές όπως «μικρό, μεσαίο, μεγάλο», ή ασαφείς αριθμοί. Νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιούν ασαφείς νευρώνες χαρακτηρίζονται επίσης FNN, καθώς θεωρούνται ικανά να επεξεργαστούν ασαφείς πληροφορίες.

Ένα νευροασαφές σύστημα (NFS) από την άλλη πλευρά έχει ως σκοπό την πραγματοποίηση της διαδικασίας ασαφούς συλλογιστικής (fuzzy reasoning), όπου τα βάρη των συνδέσεων του δικτύου αντιστοιχούν στις παραμέτρους της ασαφούς συλλογιστικής. Χρησιμοποιώντας αλγόριθμους μάθησης της μορφής ανάστροφης διάδοσης του σφάλματος (backpropagation) το NFS μπορεί να αναγνωρίσει ασαφείς κανόνες και να «μάθει» τις συναρτήσεις συμμετοχής της ασαφούς συλλογιστικής. Συγκεκριμένα το NFS θα πρέπει να είναι ικανό είτε να «μάθει» λεκτικούς κανόνες και/ή συναρτήσεις συμμετοχής, είτε να βελτιστοποιεί τους ήδη υπάρχοντες κανόνες ή τις συναρτήσεις συμμετοχών. Υπάρχουν τρεις περιπτώσεις:

1) το σύστημα ξεκινά χωρίς κανόνες και δημιουργεί νέους κανόνες μέχρι το πρόβλημα της μάθησης να επιλυθεί. Η δημιουργία ενός νέου κανόνα προκύπτει από ένα πρότυπο εκμάθησης που δεν καλύπτεται αρκετά από την τρέχουσα βάση κανόνων.

2) το σύστημα ξεκινά με όλους εκείνους τους κανόνες που μπορούν να δημιουργηθούν από το διαμερισμό των μεταβλητών και διαγράφοντας ανεπαρκείς κανόνες από την βάση κανόνων ανάλογα με την αξιολόγηση της επίδοσής τους.

3) το σύστημα ξεκινά με μια βάση κανόνων που αποτελείται από σταθερό αριθμό κανόνων. Κατά τη διαδικασία της εκμάθησης οι κανόνες αντικαθίστανται μέσω μιας διαδικασίας βελτιστοποίησης.

Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

Το ANFIS (Jang, 1992) υλοποιεί ένα ασαφές σύστημα συμπερασμού τύπου Takagi-Sugeno και η δομή του είναι πέντε επιπέδων. Το πρώτο κρυμμένο επίπεδο χρησιμοποιείται για την ασαφοποίηση των μεταβλητών εισόδου, ενώ στο δεύτερο κρυμμένο επίπεδο χρησιμοποιούνται T-norm τελεστές για τον υπολογισμό της υπόθεσης του κανόνα. Το τρίτο κρυμμένο επίπεδο κανονικοποιεί την ισχύ των κανόνων, το τέταρτο κρυμμένο επίπεδο προσδιορίζει τις παραμέτρους του συμπεράσματος του κανόνα και το επίπεδο εξόδου υπολογίζει τη συνολική έξοδο ως τη συνάθροιση όλων των εισερχόμενων σημάτων. Το ANFIS χρησιμοποιεί τη μάθηση της ανάστροφης διάδοσης του σφάλματος (backpropagation learning) για τον προσδιορισμό των παραμέτρων των υποθέσεων των κανόνων και το ελάχιστο μέσο τετραγωνικό σφάλμα για τον υπολογισμό των παραμέτρων των συμπερασμάτων των κανόνων. Κάθε βήμα σε αυτήν τη διαδικασία εκμάθησης αποτελείται από δύο στάδια: Κατά το πρώτο στάδιο τα πρότυπα εισόδου διαδίδονται και ακολουθείται μία επαναλαμβανόμενη διαδικασία υπολογισμού των ελαχίστων μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων για τον προσδιορισμό των βέλτιστων παραμέτρων των συμπερασμάτων των κανόνων, θεωρώντας στον εκάστοτε τρέχοντα κύκλο σταθερές τις παραμέτρους της υπόθεσης των κανόνων για ολόκληρο το σύνολο εκμάθησης. Κατά το δεύτερο στάδιο τα πρότυπα διαδίδονται ξανά και χρησιμοποιείται η ανάστροφη διάδοση του σφάλματος για την τροποποίηση των παραμέτρων των υποθέσεων των κανόνων, καθώς οι παράμετροι των συμπερασμάτων παραμένουν σταθερές. Στη συνέχεια η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται.

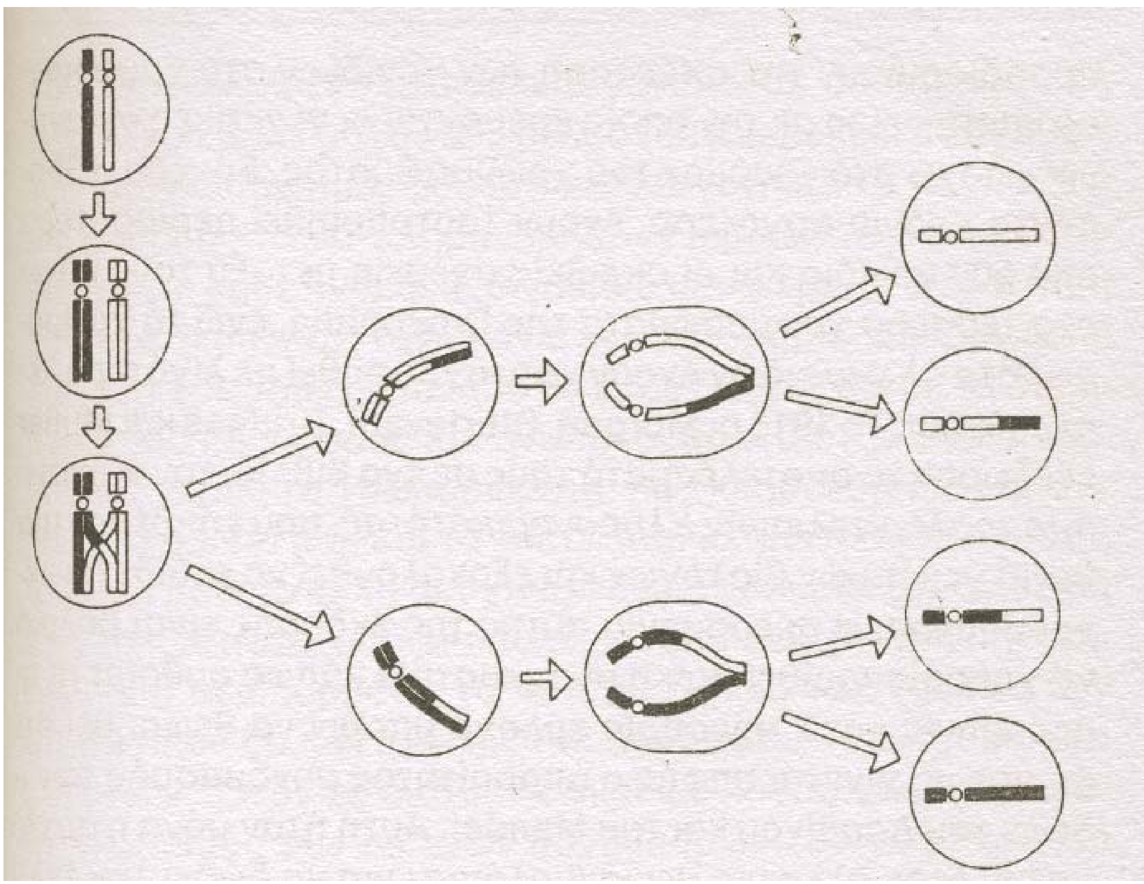
4.5 Γενετικοί Αλγόριθμοι

Οι γενετικοί αλγόριθμοι ανήκουν στο κλάδο της επιστήμης υπολογιστών και αποτελούν μια μέθοδο αναζήτησης βέλτιστων λύσεων σε συστήματα που μπορούν να περιγραφούν ως μαθηματικό πρόβλημα. Είναι χρήσιμοι σε προβλήματα που περιέχουν πολλές παραμέτρους/διαστάσεις και δεν υπάρχει αναλυτική μέθοδος που να μπορεί να βρει το βέλτιστο συνδυασμό τιμών για τις μεταβλητές ώστε το υπό εξέταση σύστημα να αντιδρά με όσο το δυνατόν με το θεμιτό τρόπο. Είναι μια τεχνική προγραμματισμού που εισήγαγε στα τέλη της δεκαετίας του 1960 ο Τζον Χόλαντ, ερευνητής του Ινστιτούτου της Σάντα Φε (ΗΠΑ). Υπάρχουν διάφορες εκδοχές της παραπάνω διαδικασίας για τους Γ.Α από τις οποίες κάποιες περιλαμβάνουν και τη διασταύρωση (ζευγάρωμα) γονιδίων / λύσεων ώστε ο αλγόριθμος να φτάσει στο αποτέλεσμα πιο γρήγορα. Καθώς υπάρχει το στοχαστικό (τυχαίο) συστατικό της μετάλλαξης και ζευγαρώματος, κάθε εκτέλεση του Γ.Α μπορεί να συγκλίνει σε διαφορετική λύση και σε διαφορετικό χρόνο. Η απόδοση του Γ.Α εξαρτάται επί το πλείστον από την συνάρτηση ικανότητας και συγκεκριμένα από το κατά πόσο το μέτρο της περιγράφει την βέλτιστη λύση. Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι ένα πεπερασμένο σύνολο οδηγιών για την εκπλήρωση ενός έργου, το οποίο δεδομένης μιας αρχικής κατάστασης θα οδηγήσει σε μια αναγνωρίσιμη τελική κατάσταση, και το οποίο προσπαθεί να μιμηθεί την διαδικασία της βιολογικής εξέλιξης. Οι γενετικοί αλγόριθμοι προσπαθούν να βρουν τη λύση ενός προβλήματος με το να προσομοιώνουν την εξέλιξη ενός πληθυσμού «λύσεων» του προβλήματος.

Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι μια από τις βάσεις των Προγραμμάτων Τεχνητής Ζωής. Συγκεκριμένα, επιχειρεί να αναπαράξει στους υπολογιστές τους μηχανισμούς της βιολογικής εξέλιξης με τον ίδιο τρόπο που η τεχνητή νοημοσύνη επιχειρεί να αναπαραστήσει και να μιμηθεί τις διαδικασίες της γνώσης. Τα προγράμματα εξελίσσονται μέχρι να φτάσουν, μέσω μεταλλάξεων, διασταυρώσεων και φυσικής επιλογής, σε μια αποτελεσματική φόρμουλα η οποία θα εκτελεί με τον καλύτερο δυνατό τρόπο μια συγκεκριμένη εργασία.

Πως Λειτουργεί

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



Στην πράξη ο αλγόριθμος ξεκινά μ' ένα σύνολο λύσεων - ονομάζονται γονιδιώματα, δανειζόμενες το όνομά τους από τη βιολογία- οι οποίες συνιστούν τον "πληθυσμό". Κατόπιν ζητείται από τον υπολογιστή να δημιουργήσει μια σειρά τυχαίων ανασυνδυασμών και μεταλλάξεων των "γονιδιωμάτων". Οι πιο ικανές λύσεις για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα συνεχίζουν να εξελίσσονται και ανασυνδυάζονται τυχαία, μέχρις ότου "επιβιώσουν" οι καλύτερες. Συνήθως, όσο περισσότερες γενιές περνούν τόσο καλύτερες λύσεις βρίσκονται, μπορεί όμως ο αλγόριθμος να βρεθεί σε σημείο του πεδίου των λύσεων από όπου και δεν μπορεί να προχωρήσει λόγο του ότι βρίσκεται σε τοπικό μέγιστο. Για το λόγο αυτό έχουν υπάρχουν διαφορετικές εκδοχές του αλγόριθμου ανάλογα με τη μορφή του προβλήματος.

Τρόπος Υλοποίησης του Αλγορίθμου

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι είναι αρκετά απλοί στην υλοποίησή τους. Οι τιμές για τις παραμέτρους του συστήματος πρέπει να κωδικοποιούνται με τρόπο ώστε να αναπαρασταθούν από μια μεταβλητή που περιέχει σειρά χαρακτήρων ή δυαδικών ψηφίων (0/1). Αυτή η μεταβλητή μιμείται το γενετικό κώδικα (γωνιδίωμα) που υπάρχει στους ζωντανούς οργανισμούς. Αρχικά, ο Γενετικός Αλγόριθμος παράγει πολλαπλά αντίγραφα της μεταβλητής / γενετικού κώδικα, συνήθως με τυχαίες τιμές, δημιουργώντας ένα πληθυσμό λύσεων. Κάθε λύση (τιμές για τις παραμέτρους του συστήματος) δοκιμάζεται για το πόσο κοντά φέρνει την αντίδραση του συστήματος στην επιθυμητή, μέσω μιας συνάρτησης που δίνει το μέτρο ικανότητας της λύσης και η οποία ονομάζεται συνάρτηση ικανότητας (Σ.Ι). Οι λύσεις που βρίσκονται πιο κοντά στην επιθυμητή, σε σχέση με τις άλλες, σύμφωνα με το μέτρο που μας δίνει η Σ.Ι, αναπαράγονται στην επόμενη γενιά λύσεων και λαμβάνουν μια τυχαία μετάλλαξη. Επαναλαμβάνοντας αυτή τη διαδικασία για αρκετές γενιές, οι τυχαίες μεταλλάξεις σε συνδυασμό με την επιβίωση και αναπαραγωγή των γονιδιωμάτων / λύσεων που πλησιάζουν καλύτερα το επιθυμητό αποτέλεσμα θα παράγουν ένα γονίδιο/λύση που θα περιέχει τις τιμές για τις παραμέτρους που ικανοποιούν όσο καλύτερα γίνεται την Σ.Ι.

Εκδοχές Αλγορίθμου

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

Χαρακτηριστικά

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

Παράδειγμα

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

Εφαρμογές

Οι πιθανές εφαρμογές είναι πολλές:

- η καλύτερη δυνατή οργάνωση του ωραρίου ενός σχολείου,
- η μελέτη της βέλτιστης κατανομής ενός δικτύου από πλατφόρμες πετρελαίου αλλά και
- η δημιουργία υπολογιστών που θα βελτιώνουν τον τρόπο λειτουργίας τους
- "μαθαίνοντας" από την εμπειρία τους.
- εξερεύνηση των δυναμικών βιολογικών διαδικασιών, και της θεωρίας της εξέλιξης.

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

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

ΜΕΛΕΤΗ ΠΕΡΙΠΤΩΣΗΣ

5.1 Εισαγωγή

Στο παρών κεφάλαιο θα προτείνουμε μία προσέγγιση για πρόβλεψη των ανταλλαγών (swaps) μέσω της πρόβλεψης της τεκμαρτής μεταβλητότητας.

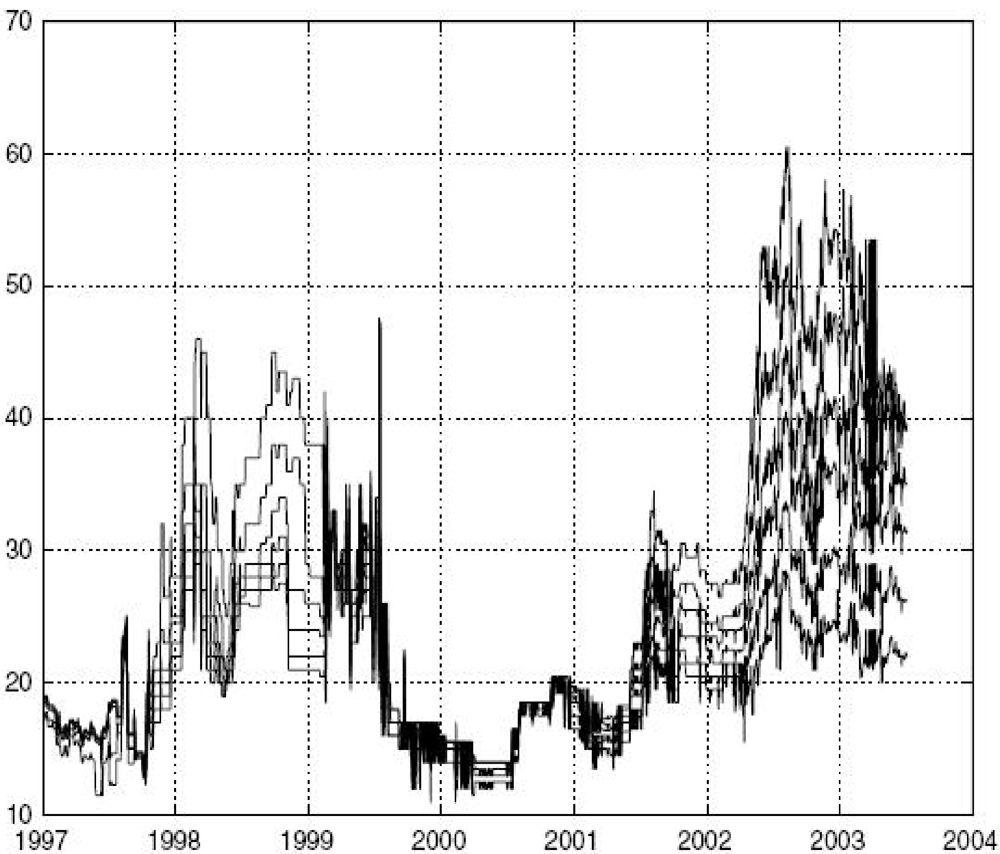
Θα εφαρμόσουμε γραμμικές και μη γραμμικές μεθόδους ανάλυσης κυρίων συνιστωσών για να πετύχουμε «μείωση διαστάσεων» στα δείγματα τεκμαρτής μεταβλητότητας που έχουμε από τις αγορές παραγώγων των Ηνωμένων Πολιτειών και του Χονγκ Κονγκ και συγκεκριμένα από τις συμφωνίες ανταλλαγών (swaps) διάρκειας 2, 3, 4, 5, 7 χρόνων. Θα προσπαθήσουμε να δούμε αν αυτές οι μέθοδοι θα μας δώσουν μία πρόβλεψη για την αστάθεια της αγοράς γενικότερα.

Σήμερα οι μελέτες εστιάζονται κυρίως στην πρόβλεψη της μεταβλητότητα της αγοράς, πιο πολύ και από την πρόβλεψη των τιμών αυτών καθ' αυτών. Η μεταβλητότητα, που στην ουσία αντιπροσωπεύει το ρίσκο, είναι μια ασύμμετρη και μάλλον μη γραμμική διαδικασία και ως εκ' τούτου μέθοδοι μη γραμμικής προσέγγισης όπως τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να δώσουν πολύ καλά αποτελέσματα πρόβλεψης.

Στην συγκεκριμένη εργασία χρησιμοποιούμε και συγκρίνουμε τις μεταβλητότητες των Ηνωμένων Πολιτειών και του Χονγκ και μάλιστα περιμένουμε να έχουν παρόμοια χαρακτηριστικά και συμπεριφορά με μικρές βέβαια διαφορές, μιας και το Χονγκ Κονγκ είχε επηρεαστεί αρκετά, τόσο από την Ασιατική οικονομική κρίση του 1997, όσο και από την κρίση του ιού SARS το 2003. Όπως είπαμε θα χρησιμοποιήσουμε τόσο μη γραμμικές, όσο και μη γραμμικές μεθόδους μείωσης διάστασης για πρόβλεψη εντός δείγματος (in-sample), όσο και εκτός δείγματος (out-of-sample). Ο ορίζοντας πρόβλεψης μας θα είναι 1 έτος. Για να το πετύχουμε αυτό θα χρησιμοποιήσουμε ένα νευρωνικό δίκτυο που λειτουργεί σε συνεργασία με έναν γενετικό αλγόριθμο. Ο κώδικας του προγράμματος φαίνεται στο παράρτημα.

5.2 Χονγκ Κονγκ

Οι μετρήσεις της τεκμαρτής μεταβλητότητας της εργασίας μας πάρθηκαν από το πρακτορείο Reuters και είναι ημερήσιες από τον Ιανουάριο του 1997 ως τον Ιούλιο του 2003. Στο παρακάτω διάγραμμα των δεδομένων φαίνονται οι διάφορες διακυμάνσεις που στην συγκεκριμένη περίπτωση θα μπορούσαν να ερμηνευτούν με διάφορες διεθνής και τοπικές συγκυρίες (1997 – Οικονομική κρίση στην Ασιατική αγορά, 2001 – Τρομοκρατικό χτύπημα στους δίδυμους πύργους, 2003 – Έξαρση ιού SARS στο Χονγκ Κονγκ).



9.1. Hong Kong implied volatility measures, maturity 2, 3, 4, 5, 7, 10 years

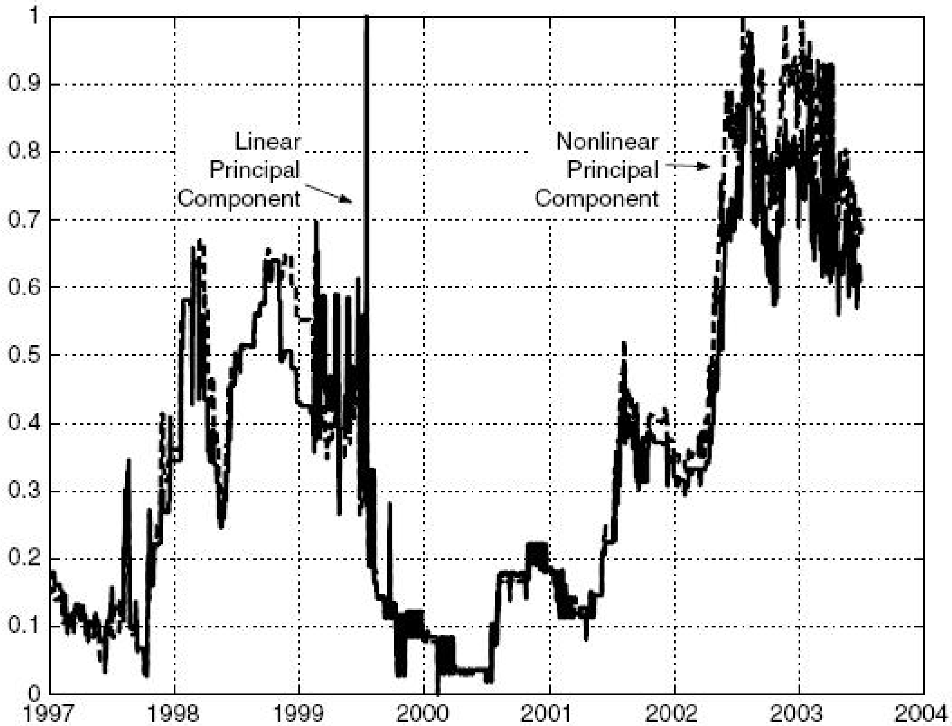
Στον επόμενο πίνακα παρουσιάζεται μια στατιστική ανάλυση των δεδομένων μας.

Hong Kong Implied Volatility Estimates; Daily Data: Jan. 1997–July 2003

Statistic	Maturity in Years					
	2	3	4	5	7	10
Mean	28.581	26.192	24.286	22.951	21.295	19.936
Median	27.500	25.000	23.500	22.300	21.000	20.000
Std. Dev.	12.906	10.183	8.123	6.719	5.238	4.303
Coeff. Var	0.4516	0.3888	0.33448	0.2927	0.246	0.216
Skewness	0.487	0.590	0.582	0.536	0.404	0.584
Kurtosis	2.064	2.235	2.302	2.242	2.338	3.553
Max	60.500	53.300	47.250	47.500	47.500	47.500
Min	11.000	12.000	12.250	12.750	12.000	11.000

Εντός δείγματος απόδοση

Στο παρακάτω σχήμα βλέπουμε την πρόβλεψη των δύο μεθόδων κυρίων συνιστωσών. Στα αριστερά είναι η πρόβλεψη του γραμμικού μοντέλου και στα δεξιά η πρόβλεψη του μη γραμμικού μοντέλου, που είναι αποτέλεσμα χρησιμοποίησης ενός νευρωνικού δικτύου 5 νευρώνων κωδικοποίησης και 5 νευρώνων αποκωδικοποίησης. Οι δύο καμπύλες παρουσιάζουν κοινά στοιχεία και άρα δεν υπάρχουν πολύ μεγάλες διαφορές μεταξύ των δύο μοντέλων αλλά γενικά το νευρωνικό δίκτυο και η μη γραμμική προσέγγιση μας δίνει υψηλότερη μεταβλητότητα.



Hong Kong linear and nonlinear principal component measures

Πόσο καλά όμως ταιριάζουν τα μοντέλα μας στα δεδομένα μας; Αυτό μπορούμε να το δούμε κάνοντας έναν απλό έλεγχο καλής προσαρμογής χ τετράγωνο. Έτσι προκύπτουν οι συντελεστές πολλαπλής συσχέτισης για τα swaps της κάθε χρονικής διάρκειας. Παρατηρούμε ότι το μη γραμμικό μοντέλο ταιριάζει καλύτερα για τα swaps 2ετής διάρκειας ενώ το γραμμικό ταιριάζει καλύτερα για τα swaps με διάρκεια 5, 7 και 10 χρόνια. Τα αποτελέσματα τα βλέπουμε στον παρακάτω πίνακα.

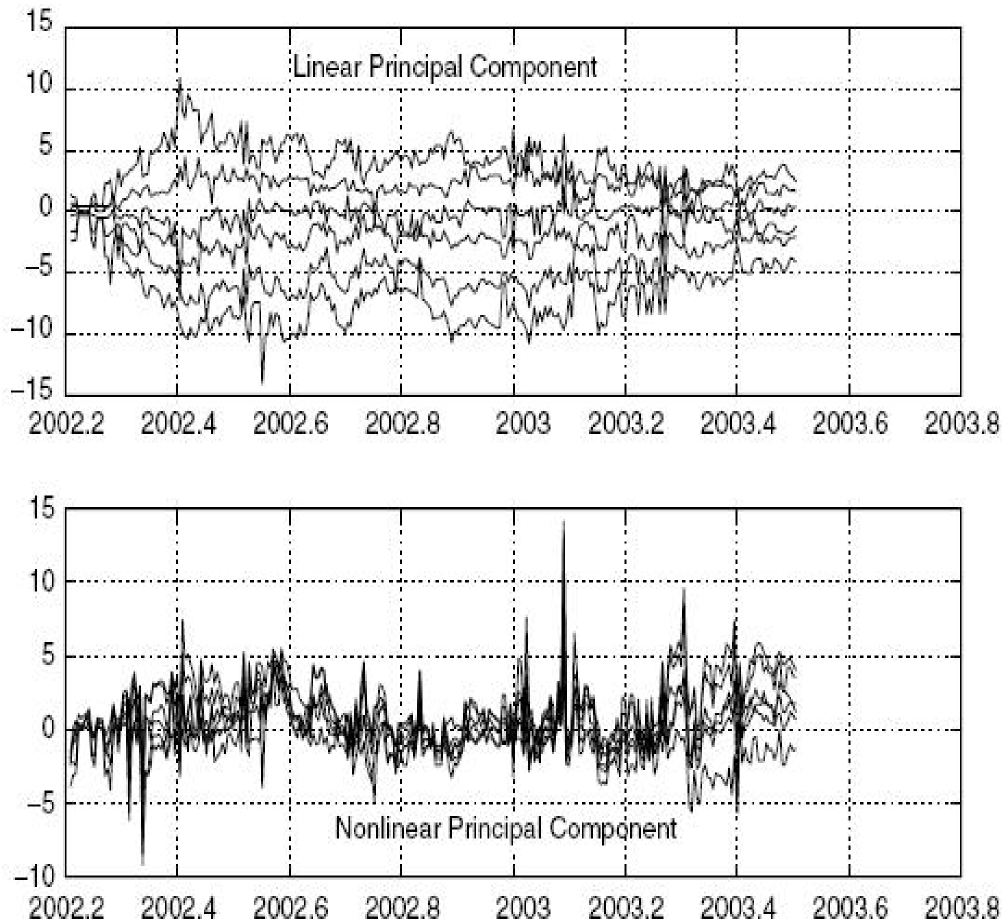
Hong Kong Implied Volatility Estimates Goodness of Fit: Linear and Nonlinear Components, Multiple Correlation Coefficient

	Maturity in Years					
	2	3	4	5	7	10
Linear	0.965	0.986	0.990	0.981	0.923	0.751
Nonlinear	0.988	0.978	0.947	0.913	0.829	0.698

Εκτός δείγματος απόδοση

Για να εκτιμήσουμε την εκτός δείγματος πρόβλεψη του κάθε μοντέλου χρησιμοποιήσαμε μια επαναληπτική μέθοδο των κύριων συνιστωσών μέσω ενός νευρωνικού δικτύου που λειτούργει σε συνεργασία με έναν γενετικό αλγόριθμο. Η μέθοδος έχει ως εξής. Στην αρχή χρησιμοποιούμε το 80% του δείγματος σαν δεδομένα εκπαίδευσης, για να βρούμε δηλαδή τους συντελεστές, τις συναρτήσεις των κυρίων συνιστωσών και τα βάρη του νευρωνικού μας δικτύου. Με την χρησιμοποίηση του γενετικού αλγόριθμου επιτυγχάνουμε την τυχαιότητα του δείγματος. Δηλαδή το 80% τυχαίων μετρήσεων. Το υπόλοιπο 20% χρησιμοποιείται σαν δεδομένα δοκιμής του νευρωνικού μας δικτύου. Χρησιμοποιώντας δηλαδή το 20% των δεδομένων σαν είσοδο και με τους συντελεστές, τις συναρτήσεις εξόδου και τα βάρη που έχουμε βρει από το 80% παίρνουμε σαν έξοδο τις προβλέψεις μας.

Τα λάθη της μεθόδου φαίνονται στο παρακάτω διάγραμμα και για τις 2 περιπτώσεις. Είναι φανερό ότι το μη γραμμικό έχει μικρότερα λάθη και άρα υπερτερεί. Μάλιστα βλέπουμε ότι τα μεγαλύτερα λάθη του μοντέλου συμπίπτουν με την χρονική περίοδο της έξαρσης του ιού SARS το 2003.



Hong Kong recursive out-of-sample principal component prediction errors

Για να καταλάβουμε αν και πόσο διαφέρουν τα λάθη πρόβλεψης των δύο μοντέλων θα εξετάσουμε τη ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος καθώς και την στατιστική ανάλυση Diebold-Mariano για κάθε τιμή της μεταβλητότητας. Τα αποτελέσματα που φαίνονται στους παρακάτω πίνακες αποδεικνύουν ότι το μη γραμμικό μοντέλο δίνει σημαντικά καλύτερες προβλέψεις για όλα τα swaps εκτός από τα 5ετής διάρκειας.

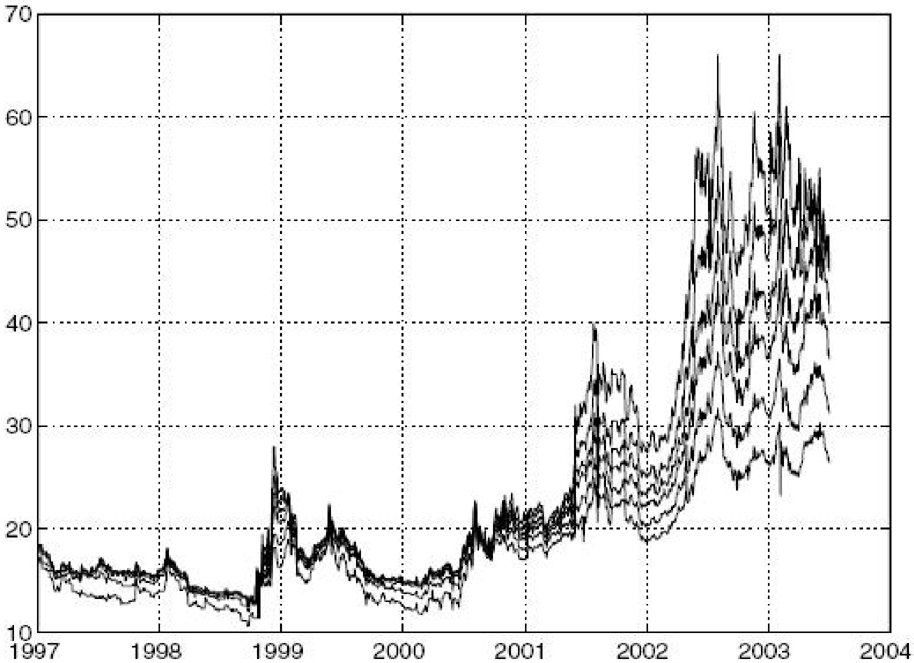
Hong Kong Implied Volatility Estimates: Out-of-Sample Prediction Performance, Root Mean Squared Error

	Maturity in Years					
	2	3	4	5	7	10
Linear	4.195	2.384	1.270	2.111	4.860	7.309
Nonlinear	1.873	1.986	2.598	2.479	1.718	1.636
	Diebold-Mariano Tests* Maturity in Years					
	2	3	4	5	7	10
DM-0	0.000	0.000	1.000	0.762	0.000	0.000
DM-1	0.000	0.000	1.000	0.717	0.000	0.000
DM-2	0.000	0.000	1.000	0.694	0.000	0.000
DM-3	0.000	0.000	1.000	0.678	0.000	0.000
DM-4	0.000	0.000	1.000	0.666	0.000	0.000

Note: *P-values
DM-0 to DM-4: tests at autocorrelations 0 to 4.

5.3 Ηνωμένες Πολιτείες

Την ίδια μεθοδολογία θα ακολουθήσουμε για την πρόβλεψη της μεταβλητότητας της Αμερικάνικης αγοράς. Τα δεδομένα μας είναι από ακριβώς την ίδια περίοδο που χρησιμοποιήσαμε για την αγορά του Χονγκ Κονγκ και για swaps ίδιας χρονικής διάρκειας. Το παρακάτω διάγραμμα των δεδομένων μας δείχνει μερικά αυτονόητα πράγματα, όπως μια αύξηση στα τέλη του 2001, φυσικό επακόλουθο της τρομοκρατικής επίθεσης της 11ης Σεπτεμβρίου, και άλλη μια αύξηση στις αρχές του 2002 που σχετίζεται με τον ακόλουθο πόλεμο στην μέση ανατολή και στο Αφγανιστάν.



U.S. implied volatility measures, maturities 2, 3, 4, 5, 7, 10 years

Εξετάζοντας τα στατιστικά δεδομένα που φαίνονται στον παρακάτω πίνακα παρατηρούμε πως οι δείκτες της μεταβλητότητας είναι μεγαλύτεροι για την αγορά των Ηνωμένων Πολιτειών αλλά παρουσιάζουν τις ίδιες ιδιότητες με εκείνους του Χονγκ Κονγκ.

U.S. Implied Volatility Estimates, Daily Data: Jan. 1997–July 2003

Statistic	Maturity in Years					
	2	3	4	5	7	10
Mean	24.746	23.864	22.799	21.866	20.360	18.891
Median	17.870	18.500	18.900	19.000	18.500	17.600
Std. Dev.	14.621	11.925	9.758	8.137	6.106	4.506
Coeff. Var	0.591	0.500	0.428	0.372	0.300	0.239
Skewness	1.122	1.214	1.223	1.191	1.092	0.952
Kurtosis	2.867	3.114	3.186	3.156	3.023	2.831
Max	66.000	59.000	50.000	44.300	37.200	31.700
Min	10.600	12.000	12.500	12.875	12.750	12.600

Εντός δείγματος απόδοση

Στο παρακάτω σχήμα βλέπουμε την πρόβλεψη των δύο μεθόδων κυρίων συνιστωσών. Στα αριστερά είναι η πρόβλεψη του γραμμικού μοντέλου και στα δεξιά η πρόβλεψη του μη γραμμικού μοντέλου. Και στα δεδομένα της Αμερικάνικης αγοράς το μοντέλο της μη γραμμικής προσέγγισης μας δίνει μεγαλύτερες τιμές μεταβλητότητας.

U.S. linear and nonlinear principal component measures

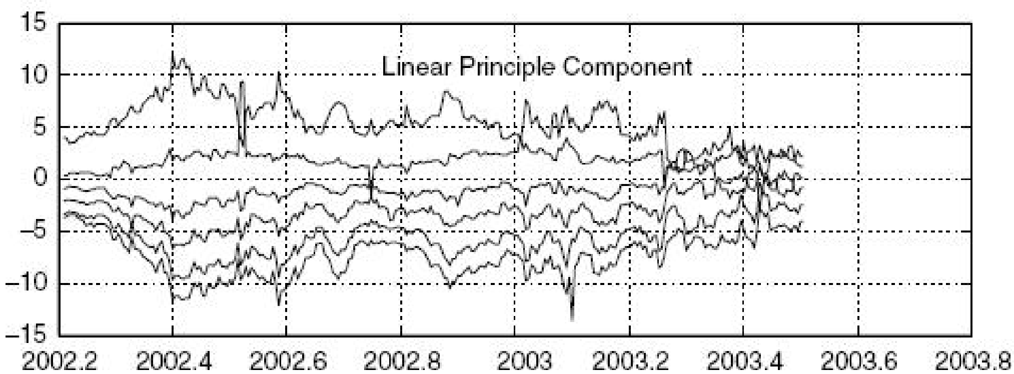
Ακολουθεί ένας έλεγχος καλής προσαρμογής χ τετράγωνο στα συνολικά δεδομένα μας. Παρατηρούμε ότι σε αντίθεση με το Χονγκ Κονγκ δεν υπάρχει μεγάλη πτώση του συντελεστή πολλαπλής συσχέτισης όσο αυξάνεται η διάρκεια των swaps. Τα δεδομένα ταιριάζουν πάλι πολύ καλά στα μοντέλα μας. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα.

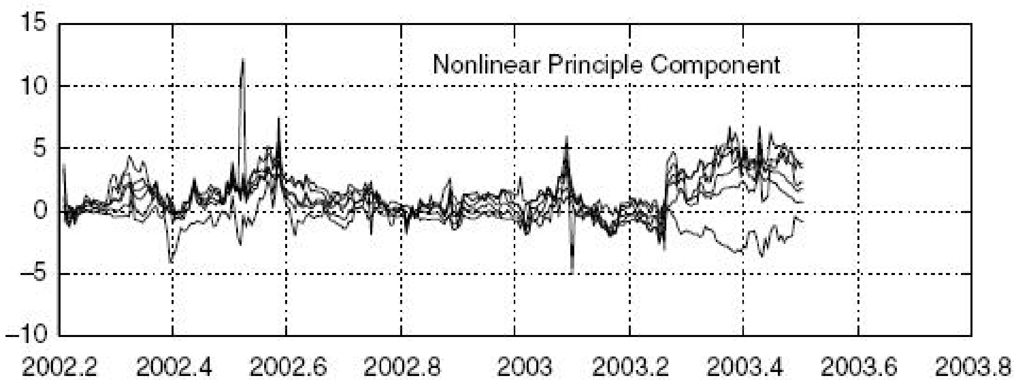
U.S. Implied Volatility Estimates Goodness of Fit: Linear and Nonlinear Components Multiple Correlation Coefficient

	Maturity in Years					
	2	3	4	5	7	10
Linear	0.983	0.995	0.997	0.998	0.994	0.978
Nonlinear	0.995	0.989	0.984	0.982	0.977	0.969

Εκτός δείγματος απόδοση

Χρησιμοποιώντας ακριβώς την ίδια μέθοδο με την περίπτωση του Χονγκ Κονγκ φτιάχνουμε τον πίνακα των λαθών της εκτός δείγματος πρόβλεψης τα οποία φαίνονται στα παρακάτω διαγράμματα και για της δύο περιπτώσεις (γραμμική και μη γραμμική προσέγγιση). Είναι φανερό από το διάγραμμα ότι τα λάθη της μη γραμμικής προσέγγισης έχουν μικρότερη διασπορά.





U.S. recursive out-of-sample principal component prediction errors

Εξετάζοντας τη ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος καθώς και την στατιστική ανάλυση Diebold-Mariano για κάθε τιμή της μεταβλητότητας, που απεικονίζονται στους παρακάτω πίνακες, βγάζουμε το συμπέρασμα ότι το μη γραμμικό μοντέλο δίνει καλύτερη πρόβλεψη για την Αμερικάνικη αγορά swaps εκτός από τα swaps 4ετίας όπου επικρατεί το γραμμικό μοντέλο.

U.S. Implied Volatility Estimates: Out-of-Sample Prediction Performance Root Mean Squared Error

	Maturity in Years					
	2	3	4	5	7	10
Linear	5.761	2.247	1.585	3.365	5.843	7.699
Nonlinear	1.575	2.249	2.423	2.103	1.504	1.207

	Diebold-Mariano Tests* Maturity in Years					
	2	3	4	5	7	10
DM-0	0.000	0.000	0.997	0.000	0.000	0.000
DM-1	0.000	0.002	0.986	0.000	0.000	0.000
DM-2	0.000	0.006	0.971	0.000	0.000	0.000
DM-3	0.000	0.011	0.956	0.000	0.000	0.000
DM-4	0.000	0.017	0.941	0.001	0.000	0.000

Note: *P-values
DM-0 to DM-4: tests at autocorrelations 0 to 4.

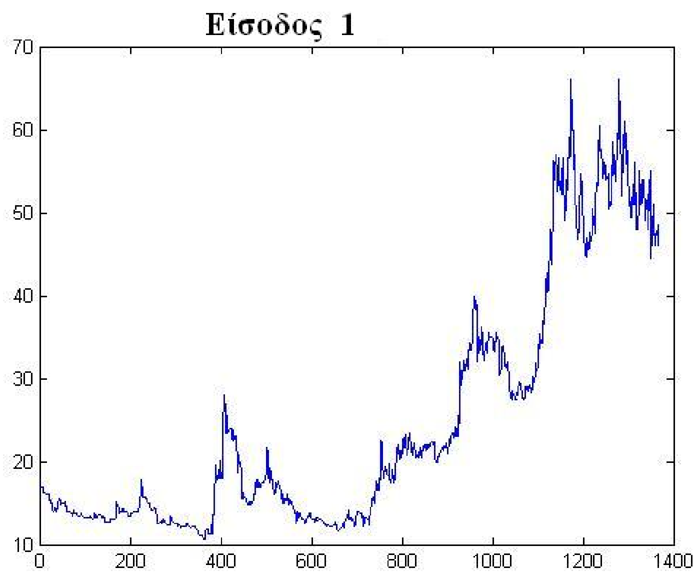
5.4 Προσέγγιση με νευρο-ασαφές δίκτυο ANFIS

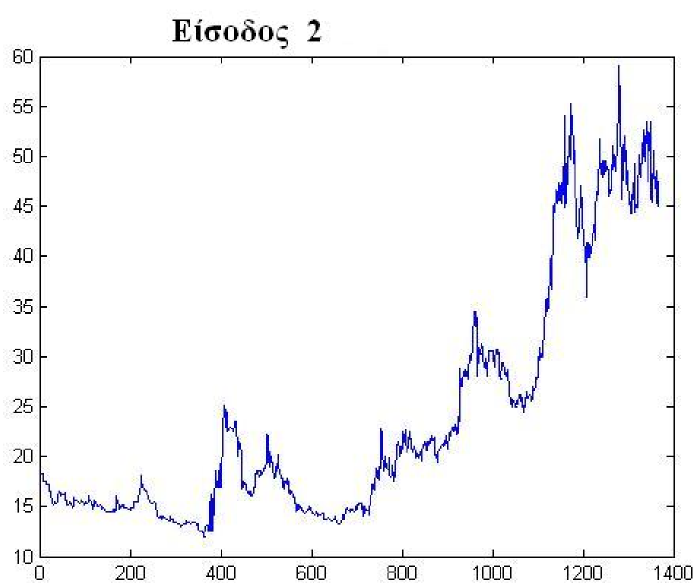
Σε αυτήν την ενότητα θα προσεγγίσουμε το πρόβλημα με το νευρωασαφές δίκτυο ANFIS. Το συγκεκριμένο δίκτυο θεωρείται πρωτοποριακό και στις λίγες περιπτώσεις που έχει δοκιμαστεί σε παρόμοιες μελέτες έχει δώσει εντυπωσιακά αποτελέσματα.

Το ANFIS αποτελείται από πέντε επίπεδα νευρώνων. Τα δεδομένα που θα χρησιμοποιήσουμε θα είναι αυτά της αγοράς των Ηνωμένων Πολιτειών για να μπορέσουμε να κάνουμε και σύγκριση με τα αποτελέσματα των παραπάνω μοντέλων.

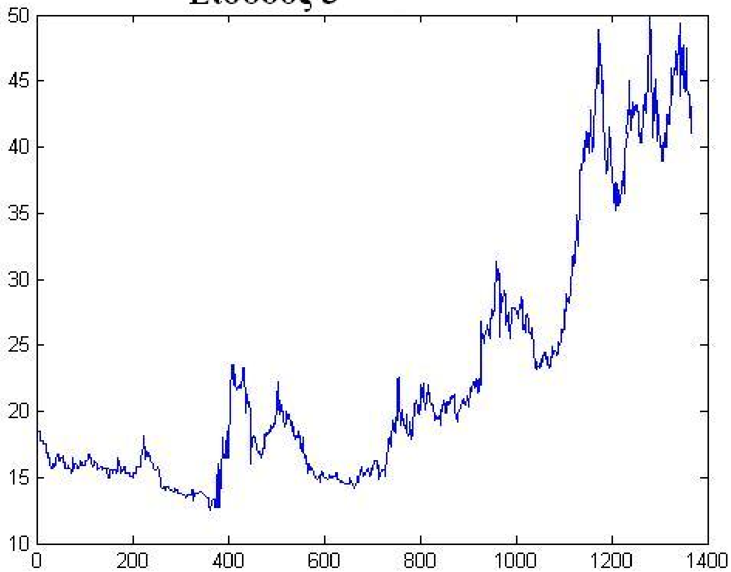
Τα αποτελέσματα που θα βρούμε θα είναι για τα swaps διάρκειας 2 ετών και ο ορίζοντας πρόβλεψης μας θα είναι τα 3 χρόνια.

Στην αρχή θα χρησιμοποιήσουμε το 50% των δεδομένων μας για να εκπαιδεύσουμε το δίκτυο. Το μόνο μειονέκτημα του ANFIS είναι ότι θα χρησιμοποιήσουμε το πρώτο μισό κομμάτι των δεδομένων μας και όχι τυχαία δεδομένα όπως στην παραπάνω περίπτωση με τον γενετικό αλγόριθμο. Αυτά τα «δεδομένα εκπαίδευσης» καθώς και οι είσοδοι και η έξοδος του συστήματός μας κατά την αρχική αυτή φάση φαίνονται αναλυτικά με γραφικές παραστάσεις στα παρακάτω γραφήματα.

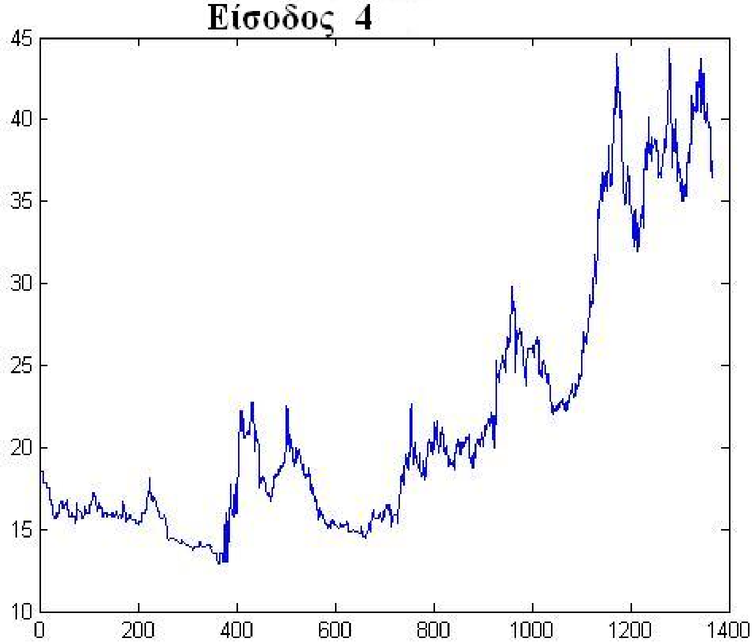


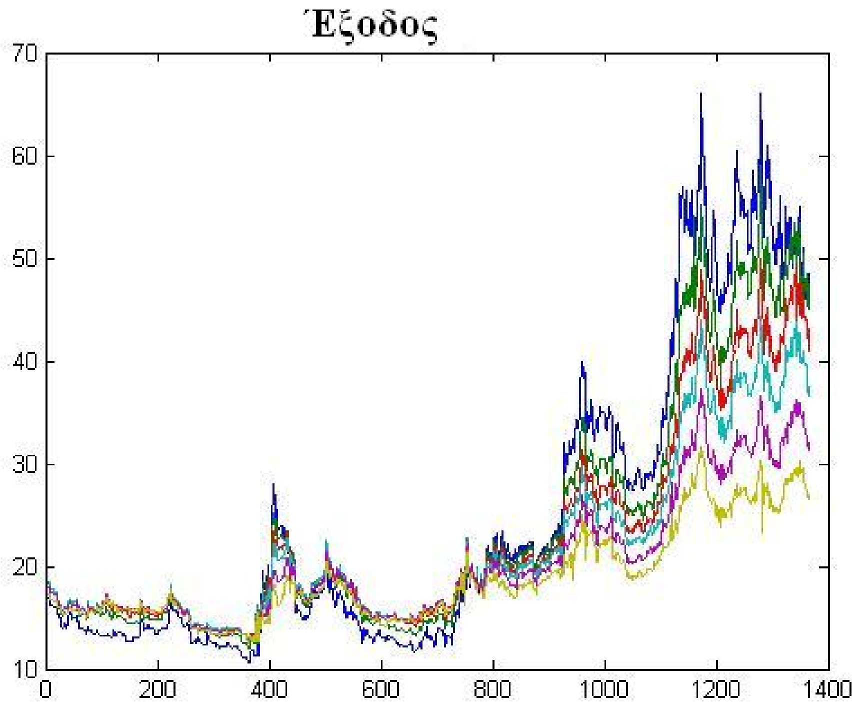


Είσοδος 3

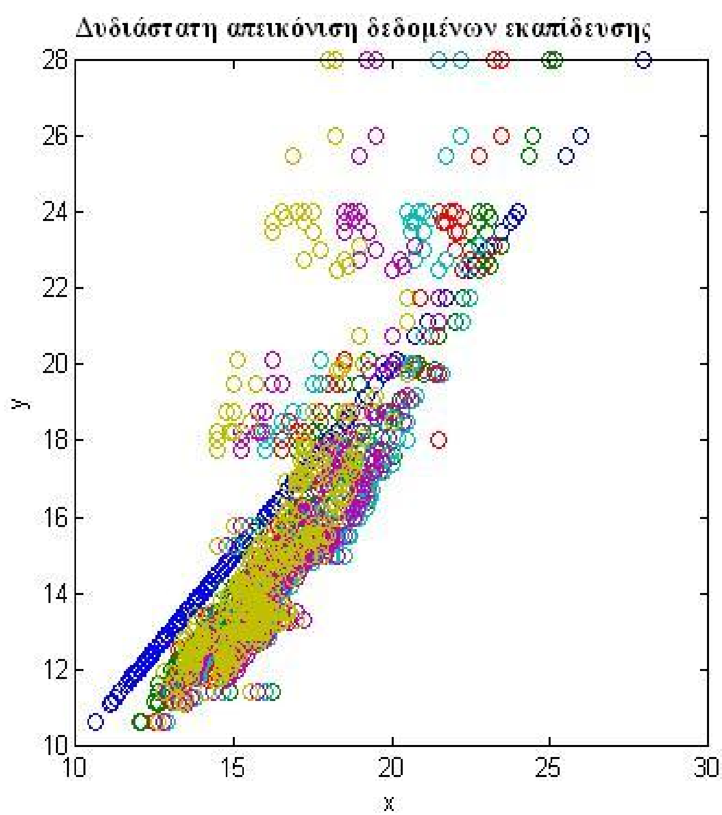


Είσοδος 4

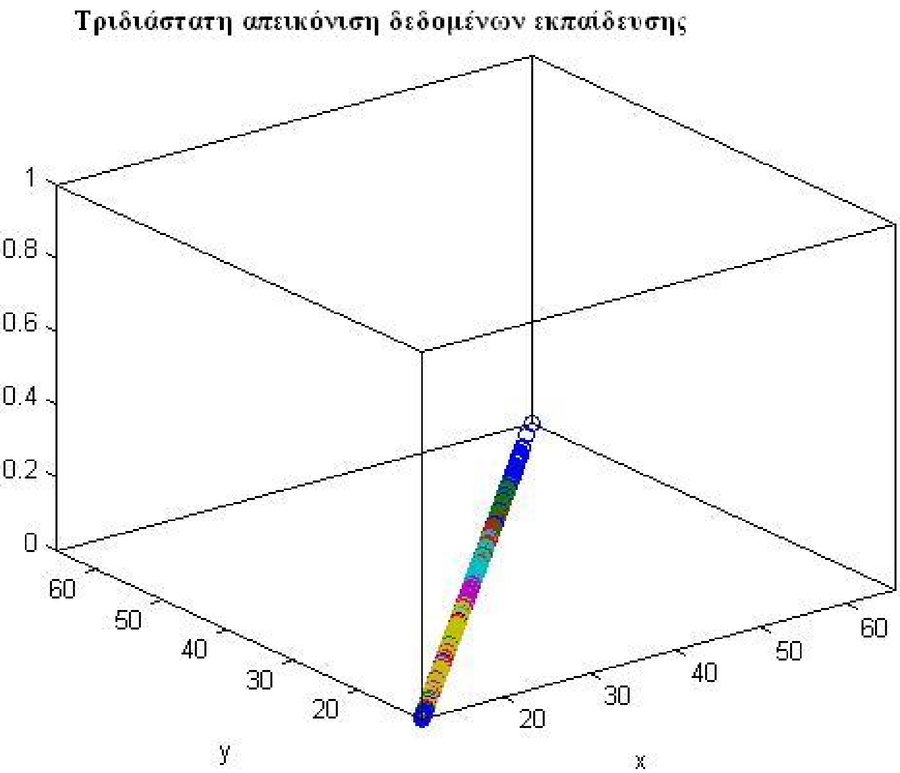




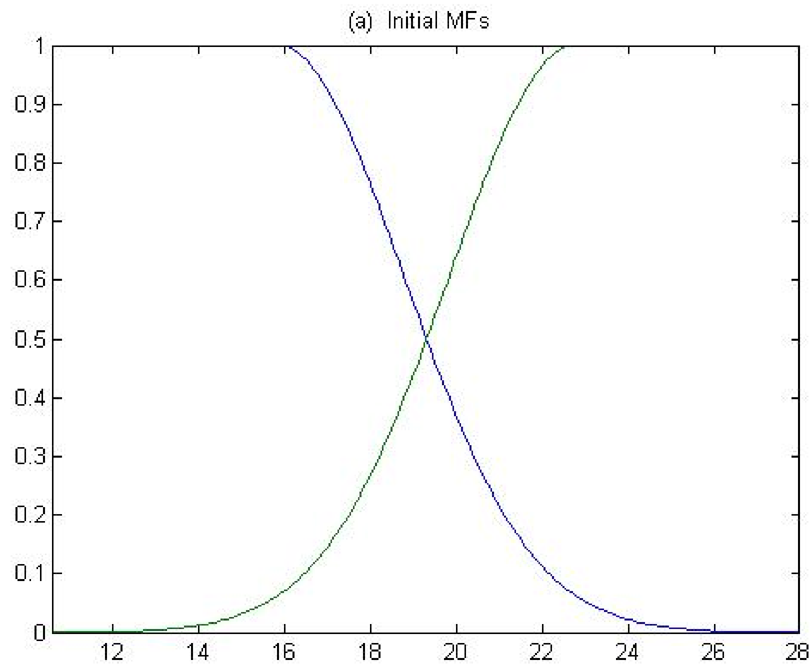
Έξοδος
70
60
50
40
30
20
10
0
200
400
600
800
1000
1200
1400

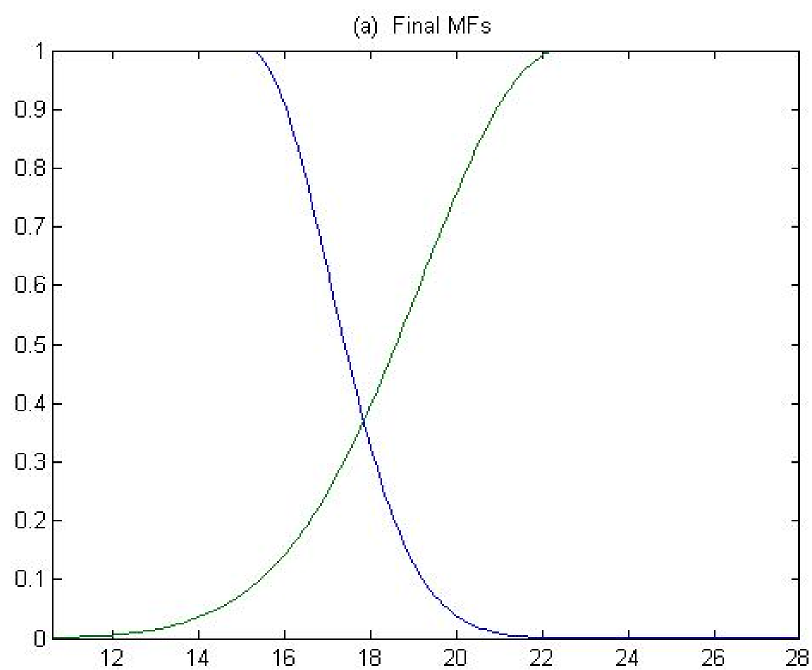


Δυδιάστατη απεικόνιση δεδομένων εκαπίδευσης
28
26
24
22
20
18
16
14
12
10
y
10
15
20
25
30
x

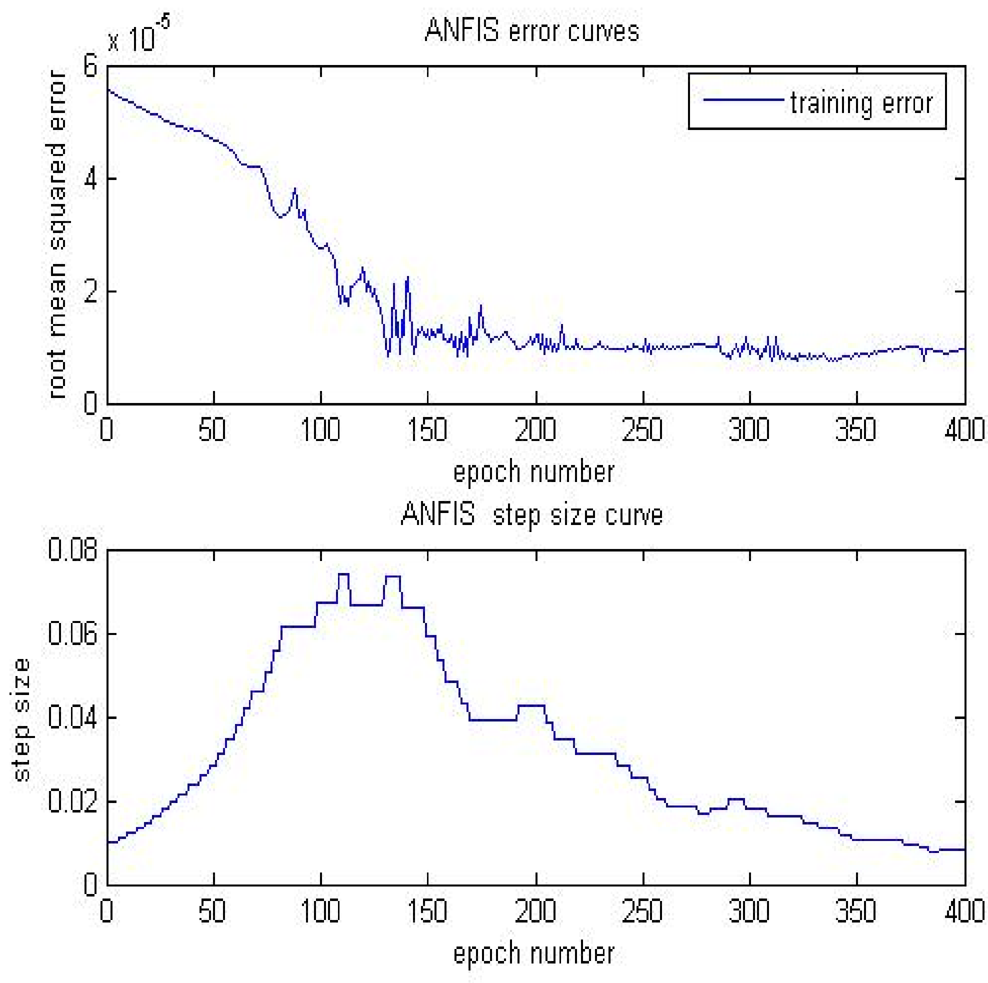


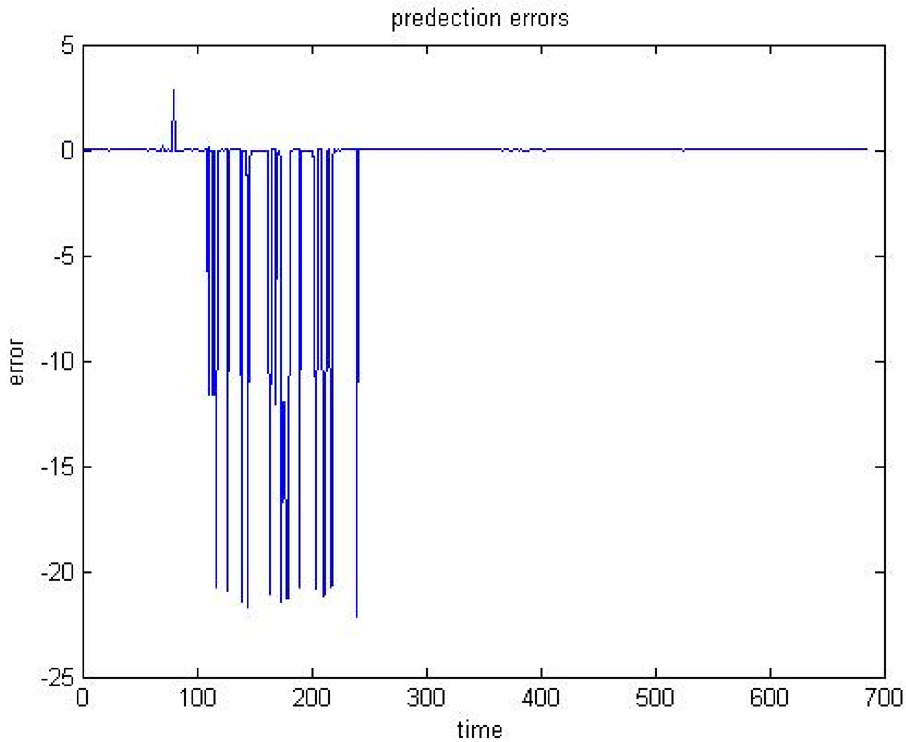
Κατά την διαδικασία εκπαίδευσης, το ANFIS ξεκινάει χρησιμοποιώντας κάποιες δεδομένες αρχικές συναρτήσεις συγγένειας και μέσω της διαδικασίας καταλήγει στις τελικές συναρτήσεις συγγένειας, όπως και στους κανόνες και τις παραμέτρους που θα χρησιμοποιηθούν αργότερα για την πρόβλεψη. Οι αρχικές και οι τελικές συναρτήσεις συγγένειας φαίνονται στα παρακάτω γραφήματα.

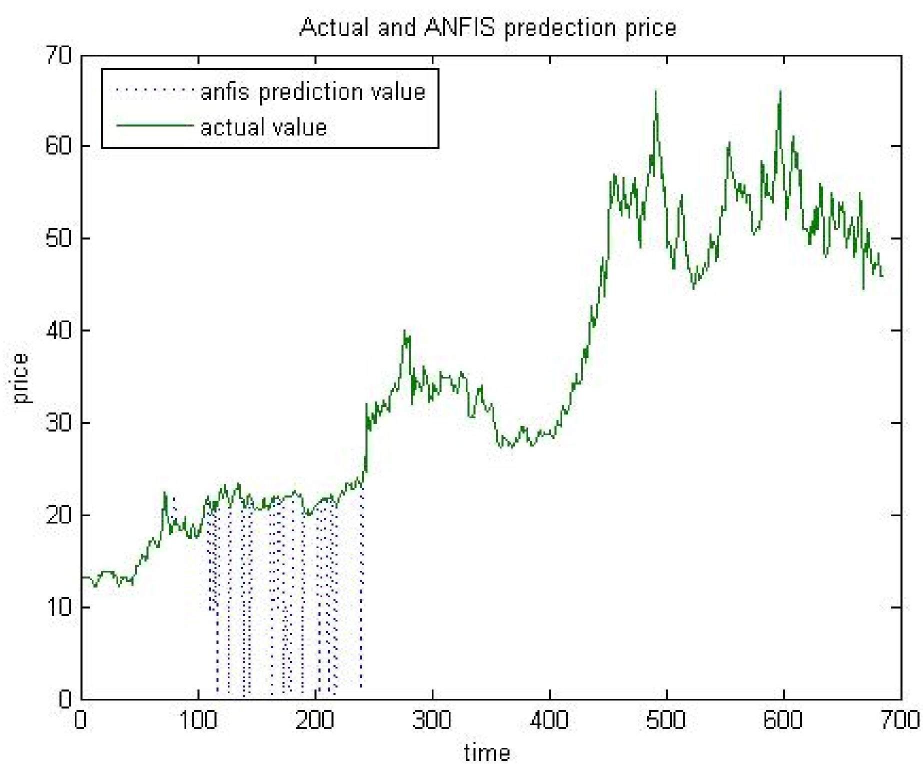

(a) Initial MFs
1
0.9
0.8
0.7
0.6
0.5
0.4
0.3
0.2
0.1
0
12
14
16
18
20
22
24
26
28


(a) Final MFs
1
0.9
0.8
0.7
0.6
0.5
0.4
0.3
0.2
0.1
0
12
14
16
18
20
22
24
26
28

Εφόσον τώρα το νευρωασαφές δίκτυο ANFIS είναι εκπαιδευμένο, είμαστε έτοιμοι να χρησιμοποιήσουμε το υπόλοιπο 50% των δεδομένων σαν είσοδο για να κάνουμε την πρόβλεψη. Η εκτός δείγματος αυτή απόδοση της πρόβλεψης μπορεί να αξιολογηθεί χρησιμοποιώντας τα μεγέθη μέσο τετραγωνικό σφάλμα, ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος μέσο απόλυτο σφάλμα, μέσο απόλυτο ποσοστό λάθους καθώς και τις καμπύλες λαθών του ANFIS. Μερικά από τα παραπάνω μεγέθη φαίνονται στα παρακάτω γραφήματα.




predection errors
error
time
5
0
-5
-10
-15
-20
-25
0
100
200
300
400
500
600
700


Actual and ANFIS predection price
anfis prediction value
actual value
price
time
70
60
50
40
30
20
10
0
0
100
200
300
400
500
600
700

Όπως είναι εμφανές από τα γραφήματα, βλέπουμε ότι υπάρχουν αρκετά λάθη στις προβλέψεις των δεδομένων από το 110 ως το 230 περίπου. Λάθη που είναι πιθανό να οφείλονται και σε λάθη στην εκπαίδευση του δικτύου μας.

Τα κρίσιμα μεγέθη φαίνονται στον παρακάτω πίνακα.

Ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος	3.6316
Μέσο απόλυτο σφάλμα	0.6936
Μέσο απόλυτο ποσοστό λάθους	3.1956
Μέσο τετραγωνικό σφάλμα	13.1885
Ποσοστό επιτυχίας σε σωστό σήμα πρόβλεψης	100%

Εξετάζοντας λοιπόν την ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος του ANFIS μοντέλου και συγκρίνοντας την με αυτήν των προηγούμενων μοντέλων για τα ίδια δεδομένα (swaps διάρκειας 2 ετών) παρατηρούμε ότι το μοντέλο ANFIS βρίσκεται κάπου ανάμεσα. Δίνει καλύτερα αποτελέσματα από το γραμμικό μοντέλο (3.632 < 5.761) αλλά χειρότερο από το μη γραμμικό (3.362 > 1.575). Μπορούμε λοιπόν να πούμε πως τα αμερικάνικα swaps διάρκειας 2 ετών προσεγγίζονται καλύτερα με την μη γραμμική μέθοδο. Θα ήταν ενδιαφέρον να κάναμε το τεστ και για τα swaps μεγαλύτερης διάρκειας καθώς και για αυτά του Χονγκ Κονγκ για να έχουμε καλύτερη εικόνα για το μοντέλο μας, αλλά αυτό αποτελεί αντικείμενο μελλοντικής έρευνας.

Το πιο εντυπωσιακό ίσως στοιχείο που προκύπτει από την εργασία μας είναι ότι το νευρωασαφές δίκτυο ANFIS έχει απόλυτη 100% επιτυχία για σωστό σήμα πρόβλεψης, δηλαδή για την πρόβλεψη ανόδου ή πτώσης της τεκμαρτής μεταβλητότητας σε κάθε στοιχείο. Κάτι τέτοιο φυσικά είναι πολύ χρήσιμο και πολύ αξιόλογο επίτευγμα μιας και μπορούμε θεωρητικά να προβλέψουμε με 100% ποσοστό επιτυχίας μελλοντικές αυξήσεις ή πτώσεις της τεκμαρτής μεταβλητότητας στις χρηματοοικονομικές ανταλλαγές

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στην παρούσα διπλωματική εργασία παρουσιάστηκε μια ανασκόπηση της βιβλιογραφίας για την πρόβλεψη οικονομικών μεγεθών. Προσπαθήσαμε να εστιάσουμε στην πρόβλεψη των χρηματοοικονομικών ανταλλαγών και της τεκμαρτής μεταβλητότητας, έννοιες σχετικά νέες και κατά συνέπεια η σχετική βιβλιογραφία φτωχή.

Παρουσιάσαμε τρία μοντέλα πρόβλεψης των χρηματοοικονομικών ανταλλαγών μέσω της τεκμαρτής μεταβλητότητας προσεγγίζοντας τες γραμμικά αλλά και μη γραμμικά. Συγκρίναμε την απόδοση του κάθε μοντέλου χρησιμοποιώντας πραγματικά δεδομένα.

Από την έρευνα μας συμπεράναμε την μεγάλη σημασία της τεκμαρτής μεταβλητότητας, μέγεθος που συνδέεται άμεσο με το ρίσκο της αγοράς και κατανοήσαμε ότι η σωστή μελλοντική της πρόβλεψη μπορεί αφενός μεν να προφυλάξει της επενδύσεις μας, αφετέρου δε να μας αποφέρει και κέρδη.

Μέσα από αυτήν την διπλωματική εργασία περπατήσαμε έστω και στα ρηχά νερά του μαγικού κόσμου της τεχνητής νοημοσύνης. Έναν κόσμο που γίνεται ολοένα και καλύτερος με την πρόοδο της τεχνολογίας και την δημιουργία νέων και εξελιγμένων μοντέλων πρόβλεψης. Είναι, κατά την ταπεινή μας γνώμη, εμφανές ότι η τεχνητή νοημοσύνη είναι ακόμα στα αρχικά στάδια της εξέλιξής της και ότι μελλοντικά έχει να δώσει ακόμα πάρα πολλά.

Θεωρούμε ότι η μελέτη και η πρόβλεψη των χρηματοοικονομικών ανταλλαγών χρήζει και αξίζει περαιτέρω μελέτης μιας και ο χώρος των χρηματοοικονομικών παραγώγων γενικότερα αλλά κυρίως των swaps είναι νέος.

Τέλος, αξίζει να σημειωθεί ότι ίσως η τέλεια χρηματοοικονομική πρόβλεψη να είναι αδύνατη μιας και ο χώρος της οικονομίας είναι χαοτικός και χαρακτηρίζεται όχι μόνο από τυχαιότητα αλλά και από τον ανθρώπινο παράγοντα. Όμως με σωστή μελέτη, με την εξέλιξη των υπαρχόντων μοντέλων πρόβλεψης, με την δημιουργία νέων πιο αποτελεσματικών αλλά και με σωστή χρήση τους μπορούμε να πάρουμε αξιόπιστες και χρήσιμες προβλέψεις.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Paul D. McNelis, «Neural networks in Finance. Gaining predictive edge in the market», Elsevier (2005)
- Alexander I. Galushkin, «Neural networks theory», Springer (2007)
- «Futures and Options Trader Magazine – January 2008» (2008)
- «Futures and Options Trader Magazine – February 2008» (2008)
- Κίτσιος Εμμανουήλ, «Εφαρμογή νευρωασαφών συστημάτων στην εκτίμηση πιστωτικού κινδύνου», Μεταπτυχιακή διατριβή του τμήματος Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης (2004)
- Μιχάλης Δούμπος, «Μαθηματικός Χρηματοοικονομικός Λογισμός», Σημειώσεις Μαθήματος (2006)
- Κωνσταντίνος Ζοπουνίδης, «Βασικές αρχές και σύγχρονα θέματα του χρηματοοικονομικού μάνατζμεντ», Εκδόσεις Κλειδάριθμος (2003)
- Μιχάλης Δούμπος / Κωνσταντίνος Ζοπουνίδης – «Πολυκριτήριες τεχνικές ταξινόμησης», Εκδόσεις Κλειδάριθμος (2001)
- Μπάχος Άρης, «Στρατηγική διαπραγμάτευσης ναυτιλιακών παραγώγων με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων», Διπλωματική εργασία Ε.Μ.Π. (2008)
- Reinhold Hafner / Bernd Schmid, «A Factor-Based Stochastic Implied Volatility Model», Risklab, Working Paper(2005)
- Vincent C.S. Lee / Hsiao Tshung Wong, «A multivariate neuro-fuzzy system for foreign currency risk management decision making», Neurocomputing vol. 70, pp. 942–951 (2007)
- Se-Hak Chun / Yoon-Joo Park, «A new hybrid data mining technique using a regression case based reasoning. Application to financial forecasting», Expert Systems with Applications vol. 31 pp. 329–336 (2006)
- Oliver Blaskowitz / Helmut Herwartz, «Adaptive Forecasting of the EURIBOR Swap Term Structure», SFB 649 Discussion Paper 2008-017 (2008)

- Irwin Ma / Tony Wong / Thiagas Sankar, «An Engineering Approach to Forecast Volatility of Financial Indices», International Journal of computational intelligence vol. 3 no. 1 pp. 1350-1362 (2006)
- Ravi Jagannathana / Andrew Kaplinb / Steve Sunc, «An evaluation of multi-factor CIR models using LIBOR, swap rates, and cap and swaption prices», Journal of Econometrics vol. 116 pp. 113 – 146 (2003)
- Chih-Hsiung Tseng / Sheng-Tzong Cheng / Yi-Hsien Wang / Jin-Tang Peng, «Artificial neural network model of the hybrid EGARCH volatility of the Taiwan stock index option prices», Physica vol. A 387 pp. 3192–3200 (2008)
- Kyoung-jae Kim, «Artificial neural networks with evolutionary instance selection for financial forecasting», Expert Systems with Applications vol. 30 pp. 519–526 (2006)
- Eirini Konstantinidi / George Skiadopoulos / Emilia Tzagkaraki, «Can the evolution of implied volatility be forecasted? Evidence from European and US implied volatility indices», Journal of Banking & Finance vol. 32 pp. 2401-2411 (2008)
- Michal Benko / Wolfgang Hardle, «Common Functional Implied Volatility Analysis», SFB 649 Discussion Paper 2005-012 (2005)
- Xinzhong Xu / Stephen J. Taylor, «Conditional volatility and the informational efficiency of the PHLX currency options market», Journal of Banking & Finance vol. 19 pp. 803-821 (1995)
- John Moody «Economic Forecasting. Challenges and Neural Network Solutions», Keynote talk presented at the International Symposium on Artificial Neural Networks, Hsinchu, Taiwan, December 1995 (1995)
- Steven E. Cahill «Efficient Market Forecasts Utilizing NYMEX Futures and Options», Thesis submitted to the Faculty of the Virginia Polytechnic Institute and State University in partial fulfilment of the requirements for the degree of Master of Arts in Economics (1998)
- Evdokia Xekalaki / Stavros Degiannakis, «Evaluating volatility forecasts in option pricing in the context of a simulated options market», Computational Statistics & Data Analysis vol. 49 pp. 611 – 629 (2005)
- Adam Elder / Gerald Gannon, «Evaluation of Volatility Forecasts in an Economic Value Framework», International Review of Financial Analysis, vol. 7 no. 3 pp. 221-236 (1998)

- Hsing-Wen Wang, «Exchange Options Pricing with Evolutionary Neural-based Fuzzy Inference Systems», International Journal of Computational Intelligence Research vol. 3 no.1 pp. 50-54 (2007)
- Chakradhara Panda / V. Narasimhan, «Forecasting exchange rate better with artificial neural network», Journal of Policy Modeling vol. 29 pp. 227–236 (2007)
- Christofer J. Neely, «Forecasting foreign exchange volatility. Why is implied volatility biased and inefficient? And does it matter?», Working Paper 2002-017D (2002)
- Ilias Lekos / Costas Milas / Theodore Panagiotidis, «Forecasting interest rate swap spreads using domestic and international risk factors», Working Paper (2006)
- Stephen J. Taylor, «Forecasting market prices», International Journal of Forecasting vol. 4 pp. 421-426 (1998)
- Jason Laws / Andrew Gidman, «Forecasting Stock Market Volatility and the Application of Volatility Trading Models», Working Paper (2000)
- Holger Claessen / Stefan Mittnik, «Forecasting Stock Market Volatility and the Informational Efficiency of the DAX index Options Market», CFS Working Paper No. 2002/04 (2002)
- Peng He / Stephen Shing-Toung Yau, «Forecasting Stock Market Volatility Using Implied Volatility», Proceedings of the 2007 American Control Conference, Marriott Marquis Hotel at Times Square New York City, USA, July 11-13, 2007 (2007)
- Christian Pierdzioch / Jorg Dopke / Daniel Hartmann, «Forecasting stock market volatility with macroeconomic variables in real time», Journal of Economics and Business vol. 60 pp. 256–276 (2008)
- Kai Detlefsen / Wolfgang Hardle, «Forecasting the Term Structure of Variance Swaps», SFB 649 Discussion Paper 2006-052 (2006)
- Sthephen J. Taylor, «Forecasting the volatility of currency exchange rates», International Journal of Forecasting vol. 3 pp. 159-170 (1987)
- Tae Hyup Roh, «Forecasting the volatility of stock price index», Expert Systems with Applications vol. 33 pp. 916–922 (2007)
- Richard Minkah, «Forecasting volatility» (U.U.D.M. Project Report 2007:7) (2007)

- Thavaneswaran / S.S. Appadoo / S. Peiris, «Forecasting volatility», Statistics & Probability Letters vol. 75 pp. 1–10 (2005)
- Hagen H.W. Bluhm / Jun Yu, «Forecasting Volatility Evidence from the German Stock Market», Working Paper (2001)
- Nikolas Jansen, «Forecasting Volatility of Hang Seng Index and its Application on Reserving for Investment Guarantees», Working Paper (2006)
- Apostolos-Paul N. Refenes / Will T. Holt, «Forecasting Volatility with Neural Regression. A Contribution to Model Adequacy», IEEE Trancations on neural networks vol. 12 no. 4 pp. 850-864 (2001)
- Thavaneswaran / K. Thiagarajah / S.S. Appadoo, «Fuzzy coefficient volatility (FCV) models with applications», Mathematical and Computer Modelling vol. 45 pp. 777–786 (2007)
- K. Thiagarajah, «Fuzzy Volatility Forecasts and Fuzzy Option Values», 41st Actuarial Research Conference Montreal, Canada, August 10-12, 2006 (2006)
- Jin-Chuan Duan, «Garch and stohastic volatility option pricing», Working Paper (2000)
- Alfred Lehar / Martin Scheicher / Christian Schittenkopf, «GARCH vs stochastic volatility. Option pricing and risk management», Journal of Banking & Finance vol. 26 pp. 323–345 (2002)
- Y.J.Ju / C.E.Kim / J.C.Shim, «Genetic-based fuzzy models. Interest rate forecasting problem», Computers ind. Engng Vol. 33 no. 3-4 pp. 561-564 (1997)
- Monica Adya / Fred Collopy, «How Effective are Neural Networks at Forecasting and Prediction», Journal of Forecasting vol. 17 pp. 481-495 (1998)
- Gilles Zumbach, «Implied volatility, options and relation with the underlyings», Riskmetrics Group, 2007 Client Conference, Paris (2007)
- Katja Ahonemi, «Modeling and Forecasting Implied Volatility. An Econometric Analysis of the VIX Index», Discussion Paper no. 129 (2006)
- W.S. Chan / C.S. Wong / A.H.L. Chung, «Modelling Australian interest rate swap spreads by mixture autoregressive conditional heteroscedastic processes», Mathematics and Computers in Simulation (2008)
- Agnieszka Zalewska, «Modelling the Price of a Credit Default Swap», Master's Thesis in Numerical Analysis at the Scientific Computing International Master Program, Royal Institute of Technology year 2004 (2004)

- Chih-Hsiung Tseng / Sheng-Tzong Cheng / Yi-Hsien Wang, «New hybrid methodology for stock volatility prediction», Expert Systems with Applications vol. 36 pp.1833–1839 (2009)
- Alper Ozum / Attila Cifter, «Nonlinear Combination of Financial Forecast with Genetic Algorithm», MPRA Paper No. 2488 (2007)
- Peter Verhoeven / Berndt Pilgram / Michael McAleer / Alistair Mees, «Non-linear modelling and forecasting of S&P 500 volatility», Mathematics and Computers in Simulation vol. 59 pp. 233–241 (2002)
- Yi-Hsien Young, «Nonlinear neural network forecasting model for stock index option price. Hybrid GJR–GARCH approach», Expert Systems with Applications (2007)
- Mikhail Chernov, «On the Role of Risk Premia in Volatility», Working Paper (2006)
- Massimo Guidolin / Allan Timmermann, «Option prices under Bayesian learning. Implied volatility dynamics and predictive densities», Journal of Economic Dynamics & Control vol. 27 pp. 717 – 769 (2003)
- Henrick Alpsen, «Pricing Bermudan swap options using the BGM model with arbitrage-free discretisation and boundary based option exercise», Master thesis – MS – 2003 – 13 Mathematical Statistics (2003)
- Patrick Houweling / Ton Vorst, «Pricing default swaps. Empirical evidence», Journal of International Money and Finance vol. 24 pp. 1200-1225 (2005)
- Shaikh Hamid, «Primer on using neural networks for forecasting market variables», Working Paper No. 2004-03 (2004)
- Peter Carr / Roger Lee, «Realized Volatility and Variance Options via Swaps», Working Paper (2007)
- Federico M. Bandi / Jeffrey R. Russell / Chen Yang, «Realized volatility forecasting and option pricing», Journal of Economics (2008)
- Zhan-Li Sun / Tsan-Ming Choi / Kin-Fan Au / Yong Yu, «Sales forecasting using extreme learning machine with applications in fashion retailing», Decision Support Systems (2008)
- Eugenie Hol / Siem Jan Koopman, «Stock Index Volatility Forecasting with High Frequency Data», Working Paper (2002)

- Liuren Wu, «Stock Options and Credit Default Swaps. A Joint Framework for Valuation and Estimation», Zicklin School of Business, Baruch College (2006)
- Eliana Angelini / Alessandro Ludovici, «The application of neural networks to the pricing of credit derivatives», Working Paper (2006)
- George Skiadopoulos, «The Greek Implied Volatility Index. Construction and Properties», Working Paper (2003)
- Scott Mixon, «The implied volatility term structure of stock index options», Journal of Empirical Finance vol. 14 pp. 333–354 (2007)
- Pierre Giot, «The information content of implied volatility indexes for forecasting volatility and market risk», Working Paper (2002)
- Jeff Flemming, «The quality of market volatility forecasts implied by S&P 100 index option prices», Journal of Empirical Finance vol. 5 pp. 317–345 (1998)
- T. Busch / B.J. Christensen / M.Ø. Nielsen, «The role of implied volatility in forecasting future realized volatility and jumps in foreign exchange, stock, and bond markets», Working Paper Series No. 223 (2006)
- Shaikh A. Hamid / Zahid Iqbal, «Using neural networks for forecasting volatility of S&P 500 Index futures prices», Journal of Business Research vol. 57 pp. 1116–1125 (2004)
- Ramon Lawrence, «Using Neural Networks to Forecast Stock Market Prices», Working Paper (1997)
- Mary Malliaris / Linda Salchenberger, «Using neural networks to forecast the S&P 100 implied volatility», Neurocomputing vol. 10 pp. 183-195 (1996)
- H.J. Bartels / Jian Lu, «Volatility forecasting and Delta-Neural volatility trading for DTB options on the DAX», Department of Mathematics and Computer Science (1997)
- Eric Ghysels / Arthur Sinko, «Volatility Forecasting and Microstructure Noise», Working Paper (2006)
- Timotheos Angelidis / Stavros Degiannakis, «Volatility forecasting. Intra-day versus inter-day models», Int. Fin. Markets, Inst. and Money vol. 18 pp. 449–465 (2008)
- Thavaneswaran / S.S. Appadoo / A. Paseka, «Weighted possibilistic moments of fuzzy numbers with applications to GARCH modeling and option pricing», Mathematical and Computer Modelling (2007)

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

Στο παράρτημα θα παρουσιαστεί ο κώδικας της γλώσσας MATLAB των δύο προγραμμάτων που χρησιμοποιήθηκαν στην μελέτη περίπτωσης. Το πρώτο πρόγραμμα είναι ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο που λειτουργεί με γενετικό αλγόριθμο, ενώ το δεύτερο είναι ένα νευρωασαφές δίκτυο ANFIS.

Πρόγραμμα 1

```
% 21/10/2007
% Swap option voliatility forecasting
% name of the program: neftci_capfloor_prog.m

close all  %clean the workspace
clear
clc



load USHKCAPFLOOR.mat
load USHKCAPFLOOR_ALL_run11.mat;
USDATA = DATA(:,1:6);
HKDATA = DATA(:,7:12);
encoder = 5;
decoder = 5;
nnpc = 1;
nnpc2 = 2;

% Ouputs:
%       output:
```

```
%             sse,rsq,rmsqe,bai_ng, SCORE, SCOREOUT, NPC,NPCOUT,
%             foutput,exitflag, ydep, A1, A3, A3n, pc, beta
%
%   Inputs:
%       Input matrix,
%       percent of data for in sample,
%       nencoders, ncomponents, ndecoders
%       gendum:
%          genetic algorithm with gd (=1),ga off, gd on (=0); just ga, gd off (=2)
%       maxgen:  number of generations for ga
%       maxgen1:  number of epochs or iterations for function optimizer
%       dummy for squasher, 1 for helge, 2 for DeLeo, 3 for Matlab linear, 0 for none
%       optional initial beta
gendum = 1;

maxgen = 500;
maxgen1 = 15000;
% maxgen =  500;
% maxgen1 = 15000;
squasher = 3;
% [sse_us, rsq_us, rmsq_us, baing_us, score_us, scoreout, npc_us, npcout, foutput_us,
exitflag_us, ydep_us, a1_us, a3_us, a3n_us, pc_us, beta_us]= ...
%           nonlinpc(USDATA, 1, encoder, nnpc, decoder, gendum, maxgen, maxgen1,
squasher);
%
% [sse_hk, rsq_hk, rmsq_hk, baing_hk, score_hk, scoreout, npc_hk, npcout, foutput_hk,
exitflag_hk, ydep_hk, a1_hk, a3_hk, a3n_hk, pc_hk, beta_hk] = ...
%           nonlinpc(HKDATA, 1, encoder, nnpc, decoder, gendum, maxgen, maxgen1,
squasher);

% [sse_alltwo, rsq_alltwo, rmsq_alltwo, baing_alltwo, score_alltwo, scoreout, npc_alltwo,
npcout, foutput_alltwo, exitflag_alltwo, ydep_alltwo, a1_alltwo, a3_alltwo, a3n_alltwo,
pc_alltwo, beta_alltwo] = ...
```

```
%              nonlinpc(DATA, 1, encoder, nnpc2, decoder, gendum, maxgen, maxgen1, squasher);
%
% [sse_allone, rsq_allone, rmsq_allone, baing_allone, score_allone, scoreout, npc_allone, npcout, foutput_allone, exitflag_allone, ydep_allone, a1_allone, a3_allone, a3n_allone, pc_allone, beta_allone]= ...
%              nonlinpc(DATA, 1, encoder, nnpc, decoder, gendum, maxgen, maxgen1, squasher);


[nrow1, ncol1] = size(DATA);
percentin1 = .80;
nrow1x = round(percentin1 * nrow1);
nrun = nrow1 - nrow1x;
beta_us00 = beta_us;
beta_hk00 = beta_hk;
for i = 1:nrun,
   i
DATANEW = DATA(1:nrow1x+i,:);
percentin = (nrow1x+i-1)/(nrow1x+i);
USDATANEW = DATANEW(:,1:6);
HKDATANEW = DATANEW(:,7:12);
[sse_us0, rsq_us0, rmsq_us0, baing_us0, score_us0, scoreout_us0, npc_us0, npcout_us0, foutput_us0, exitflag_us0, ...
   ydep_us0, a1_us0, a3_us0, a3n_us0, pc_us0, beta_us0, ERROUTLIN0_us, ERROUTNPC0_us, YOUT_us, YOUTLIN_us, YOUTNET_us]= ...
      nonlinpc(USDATANEW, percentin, encoder, nnpc, decoder, gendum, maxgen, maxgen1, squasher,beta_us00);


[sse_hk0, rsq_hk0, rmsq_hk0, baing_hk0, score_hk0, scoreout_hk0, npc_hk0, npcout_hk0, foutput_hk0, exitflag_hk0, ...
   ydep_hk0, a1_hk0, a3_hk0, a3n_hk0, pc_hk0, beta_hk0, ERROUTLIN0_hk, ERROUTNPC0_hk, YOUT_hk, YOUTLIN_hk, YOUTNET_hk] = ...
```

```
    nonlinpc(HKDATANEW, percentin, encoder, nnpc, decoder, gendum, maxgen,
maxgen1, squasher,beta_hk00);

beta_us00 = beta_us0;
beta_hk00 = beta_hk0;

YOUTUS(i,:) = YOUT_us;
YOUTLINUS(i,:) = YOUTLIN_us;
YOUTNPCUS(i,:) = YOUTNET_us;

YOUTHK(i,:) = YOUT_hk;
YOUTLINHK(i,:) = YOUTLIN_hk;
YOUTNPCHK(i,:) = YOUTNET_hk;

ERRORLINUS(i,:) = ERROUTLIN0_us;
ERRORNPCUS(i,:) = ERROUTNPC0_us;
ERRORLINHK(i,:) = ERROUTLIN0_hk;
ERRORNPCHK(i,:) = ERROUTNPC0_hk;
RSQ00(:,:,i) = [rsq_us0; rsq_hk0]
ERRDATA = [ERRORLINUS(i,:); ERRORNPCUS(i,:); ERRORLINHK(i,:);
ERRORNPCHK(i,:)]
gendum = 0;
maxgen1 = 5000;
end

for j = 1:6,
  RMSQLINUS(j) = sqrt(mean(ERRORLINUS(:,j) .^2));
  RMSQNPCUS(j) = sqrt(mean(ERRORNPCUS(:,j) .^2));
  RMSQLINHK(j) = sqrt(mean(ERRORLINHK(:,j) .^2));
  RMSQNPCHK(j) = sqrt(mean(ERRORNPCHK(:,j) .^2));
end
for j = 1:6,
  for jj = 1:5,
```

```
        [DMSTATUS(jj,j),    DMSIGUS(jj,j)]    =    dieboldmar(ERRORLINUS(:,j),
ERRORNPCUS(:,j),jj);
        [DMSTATHK(jj,j),    DMSIGHK(jj,j)]    =    dieboldmar(ERRORLINHK(:,j),
ERRORNPCHK(:,j),jj);
    end
 end
save USHKCAPFLOOR_ALL_run77.mat;
```

Πρόγραμμα 2

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%% Forecasting Swap options by ANFIS
%Atsalakis George 1/12/ 2008

close all  %clean the workspace
clear
clc

tic;


load USHKCAPFLOOR.mat



USDATA = DATA(:,1:6);
HKDATA = DATA(:,7:12);




y  = USDATA%(:,1);
```

```
x = USDATA%(:,2:end);
data1 = [y x];


%figures of the input data
figure(1)
plot(x(:,1))
title ('Voliatility 2')
figure(2)
plot(x(:,2))
title('Voliatility 3')
figure(3)
plot(x(:,3))
title('Voliatility 4')
figure(4)
plot(x(:,4))
title('Voliatility 5')

%figure of output data
figure(11)
plot(y)% plot of data
title('Voliatility 1')

%------------------------------------------

%output (k)
data_for_output= y
%input one step delay (k-1)
dataDealyed_for_input=x

data=[dataDealyed_for_input data_for_output]


% prepare training data
```

```
% input (k-2)
N2=length(data)
N1=floor((N2/2))

%training data
train_data_input=dataDealyed_for_input((1:N1),:); %training data-input
train_data_output=data_for_output(1:N1); %training data-input

%testing data
test_data_input=dataDealyed_for_input((N1+1:N2),:); %testing data
test_data_output=data_for_output(N1+1:N2); %testing data

x_tr=train_data_input
y_tr=train_data_output'

[x_tr y_tr]



at=1:(length(y_tr))
t=at'

%%subplot(211); plot(t, x_tr(:,1),'-', t, x_tr(1,:), 'go');
%xlabel('Time'); ylabel('x'); axis([-inf inf -inf inf]);
%title ('Rate of growth of Automobile production')

%subplot(212); plot(t, x_tr(:,2),'-', t, x_tr(:,2), 'go');
%xlabel('Time'); ylabel('x'); axis([-inf inf -inf inf]);
%title('Rate of growth of Automobile prices')

%subplot(213); plot(t, x_tr(:,3),'-', t, x_tr(:,3), 'go');
%xlabel('Time'); ylabel('x'); axis([-inf inf -inf inf]);
%title('Change in mortgage rates')
```

```
%subplot(214); plot(t, x_tr(:,4),'-', t, x_tr(:,4), 'go');
%xlabel('Time'); ylabel('x'); axis([-inf inf -inf inf]);
%title('Rate of growth of disposable income')


%%%%%%PLOTING TRAINING DATA AS A SCATTER PLOT%%%%%%%
figure('name', ['TRAINING DATA AS A SCATTER PLOT 2D']);
plot (x_tr, y_tr, 'o')
xlabel ('x')
ylabel('y')
title('Training data')
axis equal; axis square


figure('name', ['TRAINING DATA AS A SCATTER PLOT 3D'])
plot(x, y, 'o');
axis([-inf inf -inf inf -inf inf]);
set(gca, 'box', 'on');
xlabel('x'); ylabel('y');% zlabel('y(k+1)'); title('Training Data');


mf_no=[2];          % number of  MFs for each input
epoch_no=400;            %number of epochs
ss_no=0.01;                % step size

%mf_type='gbellmf';   %type of membership function
%mf_type='trimf';   %the parameter b>c
mf_type='gauss2mf'
%mf_type='gaussmf' %
%mf_type='smf' % unsupported
%mf_type='trapmf' % the parameter b>c
%mf_type='zmf'  %unsupported
%mf_type='pimf' % run problem
```

```
train_data=[x_tr y_tr]
fismat=genfis1(train_data, mf_no, mf_type)%create of initial fis
showfis(fismat)
getfis(fismat)
mf_para = getfis(fismat, 'inmfparams')


figure('name', ['Initial membership functions'])%   initial membership functions
[mfx, mfy]=plotmf(fismat, 'input', 1);
plot(mfx, mfy);
title('(a)  Initial MFs ')
axis([-inf inf 0 1]);



[fismat1, error1, ss]=anfis(train_data, fismat, [epoch_no 0 ss_no], [1,1,1,1]);
showfis(fismat1)
getfis(fismat1)
mf_para = getfis(fismat1, 'inmfparams')


figure('name', ['Final membership functions'])
[mfx, mfy]=plotmf(fismat1, 'input', 1);
plot(mfx, mfy);
title('(a)  Final MFs')
axis([-inf inf 0 1]);



figure('name', ['Training error'])
subplot(211)
plot(1:epoch_no, [error1]);
legend('training error')
xlabel('epoch number')
```

```
ylabel('root mean squared error')
title('ANFIS error curves')

subplot(212)
plot(1:epoch_no, ss);
xlabel('epoch number')
ylabel('step size')
title('ANFIS  step size curve')

%ANFIS out of sample forecasting
eval_data=test_data_input;
compare_data=test_data_output';
anfis_output=evalfis(eval_data, fismat1);
result=[anfis_output compare_data (anfis_output-compare_data)]

t1=1:length(test_data_input);


figure('name', ['ANFIS out of sample forecasting results'])
plot(t1,anfis_output,':', t1,compare_data,'-')
legend('anfis prediction value','actual value ')
xlabel('time')
ylabel('price')
title('Actual and ANFIS predection price')

figure('name', ['Predection errors'])
plot( anfis_output-compare_data)
xlabel('time')
ylabel('error')
title('predection errors')



plRMSE=norm(anfis_output-compare_data)/sqrt(size(compare_data,1))
```

```
% Mean Square Error (MSE)
MSE_anfis=(1/length(anfis_output))*norm(compare_data-anfis_output)^2

% Root Mean Square Error (RMSE)
RMSE_anfis_c=sqrt(norm(compare_data-anfis_output)^2/length(compare_data-
anfis_output))

% Mean Absolute Error (MAE)
MAE_anfis_c=(1/length(compare_data-anfis_output))*sum(abs(compare_data-
anfis_output))

% Mean Absolute Percentage Error (MAPE)
MAPE_anfis_c=(100/length(compare_data-anfis_output))*sum(abs(anfis_output-
compare_data)./abs(compare_data))

figure(110)
plotfis(fismat1)

showrule(fismat1)


anfisedit (fismat1)
surfview(fismat1)


[RMSE_anfis_c; MAE_anfis_c; MAPE_anfis_c; MSE_anfis]
%Success ratio on sign correct sign prediction  (trend)
[DANET, DAPALUENET, SRANFIS] = datest(compare_data, anfis_output)%    for
NNSTRS model


[RMSE_anfis_c; MAE_anfis_c; MAPE_anfis_c; MSE_anfis]
```

```
fprintf('RMSE = %d\n', RMSE_anfis_c)
fprintf('MAE = %d\n', MAE_anfis_c)
fprintf('MAPE = %d\n', MAPE_anfis_c)
fprintf('MSE = %d\n', MSE_anfis)
fprintf('Success ratio on sign correct sign prediction = %d\n', SRANFIS)
```