



ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟΚΡΗΤΗΣ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΩΝ ΜΕΤΑΛΛΩΝ ΜΕΝΕΥ ΡΩΝΙΚΑ & ΝΕΥΡΟ-ΑΣΑΦΗΣ ΥΣΤΗΜΑΤΑ

ΚΟΥΔΙΓΚΕΛΗ-ΔΑΛΑΚΗΕΛΕΥΘΕΡΙΑ

2011





ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΩΝ ΜΕΤΑΛΛΩΝ ΜΕ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ & ΝΕΥΡΟ-ΑΣΑΦΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ

Πτυχιακή Εργασία

Εκπόνηση εργασίας:

Κουδιγέλη –Δαλάκη Ελευθερία

A.M.: 2005010093

e-mail : ekoudigeli@gmail.com

Υπεύθυνος Καθηγητής: Ατσαλάκης Γεώργιος

e-mail : atsalakis@ermes.gr

Σχετικά Μαθήματα: Ανάλυση Δεδομένων, Τεχνολογική Πρόβλεψη

Πολυτεχνείο Κρήτης, Χανιά
Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης
Οκτώβριος 2011

Περίληψη

Σκοπός της εργασίας είναι να παρουσιάσει τις δυνατότητες πρόβλεψης διαφόρων μοντέλων από τον κλάδο της εύκαμπτης υπολογιστικής συγκριτικά με παραδοσιακά μοντέλα πρόβλεψης.

Λέξεις κλειδιά

Προβλέψεις, τιμές μετάλλων, παράγωγα, νευρωνικά δίκτυα, νεύρο-ασαφή μοντέλα, μοντέλα παλινδρόμησης



Περιεχόμενα

Εισαγωγή	1
Προβλέψεις	1
Εύκαμπτη υπολογιστική (soft computing)	3
Προϋποθέσεις συμβολαίου	8
Αλουμίνιο	9
Ασήμι	10
Μόλυβδος	11
Νικέλιο	13
Χαλκός	14
Χρυσός	166
Κασσίτερος	177
Διαμόρφωση τιμής μετάλλων	20
Ασαφής λογική (Fuzzy Logic)	22
Ασαφή σύνολα	22
Συνεπαγωγές	22
Προσεγγιστικός συλλογισμός	23
Ασαφείς ελεγκτές	23
Αποασαφοποίηση εισόδων	24
Μηχανισμός συμπερασμού	24
Αποασαφοποίηση εξόδων	266
Ανάλυση κανόνων	26
Συναρτήσεις συμμετοχής	Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.
Ασαφής λογική και προβλέψεις	268
Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks)	289
Ιστορία	29
Η Δομή-Σύντομη Περιγραφή	29
Συναρτήσεις Ενεργοποίησης	301
Αρχιτεκτονικές Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων	311
Εκπαίδευση-Μάθηση	322
Νευρωνικά δίκτυα και προβλέψεις	344
Νεύρο-ασαφή συστήματα (υβριδικά συστήματα)	366
Χρήσιμες Πληροφορίες	366
Εφαρμογές	40

Προσαρμοστικό νεύρο-ασαφές σύστημα (ANFIS).....	411
Μοντέλα παλινδρόμησης	43
Το μοντέλο AR.....	43
Το μοντέλο ARMA.....	43
Παράμετροι λειτουργίας	44
Τα δεδομένα εκπαίδευσης	44
Η εκπαίδευση.....	444
Τρόποι αξιολόγησης των αποτελεσμάτων	444
Περίοδοι που επιλέχθηκαν.....	455
Αποτελέσματα	47
Νευρωνικά δίκτυα	477
MSE	47
MAE.....	48
MAPE.....	50
MSE	51
MAE.....	51
MAPE.....	52
ANFIS	54
MSE	54
MSE	54
MAE.....	56
MAE.....	56
MAPE.....	56
MAPE.....	57
AR και ARMA μοντέλα	60
Σύγκριση ANFIS – NN-AR - ARMA	62
Σύγκριση μεταξύ των μετάλλων	66
Συμπεράσματα.....	677
Επίλογος.....	677
Βιβλιογραφία	6969
Ιστοσελίδες	733
Δεδομένα	733
Παράρτημα	744
Πίνακες αποτελεσμάτων	74

Εισαγωγή

Η ανθρώπινη ιστορία σε θέματα πρόβλεψης είναι μακρά και πλούσια. Από το πέταγμα των πουλιών μέχρι την χρήση χαοτικών μοντέλων, ο σκοπός είναι ένας: η γνώση. Το ρητό η γνώση είναι δύναμη ισχύει εφόσον η γνώση που παρέχεται είναι έγκαιρη, έγκυρη και μη πλεονάζουσα.

Η πρόβλεψη με χρήση οικονομικών χρονολογικών σειρών είναι πολύ δημοφιλής στους ερευνητές. Τα πιθανά οφέλη από τη βελτίωση της πρόβλεψης είναι πολύ σημαντικά. Ακόμα και μια μικρή βελτίωση των αποτελεσμάτων της πρόβλεψης μπορεί να είναι πολύ κερδοφόρα για μία επιχείρηση. Υπάρχουν πολλές εφαρμογές σε οικονομικά προβλήματα, όπως η πρόβλεψη των τιμών του συναλλάγματος, των δεικτών της αγοράς, των εμπορευμάτων και των τιμών των μετάλλων. Χρηματιστηριακές εταιρείες, ιδιώτες, επενδυτικές τράπεζες και άλλοι χρηματοοικονομικοί οργανισμοί καταναλώνουν πολύτιμο χρόνο για τη δημιουργία μοντέλων πρόβλεψης.

Σκοπός της εργασίας είναι να παρουσιάσει τις δυνατότητες πρόβλεψης διαφόρων μοντέλων από τον κλάδο της εύκαμπτης υπολογιστικής συγκριτικά με παραδοσιακά μοντέλα πρόβλεψης.

Αρχικά παρουσιάζεται η πρόβλεψη ως έννοια. Ακολουθεί μια αναφορά στις χρονοσειρές, που αποτελούν τον θεμέλιο λίθο στις μεθόδους για την παραγωγή προβλέψεων. Αναφέρονται διάφοροι μέθοδοι ανάλυσης χρονοσειρών προλογίζοντας, με αυτό τον τρόπο, την έννοια της εύκαμπτης υπολογιστικής. Τεχνικές εύκαμπτης υπολογιστικής χρησιμοποιήθηκαν και χρησιμοποιούνται για την παραγωγή γνώσης. Η παραπάνω πρόταση ισχύει και για την παρούσα περίπτωση.

Η ύπαρξη εμπειρικών κανόνων, οι οποίοι ανταποκρίνονται στα γεγονότα και η πολυπλοκότητα των σχέσεων των αγορών ωθούν στην χρήση μεθόδων όπως η ασαφής λογική, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα ή συνδυασμός αυτών, για την εξαγωγή προβλέψεων και συμπερασμάτων.

Σαφέστατα τα νευρωνικά δίκτυα και η ασαφής λογική, όπως άλλωστε κάθε υπάρχουσα και μη τεχνική ανάλυσης έχουν τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα τους. Αναλόγως τις περιπτώσεις που θα εφαρμοστούν, μπορεί να παράξουν εκπληκτικά αποτελέσματα ή απλά μπορεί να αποτύχουν. Συνδυασμός των δύο μπορεί να επιτύχει αύξηση των πλεονεκτημάτων με ταυτόχρονο περιορισμό των τα όποιων μειονεκτημάτων.

Προβλέψεις

-Αν μπορούσες να διαλέξεις τι θα επέλεγες: το χρήμα, την δύναμη, τη ευτυχία ή την ικανότητα να προβλέπεις το μέλλον;

-Να προβλέπω το μέλλον. Έτσι θα γίνω πλούσιος. Τα πλούτη θα μου φέρουν δύναμη και τότε θα είμαι ευτυχισμένος.

Η παραπάνω στιχομυθία αναλύει πλήρως την σημασία της γνώσης για το μέλλον. Το όνειρο να μπορεί κάποιος να προβλέπει το μέλλον μετράει χιλιάδες χρόνια στην ανθρώπινη ιστορία. Χρησμοί, κάρτες ταρώ, αστρολογία και πολλά άλλα αποτέλεσαν, και συνεχίζουν να αποτελούν, αποδεκτούς, από τον περισσότερο κόσμο, τρόπους πρόβλεψης. Στην πράξη όλα τα παραπάνω ήταν ένας τρόπος έκφρασης υποσυνείδητων κρίσεων.

Ο άνθρωπος αισθάνεται την ανάγκη να γνωρίζει το μέλλον. Η επιθυμία αυτή, στις περισσότερες των περιπτώσεων, εστιάζεται σε προσωπικά οφέλη, υλικά ή άυλα. Από επιστημονικής πλευράς η μελλοντολογία αναφέρεται σε τεχνικές πρόγνωσης που βασίζονται στην ανάλυση παλαιότερων δεδομένων. Η πρόβλεψη αναφέρεται ως υπολογισμός, η μοίρα ως φυσικοί νόμοι και τα τυχαία γεγονότα ως στατιστικές διακυμάνσεις. Εφόσον εξαχθεί μια νομοτελειακή σχέση, ελέγχεται η ισχύς της σε μελλοντικά δεδομένα. Αναλόγως το αποτέλεσμα γίνεται δεκτή, απορρίπτεται ή βελτιώνεται.

Η δημοφιλέστερη μέθοδος πρόβλεψης είναι η μέθοδος των χρονοσειρών. Ως χρονοσειρά ορίζουμε μια ακολουθία γεγονότων που λαμβάνεται σε κανονικά χρονικά διαστήματα. Με χρήση ηλεκτρονικών υπολογιστών, αναλύονται τα δεδομένα σε μια τάση, κυκλική συνιστώσα, μια εποχική παρέκκλιση και μια απομένουσα “ανεξήγητη διακύμανση”, εξάγοντας με αυτό τον τρόπο μια πρόβλεψη. Ένα από τα σημαντικά πλεονεκτήματα της μεθόδου είναι ο αυτοματισμός. Εισάγεις τα δεδομένα, πατάς μερικά πλήκτρα και έχεις κάποιο αποτέλεσμα. Το ενδιαφέρον στην υπόθεση είναι ότι οι απλές στατιστικές μέθοδοι στις αναλύσεις των χρονοσειρών έχουν τουλάχιστον όση επιτυχία έχουν και οι αντίστοιχες πολύπλοκες (Makridakis 1982).

Τα κυριότερα μοντέλα που χρησιμοποιούνται, πολλά εκ των οποίων συμπεριλαμβάνονται ως πακέτα σε διάφορα προϊόντα λογισμικού είναι: Το γενικευμένο αυτοπαλίνδρομο με συμβατική ετεροσκεδαστικότητα μοντέλο (GARCH), το αυτοπαλίνδρομο (AR), το υπόδειγμα του κινούμενου μέσου όρου (MA) και ο εκθετικός- σταθμικός κινούμενος μέσος όρος (EWMA), το αυτοπαλίνδρομο ολοκληρωμένο υπόδειγμα κινητών μέσων (ARIMA) και το μη ολοκληρωμένο (ARMA), ο “τυχαίος περίπατος” (RW), τα γραμμικά και μη γραμμικά παλίνδρομα μοντέλα (linear and non-linear regressive models), η μέθοδος αγορά και διατήρηση τίτλων (B&H) και τα μοντέλα στοχαστικής μεταβλητότητας (stochastic volatility models) (SV) . Επίσης, υπάρχουν και επεκτάσεις των ανωτέρω μοντέλων, όπως το ARFIMA, το FIGARCH και το ARFIMA-FIGARCH. Δύο ακόμα μοντέλα που έχουν χρησιμοποιηθεί είναι: το αυτοπαλίνδρομο μοντέλο εξομαλούμενης μετάβασης (STAR) και το αυτοπαλίνδρομο υπόδειγμα (Shelf-Exciting Threshold Autoregressive model) (SETAR). Ως λιγότερο δημοφιλείς τεχνικές μπορούν να θεωρηθούν το διανυσματικό αυτοπαλίνδρομο μοντέλο και το μοντέλο cross-sectional.

Οι τιμές των μετάλλων περιγράφονται από μη γραμμικές σχέσεις γεγονός που οδηγεί στην χρήση τεχνικών εύκαμπτης υπολογιστικής. Η εύκαμπτη υπολογιστική δίνει λύσεις σε επιστημονικά προβλήματα που έχουν υψηλό επίπεδο αβεβαιότητας και ανακρίβειας, χρησιμοποιώντας τεχνικές όπως τα νευρωνικά δίκτυα, την ασαφή λογική, τα νεύρο-ασαφή συστήματα, τους γενετικούς αλγόριθμους και τεχνικές βελτιστοποίησης χωρίς τη χρήση παραγώγων (derivative free optimization techniques).

Τα κύρια χαρακτηριστικά της εύκαμπτης υπολογιστικής είναι: η ενσωμάτωση της ανθρώπινης εμπειρίας, η δημιουργία μοντέλων βασιζόμενη σε βιολογικά χαρακτηριστικά, νέες τεχνικές βελτιστοποίησης, νέοι αριθμητικοί υπολογισμοί, νέες περιοχές εφαρμογής και εφαρμογές σε προβλήματα του πραγματικού κόσμου.

Εύκαμπτη υπολογιστική (soft computing)

Γνωρίζοντας τη συμπεριφορά που έχει εμφανίσει ένα σύστημα κατά το παρελθόν, υπάρχει η δυνατότητα να επιτευχθεί μία ασφαλής πρόγνωση για τη συμπεριφορά που θα εμφανίσει το σύστημα αυτό στο μέλλον. Η ανάλυση χρονολογικών σειρών δυναμικών συστημάτων είναι ένας από τους πλέον δραστήριους και σημαντικούς τομείς των Εφαρμοσμένων Επιστημών. Όταν η χρονική εξέλιξη ενός συστήματος είναι κανονική, δηλαδή περιοδική και επομένως προβλέψιμη, δεν υφίσταται λόγος ιδιαίτερης ανάλυσης ή ελέγχου της συμπεριφοράς της. Όταν όμως μία χρονολογική σειρά που προκύπτει από μία δυναμική διαδικασία είναι ακανόνιστη και απρόβλεπτη, το ζήτημα της κατανόησης και πρόγνωσης της εξέλιξής της παρουσιάζει ιδιαίτερη δυσκολία. Η κλασική προσέγγιση και διερεύνηση τέτοιων μη κανονικών χρονολογικών σειρών στηρίζεται στην υπόθεση ότι αυτές προέρχονται από μία τυχαία ή στοχαστική διαδικασία η οποία διέπεται από ένα αυθαίρετα μεγάλο αριθμό μεταβλητών ανεξάρτητων μεταξύ τους. Τα τελευταία 25 χρόνια όμως έχει αναπτυχθεί μία νέα μεθοδολογία ανάλυσης χρονολογικών σειρών, η οποία βασίζεται στις μαθηματικές έννοιες και στις τεχνικές της μη γραμμικής δυναμικής.

Η εύκαμπτη υπολογιστική είναι μια αναπτυσσόμενη προσέγγιση στην υπολογιστική, η οποία συνδυάζει την ικανότητα του ανθρώπινου μυαλού να εξηγεί και να μαθαίνει σε ένα περιβάλλον αβεβαιότητας και ανακρίβειας. Δημιουργήθηκε από τη διαπίστωση ότι για να λυθούν πραγματικά προβλήματα απαιτείται η χρήση έξυπνων συστημάτων που συνδυάζουν γνώση, τεχνικές και μεθοδολογίες από διαφορετικούς τομείς. Αυτά τα έξυπνα συστήματα πρέπει να κατέχουν εξειδικευμένη ανθρώπινη γνώση, να προσαρμόζονται και να μαθαίνουν σε μεταβαλλόμενο περιβάλλον και να εξηγούν πώς παίρνουν αποφάσεις ή πώς ενεργούν.

Ο συνδυασμός των νευρωνικών δικτύων, της ασαφούς λογικής και των γενετικών αλγορίθμων, ως μεθοδολογίες, αποτελεί τον πυρήνα της εύκαμπτης υπολογιστικής. Οι συνέργιες από το συνδυασμό των παραπάνω μεθόδων επιτρέπουν στην εύκαμπτη υπολογιστική να ενσωματώνειτην ανθρώπινη γνώση αποτελεσματικά, σε συνθήκες ανακρίβειας και αβεβαιότητας, να μαθαίνει και να προσαρμόζεται στο άγνωστο και μεταβαλλόμενο περιβάλλον, ώστε να επιτυγχάνει καλύτερα αποτελέσματα.

Τα χαρακτηριστικά της εύκαμπτης υπολογιστικής είναι τα παρακάτω:

1. Ανθρώπινη εξειδίκευση: Η εύκαμπτη υπολογιστική συνδυάζει την ανθρώπινη εξειδίκευση σε μορφή "if-then" (εάν - τότε) κανόνων καθώς και συμβατικές αναπαραστάσεις γνώσεων, για να λύσει πρακτικά προβλήματα.
2. Υπολογιστικά μοντέλα επηρεασμένα από τη βιολογία: Επηρεασμένα από τη βιολογία, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται ευρέως στην εύκαμπτη υπολογιστική για να διαχειριστούν αντιλήψεις, να αναγνωρίσουν μορφοδιατάξεις και να λύσουν μη γραμμικά προβλήματα πρόβλεψης, παλινδρόμησης και ταξινόμησης.
3. Νέες τεχνικές βελτιστοποίησης: Η εύκαμπτη υπολογιστική χρησιμοποιεί καινοτόμες τεχνικές βελτιστοποίησης από διάφορους τομείς, όπως οι γενετικοί αλγόριθμοι και η προσομοιωμένη ανόπτηση.
4. Αριθμητικοί υπολογισμοί: Η εύκαμπτη υπολογιστική βασίζεται κυρίως στην αριθμητική υπολογιστική σε αντίθεση με την τεχνητή νοημοσύνη που χρησιμοποιεί συμβολικές πράξεις.
5. Νέοι τομείς εφαρμογής: Λόγω της αριθμητικής υπολογιστικής, η εύκαμπτη υπολογιστική έχει εφαρμογή σε νέους τομείς, όπως είναι η προσαρμοστική επεξεργασία σήματος, ο προσαρμοστικός έλεγχος, η μη γραμμική μοντελοποίηση, η μη γραμμική παλινδρόμηση και η αναγνώριση μορφοδιατάξεων.

6. Εκτεταμένη υπολογιστική: Η εύκαμπτη υπολογιστική χρησιμοποιεί υψηλές υπολογιστικές ταχύτητες για την εύρεση κανόνων ή δεδομένων.
7. Ελεύθερη μάθηση του μοντέλου: Τα νευρωνικά δίκτυα και τα ασαφή συστήματα έχουν τη δυνατότητα να δημιουργούν μοντέλα μόνο από παρατηρήσεις που χρησιμοποιούνται ως συστήματα-στόχοι.
8. Ανοχή σφαλμάτων: Και τα νευρωνικά δίκτυα και τα ασαφή συστήματα συμπερασμού έχουν ανοχή σε σφάλματα. Η καταστροφή ενός νευρώνα στα νευρωνικά δίκτυα ή η καταστροφή ενός κανόνα στα ασαφή συστήματα συμπερασμού δεν καταστρέφει απαραίτητα το όλο σύστημα. Αντίθετα, το σύστημα συνεχίζει να είναι αποδοτικό εξαιτίας της παράλληλης αρχιτεκτονικής, αλλά η ποιότητα της απόδοσης χειροτερεύει.
9. Χαρακτηριστικά οδηγούμενα από το στόχο: Τα νεύρο-ασαφή συστήματα και τα νευρωνικά δίκτυα οδηγούνται από το στόχο, καθώς δεν είναι απαραίτητο να είναι γνωστό το μονοπάτι μέσω του οποίου το σύστημα οδηγείται από τη μία κατάσταση στην άλλη.
10. Εφαρμογές στον πραγματικό κόσμο: τα περισσότερα προβλήματα στον πραγματικό κόσμο είναι μεγάλης κλίμακας και αναπόφευκτα ενσωματώνουν αβεβαιότητες που δεν μπορούν να μοντελοποιηθούν από τις συμβατικές τεχνικές. Η εύκαμπτη υπολογιστική είναι μια ολοκληρωμένη προσέγγιση, η οποία χρησιμοποιεί ειδικές τεχνικές με υποεργασίες, για να δημιουργήσει γενικά αποδεκτές και ικανοποιητικές λύσεις σε προβλήματα του πραγματικού κόσμου.

Επίκεντροτης εργασίας αυτής είναι να ερευνήσει τέσσερεις μεθόδους πρόγνωσης όσον αφορά την ικανότητά τους να προβλέπουν τιμές των μετάλλων. Οι μεθοδολογικές προσεγγίσεις ελέγχονται με τη βιοήθεια του Χρηματιστηρίου Μετάλλων του Λονδίνου (LME) για τιμές σε μετρητά, για εξεταζόμενη περίοδο 490 μηνών (Ιανουάριος 1970 –Οκτώβριος 2010), χωρισμένους σε τρεις υποπεριόδους (Αύγουστος 1987-Ιανουάριος 1993, Αύγουστος 1994-Αυγουστος 2000 και Νοέμβριος 2005-Οκτώβριος 2010)

Μεταλλικά παράγωγα, στο Χρηματιστήριο Μετάλλων του Λονδίνου (LME)

Ταμέταλλα, αποτελούν αντικείμενο διαπραγμάτευσης στα χρηματιστήρια, ειδικάστο LME. Ως εκ τούτου, κρίνεται σκόπιμο σε αυτό το σημείο, να εξεταστούν οι βασικές αρχές των παραγώγων και των εμπορικών τους συναλλαγών εν γένει. Στη συνέχεια παρουσιάζεται μια επισκόπηση των συναλλαγών των μετάλλων στο LME. Έτσι εφόσον ταζητήματα που αφορούντη διαδικασία διαμόρφωσης τιμών των επτά εξεταζόμενων μετάλλων κατανοηθούν πλήρως, θα μπορούν να τεθούν σε πλαίσιο οι στρατηγικές πρόβλεψης.

Χρηματιστήριο Μετάλλων του Λονδίνου (LME)

Το Χρηματιστήριο Μετάλλων του Λονδίνου (LME) είναι το κύριο στο βιομηχανικό σύστημα της αγοράς μετάλλων. Περισσότερα από τα δύο τρίτα της παγκόσμιας σιδηρούχων μελλοντικής εκπλήρωσης διαπραγμάτευσης, γίνονται σε αυτό. Η τιμή που προκύπτει από τη

διαπραγμάτευση χρησιμοποιείται ως τιμή αναφοράς, στην πλειονότητα των φυσικών αγορών μετάλλου στον κόσμο. Βρίσκεται στην πόλη του Λονδίνου και αποτελεί μέλος του Χρηματιστηρίου του Λονδίνου, με περισσότερα από το 95% των επιχειρηματικών δραστηριοτήτων στις αγορές, να προέρχονται από το εξωτερικό.

Η συμφωνία ανταλλαγής παρέχειτρεις βασικές υπηρεσίες οι οποίες αποτελούν τη βάση όλων των δραστηριοτήτων

- Τιμολόγηση
- Αντιστάθμιση
- φυσική παράδοση (LME, λειτουργεί ως μια αγορά της έσχατης λύσης)

Η παραπάνω πρώτη βασική λειτουργία, προσδιορισμός των τιμών, συνεπάγεται τον καθορισμό ενός ενιαίου και αντιπροσωπευτικού επιπέδου τιμών για τη διευκόλυνση των συναλλαγών (Radetzki, 1990). Εδώ οι αγοραστές και πωλητές ανταποκρίνονται ταυτόχρονα και αυτές οι παράμετροι της προσφοράς και της ζήτησης καθορίζουν τις τιμές. Οι τιμές στα χρηματιστήρια επηρεάζονται ακαριαία από γεγονότα που συμβαίνουν στον έξω κόσμο. Οι καθημερινές δηλώσεις τιμών για τα μετρητά 3 μηνών, 15 μηνών και, κατά περίπτωση, 27 μηνών συμβάσεων που συντάχθηκαν για την ανταλλαγή, πρέπει να είναι αποτελεσματικά εγγεγραμμένες, να παρακολουθούνται και να διαδίδονται σε όσους εμπλέκονται στο εμπόριο μετάλλων. Η δεύτερη σημαντική λειτουργία, αντιστάθμιση, είναι ένα μέσο για τη διαχείριση του κινδύνου των τιμών μετάλλων. Αντιστάθμιση κινδύνου γίνεται για την προστασία από την προς τα κάτω διακύμανση των τιμών, σύμφωνα με την οποία η αξία της σύμβασης παραγώγου κινείται προς την αντίθετη κατεύθυνση. Αναιρούνται έτσι τα αποτελέσματα της προς τα κάτω διακύμανσης των τιμών.

Η αποθήκευση / παράδοση είναι μια άλλη σημαντική λειτουργία του Χρηματιστηρίου Μετάλλων του Λονδίνου. Καθώς τα εμπορεύματα που ανταλλάσσονται είναι πραγματικά, πρέπει και να αποθηκεύονται κατάλληλα, το οποίο είναι διαφορετικό από ένα οικονομικό αντάλλαγμα για παράδειγμα, όπου είναι διαπραγματεύσιμα χρηματοοικονομικά μέσα.

Δεδομένης της εστίασης πρόβλεψης των τιμών της τρέχοντος εργασίας, η διαδικασία ανακάλυψης των τιμών εξετάζεται παρακάτω λεπτομερώς για να τεθεί η βάση για τη πρόβλεψη της τιμής των μεταλλων και της ανάλυσης που ακολουθεί.

Εμπορευματική ανταλλαγή παραγώγων

Τα παράγωγα κατηγοριοποιούνται γενικά σε μαλακά, μέταλλα, ενέργειακαι δημητριακά, για να αναφέρουμε μόνο μερικά. Αυτά είναι αντικείμενο διαπραγμάτευσης σε εμπορευματική ανταλλαγή, το οποίο είναι ουσιαστικά αγοράγια την πώλησή την αγορά εμπορευμάτων για άμεση παράδοση και την παράδοση μέλλον. Οι συμβάσεις των μετάλλων και των ανταλλαγών που διακινούνται παρουσιάζονται στο παρακάτω Πίνακα. Ο όγκος των ορυκτών που στην πραγματικότητα διαπραγματεύεται στα χρηματιστήρια εμπορευμάτων είναι σχετικά μικρός και ο δημοσιευμένης τιμές συναλλαγής αποτελούν τη βάση για τη τιμολόγηση παρόμοιων υλικών σε όλο τον κόσμο.



Τρέχουσες προϋποθέσεις

Επιλογές Μέση Τιμή Διαπραγμάτευσης (TAPOs)

Δήλωσημέρα/ώρα

Η τελευταίαεργάσιμη ημέρατου μήναΤΑΡΟστις 15.00(ώρα Αγγλίας)

Ασφάλιστρο χρονικής τιμής (tick size)

\\$ 0,01

Ελάχιστη τιμή άσκησης

\\$ 1,00

Άσκηση του δικαιώματος προαίρεσης

Αυτόματη άσκησηαπόLCH.Εκκαθάρισμε βάσητον μηνιαίο μέσο όρο

Επιλογή τύπου

ασιατική επιλογή

Τελευταία ημέρα διαπραγμάτευσης

Εργάσιμη ημέρα που προηγείται της ημέρας δήλωση για τη συγκεκριμένη επιλογή πριν από τις 18.00 (ώρα Αγγλίας)

Τελευταίοταιριασμα και καταγραφή

18.15την τελευταία ημέραδιαπραγμάτευσητου δικαιώματος προαίρεσης

ΠΗΓΗ:LME_Contract_Spec_V5_0511_web

Για το Χρηματιστήριο Μετάλλων του Λονδίνου (LME):

Διαπραγματευόμενο Μέταλλο	Futures delivery	Options delivery	Μονάδες
Χαλκός	Μέχρι 63 μήνες	Μέχρι 63 μήνες	US\$/τόνο
Αλουμίνιο	Μέχρι 63 μήνες	Μέχρι 63 μήνες	US\$/ τόνο
Νικέλιο	Μέχρι 27 μήνες	Μέχρι 27 μήνες	US\$/ τόνο
Μόλυβδος	Μέχρι 15 μήνες	Μέχρι 15 μήνες	US\$/ τόνο
Κασσίτερος	Μέχρι 15 μήνες	Μέχρι 15 μήνες	US\$/ τόνο

New York mercantile exchange (NYMEX Division) :

Διαπραγματευόμενο Μέταλλο	Futures delivery	Options delivery	Μονάδες
Ασήμι	Μέχρι 60 μήνες	Μέχρι 24 μήνες	US¢/ουγκιά
Χρυσός	Μέχρι 60 μήνες	Μέχρι 24 μήνες	US\$ και ¢ / ουγκιά

Πηγές: [London Metal Exchange, 2005](#) and [New York Mercantile Exchange, 2005](#).

Ένα πολύ μικρό ποσοστότων συναλλαγών συνεισφέρει στην παράδοση του υποκείμενου παραγώγου. Η συντριπτική πλειοψηφία των συμβάσεων είναι κλειστές, πριν τη λήξη με αντισταθμιστικές συναλλαγές συμβολαίων μελλοντικής εκπλήρωσης. Ουσιαστικά, τα φυσικά εμπορεύματα, αλλάζουν συνήθως χέριασε τοπικό επίπεδο, γνωστό ως αγοράτοις μετρητοίς την τοπική αγορά όπου τα πραγματικά γαθάγοράζονται και πωλούνται. Αντανακλώντας έτσι την προσφορά και τη ζήτηση. Ωστόσο, τα συμβόλαια μελλοντικής εκπλήρωσης αυτές τις συναλλαγές, αντικατοπτρίζουν την παγκόσμια προσφορά και ζήτηση. Επομένως, οι τιμές της αγοράς τοις μετρητοίς διαμορφώνονται βάση των τιμών που καθορίστηκαν κατά την ανταλλαγή.

Όλα τα διαπραγματεύσιμα στο χρηματιστήριο παράγωγα αναφέρονται σε τυποποιημένους όρους. Για

παράδειγμα, οι προδιαγραφές της σύμβασης (LME), για τα επτά εξεταζόμενα μέταλλα παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα. Τα μεταλλικά παράγωγα που διακινούνται πρέπει να είναι σύμφωνα με ένα πρότυπο προδιαγραφών για την ποιότητα, το βάρος και το σχήμα, ώστε να γίνουν αποδεκτά από ένα μεγάλο αριθμό πωλητών και αγοραστών. Αυτό επιτρέπει την εύκολη διακίνηση και επομένως, προσθέτει ρευστότητα στην αγορά.

Προϋποθέσεις συμβολαίου

Αλουμίνιο	Μόλυβδος	Ασήμι	Νικέλιο	Χρυσός	Χαλκός	Κασσίτερος	
Συμβόλαιο / Ποιότητα Το πρωτογενές αλουμίνιο με ακαθαρσίες μην είναι σε ποσοστό μεγαλύτερο από ό, τι στην καταγραφόμενη P10 20 Ανομασίατης Βόρειας Αμερικής και της Διεθνούς Εγγρα φήμης τίτλο "Διεθνής Ονομασία και Οριασύνθεση X ημικέζαργύλιο όχι σε κράμα» (αναθεωρημένο Μαρτίου 2007)	99,97% καθαρό τητας (τουλάχιστον) 9% σύμφωνα με BS EN12659:199 9	τουλάχι στον 99,9% καθαρότερη ητα	99,80% καθ αρότητας (τουλάχιστον) 9% σύμφωνα με το B39-79 (2008)	τουλάχιστ ον 99,5% επτότητα.	Κατηγορί ας Ασύμφων αμε το BS EN1978:1 998(Cu-Cath-1)	99,85% καθαρότ ητας (τουλάχιστον) σύμφωνα με BS EN610:1996	
Μέγεθος παρτίδας	25 τόνους(με ανοχή +/-2%)	25 τόνους(με ανοχή +/-2%)	5.000ou γγιές	6 τόνων(με ανοχή +/-2%)	100ουγγιές	25 τόνους(με ανοχή +/-2%)	
Φόρμα / σχήμα	Πλινθώματα, T-bars,	Πλινθώματα		Πλήρης κάθισμα, σφ αιρίδια, μπριγκέτες	Κάθισμα	Πλινθώματα	
Κωδικός συμβάσεων	AH	PB	SI	NI	GC	CA	SN

ΠΗΓΗ: http://www.lme.com/aluminium_contractspec.asp

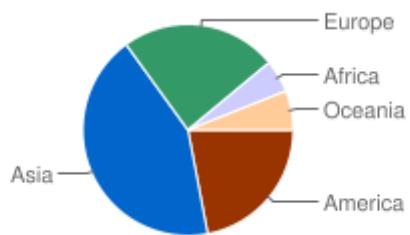
Μέταλλα που χρησιμοποιήθηκαν

Αλουμίνιο

Η παγκόσμια παραγωγή: 38.108.700τόνων ανά έτος(2007)

Παρά το γεγονός ότι είναι το πιο παραγωγικό μέταλλο στη γη, άρχισε να χρησιμοποιείται ευρέως στα μέσα του 19ου αιώνα. Είναι εξαιρετικά ελαφρύ, εύκαμπτο, έχει υψηλή αγωγιμότητα και είναι ανθεκτικό στη σκουριά. Καθώς έχει γίνει το πιο ευρέως χρησιμοποιούμενο μέταλλο, είναι λογικό να έχει και τη μεγαλύτερη σύμβαση που διαπραγματεύονται στο LME.

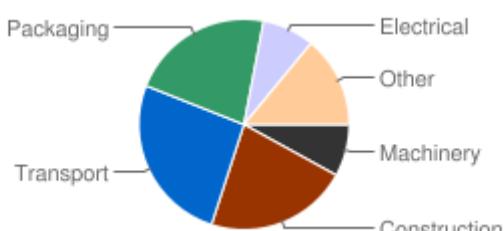
Παγκόσμια παραγωγή αλουμινίου



Περιοχή	%
Ασία	43
Ευρώπη	24
Αμερική	22
Ωκεανία	6
Αφρική	5
Σύνολο	100

Πηγή: WBMS www.world-bureau.com

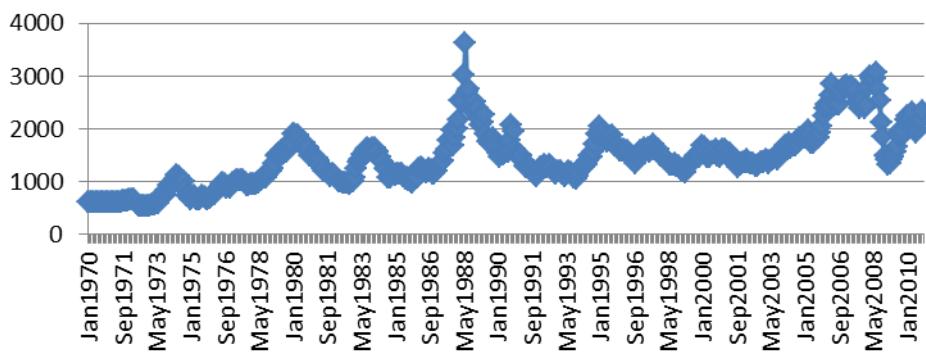
Βιομηχανική κατανάλωση



Βιομηχανία	%
Μεταφορές	26
Συσκευασίες	22
Κατασκευαστικές	22
Λοιπές	14
Ηλεκτρικές	8
Μηχανήματα	8
Σύνολο	100

Πηγή: Standard CIB Global Research
www.standardbank.co.za

Αλουμίνιο υψηλής ποιότητας, Χρηματιστήριο Μετάλλων του Λονδίνου (LME), σε μετρητά



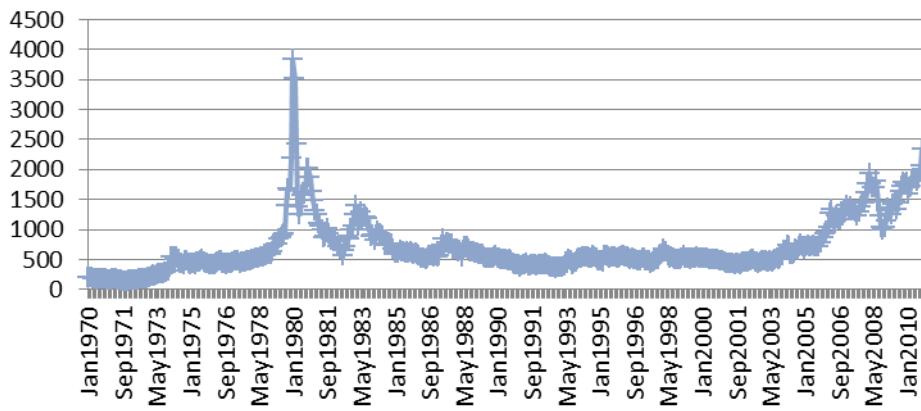
Γράφημα 1 Τιμές του αλουμινίου (US\$/ τόνο) σε μηνιαία βάση από τον Ιανουάριο του 1970-Οκτώβρη του 2010

Ασήμι

Ο Άργυρος ή Ασήμι είναι μέταλλο με σύμβολο Ag (λατινικά *argentum*, από την Ινδοευρωπαϊκή ρίζα *arg- για το "λευκό" ή το "λαμπερό". Είναι μαλακό, λευκό, λαμπερό μέταλλο μετάπτωσης και έχει την υψηλότερη ηλεκτρική αγωγιμότητα από κάθε μέταλλο. Το μέταλλο βρίσκεται στην καθαρή, ελεύθερη μορφή του (αυτοφυής άργυρος), ως ένα κράμα με χρυσόκαι άλλα μέταλλα, και σε ορυκτά όπως ο αργεντίτης και ο χλωραργυρίτης. Ο περισσότερος άργυρος παράγεται ως παραπροϊόν επεξεργασίας ορυκτών του χαλκού, του χρυσού, του μολύβδου και του ψευδαργύρου.

Ο άργυρος έχει από παλιά εκτιμηθεί ως ένα πολύτιμο μέταλλο, και χρησιμοποιείται για να κατασκευασθούν κοσμήματα, σκεύη τραπεζιού, μαχαιροπίρουνα (εξ' ου και ο όρος ασημικά), και νομίσματα. Σήμερα, ο άργυρος χρησιμοποιείται επίσης σε ηλεκτρικές επαφές και αγωγούς, σε καθρέπτες και στην κατάλυση χημικών αντιδράσεων. Οι ενώσεις του χρησιμοποιούνται στο φωτογραφικό φίλμ και το αραιό διάλυμα νιτρικού αργύρου, ενώ άλλες ενώσεις του αργύρου χρησιμοποιούνται ως απολυμαντικά και μικροβιοκτόνα. Χρησιμοποιείται σε είδη ένδυσης για νασυμβάλει στη ρύθμιση της θερμοκρασίας του σώματος και τον έλεγχο των οσμών στα παπούτσια και στα αθλητικά. Η χρήση ιχνών από ασήμισε επιδέσμους για τη φροντίδα πληγών και δευτερευουσών λοιμώξεων του δέρματος επίσης αυξάνεται.

Ασήμι, 99,9%, Handy & Harman, Νέα Υόρκη (Ά / ουγγιά)



Γράφημα 2 Τιμές του αργύρου(US\$/ουγκιά) σε μηνιαία βάση από τον Ιανουάριο του 1970-Οκτώβρη του 2010

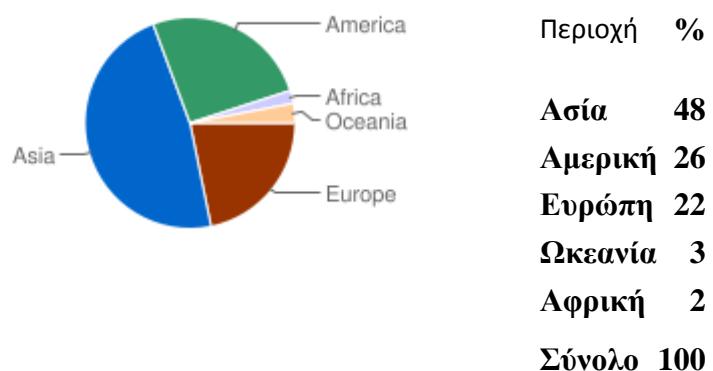
Μόλυβδος

Πρώτη διαπραγμάτευση στο LME: 1903

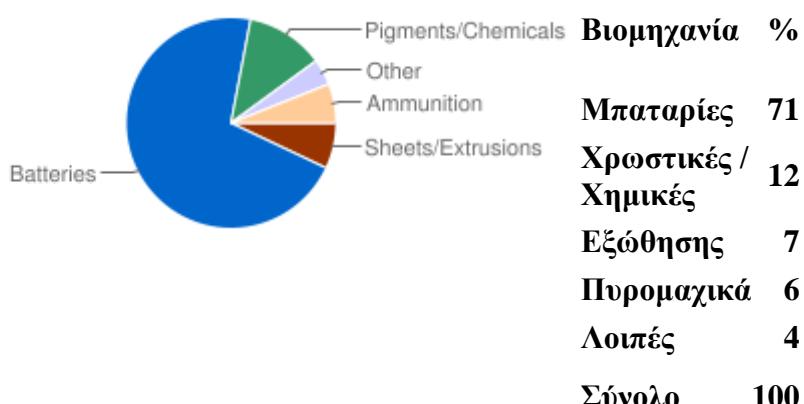
Η παγκόσμια παραγωγή: 8.084.900 τόνους το χρόνο (2007)

Όντας πολύ μαλακός και εύκαμπτος, με μεγάλη αντοχή στη διάβρωση, ήταν ιδανικός για χρήση σε υδραυλικές εγκαταστάσεις. Στις αρχές του 20ου αιώνα, η αυτοκινητοβιομηχανία απογειώθηκε και νέοι τομείς κατανάλωσης όπως οι μπαταρίες και η βενζίνη δημιούργησαν μια τεράστια αγορά. Οι μπαταρίες αποθήκευσης παραμένουν η κύρια έξοδός του, αλλά τα καύσιμα χωρίς μόλυβδο έχουν προκαλέσει μείωση της χρήσης του. Κατά ειρωνικό τρόπο, τα περιβαλλοντικά θέματα έχουν δημιουργήσει νέες χρήσεις για το μέταλλο, ιδίως στη στέγαση των μονάδων παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας για την προστασία από ηλεκτρικά φορτία ή επικίνδυνες ακτινοβολίες.

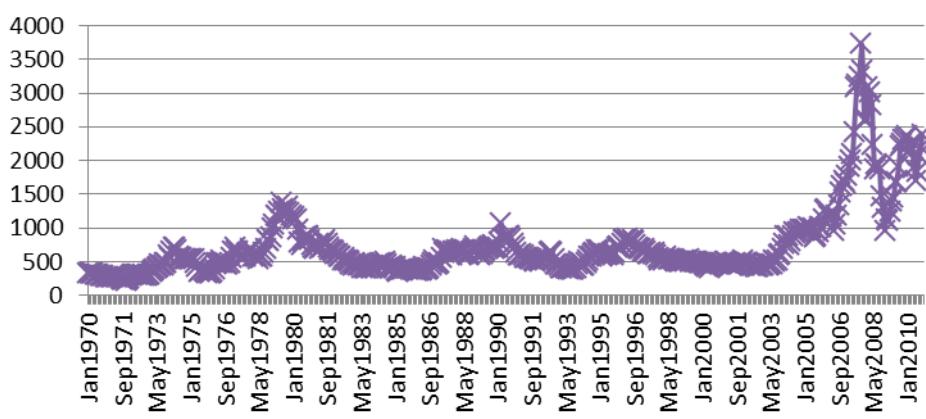
Παγκόσμια παραγωγή μολύβδου



Βιομηχανική κατανάλωση



Μόλυβδος, Χρηματιστήριο Μετάλλων του Λονδίνου, σε μετρητά



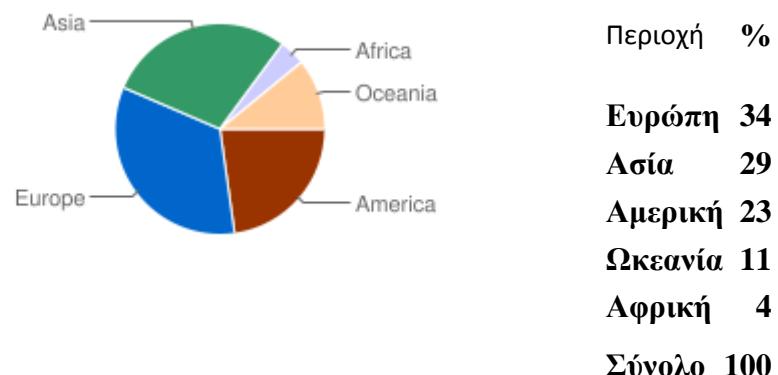
Γράφημα 3 Τιμές του μολύβδου (US\$/ τόνο) σε μηνιαία βάση από τον Ιανουάριο του 1970-Οκτώβρη του 2010

Νικέλιο

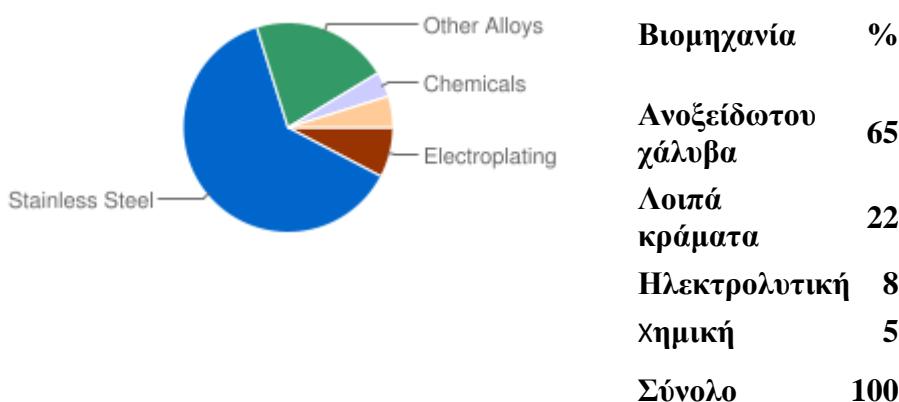
Η παγκόσμια παραγωγή: 1.454.200τόνους το χρόνο(2007)

Στα μέσα του 18ου αιώνα, το νικέλιο απομονώθηκε για πρώτη φορά ως ξεχωριστό μέταλλο. Πριν από αυτό, είχε θεωρηθεί ως μετάλλευμα χαλκού. Το νικέλιο μπορεί να αντισταθεί στη διάβρωση και διατηρεί τις φυσικές και μηχανικές ιδιότητες του ακόμα και όταν τοποθετείται κάτω από ακραίες θερμοκρασίες. Όταν αυτές οι ιδιότητες αναγνωριστήκαν, άρχισε και η ανάπτυξη του. Διαπιστώθηκε ότι με το συνδυασμό νικελίου με χάλυβα, ακόμη και σε μικρές ποσότητες, η αντοχή και η δύναμη του χάλυβα αυξήθηκαν σημαντικά όπως και η αντίσταση στη σκουριά. Η συνεργασία αυτή παράμεινε και η παραγωγή ανοξείδωτου χάλυβα είναι πλέον ο μεγαλύτερος καταναλωτής του πρωτογενούς νικελίου σήμερα. Αυτό το ιδιαίτερα χρήσιμο μέταλλο χρησιμοποιείται επίσης για την παραγωγή πολλών διαφορετικών μεταλλικών κραμάτων για εξειδικευμένη χρήση.

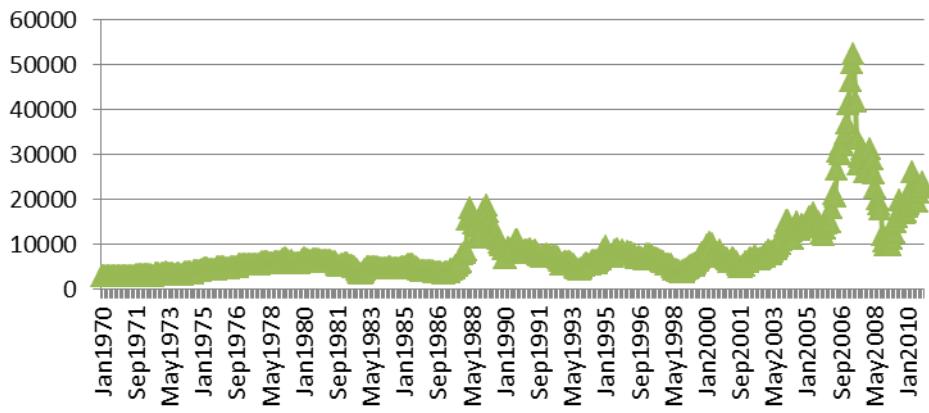
Παγκόσμια παραγωγή νικελίου



Βιομηχανική κατανάλωση



Νικέλιο, Χρηματιστήριο Μετάλλων του Λονδίνου, σε μετρητά



Γράφημα 4 Τιμές του νικελίου(US\$/ τόνο) σε μηνιαία βάση από τον Ιανουάριο του 1970-Οκτώβρη του 2010

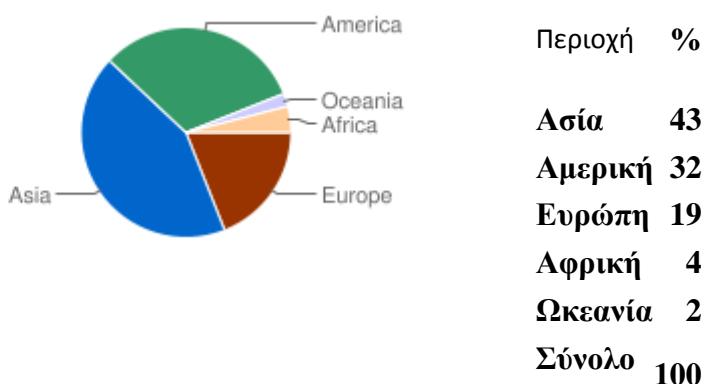
Χαλκός

Πρώτη διαπραγματεύονται στο LME: 1877

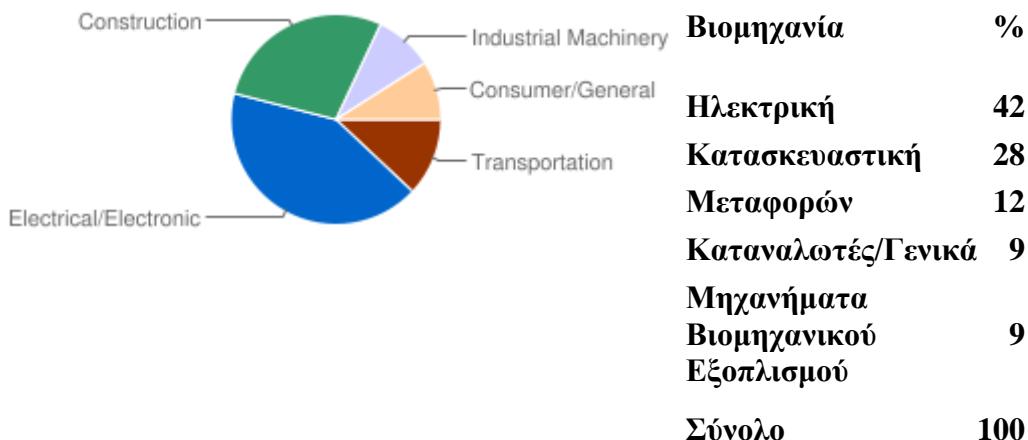
Η παγκόσμια παραγωγή: 17.974.300 τόνων ανά έτος (2007)

Ο χαλκός ήταν το πρώτο ορυκτό που ο άνθρωπος εξήγαγε από τη γη και μαζί με τον κασσίτερο οδήγησαν στην Εποχή του Χαλκού. Με την πάροδο των χρόνων και την ανάπτυξη της τεχνολογίας οι χρήσεις του χαλκού αυξήθηκαν. Με την αυξημένη ζήτηση, η εξερεύνηση για το μέταλλο επεκτάθηκε σε όλο τον κόσμο, καθορίζοντας τα θεμέλια για τη βιομηχανία όπως τη γνωρίζουμε σήμερα. Ο χαλκός είναι ένας άριστος αγωγός του ηλεκτρισμού, ως εκ τούτου μια από τις κύριες βιομηχανικές χρήσεις του είναι για την παραγωγή καλωδίων, συρμάτων και ηλεκτρικών προϊόντων για την ηλεκτρική και την κατασκευαστική βιομηχανία. Η κατασκευαστική βιομηχανία αντιπροσωπεύει, επίσης, τη δεύτερη μεγαλύτερη χρήση του χαλκού σε τομείς όπως σωλήνες για υδραυλικά, θέρμανσης και εξαερισμού καθώς και σύρματα για κτίρια και επιφάνειες λαμαρίνας.

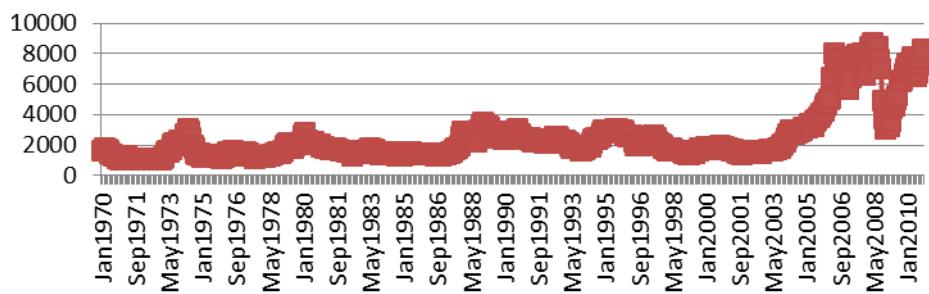
Παγκόσμια παραγωγή χαλκού



Βιομηχανική κατανάλωση



**Χαλκός, βαθμός Α, σύρμα,
ηλεκτρολυτικές μπάρες/ καθόδους,,
Χρηματιστήριο Μετάλλων του
Λονδίνου, σε μετρητά**



Γράφημα 5 Τιμές του χαλκού (US\$/ τόνο) σε μηνιαία βάση από τον Ιανουάριο του 1970-Οκτώβρη του 2010

Χρυσός

Ο χρυσός αντιπροσωπεύει περίπου το 40% των επενδύσεων στις εξορυκτικές βιομηχανίες Είναι μαλακό, πολύ ελατό και ολόκιμο μέταλλο, μπορεί δηλαδή να γίνει (με κατεργασία) πάρα πολύ λεπτά φύλλα και λεπτά σύρματα. Θεωρείται το κατ' εξοχήν «ευγενές» μέταλλο, πράγμα που από χημική άποψη σημαίνει ότι έχει μεγάλη χημική αδράνεια, π.χ. δεν σκουριάζει (οξείδωση) και δεν προσβάλλεται από ισχυρά οξέα, με εξαίρεση το βασιλικό ύδωρ. Είναι, μαζί με τον χαλκό τα μοναδικά έγχρωμα μέταλλα.

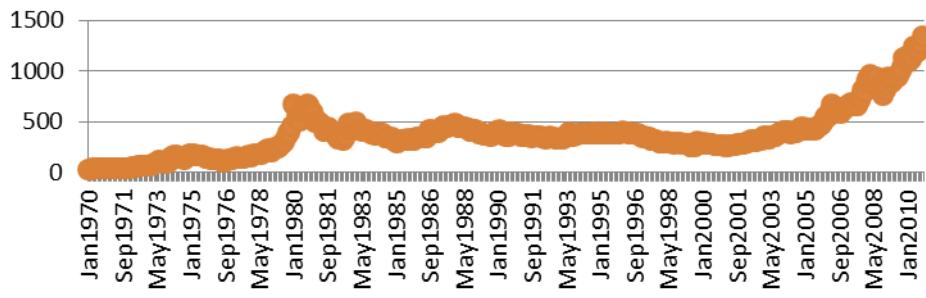
Μεγάλη είναι η αξία του χρυσού στην κατασκευή κοσμημάτων, όπου χρησιμοποιείται κυρίως με προσμίξεις. Η καθαρότητά του μετράται είτε με καράτια (24 καράτια είναι ο καθαρός χρυσός) είτε με χιλιοστά (1000 χιλιοστά ο καθαρός χρυσός). Στα κοσμήματα χρησιμοποιείται η ποιότητα των 14 καρατιών (585 χιλιοστά) και η ποιότητα 18 καρατιών (750 χιλιοστά). Συνήθως είναι αποδεκτή μία φύρα 10% χρυσού για την επεξεργασία και το γυάλισμα των κοσμημάτων. Η αξία ενός κοσμήματος συνήθως καθορίζεται από το βάρος του καθαρού χρυσού, την εργασία του και την αξία των πολύτιμων λίθων που περιέχει. Πολλές φορές η αξία των λίθων αυτών είναι πολλαπλάσια του χρυσού.

Πηγή: William E. Brooks , wbrooks@usgs.gov

Τάσεις, και Θέματα:

Με την τωρινή αύξηση της τιμής του χρυσού και την παγκόσμια οικονομική επιβράδυνση, οι επενδύσεις σε χρυσό έχουν αυξηθεί, με τους επενδυτές να αναζητούν καταφύγιο σε ασφαλείς επενδύσεις. Τα Gold Exchange-Traded Funds (ETFs) έχουν κερδίσει τη δημοτικότητα των επενδυτών. Σύμφωνα με ορισμένους αναλυτές του κλάδου, η επένδυση σε χρυσό με τον παραδοσιακό τρόπο δεν είναι τόσο προσιτή και φέρει αύξηση του κόστους λόγω της ασφάλισης και της αποθήκευσης. Πλεονέκτημα των ETF είναι ότι ο επενδυτής μπορεί να αγοράσει μετοχές χρυσού ETF μέσω ενός χρηματιστή, χωρίς να ανησυχεί για αυτά τα προβλήματα. Κάθεμετοχή αντιπροσωπεύει το ένα δέκατο μιας ουγγιάς του χρυσού που διατίθενται.

Χρυσός, 99,5% καθαρότητα, απογευματινό κλείσιμο, Χρηματιστήριο Μετάλλων του Λονδίνου (US\$ / ουγγιά)



Γράφημα 6 Τιμές του χρυσού (US\$ / ουγκιά) σε μηνιαία βάση από τον Ιανουάριο του 1970-Οκτώβρη του 2011

Κασσίτερος

Πρώτη διαπραγμάτευση στο LME: 1877

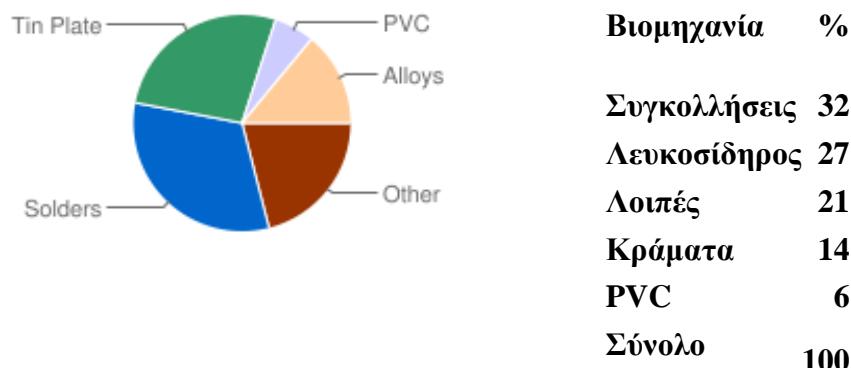
Η παγκόσμια παραγωγή: 349.000 τόνοι ετησίως (2007)

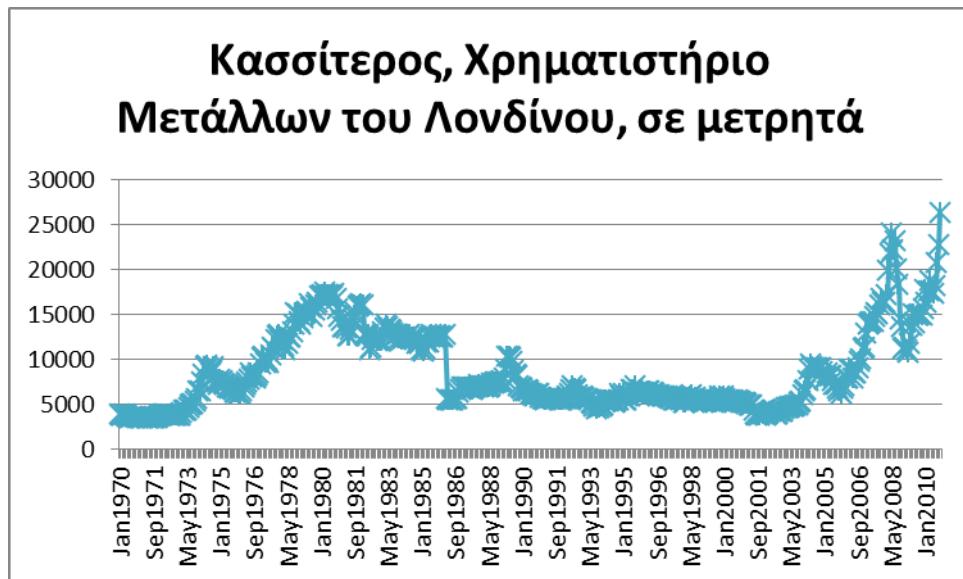
Ο Κασσίτερος όπως και ο χαλκός, ήταν ένα από τα πρώτα μέταλλα που εξορύχθηκαν. Η άριστη ποιότητα του και γυαλιστερό φινίρισμα του, τον έκαναν ένα περιζήτητο εμπόρευμα. Εκτιμήθηκε ιδιαίτερα για τις ικανότητες της σύντηξης στην παραγωγή κραμάτων, κυρίως χάλκινων. Χάρη στις μη τοξικές ιδιότητες, ο κασσίτερος έγινε σύντομα αντικείμενο διαπραγμάτευσης σε πολλά μέρη του κόσμου. Δεν αποτελεί έκπληξη, ότι διαπραγματεύόταν στο LME από τις αρχές του 1877. Σήμερα εξακολουθεί να χρησιμοποιείται στην παραγωγή μπρούντζου, στη χύτευση κραμάτων και στη σύγχρονη μηχανολογία. Ωστόσο, η μεγαλύτερη χρήση του είναι για την παραγωγή κολλήσεων και για επιψευδαργυρώσεις (παρέχοντας μια ελκυστική επένδυση για προϊόντα σιδήρου και χάλυβα)

Παγκόσμια παραγωγή κασσίτερου



Βιομηχανική κατανάλωση





Γράφημα 7 Τιμές του κασσίτερου (US\$/ τόνο) σε μηνιαία βάση από τον Ιανουάριο του 1970-Οκτώβρη του 2010



Πολυτεχνείο Κρήτης |

Διαμόρφωση τιμής μετάλλων

Υπάρχουν αρκετοί σημαντικοί λόγοι για τη μελέτη της διαδικασίας ανακάλυψης των τιμών. Ημεγαλύτερη πηγή μεταβλητότητας εσόδων έχει γενικά αποδειχθεί ότι είναι τιμή του μέταλλου (είναι πιθανό να υπάρξουν άλλες πηγές κινδύνου, όπως οι τεχνικές κινδύνου που συνδέονται με τις εκτιμήσεις του αποθεματικού, που μπορεί να είναι εξίσου σημαντικό).

Σύμφωνα με μια μελέτη από Borensztein et al. (1994), οι τιμές των βασικών προϊόντων χαρακτηρίζονται από τις τάσεις, τους κύκλους και την αύξηση της μεταβλητότητας. Για παράδειγμα, φαίνεται η μεγάλη αστάθεια των τιμών των μετάλλων σε σχέση με τα οικονομικά νομίσματα (Tudor, 1997: 54). Αυτό θα μπορούσε να αποδοθεί σε μερικά από τα μοναδικά χαρακτηριστικά της αγοράς για τα μέταλλα. Για παράδειγμα, από την άποψη της προσφοράς και της ζήτησης, η ζήτηση για μέταλλα είναι γενικά πιο ευμετάβλητη απ' ότι για οικονομικά νομίσματα. Αυτό οφείλεται ενδεχομένως στον ισχυρό δεσμό μεταξύ της ζήτησης των μετάλλων και του μακροοικονομικού κύκλου. Άλλα παραδείγματα μελετών προηγμένων σε αυτόν τον τομέα είναι των Badillo et al. (1999) ή Perron (1989). Ένας άλλος παράγοντας θα μπορούσε να είναι οι αλλαγές στις εθνικές πολιτικές ορυκτών. Ακόμα ένας λόγος είναι ότι τα μέταλλα είναι ανελαστικά στις τιμές και υπόκεινται σε μεγάλες αλλαγές στη ζήτηση στο σύνολο του κύκλου των επιχειρήσεων, ενώ η παραγωγική τους ικανότητα αλλάζει πολύ αργά. Σε μια μελέτη των Brunetti και Gilbert (1995), που χρησιμοποίησαν μια πλήρη καταγραφή των καθημερινών προσφερόμενων τιμών από το LME κατά την περίοδο 1972-1995 για τις έξι μέταλλα LME, ώστε να κατασκευάσουν μια δέσμη μηνιαίων μέτρων μεταβλητότητας, δεν βρέθηκε καμία τάση να αυξάνεται η τιμή τους με την πάροδο της περιόδου. Είτε έτσι είτε αλλιώς, θα πρέπει να αναγνωριστεί ότι ένα χαμηλό επίπεδο μεταβλητότητας δεν συνεπάγεται χαμηλή μεταβλητότητα των τιμών και θα ήταν χρήσιμο για επιχειρήσεις, αναλυτές και επενδυτές, να μπορούσε να προβλεφθούν οι διακυμάνσεις στην τιμή, στην πάροδο του χρόνου.

Ο Gocht et al. (1988) περιγράφουν ότι ο τρόπος διαμόρφωσης των τιμών μπορεί να συμβεί με τέσσερις τρόπους: είτε στο χρηματιστήριο από τις δυνάμεις της προσφοράς και της ζήτησης, ή με τον κανονισμό μέσω διεθνών συμπράξεων ή συμφωνίας των βασικών προϊόντων, είτε με διαπραγματεύσεις μεταξύ παραγωγών και καταναλωτών ή, τέλος, οι τιμές που μπορεί να καθορίζονται από μονοπωλιακές ή ολιγοπωλιακές παραγωγούς. Ο προσδιορισμός του ποια από τις παραπάνω μορφές παίρνει η τιμή εξαρτάται από διάφορους παράγοντες που κυμαίνονται από το βαθμό ανταγωνιστικότητας στην αγορά για την ύπαρξη ή όχι των συμφωνιών καρτέλ και άλλων ελέγχων των τιμών.

Ο Kernot (1991) υπογραμμίζει πώς η βάση της πρόβλεψης των τιμών μετάλλων είναι πολύ πιο συνδεδεμένη με την προσφορά και τη ζήτηση, με λιγότερη συμμετοχή από την επενδυτική ζήτηση (η οποία έρχεται σε αντίθεση με την εκμετάλλευση των πολύτιμων μετάλλων από τους επενδυτές ως μέτρο της αξίας).

Οι εκτός αγοράς μέθοδοι διαμόρφωσης τιμών, παραχωρούν ένα ορισμένο ποσό αγοραστικής ισχύος στα χέρια των συμμετεχόντων, ή χρησιμοποιούνται κατά συνθήκη. Πάνω απ' όλα, όμως, θα πρέπει να ληφθεί υπόψη ότι, δεδομένου ότι όλοι προσπαθούν να ξεγελάσουν την αγορά, τέτοιες μέθοδοι θα μπορούσε να θεωρηθούν ως στρέβλωση. Η τιμή LME, η οποία καθορίζεται σε μεγάλο βαθμό από απρόσκοπτες δυνάμεις της προσφοράς και της ζήτησης, είναι ο πιο διαφανής μηχανισμός τιμών και αυτό δικαιολογεί την ανάλυση της αντιστάθμισης και την πρόβλεψη των καθορισμένων τιμών αγοράς. Παρόλο που οι LME τιμές είναι διαφανείς και οι περισσότερες LME, εκπροσωπούν πλήρως ανταγωνιστικές αγορές, αυτό δεν

μπορεί να ερμηνευθεί λέγοντας ότι η παρουσία ενός παραγώγου σε εμπορικές συναλλαγές , προϋποθέτει τέλειο ανταγωνισμό. Η διαπραγμάτευση παραγώγων απαιτεί ένα μεγάλο αριθμό αγοραστών και πωλητών.

Ενώ η αντιστάθμιση είναι συνεχής, σε πραγματικό χρόνο μέσα από τη διαχείριση του κινδύνου των τιμών, η πρόβλεψη των τιμών είναι αναγκαία για τη διαχείριση του κινδύνου των τιμών στο μέλλον . Έτσι οι δύο αυτές στρατηγικές είναι άρρηκτα συνδεδεμένες. Επειδή η πρόγνωση δεν θα είναι ποτέ απολύτως ακριβής, γεννάται η ανάγκη προστασίας έναντι των διακυμάνσεων των τιμών. Οι αντισταθμιστικές στρατηγικές βασίζονται σε μια άποψη για το τι τιμή θα μπορούσε να προκύψει στο μέλλον . Στο σημείο αυτό, από πλευράς ενημέρωσης στρατηγικής αντιστάθμισης κινδύνου , τα μοντέλα πρόβλεψης των τιμών μπαίνουν στο παιχνίδι. Στη συνέχεια της εργασίας εστιάζουμε στην στρατηγική πρόβλεψη των τιμών.

Πρόβλεψη των τιμών

Η πρόβλεψη τιμών, είναι σημαντική στο να διερευνηθεί το κατά πόσον μια κατάθεση μπορεί να αξιοποιηθεί οικονομικά. Η παραγωγική διαδικασία λήψης αποφάσεων προϋποθέτει την εξέταση δυνητικών εσόδων και εξόδων , με τιμή επικεντρωμένη στις δυνατότητες εσόδων. Η πρόβλεψη περιλαμβάνει την επιλογή της εξεταζόμενης διάρκειας, την επιλογή της κατάλληλης τεχνικής ή τεχνικών , τη συλλογή δεδομένων που πρέπει να αναλυθούν και τη δοκιμή του μοντέλου.

Ενώ η πρόβλεψη της παραγωγής και της τεχνολογίας είναι σχετικά απλές, η πρόβλεψη των τιμών είναι πολύ πιο περίπλοκη και για αυτό περισσότερες ερευνητικές προσπάθειες έχουν αφιερωθεί σε αυτό το θέμα (βλ. εργασίες Achireko και Ansong, 2000, Κύρτσου et al., 2001, Heaney, 2002 και Τριανταφυλλόπουλος & Μοντάνα, 2004 μεταξύ των άλλων).

Οι μακροπρόθεσμες προβλέψεις είναι πιο αναξιόπιστες από τις βραχυπρόθεσμες. Ωστόσο θα πρέπει να υπενθυμίσουμε ότι υπάρχουν και κίνδυνοι που συνδέονται με τη χρήση τους, καθώς καμία μεθοδολογία πρόβλεψης δεν θα είναι πλήρως ακριβής , συνεχώς..

Όπως ο Van Rensburg (1978) επισημαίνει, η πρόβλεψη παραμένει μια τέχνη και όχι επιστήμη.

Ασαφής λογική (Fuzzy Logic)

Ασαφή σύνολα

Ένα ασαφές σύνολο (fuzzy set) ορίζεται ως ένα σύνολο διατεταγμένων ζευγών $(x, \mu_A(x))$ Α μόνο $x \in X$ και $\mu_A(x) \in [0,1]$. Το σύνολο X αποτελεί ένα ευρύτερο σύνολο αναφοράς (universe of discourse) που περιλαμβάνει όλα τα αντικείμενα στα οποία μπορεί να γίνει αναφορά. Η τιμή $\mu_A(x)$ λέγεται συνάρτηση συμμετοχής (membership function) ή βαθμός αλήθειας (degree of truth), συμβολίζει το βαθμό συμμετοχής του x στο Α και παίρνει τιμές στο διάστημα $[0,1]$. Η διαφορά των ασαφών συνόλων συγκριτικά με την κλασική θεωρία συνόλων είναι ότι στη δεύτερη ισχύει $(x) \in \{0,1\}$ Α μόνο, δηλαδή το x είτε

ανήκει στο A [$\mu_A(x) = 1$] ή δεν ανήκει [$\mu_A(x) = 0$]. Το ασαφές σύνολο ορίζεται ως:

$$A = \sum_x \frac{\mu_A(x)}{X} \text{ στην διακριτή}$$

και $A = \int \frac{\mu_A}{X}$ στην περίπτωση που το X είναι ένα συνεχές διάστημα.

Συνεπαγωγές

Έστω οι προτάσεις $p = "x$ ανήκει στο σύνολο $A"$ και $q = "y$ ανήκει στο σύνολο $B"$ όπου A και B είναι κλασικά σύνολα. Η πρόταση " p συνεπάγεται q " που θα συμβολίζεται $R : p \rightarrow q$, ερμηνεύεται ως $\neg(p \wedge \neg q)$ δηλαδή ότι δεν μπορεί να αληθεύει το p και να μην αληθεύει το q . Η πλήρης ερμηνεία της συνεπαγωγής είναι ότι ο βαθμός αλήθειας της $p \rightarrow q$ καθορίζει κατά πόσο το q αληθεύει τουλάχιστον κατά τον ίδιο βαθμό όσο το p . Έτσι σύμφωνα με την κλασική λογική ο πίνακας αλήθειας της φυσικής συνεπαγωγής είναι ο ακόλουθος

p	q	$p \rightarrow q$
1	1	1
1	0	0
0	1	1
0	0	1

Πίνακας αλήθειας της φυσικής συνεπαγωγής

Μια επέκταση της φυσικής συνεπαγωγής $R : p \rightarrow q$ χρησιμοποιώντας ασαφή σύνολα A και B είναι η σχέση R μεταξύ των A και B .

$$\mu_R(x, y) = \begin{cases} 1, & \mu_A(x) \leq \mu_B(y) \\ 0, & \mu_A(x) < \mu_B(y) \end{cases}$$

που ονομάζεται αυστηρή συνεπαγωγή. Ο πιο διαδεδομένος τελεστής συνεπαγωγής στα ασαφή σύνολα είναι αυτός του Mamdani που ορίζεται από την ακόλουθη σχέση:

$$\mu_R(x, y) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(y)\}.$$

Προσεγγιστικός συλλογισμός

Στην συμπερασματική συλλογιστική, δεδομένων αληθών προτάσεων το συμπέρασμα που βγαίνει δεν μπορεί να είναι ψευδές. Κλασσικό παράδειγμα συμπερασματικής συλλογιστικής είναι το ακόλουθο:

Πρόταση:	Όλοι οι άνθρωποι είναι θνητοί
Γεγονός:	Ο Σωκράτης είναι άνθρωπος
Συμπέρασμα:	

Ο έλεγχος διαδικασιών ή συστημάτων με ασαφείς ελεγκτές προϋποθέτει την ύπαρξη κάποιων λεκτικών κανόνων που περιγράφουν τις αντιδράσεις ενός ανθρώπου χειριστή. Αυτοί οι κανόνες περιγράφονται από ένα σύνολο προτάσεων της μορφής "ΑΝ Α τότε Β". Είναι προφανές ότι σε πολύπλοκες διαδικασίες δεν είναι γνωστοί όλοι οι κανόνες εκ των προτέρων. Άρα ζητείται ένας μηχανισμός που μπορεί να παίρνει αποφάσεις με ελλιπή στοιχεία, κάτι που η ασαφής λογική αποδεικνύεται ότι μπορεί να κάνει.

Στον προσεγγιστικό συλλογισμό και την ασαφή λογική ο σημαντικότερος κανόνας συνεπαγωγής είναι ο Generalized Modus Ponens (GMP) για τον οποίο ισχύει

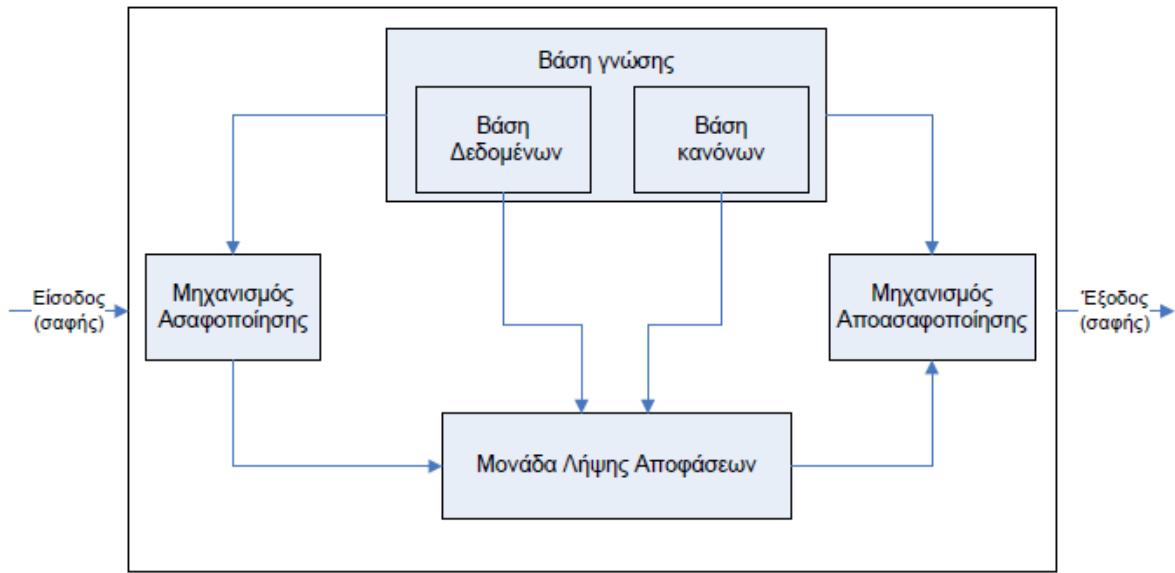
ΠρότασηR:	ΑΝ x είναι A ΤΟΤΕ y είναι B
Γεγονός:	x είναι A
Συμπέρασμα:	y είναι B

Στόχος είναι η εύρεση ενός συμπεράσματος έχοντας σαν δεδομένα τα αίτια. Το συμπέρασμα Β' προκύπτει από την σύνθεση του Α' και του πίνακα αλήθειας της συνεπαγωγής. Η σύνθεση όπως έχουμε ήδη πει μπορεί να οριστεί με διάφορους τελεστές. Αν τώρα έχουμε παραπάνω από μία συνεπαγωγές R^1, R^2, \dots, R^n τότε ο συνδυασμός αυτών των σχέσεων γίνεται με " Ή " συνήθως χρησιμοποιώντας τον τελεστή ταχ.

Ασαφείς ελεγκτές

Τα βασικά στοιχεία ενός ασαφούς ελεγκτή είναι τα ακόλουθα:

- Βάση γνώσης. Σε αυτήν είναι αποθηκευμένοι οι κανόνες ελέγχου για το έλεγχο της διαδικασίας.
- Ασαφή σύνολα. Έχοντας ορίσει τα ασαφή σύνολα είναι δυνατή η μετάφραση των λεκτικών κανόνων της βάσης γνώσης σε μαθηματικούς κανόνες.
- Αποασαφοποιητής. Αναλαμβάνει την μετατροπή των πραγματικών τιμών των μεταβλητών εισόδου του ελεγκτή σε ασαφή σύνολα.
- Μηχανισμός συμπερασμού. Εκεί παράγονται μέσω συνεπαγωγών τα ασαφή σύνολα των συμπερασμάτων.
- Αποασαφοποιητής. Τα ασαφή σύνολα των συμπερασμάτων μετατρέπονται σε πραγματικούς αριθμούς έτσι ώστε να είναι δυνατή η μετάδοση της δράσης ελέγχου στην διαδικασία.



Εικόνα 1 Διαγραμματική απεικόνιση της δομής ενός ασαφούς ελεγκτή

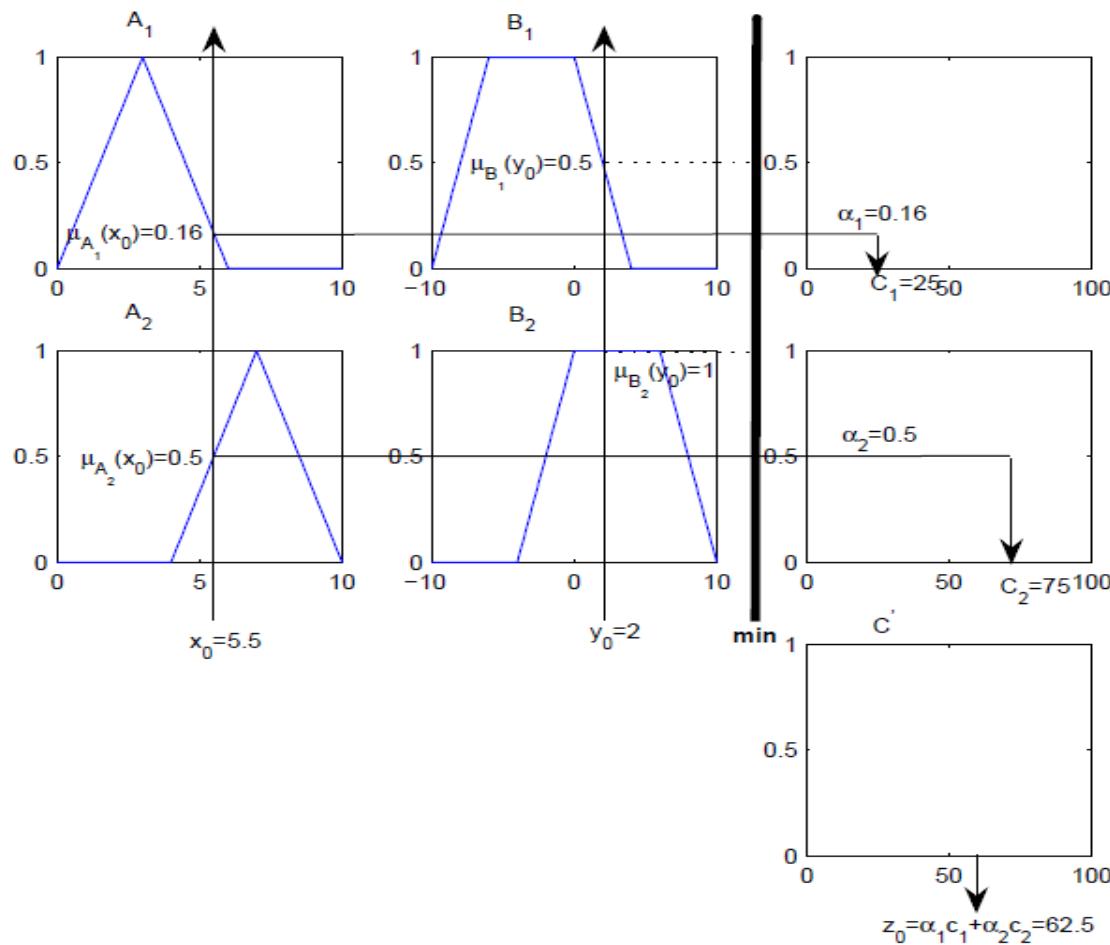
Αποασαφοποίηση εισόδων

Οι είσοδοι σε έναν ασαφή ελεγκτή είναι σήματα άρα σαφείς μεταβλητές, για αυτό και απαιτείται σαν πρώτο βήμα η αποασαφοποίηση τους. Η αποασαφοποίηση μπορεί να γίνει είτε με χρήση πίνακα τιμών είτε μέσα από μια αποτίμηση μιας συνάρτησης.

Μηχανισμός συμπερασμού

Για να οριστεί πλήρως ο μηχανισμός συμπερασμού, χρειάζεται να οριστεί ο τελεστής συνεπαγωγής, ο τελεστής σύνθεσης που χρησιμοποιείται, το συνδετικό μεταξύ των ή κανόνων, και ο τελεστής "ΚΑΙ" που ενώνει τις προϋποθέσεις των κανόνων.

Το ασαφές μοντέλο τύπου Sugeno προτάθηκε από τους Tagaki, Sugeno και Kang σε μια προσπάθεια να αναπτύξουν μια συστηματική προσέγγιση που θα τους επέτρεπε την παραγωγή ασαφών κανόνων από ένα συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων εισόδου-εξόδου. Ένας τυπικός ασαφής κανόνας για το ασαφές μοντέλο τύπου Sugeno έχει την ακόλουθη μορφή: Ανx είναι A και y είναι B, τότε z = f(x,y), όπου τα A και B είναι ασαφή σύνολα στην υπόθεση (antecedent), ενώ το z = f(x,y) είναι μια σαφής (crisp) συνάρτηση στην απόδοση (consequent). Συνήθως το f(x,y) είναι ένα πολυώνυμο των μεταβλητών εισόδου x και y, αλλά μπορεί να είναι οποιαδήποτε συνάρτηση, αρκεί να μπορεί να περιγράψει κατάλληλα την έξοδο του μοντέλου εντός της ασαφούς περιοχής που καθορίζεται από την υπόθεση (antecedent) του κανόνα.



Εικόνα 2 Απλοποιημένος Sugeno-Takagi ελεγκτής

Ο στόχος είναι να παραχθεί ένα ασαφές σύνολο σαν απόφαση του ελεγκτή. Τα συστήματα που χρησιμοποιούν Sugeno μηχανισμό συμπερασμού είναι περισσότερο ακριβή αλλά απαιτούν περισσότερο υπολογιστικό χρόνο. Ενώ αυτά που χρησιμοποιούν Mamdani ερμηνεύονται περισσότερο και απαιτούν λιγότερο υπολογιστικό χρόνο με μικρότερη όμως ακρίβεια.

Τελεστής "ΚΑΙ"	Τελεστής "Η"	Τελεστής συνεπαγωγής	Τελεστής σύνθεσης
Mamdani (max)	Mamdani (min)	Austηρή	Mamdani (max – min)
Probor	Larsen (prod)	Gödel	Larsen (max – prod)
		Larsen (prod)	max – average
		Mamdani (min)	

Πίνακας συνοπτικής παρουσίασης τελεστών

Αποασαφοποίηση εξόδων

Για να προκύψει τελικά μια σαφής ενέργεια ελέγχου πρέπει στο ασαφές σύνολο C να εφαρμοστεί μια από τις παρακάτω τεχνικές αποασαφοποίησης.

- Κέντρουβάρους (Center of area - Centroid) . Η έξοδος υπολογίζεται από τον τύπο $z = \frac{\sum y_i \mu_c(y_i)}{\sum \mu_c(y_i)}$ στην διακριτή και $z = \frac{\int y_i \mu_c(y_i)}{\int \mu_c(y_i)}$ στην συνεχή περίπτωση.
- Αποασαφοποίηση μικρότερου των μεγίστων (Smallest of maxima – SOM). Είναι το μικρότερο σε απόλυτη τιμή από τα y_i που έχουν την μέγιστη τιμή συμμετοχής στο C.
- Αποασαφοποίηση μεγαλύτερου των μεγίστων (Largest of maxima – LOM). Είναι το μεγαλύτερο σε απόλυτη τιμή από τα y_i που έχουν την μέγιστη τιμή συμμετοχής στο C.
- Αποασαφοποίηση μέσου των μεγίστων (Middle of maxima - MOM). Είναι ο μέσος όρος όλων των στοιχείων y_i $i = 1, N$ που παίρνουν την μέγιστη τιμή στο C.
$$z = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i$$

Ανάλυση κανόνων

Η σχεδίαση ενός ασαφούς ελεγκτή εντοπίζεται κυρίως στην εύρεση κατάλληλων κανόνων, έτσι ώστε το κλειστό σύστημα να ικανοποιεί κάποιες δεδομένες προϋποθέσεις. Στην θεωρία των ασαφών ελεγκτών δεν υπάρχουν συγκεκριμένες διαδικασίες έτσι ώστε να σχεδιαστεί ένας τέτοιος ελεγκτής, σε αντίθεση με την γραμμική θεωρία αυτομάτου ελέγχου όπου υπάρχουν τεχνικές όπως ο γεωμετρικός τόπος ριζών, τα διαγράμματα Nyquist κλπ. Το πρόβλημα είναι ότι η σχέση εισόδου εξόδου του ελεγκτή είναι μη γραμμική και πολύ δύσκολη να περιγραφεί μαθηματικά. Παρόλα αυτά δημιουργήθηκαν κάποια τεστ με σκοπό να δείχνουν αν μια βάση κανόνων πληροί κάποια βασικά κριτήρια. Τα βασικά κριτήρια για την ανάλυση των κανόνων είναι τα ακόλουθα.

Πληρότητα - Είναι αρκετοί οι κανόνες που δημιουργήθηκαν;

Συνέπεια - Μήπως οι κανόνες αλληλοσυγκρούονται;

Πλεονασμός - Μήπως υπάρχουν στη βάση κανόνων κάποιοι περιττοί κανόνες;

Αλληλεπίδραση - Υπάρχουν κάποιοι κανόνες που αλληλεπιδρούν μεταξύ τους;

Συναρτήσεις συμμετοχής

Συναρτήσεις συμμετοχής γενικευμένης **καμπανοειδούς μορφής** (Generalized bell Mfs). Η γενικευμένη καμπανοειδής συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται από τρεις παραμέτρους { α, b, c }, όπου η παράμετρος b είναι συνήθως θετική.

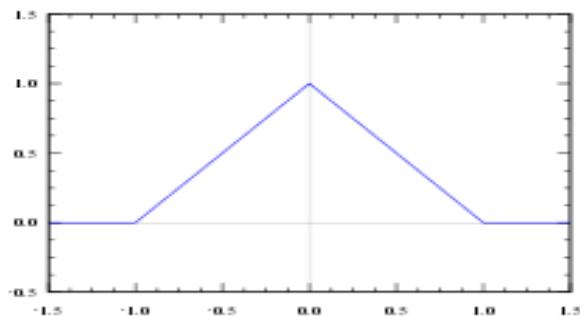
$$gbellmf(x, a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c}{a} \right|^{2b}}$$

Συναρτήσεις συμμετοχής γκαουσιανής μορφής (Gaussian Mfs). Μια Γκαουσιανή συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται από δύο παραμέτρους {c,σ}

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

Η τριγωνική συνάρτηση συμμετοχής, ορίζεται πλήρως από τρεις βαθμωτούς παραμέτρους a,b,c ως εξής:

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



Το δυσκολότερο σημείο είναι η επιλογή των ασαφών μεταβλητών, των τιμών τους και των κανόνων με τους οποίους θα συνδυαστούν. Ο προσδιορισμός των διαφόρων συναρτήσεων συμμετοχής συνήθως γίνεται αυτόματα με τη χρήση τεχνικών των νευρωνικών δικτύων. Άλλα σημεία που απαιτούν προσοχή είναι η επιλογή κατάλληλου τελεστή συνεπαγωγής, της μεθόδου αποασαφοποίησης κλπ. Ένα από τα χαρακτηριστικά που πρέπει να έχει ένα σύστημα ασαφούς συλλογιστικής είναι η σταθερότητα, δηλαδή η ικανότητά του να εμφανίζει καλή συμπεριφορά σε όλο το φάσμα τιμών εισόδου. Συνήθως η σταθερότητα συμπεριλαμβάνεται σαν ασαφής μεταβλητή στην περιγραφή του συστήματος και οι σχετικοί κανόνες ρυθμίζουν τη συμπεριφορά του συστήματος σε ακραίες καταστάσεις.

Ασαφής λογική και προβλέψεις

OISetnesM. et al. (1999) εξέτασαν την εφαρμογή των ασαφών μοντέλων Takagi- Sugeno (TS) στο πρόβλημα της ανάλυσης των χρηματιστηρίων. Διαφορετικές αρχιτεκτονικές αξιολογήθηκαν στο γερμανικό Πολυτεχνείο Κρήτης |

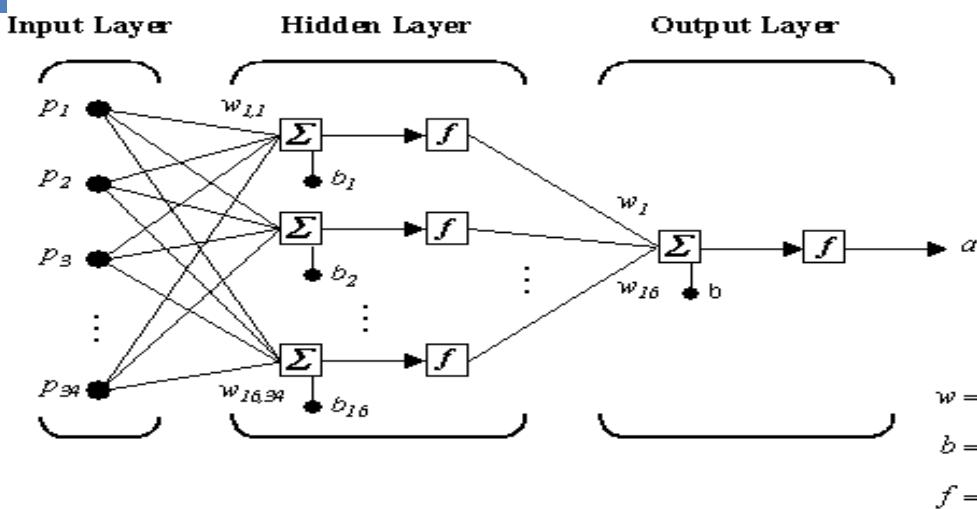
χρηματιστηριακό δείκτη Dutch AEX. Ο στόχος ήταν να μοντελοποιηθούν μακροχρόνιες σχέσεις μεταξύ δεικτών των αγορών και μακροοικονομικών μεταβλητών. Υπήρξε η υπόθεση ότι δεν ήταν γνωστή προηγούμενη γνώση της συμπεριφοράς των αγορών. Για την αξιολόγηση του προτεινόμενο Takagi-Sugeno συστήματος, τα αποτελέσματα συγκρίθηκαν με ένα μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης και ένα μοντέλο διακράτησης. Το TS είχε καλύτερο συνολικό αποτέλεσμα σε σχέση με τα άλλα δύο μοντέλα, σύμφωνα με διάφορα κριτήρια αξιολόγησης. Σχεδόν σε όλες τις περιπτώσεις το μοντέλο διακράτησης αποδείχθηκε καλύτερο με κριτήριο αξιολόγησης σύμφωνα με τη ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE). Παρά την έλλειψη ακριβών προβλέψεων, το μοντέλο έχει οικονομική αξία με βάση το πρόσημο της πρόβλεψης. Το TS μοντέλο, όταν συνδυαστεί με κανόνες συναλλαγών, χρησιμοποιώντας σταθμισμένα δεδομένα και το R2 ως κριτήριο επιλογής, αποδίδει περισσότερο από το δείκτη της αγοράς, δίνοντας απόδοση επενδυμένου κεφαλαίου 79.60%,.

Ο Ettes D. (2000) ανάλυσε την αξιοπιστία των συστημάτων συναλλαγών τα οποία χρησιμοποιούν μοντέλα πρόβλεψης. Στις περισσότερες περιπτώσεις τα μοντέλα βελτιστοποιούν την ελαχιστοποίηση του τετραγώνου του σφάλματος πρόβλεψης των μελλοντικών τιμών των μετοχών. Για να αυξήσει την αξιοπιστία, πρότεινε μια προσέγγιση η οποία βελτιστοποιεί την κατάταξη των μοντέλων με τη χρήση ενός στόχου κέρδους. Δύο διαφορετικοί στόχοι κερδών χρησιμοποιήθηκαν: ένας άμεσος στόχος κερδών και ένας στόχος ο οποίος περιλαμβάνει ανάλυση ευαισθησίας της συνάρτησης κέρδους. Για την κατάταξη των μοντέλων χρησιμοποιήθηκε η τεχνική των γενετικών αλγόριθμων (GA). Τα μοντέλα που ρησιμοποιήθηκαν ήταν Takagi-Sugeno, ασαφή μοντέλα και singleton ασαφή μοντέλα. Η κατάταξη των μοντέλων ελαχιστοποιήθηκε με τη χρήση πραγματικού κώδικα γενετικών αλγόριθμων. Όταν τα μοντέλα Takagi-Sugeno και τα singleton ασαφή μοντέλα συγκρίθηκαν, φάνηκε ότι τα singleton δίνουν καλύτερα αποτελέσματα.

Οι Tay N.S.P. et al. (2001) επεκτείνουν το Santa Fe Artificial Stock Market Model (SFASM) το οποίο μελετήθηκε από τον LeBaron. Οι στόχοι ήταν να μοντελοποιηθεί μια επαγγειακού συλλογισμού διαδικασία και να ερευνηθούν οι επιπτώσεις της στη συνολική συμπεριφορά της αγοράς και ιδιαίτερα στη συμπεριφορά των μετοχών. Οι ειδικοί αναφέρουν τις προσδοκίες τους, χρησιμοποιώντας ένα γενετικό ασαφές σύστημα ταξινόμησης. Τα αποτελέσματα προσομοίωσης δείχνουν ότι το μοντέλο είναι ικανό να παράγει συμπεριφορές οι οποίες έχουν ομοιότητες με αυτές των πραγματικών χρηματαγορών.

Ο Wang Y.F. (2002) πρότεινε ένα ασαφές σύστημα (fuzzy grey) πρόβλεψης της τιμής της μετοχής ανά πάσα στιγμή, το οποίο προέβλεπε και την τάση. Το πλεονέκτημα της χρήσης ασαφούς grey πρόβλεψης είναι ότι απαιτούνται ελάχιστες είσοδοι, για να προβλέψουν τη συμπεριφορά της μετοχής. Τα δεδομένα αξιολόγησης του μοντέλου προέρχονται από το Χρηματιστήριο της Taiwan και αφορούν χρονικό διάστημα 5 λεπτών. Το αδύνατο σημείο του συστήματος ήταν ότι οι περισσότερες παράμετροι έπρεπε να είναι προκαθορισμένες και δεν μπορούσαν να αλλαχθούν από το χρήστη.

Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks)



Ιστορία

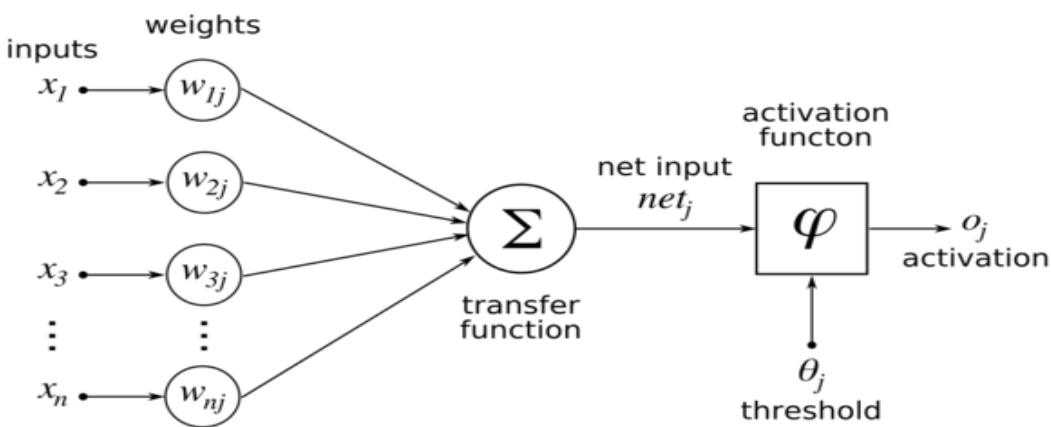
Η μελέτη υπολογιστικών συστημάτων που βασίζονται σε πρότυπα του ανθρώπινου εγκεφάλου έκανε τα πρώτα της βήματα το 1943 από τους McCulloch και Pitts οι οποίοι σχεδίασαν το πρώτο νευρωνικό δίκτυο. Η πολυπλοκότητα του ανθρώπινου εγκεφάλου είναι τέτοια έτσι ώστε απαγορεύει την πλήρη κατανόησή του. Ακόμα και η κατανόηση της λειτουργίας ενός νευρώνα του ανθρώπινου εγκεφάλου είναι φοβερά πολύπλοκη. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελείται από 10^{10} νευρώνες, με κάθε νευρώνα να έχει αρκετές χιλιάδες συνδέσεις. Βασικά χαρακτηριστικά του ανθρώπινου εγκεφάλου είναι η αναγνώριση προτύπων (pattern recognition), ο συνειρμός, η πολυπλοκότητα και η ανεκτικότητα στο θόρυβο.

Ένας νευρώνας ενεργοποιείται όταν το σήμα εισόδου του γίνεται μεγαλύτερο από μία τιμή. Οι συνάψεις (συνδέσεις νευρώνων) μπορεί να είναι είτε διεγερτικές είτε αναστατωτικές. Ο νευρώνας έχει ένα κυτταρικό σώμα, μια δενδρική δομή εισόδων τους δενδρίτες και δενδρική δομή εξόδων, τους άξονες. Οι άξονες συνδέονται με δενδρίτες άλλων νευρώνων μέσω των συνάψεων. Τα ηλεκτροχημικά σήματα εισόδων διαδίδονται από τους δενδρίτες στο κυτταρικό σώμα και έπειτα μέσω των αξόνων σε άλλους νευρώνες. Αντίστοιχες δομές ακολουθούνται και στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

Δομή-Σύντομη Περιγραφή

Το νευρωνικό δίκτυο είναι ένα δίκτυο από υπολογιστικούς κόμβους (νευρώνες) συνδεδεμένους μεταξύ τους. Είναι εμπνευσμένο από το Κεντρικό Νευρικό Σύστημα (ΚΝΣ), το οποίο προσπαθούν να προσομοιώσουν. Στην ουσία πρόκειται για ένα συστήμα επεξεργασίας της πληροφορίας που αποτελείται από στρώματα κάθε ένα από τα οποία αποτελείται από στοιχεία επεξεργασίας που καλούνται νευρώνες.

Οι νευρώνες είναι τα δομικά στοιχεία του δικτύου. Υπάρχουν δύο είδη νευρώνων, οι νευρώνες εισόδου και οι υπολογιστικοί νευρώνες: Οι νευρώνες εισόδου(inputs) δεν υπολογίζουν τίποτα, μεσολαβούν ανάμεσα στις εισόδους του δικτύου και τους υπολογιστικούς νευρώνες. Οι υπολογιστικοί νευρώνες πολλαπλασιάζουν τις εισόδους τους με τα συναπτικά βάρη(weights) και υπολογίζουν το άθροισμα του γινομένου. Κάθε νευρώνας εκτελεί μία προκαθορισμένη μαθηματική λειτουργία και παράγει μία και μόνη έξοδο. Το άθροισμα που προκύπτει είναι το όρισμα της συνάρτησης ενεργοποίησης (activation function). Ο κάθε νευρώνας λειτουργεί ανεξάρτητα από τους υπόλοιπους.



Εικόνα 3 Μοντέλο νευρώνα

Το μοντέλο του νευρώνα που παρουσιάζεται παραπάνω περιλαμβάνει επίσης και ένα εξωτερικό βάρος b_k . Το βάρος b_k έχει ως αποτέλεσμα την αύξηση ή την μείωση της τιμής που δίνει σαν είσοδο το δίκτυο στην συνάρτηση ενεργοποίησης ανάλογα με το αν είναι αρνητικό ή θετικό. Το βάρος αυτό καλείται πόλωση ή κατώφλι (bias, threshold). Η τιμή της εισόδου του είναι πάντα η μονάδα, $x_0 = 1$. Με μαθηματικούς όρους, μπορούμε να περιγράψουμε έναν νευρώνα κ από το παρακάτω ζεύγος εξισώσεων :

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j$$

$$y_k = \Phi(u_k - b_k)$$

όπου x_1, x_2, \dots, x_m είναι τα εισερχόμενα σήματα, $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$ είναι τα βάρη των συνάψεων του νευρώνα k , u_k είναι η έξοδος του γραμμικού συνδιαστή, $\Phi(\cdot)$ είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης και y_k είναι το σήμα που δίνει σαν έξοδο ο νευρώνας k .

Η δεύτερη εξίσωση δείχνει την ιδιαίτερη σημασία του βάρους b_k . Εάν το συνολικό άθροισμα από τις υπόλοιπες εισόδους του νευρώνα είναι μεγαλύτερο από την τιμή αυτή, τότε ο νευρώνας ενεργοποιείται. Εάν είναι μικρότερο, τότε ο νευρώνας παραμένει ανενεργός.

Οι δυνατότητες ενός νευρωνικού δικτύου περιγράφονται πλήρως στο ακόλουθο αποδεδειγμένο θεώρημα: **Ένα νευρωνικό δίκτυο, με δύο επίπεδα ικανών για εκπαίδευση βαρών, μπορεί να προσεγγίσει οποιαδήποτε μη γραμμική συνάρτηση** (Dayhoff and DeLeo 2001).

Συναρτήσεις Ενεργοποίησης

Η συνάρτηση ενεργοποίησης ορίζει την έξοδο του νευρώνα σε σχέση με την δυνατότητα ενεργοποίησης στην είσοδό του. Υπάρχουν τρείς βασικοί τύποι συναρτήσεων ενεργοποίησης :

$$\Phi(u) = \begin{cases} 1, & u \geq 0 \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

Η συνάρτηση κατώφλι(Threshold function).

$$\Phi(u) = \begin{cases} 1, & u \geq \frac{1}{2} \\ u, & \frac{1}{2} > u > \frac{1}{2} \\ 0, & \text{αλλιώς} \end{cases}$$

Τμηματικά γραμμική συνάρτηση (Piecewise Linear Function).

Σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης (sigmoid activation function). Η σιγμοειδής συνάρτηση είναι η πιο ευρέως χρησιμοποιούμενη συνάρτηση ενεργοποίησης για την κατασκευή TND. Ορίζεται ως

$$\Phi(u) = \frac{1}{1 + e^{-au}}$$

μια γνησίως αύξουσα συνάρτηση που είναι ομαλή και ασυμπτωτική.

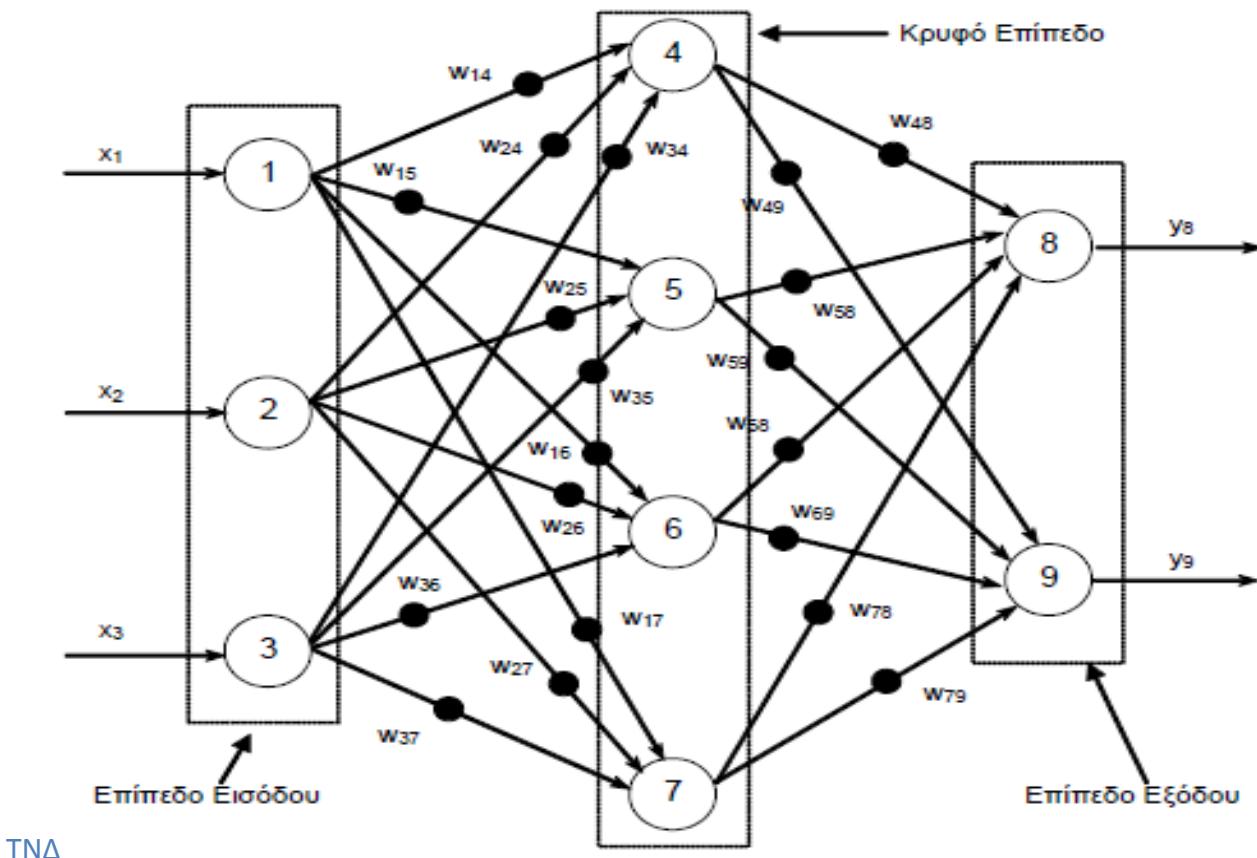
Αρχιτεκτονικές Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Ο τρόπος με τον οποίο οι νευρώνες ενός TND είναι δομημένοι είναι στενά συνδεδεμένος με τον αλγόριθμο εκπαίδευσης που χρησιμοποιείται για το δίκτυο. Γενικά υπάρχουν τρείς βασικές διαφορετικές κλάσεις αρχιτεκτονικών δικτύου.

- Πρόσω τροφοδοτούμενα Δίκτυα Ενός Επιπέδου (Single Layer Feed forward networks).** Στα νευρωνικά δίκτυα οι νευρώνες του δικτύου οργανώνονται σε διάφορα επίπεδα. Η πιο απλή μορφή νευρωνικού δικτύου με επίπεδα είναι ένα νευρωνικό δίκτυο με ένα επίπεδο. Στην περίπτωση αυτή έχουμε ένα επίπεδο με κόμβους εισόδου που προβάλλονται σε ένα επίπεδο εξόδου με νευρώνες (όπου γίνονται οι υπολογισμοί), ενώ το αντίθετο δεν ισχύει, δεν μπορούμε δηλαδή να πάμε από τους νευρώνες εξόδου στους κόμβους εισόδου. Σε αυτή την περίπτωση, το δίκτυο είναι ένα αυστηρά εμπρόσθιας τροφοδότησης (feed forward) δίκτυο και καλείται Feed forward Δίκτυο Ενός Επιπέδου. Με τον όρο ένα επίπεδο εννοούμε το επίπεδο εξόδου που περιέχει και τους νευρώνες όπου γίνονται οι υπολογισμοί. Σημειώνεται ότι δεν υπολογίζεται το επίπεδο εισόδου με τους κόμβους εισόδου γιατί σε αυτό δεν γίνονται καθόλου υπολογισμοί.
- Πρόσω τροφοδοτούμενα Δίκτυα Πολλαπλών Επιπέδων (Multilayer Feed forward Networks).** Η δεύτερη κλάση εμπρόσθιας τροφοδότησης νευρωνικών δικτύων διαφέρει από την πρώτη στην ύπαρξη ενός ή περισσότερων κρυφών επιπέδων, των οποίων οι νευρώνες καλούνται κρυφοί νευρώνες. Η λειτουργία των κρυφών νευρώνων είναι να παρεμβάλλονται μεταξύ των κόμβων εισόδου και των νευρώνων εξόδου του δικτύου. Με την προσθήκη ενός ή περισσότερων κρυφών επιπέδων, το δίκτυο έχει την δυνατότητα να προσεγγίζει συναρτήσεις μεγαλύτερης πολυπλοκότητας. Οι κόμβοι εισόδου στο επίπεδο εισόδου του δικτύου παρέχουν τα στοιχεία των προτύπων εισόδου, με την μορφή διανυσμάτων, που γίνονται είσοδοι στους νευρώνες του δεύτερου επιπέδου, δηλαδή του πρώτου κρυφού επιπέδου. Τα σήματα εξόδου των νευρώνων του δεύτερου κρυφού επιπέδου, γίνονται σήματα εισόδου στο τρίτο επίπεδο και συνεχίζεται κατά αυτό τον τρόπο η ροή των σημάτων μεταξύ των επιπέδων του δικτύου μέχρι να φτάσουν στο επίπεδο εξόδου. Συνήθως, οι νευρώνες σε κάθε επίπεδο του δικτύου, παίρνουν σαν είσοδο, τα σήματα εξόδου από τους νευρώνες του προηγούμενου επιπέδου μόνο. Το σύνολο των σημάτων εξόδου στο επίπεδο εξόδου (τελευταίο επίπεδο του δικτύου), αποτελεί και την απάντηση του δικτύου για τα δεδομένα που εισάγονται στους κόμβους εισόδου. Γενικά ένα δίκτυο με m κόμβους εισόδου, h_1 νευρώνες στο πρώτο κρυφό επίπεδο, h_2 νευρώνες στο δεύτερο κρυφό επίπεδο, ..., h_n νευρώνες στο n -οστό κρυφό επίπεδο και q νευρώνες στο επίπεδο εξόδου, αναφέρεται σαν ένα $m - h_1 - h_2 - \dots - h_n - q$ δίκτυο.
- Αναδρομικά Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Recurrent Neural Networks).** Ένα Αναδρομικό Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (ATND) διαφέρει από ένα πρόσω τροφοδοτούμενο δίκτυο στο γεγονός ότι περιέχει

έναν τουλάχιστον βρόγχο ανατροφοδότησης. Αυτό σημαίνει ότι σε έναν τουλάχιστον νευρώνα, το σήμα εξόδου του επηρεάζει το σήμα που έρχεται στην είσοδο του νευρώνα. Για παράδειγμα, ένα ATNΔ μπορεί να αποτελείται από ένα μόνο επίπεδο νευρώνων όπου κάθε νευρώνας επιστρέφει το σήμα εξόδου του σαν σήμα εισόδου σε όλους τους άλλους νευρώνες του επιπέδου.

Εικόνα 4 Παράδειγμα

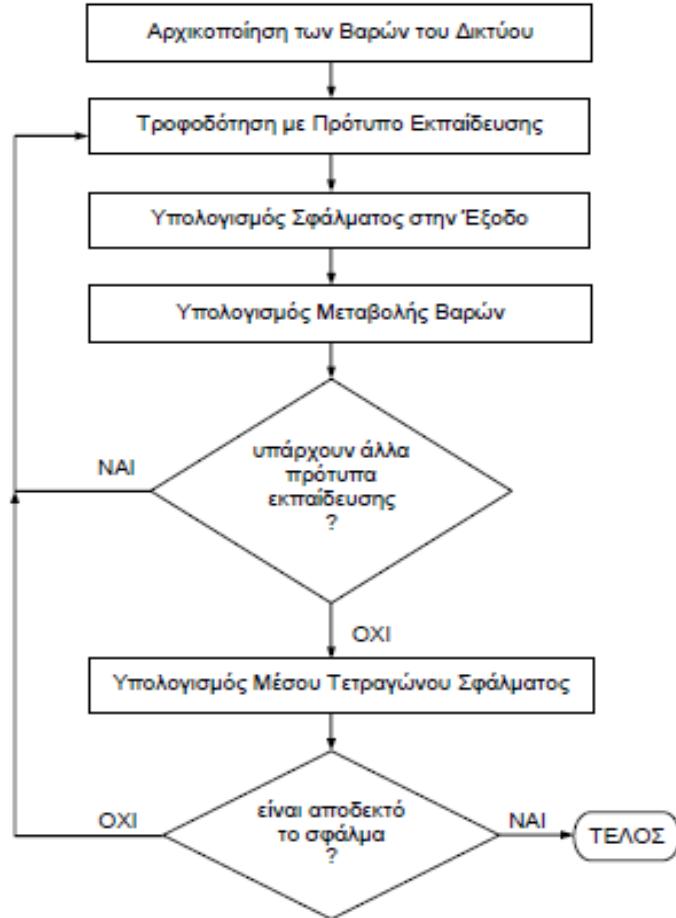


Εκπαίδευση-Μάθηση

Τα βάρη αποτελούν τα στοιχεία μνήμης της αντίστοιχης διάταξης νευρώνων. Οι τιμές που παίρνουν τα βάρη καθορίζονται από την διαδικασία μάθησης. Όλες οι μέθοδοι εκμάθησης κατατάσσονται σε δύο κατηγορίες:

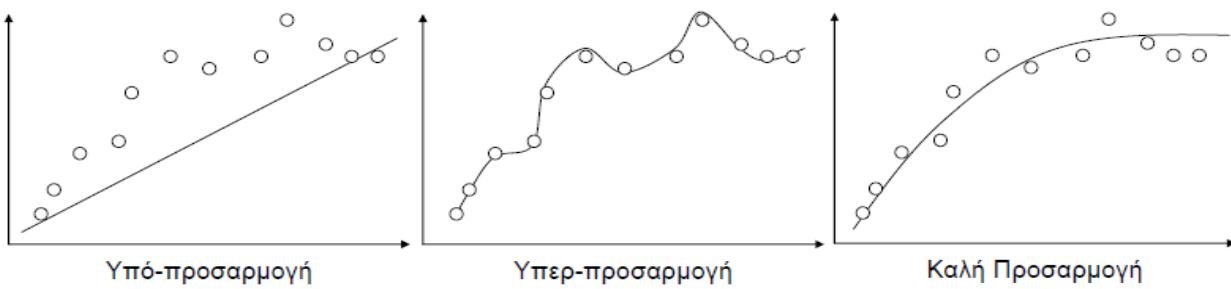
- εκπαίδευσηεπίβλεψη (supervised learning). Διαδικασία στην οποία απαιτείται κάποιο διάνυσμα εξόδου το οποίο αντιστοιχεί στις επιθυμητές τιμές. Οι μέθοδοι που ανήκουν σε αυτή την κατηγορία είναι η εκμάθηση με διόρθωση σφάλματος (error correction learning), η στοχαστική εκμάθηση (stochastic learning) και τα hardwired systems
- εκπαίδευσηχωρίζεπίβλεψη (unsupervised learning). Διαδικασία η οποία βασίζεται μόνο στην τοπική πληροφορία κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης. Παραδείγματα αλγορίθμων εκπαίδευσης χωρίς επίβλεψη είναι ο αλγόριθμος Hebbian, ο διαφορικός αλγόριθμος Hebbian και Min-Max αλγόριθμος.

Η διαδικασία εκπαίδευσης με τη μορφή σχεδιαγράμματος



Η εκπαίδευση ενός δικτύου βασίζεται στην ανάστροφη μετάδοση του σφάλματος (back propagation). Η αναπροσαρμογή των βαρών γίνεται από το επίπεδο εξόδου προς το εισόδου με εφαρμογή της διαδικασίας βελτιστοποίησης επικλινούς καθόδου (gradient descent optimization procedure) που ελαχιστοποιεί το μέσο τετραγωνικό σφάλμα. Ε μεταξύ της εξόδου του δικτύου και της επιθυμητής εξόδου, για τα ένα συγκεκριμένο πλήθος διανυσμάτων εκπαίδευσης.

Η εκπαίδευση τελειώνει όταν τα αποτελέσματα που δίνει βρίσκονται εντός κάποιον προδιαγραφών που δίνονται από τον χρήστη ή/και την μορφή του προβλήματος. Εξαιρετικά σημαντικός παράγοντας στην εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου είναι ο αριθμός εποχών εκπαίδευσης. **Ως εποχή (epoch) εννοούμε την χρήση όλων των δεδομένων εκπαίδευσης (από το δίκτυο) για μία φορά. Μικρός αριθμός εποχών εκπαίδευσης συνήθως οδηγεί σε άσχημα αποτελέσματα ενώ αντίθετα μεγάλος αριθμός εποχών εκπαίδευσης οδηγεί στην υπερεκπαίδευση και απαιτεί μεγάλο υπολογιστικό χρόνο.** Υπερεκπαίδευση έχουμε όταν το νευρωνικό δίκτυο προσαρμοστεί πολύ καλά στα δεδομένα εκπαίδευσης και μόνο σε αυτά. Ο χαρακτηρισμός «μικρής» και «μεγάλης» εποχής εκπαίδευσης είναι σχετικές και αναφέρεται στο εκάστοτε πρόβλημα.



Εικόνα 5 Χαρακτηριστικές περιπτώσεις εκπαιδευμένων ΤΝΔ

Νευρωνικά δίκτυα και προβλέψεις

Μία περίληψη των πλεονεκτημάτων και των μειονεκτημάτων των μη συμβατικών τεχνικών με έμφαση στα νευρωνικά δίκτυα περιγράφεται από τον Corr, (1994). Οι μη συμβατικές τεχνικές αποδίδουν εξίσου καλά αποτελέσματα με τις οικονομετρικές τεχνικές, λόγω της γενικευμένης λειτουργίας που επιτελούν μέσω της δυνατότητας να μιμούνται μια ευρεία ποικιλία μορφών (Curry, 2002). Ενώ λειτουργούν ως γενικευμένα μοντέλα, δεν εγγυώνται ικανοποιητικά αποτελέσματα σε προβλέψεις εκτός δεδομένων (out of sample). Παρόλα αυτά όμως, δίνουν καλύτερες αποδόσεις από τα συμβατικά μοντέλα στις περιπτώσεις όπου τα δεδομένα υποκρύπτουν μη γραμμικές σχέσεις, πράγμα το οποίο είναι το σύνηθες σε περιπτώσεις που μοντελοποιείται η απόκριση της αγοράς. Επιπλέον τα κρυφά επίπεδα των νευρωνικών δικτύων αναπτύσσουν μια εσωτερική αντιπροσώπευση των σχέσεων μεταξύ των μεταβλητών, με αποτέλεσμα να μην έχουν ανάγκη ορισμένες προϋποθέσεις που απαιτούν τα μοντέλα παλινδρόμησης, όπως είναι η έλλειψη συγγραμμικότητας μεταξύ των μεταβλητών, η ομαλότητα του θορύβου κλπ.

Επίσης τα νευρωνικά δίκτυα αποδίδουν ικανοποιητικά και σε περιπτώσεις έλλειψης κάποιων δεδομένων σε αντίθεση με τα μοντέλα παλινδρόμησης όπου δημιουργούνται σοβαρά προβλήματα (Venugopal, 1994). Ο Corr (1994) συμπέρανε ότι τα νευρωνικά δίκτυα είναι κατάλληλα για πολύπλοκα φαινόμενα για τα οποία υπάρχουν ικανοποιητικά μέτρα μέτρησης της απόδοσης τους, αλλά δεν υπάρχει γνώση, για να κατανοηθούν οι σχέσεις εντός αυτών των φαινομένων. Επίσης διατύπωσε, την άποψη ότι είναι ιδανικά για πρόβλεψη και πρόγνωση.

Από την άλλη μεριά, η κύρια ανεπάρκεια των νευρωνικών δικτύων αφορά την αιτιακή μοντελοποίηση και τον έλεγχο των υποθέσεων. Υπάρχουν, όμως, αρκετά επιτυχή αιτιακά μοντέλα που χρησιμοποιούν νευρωνικά δίκτυα. Τα οικονομετρικά μοντέλα ερμηνεύουν πολύ ευκολότερα τα αποτελέσματα και επιτρέπουν τον έλεγχο υποθέσεων. Η χρήση τεχνιτών νευρωνικών δικτύων για χρηματοοικονομικές προβλέψεις συναντάται σε πλήθος ερευνών. Ενδεικτικά αναφέρονται μερικές.

Ο Min Q. (1999) μοντελοποίησε τις σχέσεις μεταξύ των υπεραποδόσεων και των μεταβλητών πρόβλεψης. Εξετάστηκε η προβλεψιμότητα του δείκτη S&P500 χρησιμοποιώντας γραμμική παλινδρόμηση και μη γραμμικά νευρωνικά δίκτυα σε μηνιαίες παρατηρήσεις ενός σετ εννέα χρηματοοικονομικών και οικονομικών μεταβλητών. Το γραμμικό μοντέλο και το νευρωνικό δίκτυο υπολογίστηκαν με δεδομένα έξι ετών και στη συνέχεια χρησιμοποιήθηκαν, για να προβλέψουν τις αποδόσεις στο έβδομο έτος. Πέντε παραδοσιακά μέτρα σφάλματος χρησιμοποιήθηκαν για να εξακριβωθεί η ακρίβεια της πρόβλεψης: RMSE,

MAE, CORR, Sign. Το νευρωνικό μοντέλο υπερτερεί και εντός και εκτός δείγματος του γραμμικού μοντέλου καθώς δίνει μικρότερο σφάλμα RMSE, MAE, MAPE και υψηλότερη Pearson συσχέτιση.

Οι Harvey C.R. et al. (2000) ερεύνησαν εάν οι αποδόσεις στις αναπτυσσόμενες χρηματιστηριακές αγορές μπορούσαν να προβλεφθούν καλύτερα χρησιμοποιώντας νευρωνικά δίκτυα παρά γραμμικά μοντέλα πρόβλεψης. Η ανάλυση συγκρίνει ένα νευρωνικό μοντέλο με τη στρατηγική αγοράς και διακράτησης και τη στρατηγική αγοραπωλησιών με βάση ένα μοντέλο παλινδρόμησης. Τρία μέτρα απόδοσης χρησιμοποιήθηκαν: οι συνολικές αποδόσεις, η κατεύθυνση της αγοράς και η μεταβολή της κατεύθυνσης της αγοράς. Το νευρωνικό δίκτυο υπεραποδίδει σε σχέση και με τις δύο ανωτέρω στρατηγικές.

Οι Motiwalla L. et al . (2000) εξέτασαν τα στοιχεία της προβλεψιμότητας της μεταβλητότητας των αποδόσεων του Αμερικάνικου χρηματιστηρίου με τη χρήση ενός νευρωνικού δικτύου και ενός μοντέλου παλινδρόμησης. Η απόδοση της επένδυσης κρίνεται χρησιμοποιώντας διάφορα μέτρα, όπως: οι συνολικές αποδόσεις, οι μέσες αποδόσεις, και οι αποδόσεις σταθμισμένες με τον κίνδυνο.

Χρησιμοποίησαν μηνιαία δεδομένα έντεκα αμερικάνικων δεικτών. Οι αποδόσεις των δεικτών αυτών αποτελούν την έξοδο του μοντέλου. Χρησιμοποιήθηκαν 28 μεταβλητές εισόδου, οι οποίες αντιπροσωπεύουν διάφορα επιτόκια καταθέσεων σε επίπεδα και στην πρώτη και δεύτερη διαφορά τους και τιμές των προηγούμενων τιμών. Για τη μέτρηση της απόδοσης του μοντέλου χρησιμοποιήθηκε η στρατηγική αγοράς και διακράτησης και δύο στρατηγικές αγοράς και πώλησης μετοχών. Το νευρωνικό μοντέλο είναι περισσότερο αποδοτικό σε σχέση με το μοντέλο παλινδρόμησης καθώς έδωσε περισσότερα κερδοφόρα σήματα.

Οι Baba N. et al. (2002) χρησιμοποίησαν ένα νευρωνικό δίκτυο και τη μέθοδο temporal Difference Learning Method, για να αναπτύξουν ένα έξυπνο σύστημα υποστήριξης αποφάσεων, ώστε να προβλέπει την τιμή των μετοχών στο χρηματιστήριο του Τόκιο ένα μήνα μπροστά . Επιλέχθηκαν 16 εταιρείες οι μετοχές των οποίων διαπραγματεύονται στο χρηματιστήριο. Δεκατέσσερις (14) μεταβλητές χρησιμοποιήθηκαν ως παράγοντες κλειδιά για την αλλαγή της τιμής κάθε μετοχής. Τα δεδομένα εκπαίδευσης αφορούν πέντε έτη. Το σύστημα παρήγαγε ικανοποιητικά κέρδη στο χρηματιστήριο του Τόκιο ακόμα και την περίοδο που το χρηματιστήριο υπέφερε από βαθιά πτώση. Η TD-Learning Method μπορεί να είναι μία σημαντική προσέγγιση για προσαρμογή στις ξαφνικές αλλαγές του χρηματιστηριακού περιβάλλοντος.

Οι Thawornwong S. et al. (2004) παρουσίασαν μία έρευνα της δυνατότητας πρόβλεψης πρόσφατων μεταβλητών στην ακρίβεια της πρόβλεψης. Το πρόσημο της πρόβλεψης χρησιμοποιείται ως απόφαση συναλλαγής. Ένας επαγγελματίας αλγόριθμος δενδρικής μορφής χρησιμοποιήθηκε για να επιλεχθεί το σετ των μεταβλητών. Το νευρωνικό δίκτυο που δημιούργησαν έχει ένα κρυφό επίπεδο, που χρησιμοποιεί ως συνάρτηση μεταφοράς μια σιγμοειδή υπερβολική εφαπτόμενη συνάρτηση. Τα μοντέλα πρόβλεψης συγκρίθηκαν με ένα μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης. Η κερδοφορία των μοντέλων χρησιμοποιήθηκε ως μέτρο σύγκρισης των μοντέλων. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι οι περισσότερες σωστές προβλέψεις της κατεύθυνσης της αγοράς δεν συνεπάγονται υψηλότερη κερδοφορία. Το νευρωνικό δίκτυο δίνει μεγαλύτερη κερδοφορία σε σύγκριση με τη στρατηγική αγοράς και διακράτησης.

Νεύρο-ασαφή συστήματα (υβριδικά συστήματα)

Χρήσιμες Πληροφορίες

Τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν μια πολύ ελκυστική μέθοδο αναγνώρισης προτύπων, αλλά δεν προσφέρονται για την εξήγηση της διαδικασίας λήψης της απόφασης. Μπορούν να θεωρηθούν ως μαύρο κουτί (black box), όπου η εξαγωγή γνώσης από το εκπαιδευμένο δίκτυο είναι αρκετά δύσκολη. Όπως είναι φυσικό, θα ήταν επιθυμητό να υπήρχε 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 στο σώμα ενός νευρωνικού δικτύου αναφορικά με ένα συγκεκριμένο πρόβλημα είναι αρκετά δύσκολη. Ένα ακόμα μειονέκτημα που εμφανίζουν τα νευρωνικά δίκτυα είναι ότι γενικά δεν είναι γνωστή η ακριβής μορφή της αρχιτεκτονικής του δικτύου και, συνεπώς, η δομή του καθορίζεται μόνο μέσω πειραματικών διαδικασιών.

Η ασαφής λογική μπορεί να εξηγήσει τη συμπεριφορά της λειτουργίας ενός συστήματος χρησιμοποιώντας κανόνες, και έχει το μεγάλο πλεονέκτημα ότι δεν απαιτεί ακρίβεια της πληροφορίας. Στις περιπτώσεις, όμως, που δεν υπάρχει διαθέσιμη εξωτερική γνώση, η δυνατότητα εφαρμογής των ασαφών συστημάτων περιορίζεται. Επίσης, διάφορα ζητήματα εμφανίζουν δυσκολίες, όπως 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, που έχουν ως αποτέλεσμα τον περιορισμό της σημαντικής ισχύος που χαρακτηρίζει την ασαφή λογική.

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 στη γένεση νέων συνδυασμών των μεθόδων αυτών με κύριο στόχο την εξουδετέρωση όλων των παραπάνω μειονεκτημάτων. Τα υβριδικά συστήματα υπολογιστικής νοημοσύνης (hybrid computational intelligent systems) περιλαμβάνουν μια σύνθεση των δύο παραπάνω μεθόδων.

Τα συστήματα που βασίζονται στην ασαφή λογική και αυτά που βασίζονται στα ANN έχουν πολύ διαφορετικές (αντίθετες αν προτιμάτε) απαιτήσεις κατά την εφαρμογή τους. Για παράδειγμα τα ασαφή συστήματα είναι κατάλληλα όταν υπάρχει αρκετή γνώση ειδικού για την εξεταζόμενη διαδικασία, ενώ τα συστήματα ANN είναι χρήσιμα σε περιπτώσεις όπου υπάρχουν αρκετά μετρήσιμα δεδομένα για την εξεταζόμενη διαδικασία. Και οι δύο προσεγγίσεις κατασκευάζουν μη-γραμμικά συστήματα βασισμένα πάνω σε 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 νεύρο-ασαφή συστήματα, όμως, παρουσιάζουν τόσο συμβολικά όσο και αριθμητικά χαρακτηριστικά. Για παράδειγμα, μπορούν μέσω λειτουργιών βάσει κανόνων να κάνουν επεξεργασία των μεταχειρισμένων από αυτά συμβόλων (symbolic processing via rule-base operations). Από την άλλη πλευρά, οι συναρτήσεις συμμετοχής επιτρέπουν στα ασαφή συστήματα την αριθμητική επεξεργασία των καθορισμένων 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 ANN παρέχουν ικανότητες μάθησης

και είναι κατάλληλα για υπολογιστικά αποτελεσματικές εφαρμογές μέσω Η/Υ. Η σημασία της σύνθεσης αυτής εξάγεται και από τις διαφορές των ξεχωριστών αυτών συστημάτων, καθώς τα ANN δεν παρέχουν ένα ισχυρό πλαίσιο για αναπαράσταση γνώσης, ενώ οι ελεγκτές ασαφούς λογικής δεν διακρίνονται για την ικανότητα αυτόματης μάθησης. Τα υβριδικά νεύρο-ασαφή συστήματα μπορούν να δημιουργηθούν με τρεις τρόπους:

Neural Fuzzy System: Σε αυτού του είδους τα συστήματα τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται ως εργαλεία μέσα σε ένα ασαφές μοντέλο.

Fuzzy Neural Networks: Τα δίκτυα αυτά ουσιαστικά συνιστούν την αποασαφοποίηση του συμβατικού μοντέλου νευρωνικού δικτύου.

Fuzzy-neural Hybrid System: Τα συστήματα αυτά συνίστανται στην ενσωμάτωση τεχνολογίας ασαφούς λογικής και νευρωνικών δικτύων σε υβριδικά συστήματα.

Για τις δύο πρώτες κατηγορίες, η σύνθεση νεύρο-ασαφών συστημάτων προκύπτει 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 χαρακτηριστικά, όπως η ευελιξία, η ταχύτητα και η προσαρμοστικότητα (neural-fuzzy systems – NFS). Σε ένα FNN οι είσοδοι και τα βάρη των συνδέσεων και 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 νεύρο-ασαφές 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 backpropagation, το NFS μπορεί να αναγνωρίσει ασαφείς κανόνες και να "μάθει" τις συναρτήσεις συμμετοχής της ασαφούς συλλογιστικής. Συγκεκριμένα το NFS θα πρέπει να είναι ικανό να "μάθει" λεκτικούς κανόνες και συναρτήσεις συμμετοχής ή να βελτιστοποιεί τους ήδη υπάρχοντες κανόνες ή συναρτήσεις συμμετοχής. Υπάρχουν τρεις προσεγγίσεις:

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.

Το σύστημα ξεκινά με όλους εκείνους τους κανόνες που μπορούν να δημιουργηθούν από το διαμερισμό των μεταβλητών και διαγράφοντας ανεπαρκείς κανόνες από τη βάση κανόνων με βάση την αξιολόγηση της απόδοσής τους.

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.

Αναφορικά με την τρίτη προσέγγιση, τόσο οι τεχνικές ασαφούς λογικής, όσο και οι τεχνικές των νευρωνικών δικτύων παίζουν καθοριστικό ρόλο σε ένα υβριδικό σύστημα. Εκτελούν τις δραστηριότητές τους για διαφορετικές λειτουργίες του συστήματος. Σε αυτήν την κατηγορία ανήκει το ANFIS (Adaptive Network based Fuzzy Inference System Adaptive ή αλλιώς Adaptive Neuro Fuzzy Inference System).

Εμπειρικλείοντας το σύστημα ασαφούς συμπερασμού σε ένα πλαίσιο προσαρμοστικών δικτύων (adaptive networks), προκύπτει η δομή του ANFIS (Jang, 1997).

Τα πρόσφατα αναπτυγμένα νεύρο-ασαφή συστήματα, που ενσωματώνουν τις επιθυμητές αρχές τόσο των ασαφών συστημάτων όσο και των νευρωνικών δικτύων, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανάπτυξη ασαφών κανόνων με "φυσικό" τρόπο. Η μάθηση στα νεύρο-ασαφή συστήματα καταλήγει σε κατανοήσιμους λεκτικούς κανόνες της μορφής "εάν - τότε". Είναι εξαιρετικά χρήσιμα στην επεξήγηση της συλλογιστικής που κρύβεται πίσω από κάθε αποτέλεσμά τους, ενώ οι κανόνες "εάν - τότε" που παράγουν είναι αρκετά απλοί, ώστε να μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε ένα έμπειρο σύστημα, σε περίπτωση που χρειαστεί. Οι κανόνες αυτής της μορφής, επίσης, επιτρέπουν τη χρησιμοποίηση τόσο ποιοτικών όσο και ποσοτικών δεδομένων.

Πέρα από τους κανόνες στους οποίους καταλήγουν τα νεύρο-ασαφή συστήματα, εξωτερικά καθορισμένες οδηγίες μπορούν να εισαχθούν ως "εάν - τότε" κανόνες. Το σύστημα χρησιμοποιεί και τα δύο σύνολα, δηλαδή εκείνα που δημιουργούνται από παραδείγματα εκμάθησης και εκείνα που καθορίζονται από το χρήστη ως οδηγίες για σκοπούς ταξινόμησης. Η διαδικασία παροχής οδηγιών είναι εξαιρετικά χρήσιμη σε περιπτώσεις όπου πρόσθετη πληροφόρηση παρέχεται από τον ειδικό στο συγκεκριμένο αντικείμενο που εξετάζεται. Συνήθως στις πραγματικές εφαρμογές, οι οδηγίες αυτές παρέχουν πληροφορίες που δεν είναι διαθέσιμες στο σύνολο των δεδομένων εκμάθησης, και είναι το αποτέλεσμα της εμπειρικής γνώσης του ειδικού που ασχολείται πολλά χρόνια με το συγκεκριμένο αντικείμενο. Ανάλογη παροχή οδηγιών σε νευρωνικό δίκτυο δεν είναι εύκολο να υπάρξει, παρά το ότι μια χρονοβόρα κατάλληλη προσαρμογή των βαρών από το χρήστη θα μπορούσε να την καταστήσει δυνατή. Εξαιτίας της αποασαφοποίησης των δεδομένων εισόδου, οι μεταβλητές εισόδου στο νεύρο-ασαφές σύστημα παίρνουν μερικές αποασαφοποιημένες τιμές (π.χ. μικρό, μεσαίο, μεγάλο), αντί για μια μεγάλη γκάμα πραγματικών αριθμητικών τιμών. Το γεγονός αυτό συνεπάγεται μεγάλη μείωση του χρόνου μάθησης για το νεύρο-ασαφές σύστημα.

Τα κύρια χαρακτηριστικά των νεύρο-ασαφών συστημάτων συνοψίζονται στα ακόλουθα:

Κατασκευή ευέλικτου, μη-τυπικού μοντέλου για τα δεδομένα εκπαίδευσης με τη μορφή ασαφών κανόνων (fuzzy rules).

Χρησιμοποίηση a priori γνώσης για το πρόβλημα.

Η αρχική γνώση μπορεί εύκολα να προσαρμοστεί βάσει των δεδομένων εκπαίδευσης με νευρωνικούς αλγόριθμους μάθησης.

Η γνώση είναι άμεσα προσπελάσιμη με τη μορφή κανόνων (rules). Οι κανόνες είναι της μορφής : Εάν (if) <συνθήκες (conditions) > τότε (then) <αποτελέσματα (consequents)>.

Ο τρόπος διατύπωσης των κανόνων είναι πολύ κοντά στην κοινή ανθρώπινη λογική και συνεπώς η δυνατότητα των ασαφών συστημάτων για παροχή επεξηγήσεων του τρόπου εξαγωγής ενός συμπεράσματος είναι εξαιρετικά αποτελεσματική.

Τα κυριότερα ολοκληρωμένα νεύρο-ασαφή συστήματα που παρουσιάζονται στην διεθνή βιβλιογραφία είναι :

To Adaptive Network based Fuzzy Inference System (ANFIS) το οποίο δημιουργήθηκε από τον J.-S.R. Jang

Πολυτεχνείο Κρήτης |

(Jang, 1993). Το ANFIS ανήκει στα προσαρμοστικά δίκτυα (adaptive networks), τα οποία ομοιάζουν με τα νευρωνικά δίκτυα. Το προσαρμοστικό δίκτυο αποτελείται από τους προσαρμοστικούς και τους μη προσαρμοστικούς κόμβους (adaptive, non-adaptive nodes). Ουσιαστικά το προσαρμοστικό δίκτυο είναι ένα πολύ-επίπεδο δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης (multi-layer feed-forward network), στο οποίο κάθε κόμβος εκτελεί μία συγκεκριμένη λειτουργία πάνω στα εισερχόμενα σήματα και πάνω στο σύνολο των παραμέτρων που αντιστοιχούν στο συγκεκριμένο κόμβο. Οι κόμβοι συνδέονται μέσω κατευθυντήριων συνδέσμων (directional links). Μερικοί ή όλοι οι κόμβοι είναι προσαρμόσιμοι, πράγμα το οποίο σημαίνει ότι το αποτέλεσμα καθενός από αυτούς τους κόμβους εξαρτάται από τις παραμέτρους που σχετίζονται με αυτόν τον κόμβο, και ο κανόνας μάθησης προσδιορίζει πώς αυτοί οι παράμετροι θα πρέπει να μεταβληθούν για την ελαχιστοποίηση ενός προκαθορισμένου μέτρου σφάλματος. Το είδος της λειτουργίας του κάθε κόμβου μπορεί να ποικίλει από κόμβο σε κόμβο, και η επιλογή της λειτουργίας ενός κόμβου εξαρτάται από τη συνολική επεξεργασία πάνω στις εισόδους και την έξοδο που το προσαρμοστικό δίκτυο πρέπει να εκτελέσει.

To Mamdani Integrated Neuro-Fuzzy System το οποίο δημιουργήθηκε από τους E.H. Mamdani and S. Assilian (Mamdani, 1975). Χρησιμοποιεί τον αλγόριθμό μάθησης back-propagation προκειμένου να προσαρμόσει τις παραμέτρους των συναρτήσεων συμμετοχής.

To Takagi-Sugeno Integrated Neuro-fuzzy system, (Sugeno, 1985) το οποίο χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο μάθησης backprobagation για την προσαρμογή των συναρτήσεων συμμετοχής και την μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων για τον υπολογισμό του γραμμικού μέρους των κανόνων.

To Fuzzy Adaptive Learning Control Network (FALCON), (Lin, 1991). Χρησιμοποιεί το μηχανισμό συμπερασμού Mamdani με αρχιτεκτονική πέντε επιπέδων. Ο αλγόριθμος μάθησης είναι υβριδικός και εξελίσσεται σε δύο φάσεις. Στην αρχική φάση καθορίζονται τα κέντρα και τα βάρη των συναρτήσεων συμμετοχής με τεχνικές μάθησης self-organized. Στη δεύτερη φάση εφαρμόζεται ο αλγόριθμος backprobagation για την προσαρμογή των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής.

To FuNe το οποίο δημιουργήθηκε από τους S.K. Halgamuge and M. Glesner (Halgamuge, 1994). Παράγει ασαφείς κανόνες με την χρήση δεδομένων βασιζόμενο στις τεχνικές μάθησης των νευρωνικών δικτύων. Στην πρώτη φάση εξάγονται τυχαίοι κανόνες και στην δεύτερη φάση με τη χρήση των δεδομένων εκπαίδευσης οι κανόνες βελτιστοποιούνται. Δεν υπάρχουν περιορισμοί στον αριθμό των μεταβλητών εισόδου και εξόδου. Κάθε μεταβλητή μπορεί να έχει μέχρι τρεις ασαφείς εισόδους.

To GARIC (General Approximate Reasoning-based Intelligent Control) το οποίο δημιουργήθηκε από τους H.R. Berenji and P. Khedkar (Berenji, 1992). Αποτελείται από ένα νεύρο-ασαφές δίκτυο το οποίο μαθαίνει με τη χρήση μεθόδων βαθμωτή κατάβαση. Περιλαμβάνει τρία κατηγορίατα: α) Action Evaluation Network (AEN), β) Action Selection Network (ASN) και γ) Stochastic Action Modifier (SAM).

To Neuro-Fuzzy Controller (NEFCON) το οποίο δημιουργήθηκε από τους D. Nauck, and R. Kruse (Nauck, 1994). Έχει την δυνατότητα να μαθαίνει ασαφή σύνολα και ασαφής κανόνες χρησιμοποιώντας τον μηχανισμό συμπερασμού Mamdani. Η διαδικασία μάθησης χωρίζεται σε δύο φάσεις. Στην πρώτη φάση το σύστημα μαθαίνει τους κανόνες και στη δεύτερη φάση βελτιστοποιεί τους κανόνες μεταβάλλοντας τα ασαφή σύνολα των κανόνων. Η μάθηση των κανόνων γίνεται με δύο μεθόδους. Η πρώτη μέθοδος είναι η επαυξητική και χρησιμοποιείται όταν η σωστή έξοδος δεν είναι γνωστή, οπότε οι κανόνες δημιουργούνται με βάση υπολογισμένες τιμές της εξόδου. Καθώς εξελίσσεται η εκπαίδευση όλο και περισσότεροι κανόνες

προστίθενται σύμφωνα με τις απαιτήσεις των δεδομένων. Η δεύτερη μέθοδος είναι η decremental στην οποία αρχικά οι κανόνες δημιουργούνται λόγω της ασαφούς διαίρεσης των διαστημάτων των μεταβλητών και στη συνέχεια κατά την διαδικασία της μάθησης απαλείφονται οι κανόνες που δεν χρησιμοποιούνται. Και οι δύο μέθοδοι χρησιμοποιούνται ως ασαφές σφάλμα E, το οποίο αποτυπώνει την ποιότητα του συστήματος, για να δημιουργηθούν και να βελτιστοποιηθούν οι κανόνες. Οι συναρτήσεις συμμετοχής των κανόνων μεταβάλλονται σύμφωνα με τον αλγόριθμο Fuzzy Error Backpropagation

Το Neuro-Fuzzy Classification (NEFCLASS), (Nauck, 1995). Εξάγει ασαφείς κανόνες από τα δεδομένα τα οποία μπορούν να διαιρεθούν σε σαφείς περιοχές (ταξινόμηση). Η βάση δεδομένων του συστήματος προσεγγίζει μια άγνωστη συνάρτηση φ η οποία αναπαριστά το πρόβλημα της ταξινόμησης και αντιστοιχίζει κάθε τιμή της εισόδου x στην τάξη της Ci

Το Neuro-Fuzzy Function Approximation (NEFPROX), (Nauck, 1999). Αποτελεί μια τροποποιημένη έκδοση του NEFCON χωρίς την ενισχυμένη μάθηση και χρησιμοποιείται για να προσεγγίζει μια συνάρτηση. Σε σχέση με το ANFIS μπορεί να χρησιμοποιήσει εκτός από Sugeno και Mamdani μηχανισμό συμπερασμού.

Το Fuzzy Inference Environment Software with Tuning (FINEST), (Tano, 1996). Βελτιστοποιεί το μηχανισμό συμπερασμού μόνο του. Χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο backprobagation για την βελτιστοποίηση των παραμέτρων.

Το Self-Constructing Neural Fuzzy Inference Network (SONFIN), (Feng, 1998). Χρησιμοποιεί ένα Takagi-Sugeno μηχανισμό συμπερασμού. Οι ασαφείς κανόνες δημιουργούνται και προσαρμόζονται καθώς η διαδικασία μάθησης εξελίσσεται και ταυτόχρονα δημιουργούνται η δομή και οι παράμετροι του συστήματος.

Το Fuzzy Net (FUN), (Sulzberger, 1993). Μπορεί να αναπαραστήσει λογικές εκφράσεις μέσω ασαφών κανόνων και συναρτήσεων συμμετοχής σε ένα δίκτυο με βάση τις συναρτήσεις ενεργοποίησης κάποιων ειδικών νευρώνων.

Τα Evolving Fuzzy Neural Networks (EFuNN) and Dynamic Evolving Fuzzy Neural Networks (dmFFuNNs), (Kasabov, 1998). Και τα δύο συστήματα βασίζονται στη μεθοδολογία Evolving Connectionist Systems (ECOS) καθώς χρησιμοποιούν υβριδικό (με επίβλεψη και χωρίς επίβλεψη) αλγόριθμο μάθησης

Εφαρμογές

Οι Kuo R.J. et al. (1998) πρότειναν ένα έξυπνο σύστημα υποστήριξης αποφάσεων συναλλαγών για την χρηματιστηριακή αγορά, το οποίο λαμβάνει υπόψη του ποιοτικούς και ποσοτικούς παράγοντες. Αποτελείται από τέσσερις φάσεις: συγκέντρωση παραγόντων, μοντέλο ποιοτικών παραγόντων, μοντέλο ποσοτικών παραγόντων και το νεύρο-ασαφές μοντέλο ολοκλήρωσης. Οι ποσοτικοί παράγοντες είναι είσοδοι του ποσοτικού νευρωνικού μοντέλου και κανονικοποιούνται στο διάστημα [0,1]. Τα ποιοτικά δεδομένα ομαδοποιήθηκαν σε έξι κατηγορίες: πολιτικοί παράγοντες, χρηματοοικονομικοί, οικονομικοί, τεχνικοί, διάφοροι και διεθνείς παράγοντες, ώστε να δημιουργηθεί το ερωτηματολόγιο. Τα αποτελέσματα της μεθόδου Delphi αποτελούν μη ποσοτικές επιδράσεις πάνω στην τάση των τιμών των μετοχών. Η έρευνα επιβεβαιώνει δύο διαφορετικές εξόδους. Οι έξοδοι εξαρτώνται από τους δείκτες της σημερινής συνεδρίασης και των τριών προηγούμενων συνεδριάσεων. Η αξιολόγηση δείχνει ότι το μοντέλο αποδίδει καλύτερα από ένα απλό μοντέλο νευρωνικών δικτύων.

Οι Siekmann S. et al. (1999) μελέτησαν μεθόδους για να προβλέψουν την τιμή του γερμανικού δείκτη DAX. Δημιουργήθηκαν από ειδικούς γλωσσικούς κανόνες οι οποίοι μετατράπηκαν σε νευρωνικό δίκτυο. Οι παράμετροι του νευρωνικού δικτύου αντιπροσωπεύουν γλωσσικές μεταβλητές και βελτιστοποιούνται με τη χρήση ιστορικών δεδομένων. Το μοντέλο αποτελείται από εννέα κανόνες και η λειτουργία του είναι πολύ εύκολη. Για τη σύγκριση του μοντέλου χρησιμοποιήθηκαν ένα γραμμικό μοντέλο, η στρατηγική αγοράς και διακράτησης και η απλή πρόβλεψη. Η συμπεριφορά κατά το διάστημα διακύμανσης της αγοράς είναι πολύ ενθαρρυντική, επειδή το μοντέλο προβλέπει πολλές φορές σωστή κατεύθυνση του δείκτη.

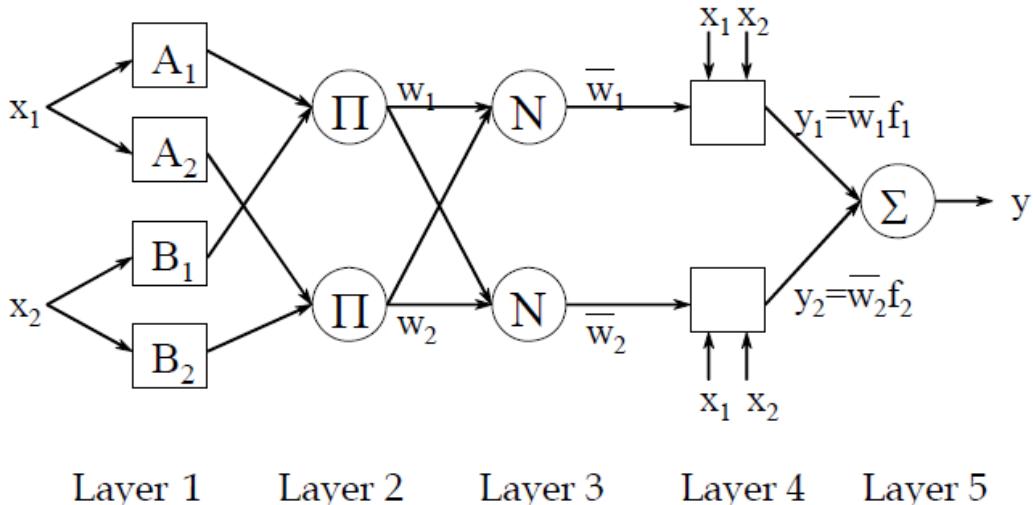
Οι Kim K. et al. (2000) πρότειναν ένα γενετικό αλγόριθμο (GA) για τη βελτιστοποίηση των βαρών ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου (ANN) για να προβλέψουν την τιμή ενός δείκτη. Οι GA χρησιμοποιήθηκαν όχι μόνο για να βελτιώσουν τον αλγόριθμο μάθησης, αλλά και για να μειώσουν την πολυπλοκότητα των χαρακτηριστικών του διαστήματος (complexity in feature space). Οι GA βελτιστοποιούν συγχρόνως τα βάρη των συνδέσεων μεταξύ των επιπέδων του νευρωνικού δικτύου και των κατωφλιών για διαχωρισμό του διαστήματος. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν αφορούν τεχνικούς δείκτες και κατεύθυνση συναλλαγής των ημερήσιων τιμών του δείκτη του χρηματιστηρίου της Κορέας KOSPI. Τρία μοντέλα συγκρίθηκαν μεταξύ τους: το GAFD, το BPLT και το GALT. Το GAFD είχε υψηλότερη ακρίβεια πρόβλεψης από το BPLT και το GALT. Το GAFD αποδίδει καλύτερα από τα άλλα δύο μοντέλα με βαθμό στατιστικής σημασίας 1%.

Οι Wu X. et al. (2001) πρότειναν ένα νεύρο-ασαφές σύστημα εμπρόσθιας τροφοδότησης FFNF για χρηματοοικονομικές εφαρμογές. Το σύστημα ενσωματώνει μια τεχνική ασαφών κανόνων και μια τεχνική νευρωνικών δικτύων, για να προβλέψει τη μηνιαία τάση του δείκτη S&P500. Ως είσοδοι του μοντέλου χρησιμοποιούνται: ο δείκτης τιμών καταναλωτή, σημαντικοί οικονομικοί δείκτες, το επιτόκιο των ομοσπονδιακών κεφαλαίων, η τιμή του S&P500 μία συνεδρίαση πριν, δύο συνεδριάσεις πριν, τρεις συνεδριάσεις πριν, ο συνολικός δείκτης βιομηχανικής παραγωγής, τα τραπεζικά επιτόκια δανεισμού και το ποσοστό της ανεργίας. Η έξοδος του μοντέλου είναι η τιμή κλεισίματος του δείκτη S&P500. Το FFNF είχε καλύτερα αποτελέσματα από ένα νευρωνικό δίκτυο της μορφής BPNN.

Προσαρμοστικό νεύρο-ασαφές σύστημα (ANFIS)

Το ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) θεωρείται ότι ανήκει στα προσαρμοστικά δίκτυα (adaptive networks), τα οποία είναι αρκετά όμοια με τα νευρωνικά δίκτυα. Το προσαρμοστικό δίκτυο αποτελείται από τους προσαρμοστικούς και τους μη προσαρμοστικούς κόμβους (adaptive, non-adaptive nodes). Ουσιαστικά το προσαρμοστικό δίκτυο είναι ένα πολύ-επίπεδο δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης (multi-layer feed-forward network), στο οποίο κάθε κόμβος εκτελεί μία συγκεκριμένη λειτουργία πάνω στα εισερχόμενα σήματα και πάνω στο σύνολο των παραμέτρων που αντιστοιχούν στο συγκεκριμένο κόμβο. Οι κόμβοι συνδέονται μέσω κατευθυντήριων συνδέσμων (directional links). Μερικοί ή όλοι οι κόμβοι είναι προσαρμόσιμοι, πράγμα το οποίο σημαίνει ότι το αποτέλεσμα καθενός από αυτούς τους κόμβους εξαρτάται από τις παραμέτρους που σχετίζονται με αυτόν τον κόμβο και ο κανόνας μάθησης προσδιορίζει πώς αυτοί οι παράμετροι θα πρέπει να μεταβληθούν για την ελαχιστοποίηση ενός προκαθορισμένου μέτρου σφάλματος. Το είδος της λειτουργίας του κάθε κόμβου μπορεί να ποικίλει από κόμβο σε κόμβο, και η επιλογή της λειτουργίας ενός κόμβου εξαρτάται από τη συνολική επεξεργασία

πάνω στις εισόδους και την έξοδο που το προσαρμοστικό δίκτυο πρέπει να εκτελέσει. Θα πρέπει να σημειωθεί ότι στο Σχήμα που παρουσιάζει τη δομή αυτού του δικτύου οι σύνδεσμοί του απλά υποδεικνύουν την κατεύθυνση της ροής των σημάτων ανάμεσα στους κόμβους, ενώ σταθμικά βάρη δεν σχετίζονται με τους συνδέσμους.



Εικόνα 6 Η αρχιτεκτονική δομή του ANFIS

Για την απεικόνιση των διαφορετικών ικανοτήτων προσαρμοστικότητας χρησιμοποιούνται τόσο κυκλικοί όσο και τετράγωνοι κόμβοι στην αναπαράσταση του δικτύου. Ένας τετράγωνος κόμβος περιλαμβάνει παραμέτρους (adaptive node), ενώ ο κυκλικός κόμβος δεν έχει καμία παράμετρο (fixed node). Το σύνολο των παραμέτρων ενός προσαρμοστικού δικτύου είναι η ένωση των συνόλων των παραμέτρων του κάθε ενός προσαρμοστικού κόμβου. Οι παράμετροι αυτοί ενημερώνονται κατάλληλα, **σύμφωνα με τα δοσμένα δεδομένα εκπαίδευσης και μίας βαθμιαίας διαδικασίας μάθησης, προκειμένου να επιτευχθεί μία επιθυμητή αντιστοίχηση μεταξύ των δεδομένων εισόδου-εξόδου.**

Το Sugeno ασαφές μοντέλο είναι το μοντέλο που χρησιμοποιείται στο εκπαιδευόμενης ασαφούς λογικής δίκτυο ANFIS. Το ANFIS είναι μία συστηματοποιημένη προσπάθεια παραγωγής κανόνων της μορφής "εάν - τότε" από ζευγάρια εισόδου-εξόδου.

Μοντέλα παλινδρόμησης

Τα μοντέλα παλινδρόμησης (regression models) ορίζουν μια μεταβλητή (εξαρτημένη) ως συνάρτηση κάποιων άλλων ανεξάρτητων μεταβλητών. Στα γραμμικά μοντέλα παλινδρόμησης η συνάρτηση αυτή είναι γραμμική δηλαδή η εξαρτημένη μεταβλητή δίνεται ως γραμμικός συνδυασμός των ανεξάρτητων μεταβλητών.

Το μοντέλο AR

Τα αυτοπαλινδρομούμενα μοντέλα (AutoRegressive models, AR) είναι μοντέλα γραμμικής παλινδρόμησης, όπου θεωρούμε ως εξαρτημένη μεταβλητή την τυχαία μεταβλητή της χρονοσειράς σε μια χρονική στιγμή t , $t x$, και ως ανεξάρτητες μεταβλητές θεωρούμε την τυχαία μεταβλητή της χρονοσειράς σε προηγούμενους χρόνους, δηλαδή τις x_{t-1}, \dots, x_{t-p} . Ο αριθμός των υστερήσεων που συμπεριλαμβάνουμε λέγεται η τάξη (order) του αυτοπαλινδρομούμενου μοντέλου. Ένα αυτοπαλινδρομούμενο μοντέλο τάξης p συμβολίζεται $AR(p)$ και ορίζεται ως

$$x_t = \phi_0 + \phi_1 x_{t-1} + \dots + \phi_p x_{t-p} + z_t$$

όπου $0 \leq p \leq p$ φ είναι οι συντελεστές του μοντέλου και $\{z\} \sim iid t z$ με μέση τιμή 0 και διασπορά 2 $z \sigma$.

Άρα το AR μοντέλο είναι γνωστό αν γνωρίζουμε τους συντελεστές και τη διασπορά του λευκού θορύβου. Στην πράξη οι συντελεστές του $AR(p)$ μοντέλου, καθώς και η διασπορά του λευκού θορύβου (iid) εκτιμώνται από τη χρονοσειρά και οι εκτιμήσεις τους χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη της χρονοσειράς τις επόμενες χρονικές στιγμές.

Το αυτοπαλινδρομούμενο μοντέλο $AR(p)$ είναι σε άμεση σχέση με την αυτοσυσχέτιση. Μικρή αυτοσυσχέτιση βραχείας κλίμακας σημαίνει αδυναμία πρόβλεψης με μοντέλο AR και άρα περιμένουμε τα AR μοντέλα να μην έχουν προβλεπτική ικανότητα σε χρονοσειρές μεταβολών χρηματοοικονομικών δεικτών που δεν έχουν σημαντικές συσχετίσεις

Το μοντέλο ARMA

Στα χρηματοοικονομικά zt αναφέρεται ως το σοκ της χρονοσειράς. Σε κάποιες περιπτώσεις υποθέτουμε πως εξωγενείς παράγοντες σε προηγούμενους χρόνους μπορούν επίσης να επηρεάζουν τη μεταβλητή της χρονοσειράς τη χρονική στιγμή t . Συμπεριλαμβάνοντας και αυτό το μέρος που λέγεται μέρος κινούμενου μέσου (moving average), το γενικό γραμμικό μοντέλο για την πρόβλεψη στάσιμης χρονοσειράς είναι το αυτοπαλινδρομούμενο μοντέλο κινούμενου μέσου (AutoRegressive Moving Average, ARMA) που δίνεται ως

$$x_t = \phi_0 + \phi_1 x_{t-1} + \dots + \phi_p x_{t-p} + z_t - \theta_1 z_{t-1} - \dots - \theta_q z_{t-q}$$

Το αυτοπαλινδρομούμενο μέρος (AR) είναι τάξης p και το μέρος του κινούμενου μέσου (MA) είναι τάξης q και το μοντέλο συμβολίζεται $ARMA(p,q)$. Όταν η χρονοσειρά των μεταβολών του δείκτη 1 $\{N t x =$ προσδιορίζεται από ένα μοντέλο $ARMA(p,q)$ τότε η χρονοσειρά του δείκτη 0 $\{N t y =$ προσδιορίζεται από το ολοκληρωμένο αυτοπαλινδρομούμενο μοντέλο κινούμενου μέσου ή ολοκληρωμένο μικτό μοντέλο (autoregressive integrated moving average model, ARIMA). Το μοντέλο συμβολίζεται $ARMA(p,1,q)$, όπου ο

δείκτης 1 δηλώνει ότι οι πρώτες διαφορές της χρονοσειράς $0 \{ }N t y =$, δηλαδή η χρονοσειρά $1 \{ }N t x =$, προσδιορίζεται από το μοντέλο ARMA(p,q).

Παράμετροι λειτουργίας

Η απόδοση του μοντέλου εξαρτάται από τα δεδομένα εκπαίδευσης, τις συναρτήσεις ενεργοποίησης, το είδος και το πλήθος των συναρτήσεων συμμετοχής, ο αριθμός επαναλήψεων της εκπαίδευσης (εποχές εκπαίδευσης). Ο χρόνος εκπαίδευσης του μοντέλου εξαρτάται από τις παραμέτρους λειτουργίας και από την υπολογιστική ισχύ του Η/Υ.

Τα δεδομένα εκπαίδευσης

Για να δημιουργηθεί ένα όσο το δυνατό καλύτερο μοντέλο, είναι σημαντικό ο αριθμός των δεδομένων εκπαίδευσης να είναι αρκετές φορές μεγαλύτερος από τον αριθμό των παραμέτρων που θα υπολογιστούν. Αυτό σημαίνει ότι για κάθε παράμετρο θα υπάρχει ένα μεγάλος αριθμός δεδομένων ο οποίος εξασφαλίζει την καλύτερη δυνατή εκπαίδευση των παραμέτρων. Συνήθως για ένα μοντέλο μιας εισόδου απαιτούνται τουλάχιστον 10^2 δεδομένα. Ομοίως για ένα μοντέλο 2 εισόδων απαιτούνται $10^3 = 100$ δεδομένα και για τρεις εισόδους $10^3 = 1.000$ δεδομένα (Jang, 1997).

Η εκπαίδευση

Δύο κατηγορίες παραμέτρων βελτιστοποιούνται κατά την εκπαίδευση των CON-Anfis (ελεγκτή) και PR-Anfis (διαδικασίας).

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

Οι παράμετροι της απόδοσης των κανόνων $[c, \sigma] i p q r$, οι οποίες αφορούν την έξοδο του συστήματος. Οι παράμετροι είναι γραμμικές και προσαρμόζονται με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων. Εμφανίζονται στο τέταρτο επίπεδο, με τη μορφή βαρών (weights, w) των εξόδων. Ο αλγόριθμος μάθησης τείνει να βελτιστοποιεί τις προσαρμόσιμες παραμέτρους, ώστε η έξοδος του ANFIS να ταιριάζει με τα δεδομένα εκπαίδευσης (Ikonen, 1996). Ο βασικός κανόνας μάθησης ενός προσαρμοστικού δικτύου είναι ο αλγόριθμος backpropagation (Rumelhart, 1986), ο οποίος βασίζεται στην μέθοδο απότομης κατάβασης. Το ANFIS χρησιμοποιεί τον γρήγορο υβριδικό αλγόριθμο μάθησης, που πρότεινε ο Jang, (1991), ο οποίος συνδυάζει τη μέθοδο βαθμωτής κατάβασης και τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων.

Τρόποι αξιολόγησης των αποτελεσμάτων

Η αξιολόγηση του συστήματος πραγματοποιήθηκε με τον υπολογισμό ορισμένων δημοφιλών στατιστικών μέτρων μέτρησης του σφάλματος, τα οποία έχουν χρησιμοποιηθεί από πολλούς ερευνητές σε παρόμοιες έρευνες (Makridakis et al., 1983; Goh, 1996). Θα πρέπει να σημειωθεί ότι τα μέτρα αυτά δεν είναι σημαντικά για τους οικονομικούς αναλυτές, τους επενδυτές και τους χρήστες συστημάτων πρόβλεψης της τάσης των τιμών. Αυτοί περισσότερο ενδιαφέρονται και επικεντρώνονται στην ακριβή πρόβλεψη της κατεύθυνσης των παραγώγων παρά στην ελαχιστοποίηση των παρακάτω σφαλμάτων. Χρησιμοποιούνται όμως πολλές φορές για σύγκριση μοντέλων από την ακαδημαϊκή κοινότητα.

Μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE)

$$MSE = \frac{1}{N} \cdot \sum_{t=1}^N e_t^2$$

Μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE)

$$MAE = \frac{1}{N} \cdot \sum_{t=1}^N |e_t|$$

Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE)

$$M = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right|$$

Περίοδοι που επιλέχθηκαν

Περιγραφή	Περίοδος	Ημέρες πρόβλεψης	Ημέρες εκπαίδευσης
1	Αύγουστος 1987-Ιανουάριος 1993	211	66
2	Αύγουστος 1994-Αυγουστος 2000	295	73
3	Νοέμβριος 2005-Οκτώβριος 2010	430	59

Πίνακας 1 Στοιχεία των περιόδων που επιλέχθηκαν

Στο σημείο αυτό θα αναφέρουμε κάποιες ενδιαφέρουσες οικονομικές τάσεις που φαίνεται να επηρέασαν άμεσα την αγορά μετάλλων, κατά το μελετώμενο χρονικό διάστημα 1970-2010

Την περίοδο 1980 - 1982 είχαμε δύο υφέσεις πλάτη με πλάτη, την ονομαζόμενη διπλή ύφεση .Η εποχή εκείνη ήταν η βαθύτερη ύφεση της μεταπολεμικής εμπειρίας. Είχαμε δει τετραπλασιασμό των τιμών του πετρελαίου και αύξηση των τιμών των μετάλλων. Ο χαλκός εκείνη την περίοδο της ύφεσης είχε πάει από τα 60 σεντς στα 1,80 δολάρια. Μεγάλα πλεονάσματα των μετάλλων δημιούργησαν αποθέματα, τόσο στην αγορά όσο και σε παραγωγούς. Το 1983 γίνεται έξοδος από την ύφεση. Η ανάκαμψη ήταν γρήγορη και ισχυρή. Οι τιμές στα κοινά μέταλλα πορεύονται σεβασικά επίπεδα από το 1983 μέχρι περίπου το 1987, 1988, καθώς υπήρχαν άφθονα αποθέματα για να καλύψουν τη ζήτηση. Λόγω των εν λόγω αποθεμάτων, η μεγάλη αύξηση του νομίσματος για χαλκό, αλουμίνιο και άλλα μέταλλα πήγε απραγματοποίητη από το 1983 που οι τιμές εμφανίστηκαν και για τα επόμενα περίπου 4ή 5 χρόνια. Αυτή είναι μια πολύ σημαντική

ιστορική αναλογία, καθώς βλέπουμε πως τα αποθέματα δημιούργησαν αυτή τη φορά στις τιμές, μια κίνηση που μπορεί να επαναληφθεί και στο μέλλον. Κάποιοι θεωρούν την δεκαετία του 1980, πρότυπο για το μέλλον καθώς η μελέτη των γεγονότων μετά την βαθιά ύφεση μπορεί να δείξει την εξέλιξη των αγορών στα επόμενα έτη.

Η περίοδος 2002-2008 χαρακτηρίστηκε από πολύ μεγάλη διόγκωση της ζήτησης για πρώτες ύλες, υπό την επίδραση ής έντονης οικονομικής ανάπτυξης παγκοσμίως, ιδίως δε στις αναδυόμενες οικονομίες, όπως της Κίνας. Οι τιμές των βασικών εμπορευμάτων ανέβαιναν πιο έντονα από οποιαδήποτε άλλη στιγμή μετά από τον Εμφύλιο Πόλεμο της Αμερικής. Αυτή η αύξηση της ζήτησης πρόκειται να ενισχυθεί λόγω της περαιτέρω ταχείας εκβιομηχάνισης και αστικοποίησης σε χώρες όπως η Κίνα, η Ινδία και η Βραζιλία. Οι μεταβολές των τιμών εντάθηκαν εξαιτίας διαφόρων διαρθρωτικών προβλημάτων στις αλυσίδες προμήθειας και διανομής μιας σειράς βασικών εμπορευμάτων, περιλαμβανομένης της διαθεσιμότητας υπηρεσιών και υποδομών μεταφορών. Επιπροσθέτως, οι αγορές υφίστανται την αυξανόμενη επίδραση του χρηματοοικονομικού τομέα, καθώς τα τελευταία χρόνια έχει καταγραφεί σημαντική αύξηση των χρηματοοικονομικών επενδυτικών ροών προς τις αγορές παραγώγων επί βασικών εμπορευμάτων. Οι τράπεζες και οι χρηματιστηριακές εταιρείες μάρκετινγκ στη δεκαετία του 1990 και στις αρχές αυτής της δεκαετίας επέστρεψαν στο μάρκετινγκ επενδυτικών προϊόντων. Μέρος αυτού του βήματος μάρκετινγκ ήταν μια μεγάλη συζήτηση για τα βασικά προϊόντα <<Supercycles>>. Μεταξύ 2003 και 2008, για παράδειγμα, οι θεσμικοί επενδυτές αύξησαν τις επενδύσεις τους σε αγορές βασικών εμπορευμάτων από 13 δισεκ. ευρώ το 2003 σε ποσό μεταξύ 170 και 205 δισεκ. ευρώ το 2008. Την ίδια περίοδο οι βιομηχανίες σε σκληρό βράχο ορυχεία, πολύτιμα μέταλλα εξόρυξης ήταν πεινασμένες σε όλους τους συντελεστές παραγωγής για δεκαετίες. Ως αποτέλεσμα, το διάστημα μεταξύ 2002 και 2008 ήταν μια πολύ δύσκολη στιγμή, προσπαθώντας να καλύψουν τη διαφορά με τις τιμές και τη ζήτηση για τα προϊόντα τους. Ναι μεν, η χρηματοπιστωτική κρίση διέκοψε την ανοδική αυτή πορεία των επενδύσεων, , το 2010 όμως, οι χρηματοοικονομικές θέσεις σε πολλές αγορές, πλησίασαν ή και υπερέβησαν τις ανώτατες τιμές τις οποίες είχαν αγγίξει το 2008.

Το ΔΝΤ επισημαίνει ότι η παγκόσμια οικονομική ανάπτυξη και ετήσιες μεταβολές στις τιμές των μετάλλων συσχετίζονται κατά περίπου 50%, και ότι σχεδόν όλες τις περιόδους των μεγάλων ανοδικών κινήσεων στις τιμές των μετάλλων έχουν συσχετιστεί με την ισχυρή παγκόσμια οικονομική ανάπτυξη. Το εντυπωσιακό 4,8% ακαθάριστο εγχώριο προϊόν στον κόσμο (ΑΕΠ) κατά το 2002-2005 (3η εξεταζόμενη περίοδο), έναντι του 3,5% κατά το διάστημα 1993-2000 (2η εξεταζόμενη περίοδο) , δικαιολογεί την έντονη ζήτηση των μετάλλων του συγκεκριμένου διαστήματος.

Αποτελέσματα

Για την όλη διαδικασία χρησιμοποιήθηκε το λογισμικό Matlab.

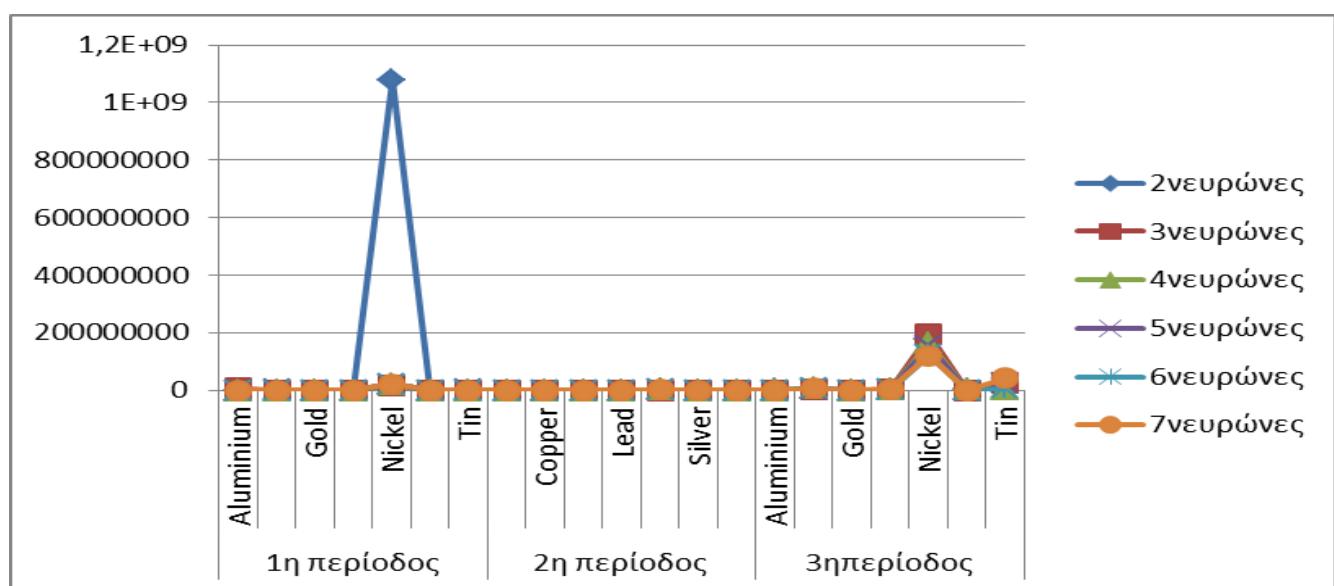
Σημείωση :

(Στις παρακάτω αναλύσεις, τα στοιχεία στους πίνακες που είναι τονισμένα με **κίτρινο χρώμα** παρουσιάζουν τα βέλτιστα αποτελέσματα)

(Στοιχεία τονισμένα με **κόκκινο χρώμα** μας παρουσιάζουν τις χείριστες αποδόσεις)

Νευρωνικά δίκτυα

MSE



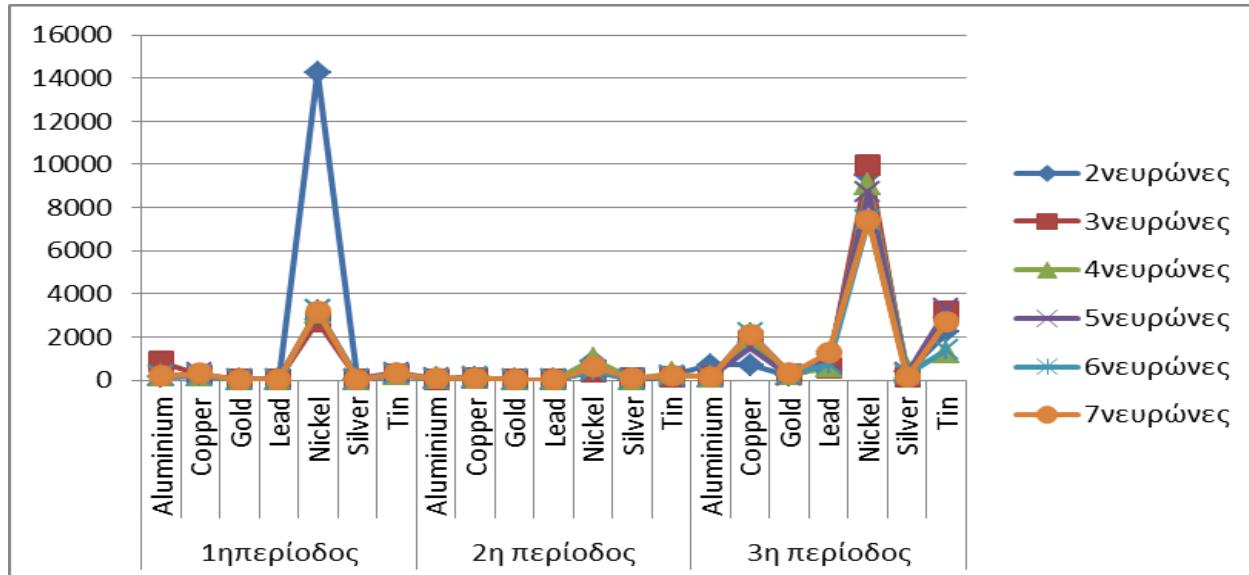
Γράφημα 8Μέσο στατιστικό σφάλμα MSE συναρτήσει του αριθμού των νευρώνων για τις τρεις εξεταζόμενες χρονικές περιόδους

Πίνακας μέσου σφάλματος MSEγια το μέσο όρο των εφτά μετάλλων

		2νευρώνες	3νευρώνες	4νευρώνες	5νευρώνες	6νευρώνες	7νευρώνες
MSE	1η περίοδος	154260903,8	3445112,065	3096656,525	3308610,468	3216476,408	3120002,089
	2η περίοδος	248240,7955	47302,69997	277648,4354	49348,1224	73325,64788	128226,1807
	3η περίοδος	27373241,25	31924244,1	25098925,58	26459412,29	19229914,14	24501919,2

Από τα παραπάνω στοιχεία, προκύπτει ότι το NN μας δίνει καλύτερα αποτελέσματα κατά την 2^η περίοδο για νευρωνικό δίκτυο με 3 νευρώνες.

MAE



Γράφημα 9Μέσο στατιστικό σφάλμα MAE συναρτήσει του αριθμού των νευρώνωνανά επίπεδο, για τις τρεις έξεταζόμενες χρονικές περιόδους

2νευρώνες 3νευρώνες 4νευρώνες 5νευρώνες 6νευρώνες 7νευρώνες

MAE	1η περίοδος	2137,392139	594,6657376	562,4696932	596,2686063	572,8046448	588,6814019
	2η περίοδος	189,7937986	118,9397983	217,8010261	115,3037192	130,1258347	157,3597895
	3η περίοδος	2064,44324	2303,941546	1958,82685	2154,354222	1781,303058	2026,848366

Πίνακας μέσου σφάλματος ΜΑΕγια το μέσο όρο των εφτά μετάλλων

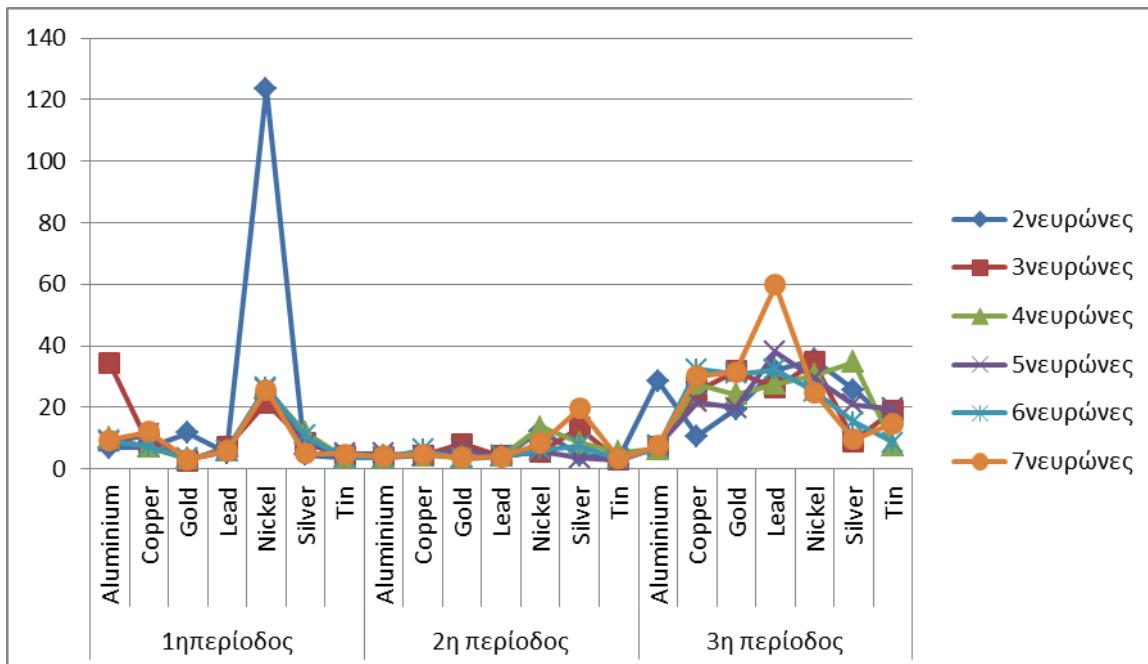
Στην πρώτη περίοδο, βλέπουμε ότι το μικρότερο σφάλμα το παράγει το νευρωνικό μοντέλο 4 νευρώνων.

Στην δεύτερη περίοδο το NN 5 νευρώνων μας δίνει τη μικρότερη τιμή σφάλματος

Ενώ στην Τρίτη περίοδο το νευρωνικό μοντέλο 6 νευρώνων ,μας παρέχει το καλύτερο προβλεπτικό αποτέλεσμα.

Συνολικά, παρατηρούμε ότι η καλύτερη πρόβλεψη τιμής επιτυγχάνεται κατά την 2^η περίοδο για NN με 5 νευρώνες.

MAPE

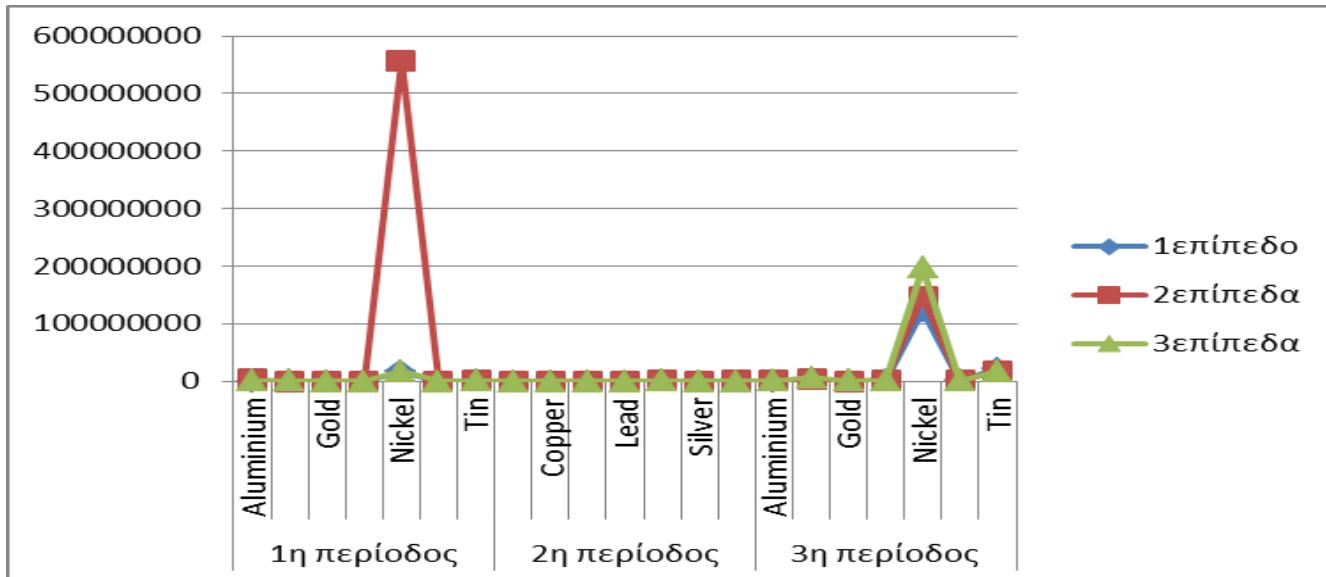


Γράφημα 10 Μέσο στατιστικό σφάλμα MAPE συναρτήσει του αριθμού των νευρώνωνανά επίπεδο, για τις τρεις εξεταζόμενες χρονικές περιόδους

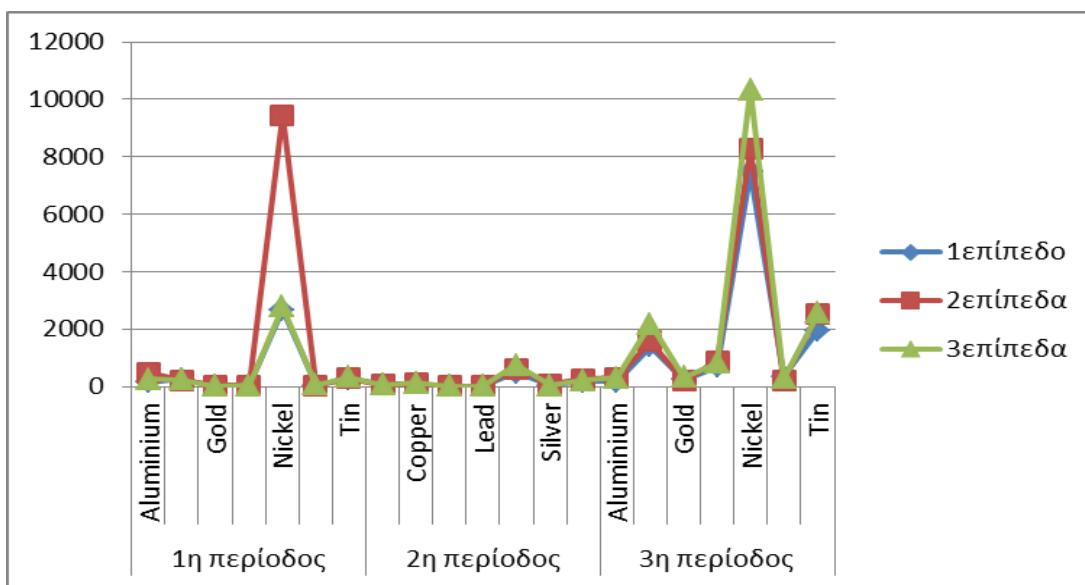
Πίνακας μέσου σφάλματος MAPE για το μέσο όρο των εφτά μετάλλων

		2νευρώνες	3νευρώνες	4νευρώνες	5νευρώνες	6νευρώνες	7νευρώνες
MAPE	1η περίοδος	23,28911347	12,35544457	9,682255441	9,787170706	9,564168915	9,392392778
	2η περίοδος	5,620200224	6,02042198	6,224627171	4,538670433	4,915511204	6,833031102
	3η περίοδος	23,77997804	21,91408822	22,69900417	22,46314186	21,6126644	25,44047758

Από τα παραπάνω στοιχεία, προκύπτει ότι καλύτερα αποτελέσματα επιτυγχάνονται κατά την 2^η περίοδο για NN 5 νευρώνων.

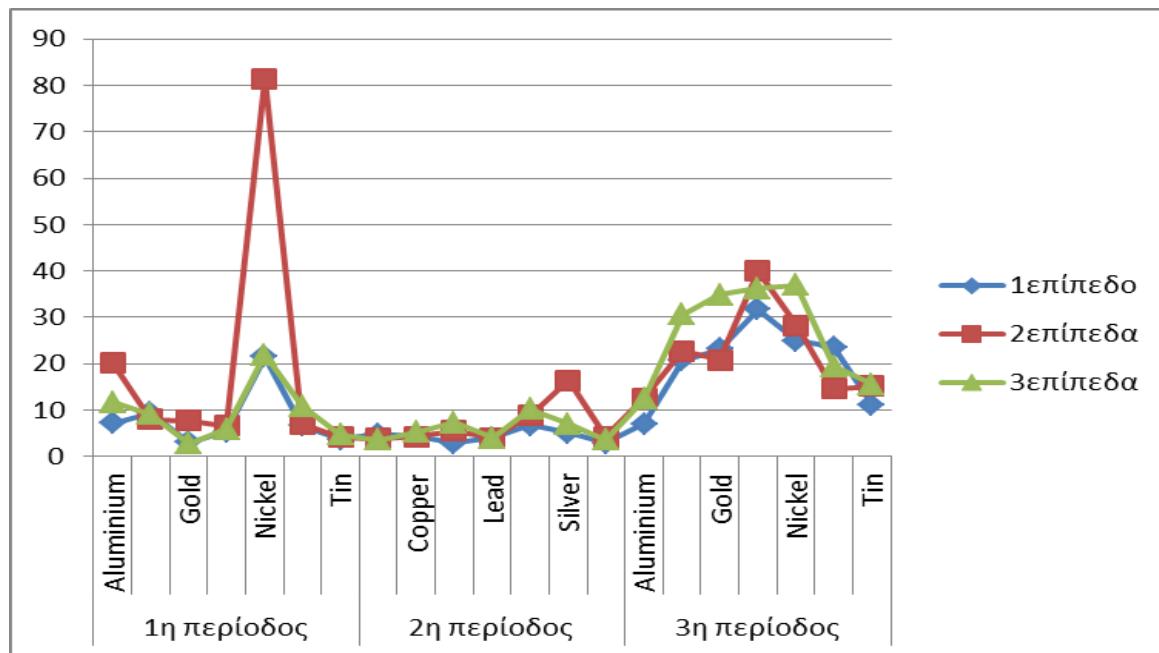
MSE

Γράφημα 11 Μέσο στατιστικό σφάλμα MSE συναρτήσει του αριθμού κρυμμένων επιπέδων για τις τρεις εξεταζόμενες χρονικές περιόδους

MAE

Γράφημα 12 Μέσο στατιστικό σφάλμα MAE συναρτήσει του αριθμού κρυμμένων επιπέδων για τις τρεις εξεταζόμενες χρονικές περιόδους

MAPE



Γράφημα 13 Μέσο στατιστικό σφάλμα MAPE συναρτήσει του αριθμού κρυμμένων επιπέδων για τις τρεις εξεταζόμενες χρονικές περιόδους

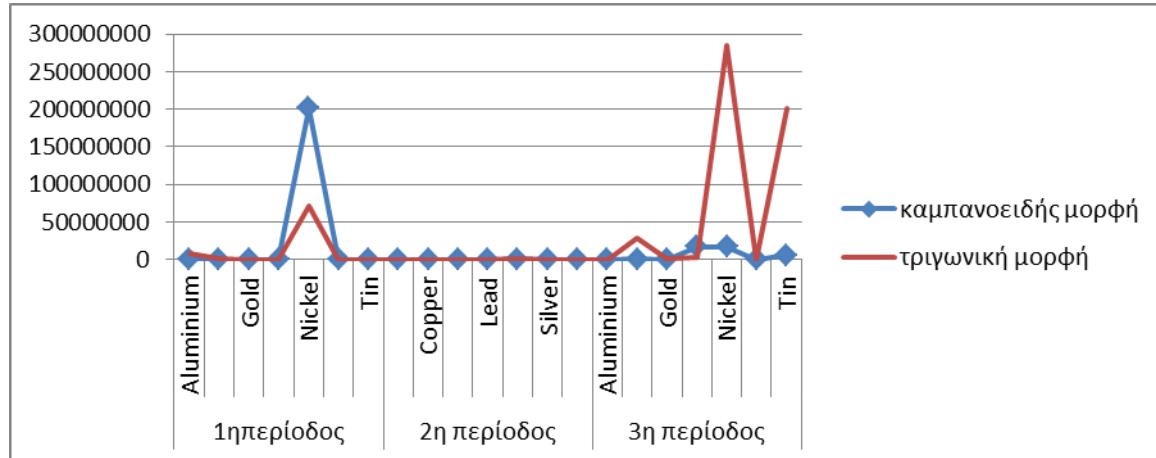
Εύρος τιμών για κάθε σφάλμα, ανά περίοδο και εξεταζόμενα επίπεδα (αποτελέσματα με στρογγυλοποίηση σε 2 δεκαδικά ψηφία)

	1επίπεδο	2επίπεδα	3επίπεδα
MAE	1 ^η περίοδος [11,90-2665,44]	[30,30-9458,10]	[10,97-2771,51]
	2 ^η περίοδος [8,92-489,19]	[18,00-622,07]	[22,51-739,60]
	3 ^η περίοδος [162,04-7455,24]	[199,16-8267,05]	[292,18-10337,09]
MAPE	1 ^η περίοδος [3,11-21,47]	[4,11-81,37]	[2,82-21,89]
	2 ^η περίοδος [2,89-6,74]	[3,94-16,42]	[3,61-10,24]
	3 ^η περίοδος [7,04-31,70]	[12,58-39,98]	[12,47-36,94]
MSE	1 ^η περίοδος [213,08-16744306,6]	[1981,19-557036038,1]	[194,76-17728136,9]
	2 ^η περίοδος [134,69-497792,10]	[796,25-833053,78]	[952,06-1149036,58]
	3 ^η περίοδος [45538,51-22300437,5]	[88860,96-146717677,6]	[192061,06-196519721,8]

Με βάση τον παραπάνω πίνακα , παρατηρούμε ότι το νευρωνικό μοντέλο με **ένα** κρυμμένο επίπεδο, έχει την καλύτερη απόδοση και στις τρεις εξεταζόμενες περιόδους.

ANFIS

MSE



Γράφημα 14 Μέσο στατιστικό σφάλμα MSE για τις τρεις εξεταζόμενες χρονικές περιόδους για τριγωνική και καμπανοειδή μορφή συναρτήσεων

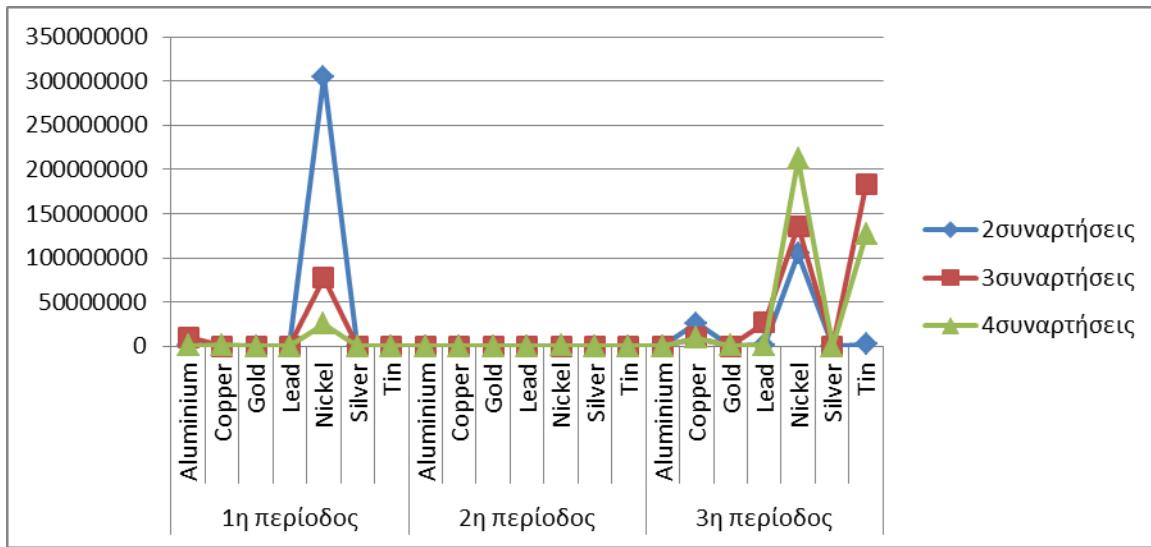
Πίνακας μέσου σφάλματος MSE για το μέσο όρο των εφτά μετάλλων

		Καμπανοειδής μορφή	Τριγωνική μορφή
MSE	1η περίοδος	28873000,17	11279390,57
	2η περίοδος	47660,94324	47941,98465
	3η περίοδος	5755179,116	74003743,26

Από τα παραπάνω δεδομένα παρατηρούμε ότι η τριγωνική μορφή συνάρτησης αποδίδει καλύτερα κατά την πρώτη περίοδο ενώ στην δεύτερη και τρίτη περίοδο, η καμπανοειδής συνάρτηση, μας δίνει καλύτερα αποτελέσματα.

Παρατηρούμε ακόμα, ότι το μοντέλο ANFIS, αποδίδει καλύτερα κατά την 2^η εξεταζόμενη περίοδο, όπου το σφάλμα είναι αισθητά μικρότερο.

Γράφημα 15 Μέσο στατιστικό σφάλμα MSE συναρτήσει του αριθμού των συναρτήσεων για τις τρεις εξεταζόμενες χρονικές περιόδους

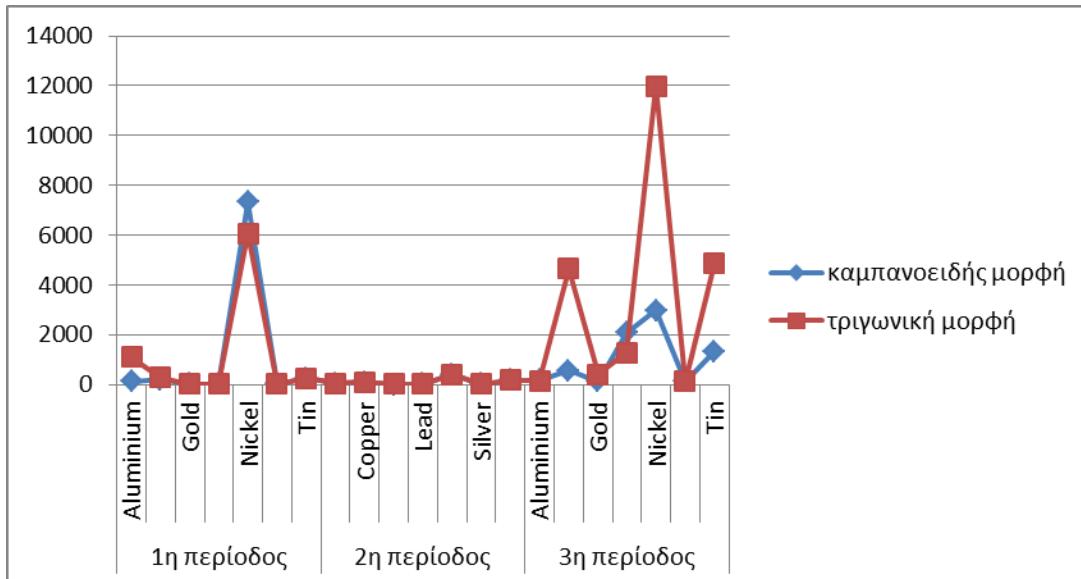


Πίνακας μέσου σφάλματος MSEγια το μέσο όρο των εφτά μετάλλων

	2συναρτήσεις	3συναρτήσεις	4συναρτήσεις
MSE	1 ^η περίοδος	43825142,59	12559268,46
	2 ^η περίοδος	47299,81432	47841,69874
	3 ^η περίοδος	19057730,44	50714113,71
			49866539,41

Από τα παραπάνω στοιχεία παρατηρούμε ότι στην 1^η περίοδο , έχουμε καλύτερα αποτελέσματα για ANFIS μοντέλο 4 συναρτήσεων ,ενώ στην 2^η και 3^η περίοδο, το ANFIS 2 συναρτήσεων οδηγεί σε μικρότερο σφάλμα.

MAE



Γράφημα 16 Μέσο στατιστικό σφάλμα MAE για τις τρεις εξεταζόμενες χρονικές περιόδους για τριγωνική και καμπανοειδής μορφή συναρτήσεων

Πίνακας μέσου σφάλματος MAE για το μέσο όρο των εφτά μετάλλων

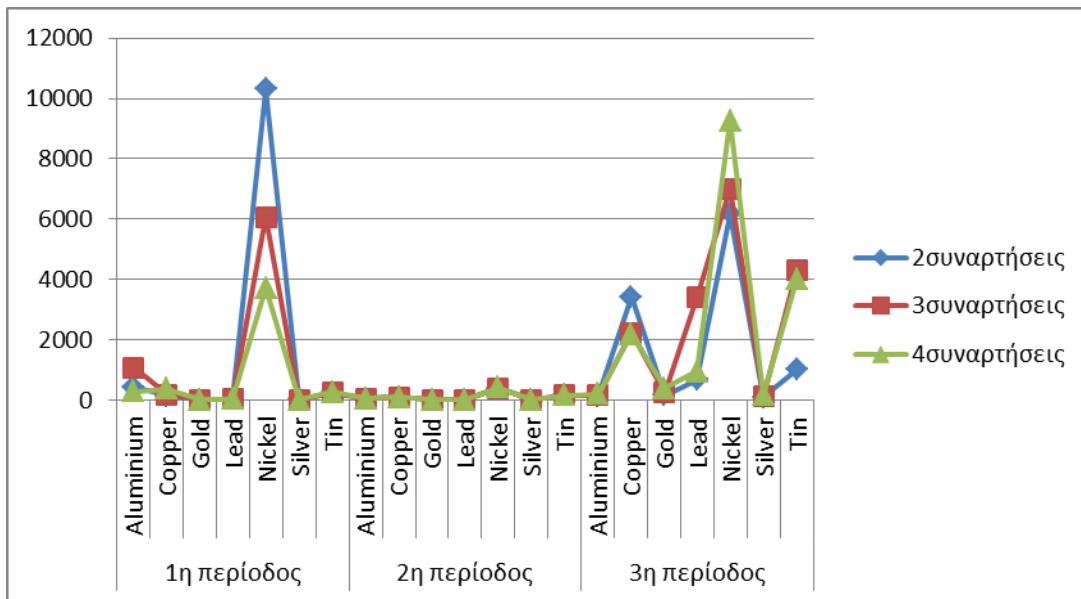
MAE		Καμπανοειδής μορφή	Τριγωνική μορφή
	1η περίοδος	1138,973844	1112,277512
	2η περίοδος	109,376609	110,6344511
	3η περίοδος	1054,677303	3353,869515

Παρατηρούμε παρόμοια αποτελέσματα με του MSE σφάλματος

Πίνακας μέσου σφάλματος MAPE για το μέσο όρο των εφτά μετάλλων

MAE		2συναρτήσεις	3συναρτήσεις	4συναρτήσεις
	1 ^η περίοδος	1601,894413	1096,746167	678,2364532
	2 ^η περίοδος	109,5220525	109,4722342	111,0223033
	3 ^η περίοδος	1667,796976	2492,922783	2452,100468

Γράφημα 17 Μέσο στατιστικό σφάλμα MAE συναρτήσει του αριθμού των συναρτήσεων για τις τρεις εξεταζόμενες χρονικές περιόδους



Παρατηρώντας τα δεδομένα, συμπεραίνουμε ότι κατά την πρώτη περίοδο το μοντέλο ANFIS 4 συναρτήσεωνα αποδίδει καλύτερα.

Στην 2^η περίοδο καλύτερα αποτελέσματα προκύπτουν για νεύρο-ασαφή μοντέλο 3 συναρτήσεων ενώ στην 3^η περίοδο για ANFIS 2 συναρτήσεων.

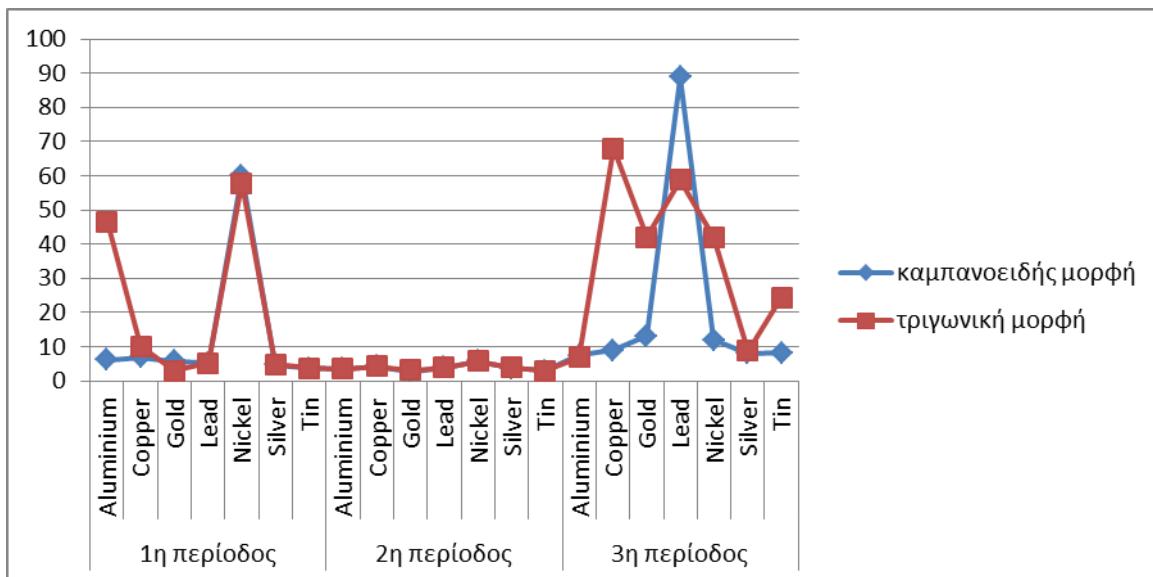
MAPE

Πίνακας μέσου σφάλματος MAPE για το μέσο όρο των εφτά μετάλλων

MAPE		Καμπανοειδής μορφή	Τριγωνική μορφή
	1η περίοδος	13,17319094	18,72114001
	2η περίοδος	3,787074451	3,899976124
	3η περίοδος	20,88580569	35,82607473

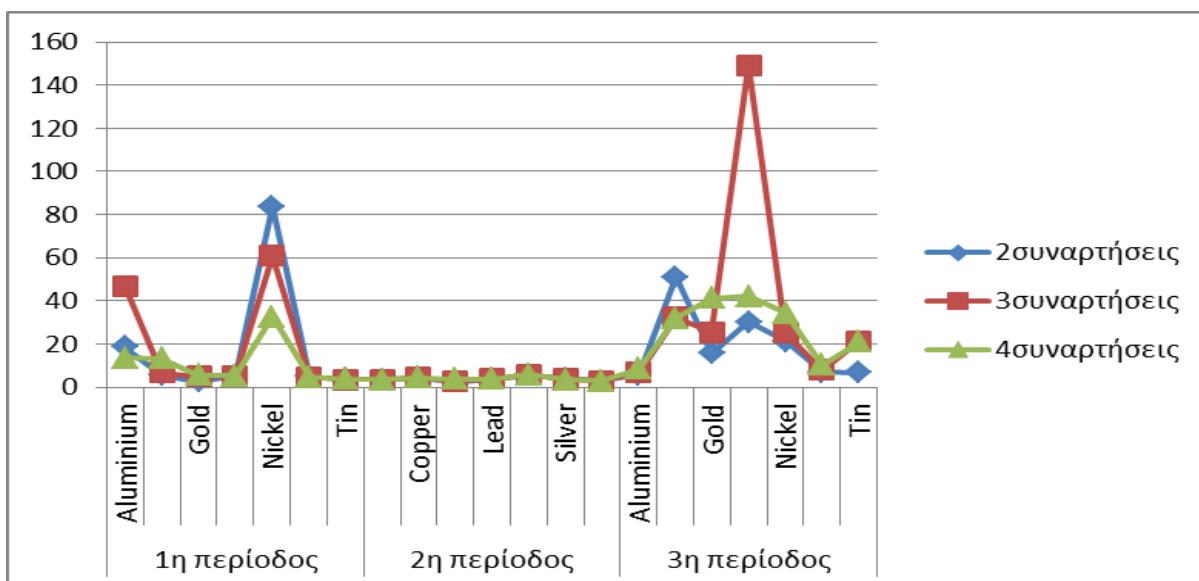
Παρατηρούμε ότι η καμπανοειδής μορφή συνάρτησης παρουσιάζει το μικρότερο μέσο στατιστικό σφάλμα MAPE και στις 3 εξεταζόμενες περιόδους, με καλύτερη απόδοση του μοντέλου κατά την 2^η περίοδο.

Γράφημα 18 Μέσο στατιστικό σφάλμα MAPE για τις τρεις εξεταζόμενες χρονικές περιόδους για τριγωνική και καμπανοειδής μορφή συναρτήσεων



Ειδικότερα στην διάρκεια της 3^{ης} περιόδου ναι μεν η **καμπανοειδής μορφή** συνάρτησης παρουσιάζει τη μέγιστη τιμή σφάλματος 88,8% κατά την πρόβλεψη τιμών του μολύβδου, στα υπόλοιπα 6 μέταλλα όμως οι τιμές της κυμαίνονται σε χαμηλά επίπεδα, καλύπτοντας εύρος τιμών 7-12%. Την ίδια περίοδο, το ANFISμοντέλο **τριγωνικής μορφής** συνάρτησης, παρουσιάζει εντονότατες διακυμάνσεις.

Γράφημα 19 Μέσο στατιστικό σφάλμα MAPE συναρτήσει του αριθμού των συναρτήσεων για τις τρεις εξεταζόμενες χρονικές περιόδους



Πίνακας μέσου σφάλματος ΜΑΡΕγια το μέσο όρο των εφτά μετάλλων

	2συναρτήσεις	3συναρτήσεις	4συναρτήσεις
MAPE	1 ^η περίοδος	17,74572827	18,9302142
	2 ^η περίοδος	3,815956341	3,796075206
	3 ^η περίοδος	19,70253188	38,32399037
			27,04129838

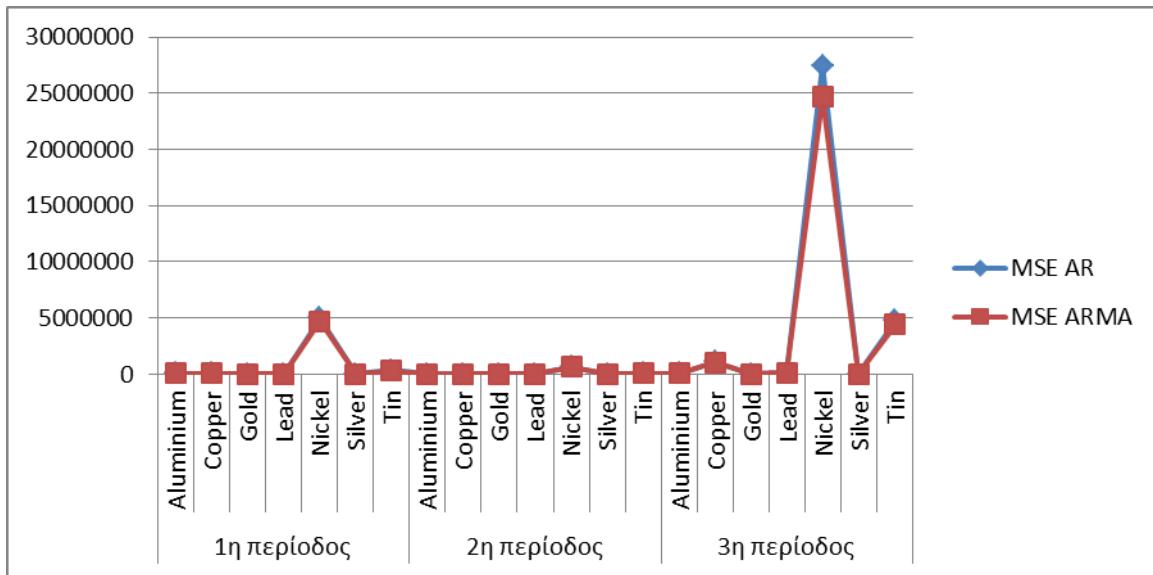
Συνολική εικόνα αποτελεσμάτων:

ANFIS	2συναρτήσεις	3συναρτήσεις	4συναρτήσεις
MSE	20976724,28	21107074,62	17919659,12
MAE	1126,40448	1233,047062	1080,453075
MAPE	13,75473883	20,35009326	14,04179889

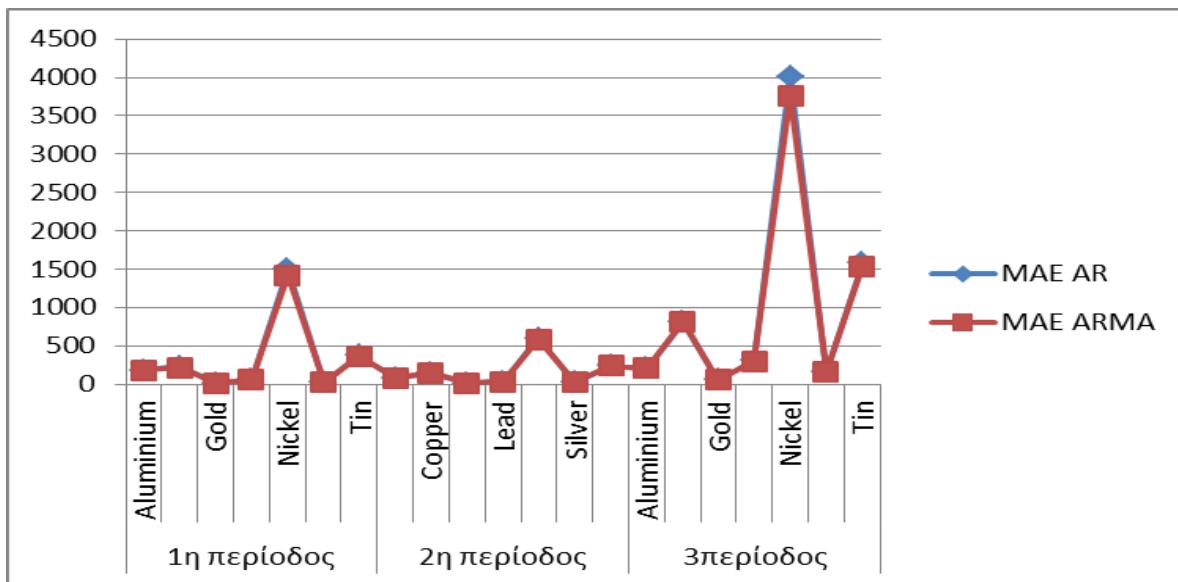
Αν η αξιολόγηση γίνει βάση του σφάλματος MAPE, καλύτερα αποτελέσματα εξάγονται από το μοντέλο ANFIS με **2** συναρτήσεις εισόδου.

Ενώ κατά τα MSE, MAE σφάλματα το μοντέλο ANFIS **4** συναρτήσεων παρουσιάζεται αποδοτικότερο.

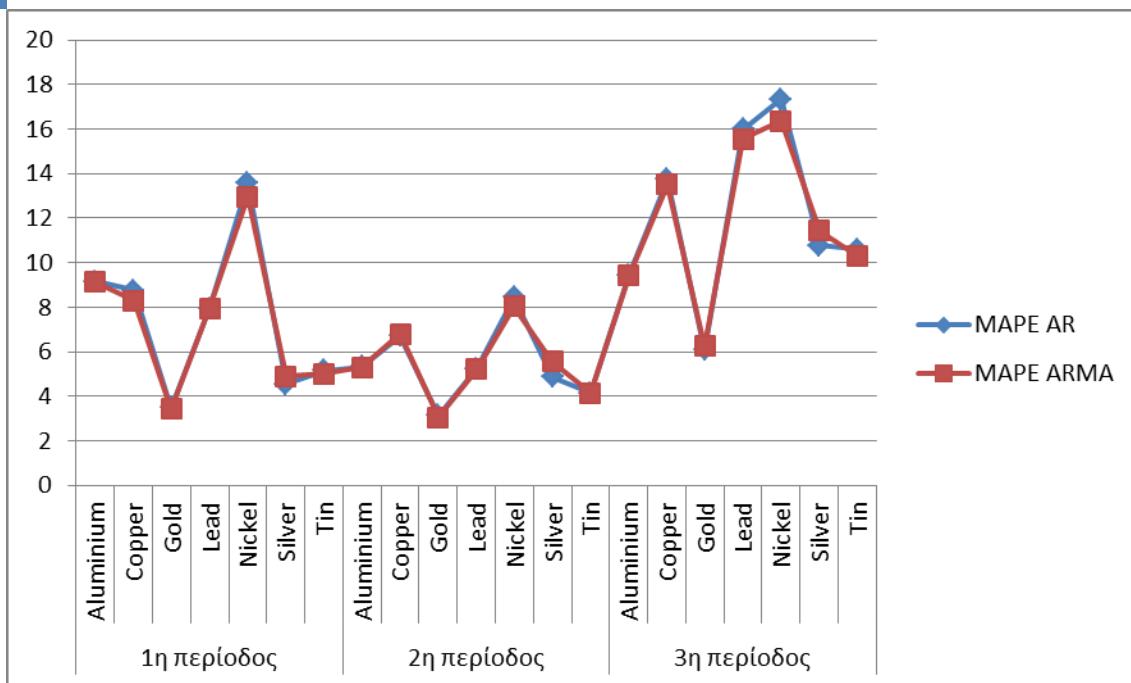
AR και ARMA μοντέλα



Γράφημα 20 Μέσο στατιστικό σφάλμα MSE για τις τρεις εξεταζόμενες χρονικές περιόδους για τα μοντέλα AR και ARMA



Γράφημα 21 Μέσο στατιστικό σφάλμα MAE για τις τρεις εξεταζόμενες χρονικές περιόδους για τα μοντέλα AR και ARMA



Γράφημα 22 Μέσο στατιστικό σφάλμα MAPE για τις τρεις εξεταζόμενες χρονικές περιόδους για τα μοντέλα AR και ARMA

Παρατηρούμε ότι τα αυτοπαλινδρομούμενα μοντέλα AR και ARMA παρουσιάζουν παραπλήσια εικόνα, μεπολύ κοντινά μεταξύ τους αποτελέσματα.

Πίνακας μέσου σφάλματος MAPE

	AR	ARMA
MAPE	1η περίοδος	7,516673959
	2η περίοδος	5,404103819
	3η περίοδος	11,99833776

Σύγκριση ANFIS - NN-AR - ARMA

Παρατηρούμε ότι τα μοντέλα εύκαμπτης υπολογιστικής παρέχουν καλύτερη πρόβλεψη τιμών από τα αντίστοιχα μοντέλα παλινδρόμησης. Πιο συγκεκριμένα και στα τρία είδη σφάλματος που χρησιμοποιήθηκαν (MAE, MSE και MAPE) τα νεύρο-ασαφή μοντέλα όσο και το νευρωνικά δίκτυα δίνουν σημαντικά μικρότερες τιμές σφάλματος.

Στις συγκρίσεις χρησιμοποιήθηκαν οι καλύτερες τοπολογίες στα νεύρο-ασαφή μοντέλα.

Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται αναλυτικά παρακάτω.

Για την 1^η περίοδο :(Αύγουστος 1987-Ιανουάριος 1993)

Σφάλμα(min)	NN	Anfis	ARMA	AR
MSE	118,0542083	151,2644395	302,5356278	303,737546
MAE	8,049529806	9,846577671	13,32290794	13,48916873
MAPE	2,053886142	2,587262998	3,425501923	3,476858725

Παρατηρούμε ότι τα μοντέλα NN και ANFIS παρουσιάζουν σημαντικά μικρότερα σφάλματα από τα AR-ARMA μοντέλα που εξετάζουμε.

Ειδικότερα, παρατηρούμε ότι το σφάλμα πρόβλεψης MSE στα αυτοπαλινδρομούμενα μοντέλα είναι σχεδόν διπλάσιο σε σχέση με το αντίστοιχο που προκύπτει από τα νευρωνικά και νεύρο-ασαφή μοντέλα που χρησιμοποιήσαμε.

Για την 2^η περίοδο :(Αύγουστος 1994-Αυγουστος 2000)

Σφάλμα(min)	NN	Anfis	ARMA	AR
MSE	88,72717516	102,7717501	185,3407201	177,7483207
MAE	6,592760182	7,769323048	9,611796268	9,815154072
MAPE	2,073266425	2,460194003	3,05035782	3,122519821

Βλέπουμε ότι το νευρωνικό δίκτυο παράγει σαφώς καλύτερα αποτελέσματα από τα αυτοπαλινδρομούμενα μοντέλα, με το μοντέλο ANFIS, να κατέχει την 2^η καλύτερη θέση.

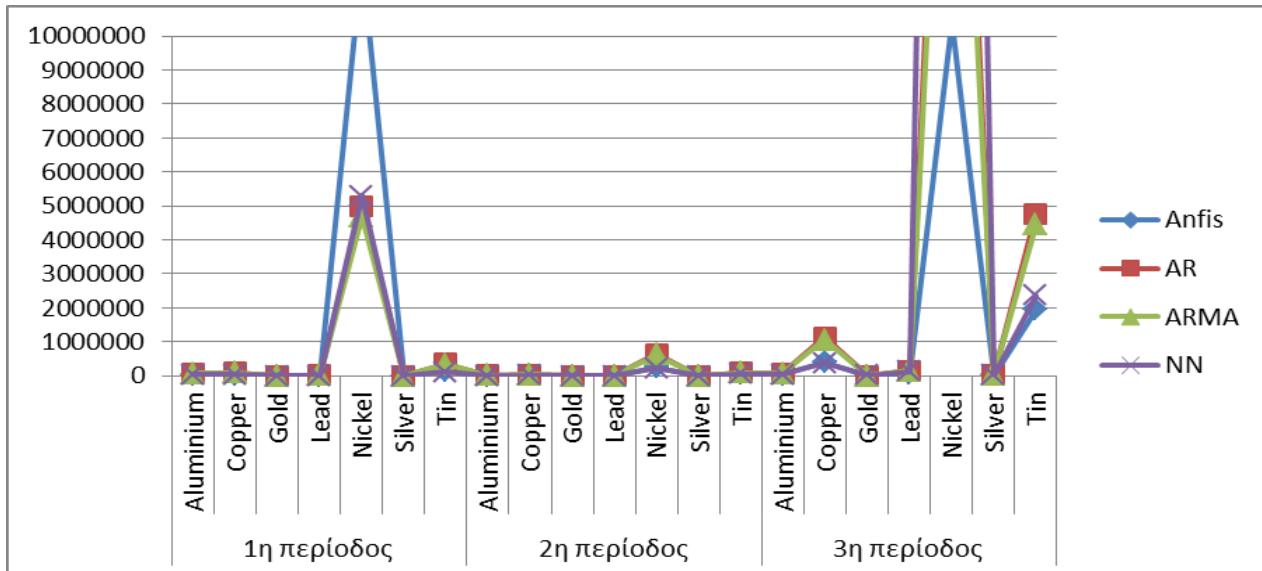
Για την 3^η περίοδο : (Νοέμβριος 2005-Οκτώβριος 2010)

Σφάλμα(min)	Anfis	AR	ARMA	NN
MSE	2438,245047	4077,047746	4103,212915	10571,10723
MAE	40,62197325	51,91068709	52,69338595	78,21282245
MAPE	5,019253409	6,088189388	6,240053063	5,773553122

παρατηρείται ότι το νεύρο-ασαφές μοντέλο ANFIS έχει την καλύτερη προβλεπτική ικανότητα. **Ωστόσο**, στη συγκεκριμένη περίοδο, όσον αφορά τα σφάλματα MSE , MAE, παρατηρούμε ότι τα μοντέλα AR – ARMA εμφανίζουν καλύτερα αποτελέσματα από αυτά που προκύπτουν από το νευρωνικό μοντέλο .

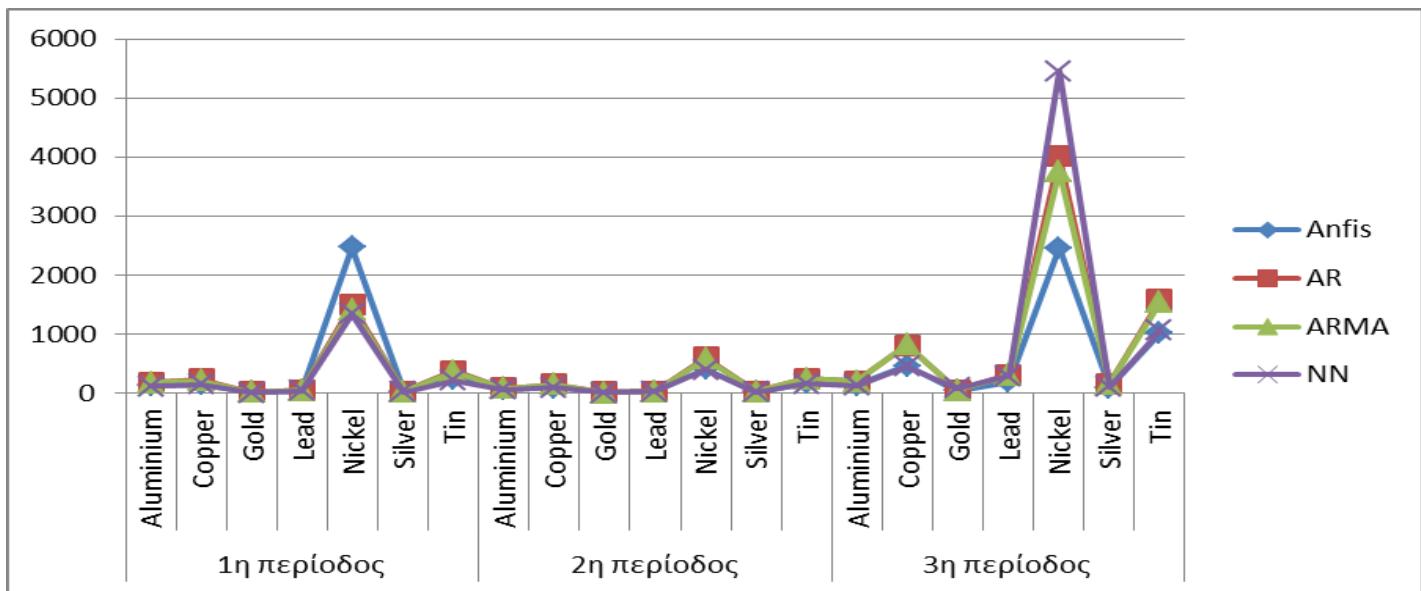
Ακόμα, βλέπουμε ότι τα σφάλματα MSE-MAE της 3^{ης} περιόδου είναι αισθητά μεγαλύτερα σε σχέση με τις προηγούμενες 2 περιόδους που εξετάζουμε. Αυτό ίσως αποδίδεται στις ιδιαίτερες οικονομικές συγκυρίες και τάσεις της περιόδου αυτής, που έχουμε ήδη αναλύσει παραπάνω.

MSE



Γράφημα 23

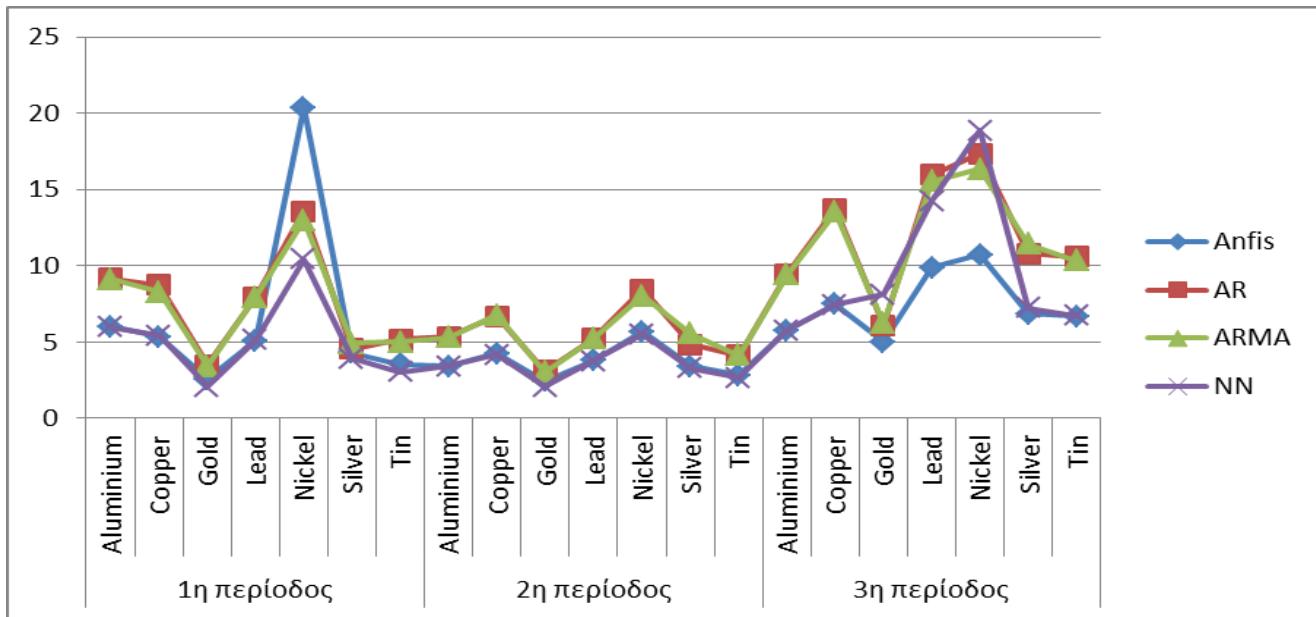
MAE



Γράφημα 24

MAPE

Γράφημα 25



Από τα παραπάνω προκύπτει ότι καλύτερο προβλεπτικό μοντέλο της 1^{ης} και 2^{ης} περιόδου εμφανίζεται να είναι το NN ενώ για την 3^η περίοδο το μοντέλο ANFIS μας παρέχει καλύτερες προβλέψεις.

Ακόμα παρατηρούμε ότι και τα 4 μοντέλα αποδίδουν καλύτερα στην 2^η εξεταζόμενη περίοδο. (Αύγουστος 1994-Αυγουστος 2000), όπου και παρουσιάζουν τα μικρότερα σφάλματα.

Εντύπωση προκαλεί η συμπεριφορά των χρησιμοποιούμενων μοντέλων κατά την διαπραγμάτευση του **Νικελίου**, όπου τόσο τα μοντέλα παλινδρόμησης όσο και τα μοντέλα εύκαμπτης υπολογιστικής δίδουν ασυνήθιστα μεγάλα σφάλματα.

Πιο συγκεκριμένα στην 1^η περίοδο, την καλύτερη πρόβλεψη των τιμών του μετάλλου μας την παρέχει το NNενώ κατά την 3^η περίοδο το μοντέλο ANFIS.

Πίνακας ελάχιστου σφάλματος MAE για το Νικέλιο

Νικέλιο	Anfis	AR	ARMA	NN
MAE	1η περίοδος	2472,191356	1492,809415	1419,62163
	3η περίοδος	2456,664665	4009,958363	3760,224219
				5453,532584

Στην 2^η περίοδο η προβλεπτική δυνατότητα των νευρωνικών-νεύρο-ασαφών μοντέλων υπερτερεί έναντι των αυτοπαλινδρομών, με το NN να παρουσιάζει το μικρότερο σφάλμα πρόβλεψης όπως προκύπτει από την παρακάτω εξέταση των MAE, MAPE και MSE ελάχιστων σφαλμάτων.

Νικέλιο	Anfis	AR	ARMA	NN
2η περίοδος	MSE	251969,7417	647747,6753	621481,2816
	MAE	401,0768278	602,29301	581,0508874
	MAPE	5,671210942	8,449412553	8,049268631
				5,532069175

Οι ιδιαίτερα υψηλές αυτές τιμές σφάλματος και των 4 προβλεπτικών μοντέλων, που προέκυψαν κατά την εξέταση του συγκεκριμένου μετάλλου, πιθανόν οφείλονται στην ιδιαιτερότητα προσφοράς και ζήτησης του Νικελίου.

Σύγκριση μεταξύ των μετάλλων

(ανάλυση για το ποσοστιαίο σφάλμα MAPE)

	Anfis	AR	ARMA	NN
1η περίοδος	MAPE			
Αλουμίνιο	6,019140507	9,145500212	9,11712261	5,965830719
Χαλκός	5,341861267	8,76464309	8,299019927	5,442749482
Χρυσός	2,587262998	3,476858725	3,425501923	2,053886142
Μόλυβδος	5,112626751	7,957852914	7,947051593	5,114320687
Νικέλιο	20,3798513	13,56324798	12,97381761	10,41250103
Ασήμι	4,276942704	4,55074626	4,907119973	3,900740334
Κασσίτερος	3,546257049	5,157868527	5,013706977	3,039519027
2η περίοδος				
Αλουμίνιο	3,427736128	5,33382459	5,311151517	3,432538527
Χαλκός	4,235926368	6,707374323	6,784441579	4,170102944
Χρυσός	2,460194003	3,122519821	3,05035782	2,073266425
Μόλυβδος	3,792559836	5,229537667	5,219935768	3,756707612
Νικέλιο	5,671210942	8,449412553	8,049268631	5,532069175
Ασήμι	3,399517119	4,853819831	5,567163556	3,28475095
Κασσίτερος	2,817960847	4,132237951	4,137003381	2,670432784
3η περίοδος				
Αλουμίνιο	5,785072315	9,459629401	9,408865976	5,773553122
Χαλκός	7,493906363	13,73359831	13,52353836	7,458496805
Χρυσός	5,019253409	6,088189388	6,240053063	8,134053516
Μόλυβδος	9,89367462	15,9823254	15,55843197	14,25262556
Νικέλιο	10,7114458	17,3475541	16,35833017	18,85502586
Ασήμι	6,849162171	10,78684083	11,42994249	7,252327339
Κασσίτερος	6,677162939	10,59022689	10,3222962	6,717002985

Παρατηρούμε ότι καλύτερη πρόβλεψη με βάση τα αποτελέσματα του MAPE, επιτυγχάνεται για τον Χρυσό. Από τις εξεταζόμενες τιμές 7 μετάλλων, οι τιμές του χρυσού κατάφεραν να προβλεφθούν με τη μεγαλύτερη ακρίβεια από τα τέσσερα χρησιμοποιούμενα μοντέλα. Αυτή η προβλεπτική τους ακρίβεια παρατηρείται και στις 3 περιόδους που μελετήσαμε από τον Ιανουάριο του 1970-Οκτώβρη του 2010. Μόνη εξαίρεση το NNμοντέλο κατά την 3^η περίοδο όπου προβλέπει με μεγαλύτερη ακρίβεια την τιμή του Αλουμινίου.

Οι τιμές του νικελίου από την άλλη μεριά, φαίνεται να έχουν την μικρότερη προβλεπτική ικανότητα τόσο από τα NN-ANFIS όσο και από τα μοντέλα παλινδρόμησης καθόλο το εξεταζόμενο χρονικό διάστημα.

Οι ίδιες παρατηρήσεις προκύπτουν και για τα σφάλματα MSE&MAE (γραφήματα 23 & 24).

Συμπεράσματα

Από τα παραπάνω συμπεραίνει λοιπόν κανείς, ότι η χρήση μοντέλων εύκαμπτης υπολογιστικής κρίνεται προτιμότερη σε σύγκριση με αυτή των μεθόδων παλινδρόμησης καθώς τα νευρωνικά και νεύρο-ασαφή μοντέλα, παράγουν σημαντικά καλύτερα αποτελέσματα. Αν και ο χρόνος εκπαίδευσης εξαρτάται από πολλούς παράγοντες, περιορίζεται σε μερικά δευτερόλεπτα (και πάλι όμως, είναι μεγαλύτερος από των μοντέλων AR και ARMA).

Το λογισμικό τους είναι εύκολα προσβάσιμο και παράγει προβλέψεις πιο συνοπτικές σε σύγκριση με αυτές των οικονομετρικών μοντέλων.

Το νευρωνικό μοντέλο αποδίδει καλύτερα για 5 νευρώνες και 1 επίπεδο, ενώ το ANFIS για καμπανοειδή μορφή συνάρτησης και 2 συναρτήσεις συμμετοχής.

Καλύτερη πρόβλεψη επιτυγχάνεται για τις τιμές του Χρυσού ενώ η μικρότερη ακρίβεια, παρατηρείται στις τιμές του Νικελίου.

Συγκριτικά με το νευρωνικό δίκτυο, το Anfisαπαιτεί περισσότερα δεδομένα για την εκπαίδευση. Αυτός είναι και ο λόγος όπου στην 3^η περίοδο, έχει την καλύτερη απόδοση.

Το γεγονός ότι σε ελάχιστες περιπτώσεις τα νευρωνικά και νεύρο-ασαφή μοντέλα, αποδίδουν χειροτέρα από τα μοντέλα παλινδρόμησης, σε καμία περίπτωση δε μειώνει την αξία τους.

Επίλογος

Τανευρωνικά δίκτυα, όπως και τα συστήματα ασαφούς λογικής, βρίσκουν ευρεία χρήση, στις επιστημονικές εφαρμογές των τελευταίων ετών. Ωστόσο τα συστήματα αυτά, δεν παρέχουν οριστικά μοντέλα πρόβλεψης. Συνίσταται έτσι, να λειτουργούν συμπληρωματικά και όχι ανταγωνιστικά των συμβατικών μεθόδων.

Τα αποτελέσματα της ανάλυσης την παρούσα εργασία επαληθεύουν ότι η ασαφής λογική μπορεί να ενσωματώσει τη γνώση των ειδικών με άμεσο και εύκολο τρόπο χρησιμοποιώντας κανόνες και γλωσσικές μεταβλητές. Ο σχεδιασμός και η βελτιστοποίηση των συναρτήσεων συμμετοχής των οποίων οι γλωσσικές μεταβλητές καθορίζονται από ποσοτικά δεδομένα, συχνά απαιτούν σημαντικό χρόνο. Επιπλέον, η επιλογή ακατάλληλων συναρτήσεων συμμετοχής και η χρήση υποκειμενισμού κατά την εφαρμογή τους, ενδέχεται να οδηγήσουν σε μειωμένη απόδοση του συστήματος, ακόμα και σε αστάθεια (White et al, 1992). Εντάσσοντας τεχνικές μάθησης από τον χώρο των νευρωνικών δικτύων ωστόσο, μπορεί να επιτευχθεί μείωση του χρόνου και του κόστους ανάπτυξης του μοντέλου με παράλληλη βελτίωση της απόδοσή του.

Όσον αφορά τώρα τα μέταλλα, οι απότομες αλλαγές στις τιμές τους, είναι αποτέλεσμα οικονομικών συγκυρίων στην πλευρά της ζήτησης και τους κύκλους του κλίματος στην πλευρά της προσφοράς. Ταυτόχρονα όμως είναι και απόρροια μιας ποικιλίας τυχαίων κλυδωνισμών. Λαμβάνοντας το παραπάνω υπόψη, η απόδοση του προτεινόμενου συστήματος πρόβλεψης είναι πιθανό να βελτιωθεί, εάν χρησιμοποιηθούν άλλες αρχιτεκτονικές ελέγχου κατά το σχεδιασμό του ελεγκτή, όπως: μοντέλα

εσωτερικού ελέγχου, γραμμικοποιήσης ανατροφοδότησης, μοντέλα αντίστροφης τροφοδότησης, βέλτιστου ελέγχου κ.α. Ο πυρήνας αυτών των μοντέλων θα πρέπει να προσαρμόζεται στους κύκλους και τις ανισορροπίες που δημιουργούνται όταν η ζήτηση δεν είναι ίση με την προσφορά και οι εισαγωγές υπερβαίνουν τις εξαγωγές.

Οι ιδέες που προέκυψαν από την συγκεκριμένη εργασία ελπίζουμε ότι θα ενθαρρύνουν και θα τονώσουν περαιτέρω την έρευνα σε αυτό το πολύ σημαντικό θέμα.

Βιβλιογραφία

- Abraham A., B. Nath, and P.K. Mahanti. (2001). Hybrid Intelligent Systems for Stock Market Analysis. V. N. Alexandrov et al. (Eds): ICCS 2001, Springer, Verlag Berlin Heidelberg, pg. 337-345.
- Atiya, A., N. Talaat, et al. (1997). Efficient stock market forecasting model using neural networks. IEEE International Conference on Neural Networks - Conference Proceedings.
- Atsalakis, G. S. , Ucenic, C and Skiadas ,C.H " Time series prediction of the Greek manufacturing index for the non-metallic minerals sector using a Neuro-fuzzy approach (ANFIS) "
- Atsalakis, G. S. and K. P. Valavanis (2009). "Forecasting stock market short-term trends using a neuro-fuzzy based methodology." Expert Systems with Applications**36**(7): 10696-10707.
- Atsalakis, G. S. and K. P. Valavanis (2009). "Surveying stock market forecasting techniques - Part II: Soft computing methods." Expert Systems with Applications**36**(3, Part 2): 5932-5941.
- Baba, N., M. Morimoto, et al. (1993). User friendly decision support system for dealing stocks using neural network. Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks.
- Bystrom, H. (2009). The Age of Turbulence - Credit Derivatives Style.
- Brian H. Boyer, Tomomi Kumagai, and Kathy Yuan. (2006). How Do Crises Spread? Evidence from Accessible and Inaccessible Stock Indices The Journal Of Finance • VOL. LXI, NO. 2
- Bussiere, M. and M. Fratzscher (2006). "Towards a new early warning system of financial crises." Journal of International Money and Finance**25**(6): 953-973.
- Chen, A.-S., M. T. Leung, et al. (2003). "Application of neural networks to an emerging financial market: forecasting and trading the Taiwan Stock Index." Computers & Operations Research**30**(6): 901-923.
- Cheng, M.Y. et al (2009). Artificial intelligence approaches to achieve strategic control over project cash flows. Automation in Construction, Volume 18, Issue 4, Pages 386-393.
- Chenoweth, T. and Z. Obradovic (1996). "A multi-component nonlinear prediction system for the S&P 500 index." Neurocomputing**10**(3): 275-290.
- Cipollini, A. and G. Kapetanios (2009). "Forecasting financial crises and contagion in Asia using dynamic factor analysis." Journal of Empirical Finance**16**(2): 188-200.
- Coombs, W. T. (2004). "West Pharmaceutical's explosion: structuring crisis discourse knowledge." Public Relations Review**30**(4): 467-473.
- Curry, B., P. Morgan, et al. (2002). "Neural networks and non-linear statistical methods: an application to the modelling of price-quality relationships." Computers & Operations Research**29**(8): 951-969.
- Dayhoff, J. E. and J. M. DeLeo (2001). "Artificial neural networks: Opening the black box." Cancer**91**(8 SUPPL.): 1615-1635.
- Dooley G. and Lenihan H. (2005). An assessment of time series methods in metal price forecasting
- Dourra, H., and P. Siy. (2002). Investment using technical analysis and fuzzy logic. Fuzzy sets and systems, 127, 221-240.
- Efendigil, T. and Semih Önüt, Cengiz Kahraman. (2009). A decision support system for demand forecasting with artificial neural networks and neuro-fuzzy models: A comparative analysis. Expert Systems with Applications, Volume 36, Issue 3, Part 2, Pages 6697-6707.

- Ettes, D., (2000). Trading The Stock Markets Using Genetic Fuzzy Modelling, Proceedings Of Conference On Computational Intelligence For Financial Engineering
- Fama, E. F. (1976). "Forward rates as predictors of future spot rates." *Journal of Financial Economics*3(4): 361-377.
- Fama, E. F. and K. R. French (1993). "Common risk factors in the returns on stocks and bonds." *Journal of Financial Economics*33(1): 3-56.
- Fernandez, B. (2001). U.S. Markets Decline Again. KRTBN Knight Ridder Tribune Business News (The Philadelphia Inquirer).
- Fernandez-Rodríguez, F., et al. (2000). "On the profitability of technical trading rules based on artificial neural networks: Evidence from the Madrid stock market." *Economics Letters*69(1): 89-94.
- Ghoshray S.. (1999). Foreign Exchange Rate Prediction by Fuzzy Inferencing on Deterministic Chaos. *Proceedings of the 1996 Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering*.
- Glick, R. and A. K. Rose. (1999). Contagion and trade. Why are currency crises regional? *Journal of International Money and Finance* 18 , pages 603–617
- Gong, S.-C., T.-P. Lee, et al. (2004). "Crisis transmission: Some evidence from the Asian financial crisis." *International Review of Financial Analysis*13(4): 463-478.
- Hassan, M. R., B. Nath, et al. (2007). "A fusion model of HMM, ANN and GA for stock market forecasting." *Expert Systems with Applications*33(1): 171-180.
- Haugen, R. (2001). *Modern investment theory*, Prentice Hall: 74.
- Hawawini, G., D. B. Keim, et al. (1995). Chapter 17 On the predictability of common stock returns: World-wide evidence. *Handbooks in Operations Research and Management Science*, Elsevier. **Volume 9:** 497-544.
- Hsieh, T.-J., H.-F. Hsiao, et al. (2010). "Forecasting stock markets using wavelet transforms and recurrent neural networks: An integrated system based on artificial bee colony algorithm." *Applied Soft Computing*In Press, Corrected Proof.
- Huarng K., (2001). Effective lengths of intervals to improve forecasting in fuzzy time series. *Fuzzy Sets and Systems*, 123, pg. 387-394, (2001)
- Jang, H. and W. Sul "The Asian financial crisis and the co-movement of Asian stock markets." *Journal of Asian Economics*13(1): 94-104.
- Jeffrey M. Christian, (2009). The Effects of the Financial Crisis on Metals Markets
- Karolyi, G. A. (2003). Does International Financial Contagion Really Exist? *International Finance* 6:2 pages 179–199.
- Keles, A. (2008). The adaptive neuro-fuzzy model for forecasting the domestic debt. *Knowledge-Based Systems*, Volume 21, Issue 8, Pages 951-957.
- Kim, S.-S. (1998). "Time-delay recurrent neural network for temporal correlations and prediction." *Neurocomputing*20(1-3): 253-263.
- Kim, S. H. and S. H. Chun (1998). "Graded forecasting using an array of bipolar predictions: Application of probabilistic neural networks to a stock market index." *International Journal of Forecasting*14(3): 323-337

- Kodogiannis V. and A. Lolis. (2002). Forecasting Financial Time Series using Neural Network and Fuzzy System-based Techniques. Springer London. Neural Computing & Applications Volume 11, Number 2
- Kroszner, R. S., L. Laeven, et al. (2007). "Banking crises, financial dependence, and growth." Journal of Financial Economics**84**(1): 187-228.
- Labys Walter C. (2003), « New Directions in the Modeling and Forecasting of Commodity Markets »
- Lim, K.-P., R. D. Brooks, et al. (2008). "Financial crisis and stock market efficiency: Empirical evidence from Asian countries." International Review of Financial Analysis**17**(3): 571-591.
- Love, I., L. A. Preve, et al. (2007). "Trade credit and bank credit: Evidence from recent financial crises." Journal of Financial Economics**83**(2): 453-469.
- Makridakis, S. (1982). "Chronology of the last six recessions." Omega**10**(1): 43-50.
- Malhotra, R. and D. K. Malhotra. (2001). Differentiating between good credits and bad credits using neuro-fuzzy systems. Elsevier Science B.V. 19
- Mavrotas, G. and D. Vinogradov (2007). "Financial sector structure and financial crisis burden." Journal of Financial Stability**3**(4): 295-323.
- Melvin, M. (2003). "A stock market boom during a financial crisis?: ADRs and capital outflows in Argentina." Economics Letters**81**(1): 129-136.
- Michalewicz, Z., D. Dasgupta, et al. (1996). "Evolutionary algorithms for constrained engineering problems." Computers & Industrial Engineering**30**(4): 851-870.
- Motiwalla, L. and M. Wahab (2000). "Predictable variation and profitable trading of US equities: a trading simulation using neural networks." Computers & Operations Research**27**(11-12): 1111-1129.
- Niemira, M. P. and T. L. Saaty "An Analytic Network Process model for financial-crisis forecasting." International Journal of Forecasting**20**(4): 573-587.
- Nishina, T. and M. Hagiwara. (1999). Fuzzy Interface Neural Network, Neurocomputing, Vol. 14, 223-239.
- Oh, K. J. and K.-j. Kim (2002). "Analyzing stock market tick data using piecewise nonlinear model." Expert Systems with Applications**22**(3): 249-255.
- Pierdzioch, C., J. Dopke, et al. "Forecasting stock market volatility with macRORconomic variables in real time." Journal of Economics and Business**60**(3): 256-276.
- Qi, M. and G. P. Zhang (2001). "An investigation of model selection criteria for neural network time series forecasting." European Journal of Operational Research**132**(3): 666-680.
- Quah, T.-S. and B. Srinivasan (1999). "Improving returns on stock investment through neural network selection." Expert Systems with Applications**17**(4): 295-301.
- Rast, M. (1999). Forecasting With Fuzzy Neural Networks : A Case Study In Stock Market Crash Situations, Proceedings Of The 1999 18th North American FuzzyInformation, 418-420, ISBN: 4789483.
- Ramnath, S., S. Rock, et al. "The financial analyst forecasting literature: A taxonomy with suggestions for further research." International Journal of Forecasting**24**(1): 34-75.
- Rezaee, B.M.H. and Fazel Zarandi. (2009). Data-Driven Fuzzy Modeling for Takagi–Sugeno–Kang Fuzzy System Information Sciences, In Press.

- Setnes,M. and O.J.H. van Drempt. (1999). Fuzzy Modelling In Stock Market Analysis, Proceedings Of The 1999 IEEE/IAE Conference On Computational Intelligence For Financial Engineering, 250-258, ISBN: 4822121.
- Siekmann,S. et al. (1999). Information Fusion In The Context Of Stock Index Prediction, Proceedings Of The European Conference On Symbolic And Quantitative Approaches To Reasoning And Uncertainty, 363 – 373, ISBN:3-540- 66131-X.
- Sornette, D. (2003). Why Stock Markets Crash, Chapter 1 financial crashes: what, how, why, and when? Princeton University Press
- Saul. B ,Suslick, ,Deverle P., Harriw and Lucilla H..E, Allan (1995) "Serfit: an algorithm to forecast mineral trends", Pergamon Press
- Tang,Y., F. Xu, X. Wan and Y-Q. Zhang. (2002). Web-based Fuzzy Neural Networks for Stock Prediction. Proceedings Of Second International Workshop On Intelligent Systems Design And Application. 169 - 174 ISBN:0-9640398-0-X.
- Tay N. S. P., and S. Linn. (2001). Fuzzy Inductive reasoning, expectation formation and the behavior of securities prices. Journal of Economic Dynamics and Control, pg. 321-361,
- Thawornwong, S. and D. Enke (2004). "The adaptive selection of financial and economic variables for use with artificial neural networks." Neurocomputing56(1-4): 205-232.
- Vanstone, B.J., G.R. Finnie and C.N.W. Tan. (2005). Evaluating the Application of Neural Networks and Fundamental Analysis in the Australian Stock Market. Proceedings of Computational Intelligence 2005, 487-028.
- Venugopal, K. P., A. S. Pandya, et al. (1994). "A recurrent neural network controller and learning algorithm for the on-line learning control of autonomous underwater vehicles." Neural Networks7(5): 833-846.
- Wittkemper, H.-G. and M. Steiner (1996). "Using neural networks to forecast the systematic risk of stocks." European Journal of Operational Research90(3): 577-588.
- Wong, W., et al. (2003). How Rewarding is Technical Analysis? Evidence from Singapore Stock Market., Applied Financial Economics, 13, 543- 551.
- World Metals Statistics Bureau – 2009 Yearbook
- Yiwen, Y., L. Guizhong, et al. (2000). Stock market trend prediction based on neural networks, multiresolution analysis and dynamical reconstruction. IEEE/IAFE Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering, Proceedings (CIFEr).
- Βαλαβάνης, K. et al. (2008). Τεχνικές Προβλέψεων. Εκδόσεις Κλειδάριθμος.
- Βολογιαννίδης, Σ. (2006). Ευφυής Έλεγχος, Θεωρία και Εφαρμογές. Διδακτικές Σημειώσεις Τμήματος Πληροφορικής και Επικοινωνιών. Σέρρες.
- Ματσατσίνης, N. et al. (2005). Εισαγωγή στην Τεχνητή νοημοσύνη και στα συστήματα πολλαπλών πρακτόρων. Εκδόσεις Νέων Τεχνολογιών.
- Μόδης, Θ. (2005). Προβλέψεις, Προσεγγίζοντας επιστημονικά τα προμηνύματα του αύριο.
- Πανεπιστημιακές εκδόσεις Κρήτης. Ηράκλειο
- Κινγκ, P. E. (1998). Υπολογιστική Νοημοσύνη στον έλεγχο συστημάτων. Εκδόσεις Τραυλός, Αθήνα. ISBN: 960-7122-91-7
- Πρωτοπαπαδάκης E. (2009). "Πρόβλεψη τάσης των τιμών των μετοχών σε περιόδους χρηματιστηριακών κρίσεων. Το μοντέλο PATSOS"

Ιστοσελίδες

[>](http://minerals.usgs.gov/minerals)

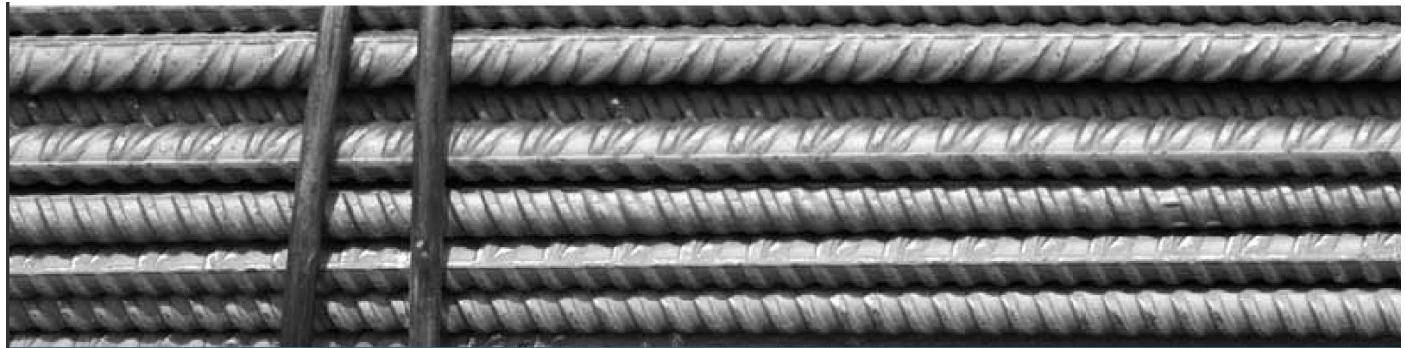
www.lme.co.uk

<http://www.worldbank.org/>

<http://www.nationalinvestor.com>

Δεδομένα

<http://unctadstat.unctad.org/ReportFolders/reportFolders.aspx>



Παράτημα

Πίνακες αποτελεσμάτων

ANFIS

περίοδος	μέταλλο	mfs num	activ func	MSE	MAE	MAPE
1	Aluminium	2	gbellmf	37690,97	121,2743	6,099981
1	Copper	2	gbellmf	41428,28	143,4215	5,341861
1	Nickel	2	gbellmf	5,79E+08	16735,3	136,4262
1	Lead	2	gbellmf	3193,635	34,49588	5,112627
1	Tin	2	gbellmf	136156,5	249,9202	3,546257
1	Gold	2	gbellmf	172,1548	10,60866	2,79028
1	Silver	2	gbellmf	967,9017	22,25402	4,363327
1	Aluminium	2	trimf	2480052	757,3123	30,85378
1	Copper	2	trimf	51034,44	153,6195	5,653118
1	Nickel	2	trimf	31249631	3867,35	31,14869
1	Lead	2	trimf	3169,886	34,36787	5,113915
1	Tin	2	trimf	136216,7	256,7668	3,727317
1	Gold	2	trimf	151,2644	9,846578	2,587263
1	Silver	2	trimf	1533,23	29,98694	5,675536
1	Aluminium	3	gbellmf	37639,93	120,8194	6,019141
1	Copper	3	gbellmf	46820,13	150,1655	5,555038
1	Nickel	3	gbellmf	13761097	2773,39	23,59545
1	Lead	3	gbellmf	3247,221	35,05659	5,222491
1	Tin	3	gbellmf	141687,2	254,6835	3,579998
1	Gold	3	gbellmf	1167,662	24,50749	6,547687
1	Silver	3	gbellmf	1109,626	24,89539	4,848933
1	Aluminium	3	trimf	20251063	2050,457	87,81775
1	Copper	3	trimf	186160,4	220,3217	7,735219
1	Nickel	3	trimf	1,41E+08	9383,311	97,89579
1	Lead	3	trimf	3308,438	34,89693	5,182876
1	Tin	3	trimf	132287,9	248,1472	3,580537
1	Gold	3	trimf	212,2429	12,01016	3,165137
1	Silver	3	trimf	939,2595	21,78422	4,276943
1	Aluminium	4	gbellmf	40448,82	121,6972	6,084994
1	Copper	4	gbellmf	297178,7	277,9552	9,77416

1	Nickel	4	gbellmf	12227771	2472,191	20,37985
1	Lead	4	gbellmf	3175,796	34,52912	5,128082
1	Tin	4	gbellmf	138410,2	258,9165	3,768715
1	Gold	4	gbellmf	1875,062	28,32987	7,682312
1	Silver	4	gbellmf	1167,363	24,04164	4,76958
1	Aluminium	4	trimf	771447,5	475,7066	21,02974
1	Copper	4	trimf	1685425	490,4686	16,61116
1	Nickel	4	trimf	38499549	4976,031	44,54761
1	Lead	4	trimf	3555,461	35,62333	5,277689
1	Tin	4	trimf	147183,1	264,8861	3,750158
1	Gold	4	trimf	321,564	13,11479	3,232556
1	Silver	4	trimf	943,2573	21,81952	4,281151
2	Aluminium	2	gbellmf	5430,876	56,06697	3,530194
2	Copper	2	gbellmf	14843,86	90,76473	4,235926
2	Nickel	2	gbellmf	256630	403,1743	5,695599
2	Lead	2	gbellmf	814,3969	22,84773	3,797047
2	Tin	2	gbellmf	55129,58	165,8562	2,860394
2	Gold	2	gbellmf	104,1284	7,798872	2,480661
2	Silver	2	gbellmf	710,1337	18,92764	3,573945
2	Aluminium	2	trimf	5124,097	55,06307	3,472139
2	Copper	2	trimf	14625,31	91,20133	4,281106
2	Nickel	2	trimf	251969,7	401,0768	5,671211
2	Lead	2	trimf	813,6055	22,8548	3,79256
2	Tin	2	trimf	54941,04	165,6321	2,857993
2	Gold	2	trimf	111,7592	8,173285	2,618484
2	Silver	2	trimf	948,8869	23,87079	4,556129
2	Aluminium	3	gbellmf	4939,532	54,78237	3,469492
2	Copper	3	gbellmf	15313,14	91,64881	4,262519
2	Nickel	3	gbellmf	255972,3	402,7914	5,722737
2	Lead	3	gbellmf	820,1883	22,90094	3,81589
2	Tin	3	gbellmf	53853,75	163,4884	2,817961
2	Gold	3	gbellmf	135,1525	9,196069	2,994212
2	Silver	3	gbellmf	764,6268	20,40903	3,876495
2	Aluminium	3	trimf	4815,884	54,0869	3,427736
2	Copper	3	trimf	15194,97	91,72094	4,256768
2	Nickel	3	trimf	260910,7	404,7792	5,718136
2	Lead	3	trimf	832,9061	23,09688	3,827525
2	Tin	3	trimf	55412,19	166,8088	2,879409
2	Gold	3	trimf	102,7718	7,769323	2,460194
2	Silver	3	trimf	715,6622	19,13222	3,615979
2	Aluminium	4	gbellmf	4883,766	54,36804	3,443234
2	Copper	4	gbellmf	15235,79	91,36123	4,241971
2	Nickel	4	gbellmf	259156	405,5654	5,737964
2	Lead	4	gbellmf	894,1995	23,37209	3,859475
2	Tin	4	gbellmf	54450,31	164,5856	2,826972
2	Gold	4	gbellmf	132,0687	8,910665	2,886358
2	Silver	4	gbellmf	666,0714	18,09222	3,399517
2	Aluminium	4	trimf	5269,111	58,33643	3,700442
2	Copper	4	trimf	14970,24	91,23681	4,241662
2	Nickel	4	trimf	263266,5	417,5491	5,877235
2	Lead	4	trimf	837,5808	23,31551	3,872385
2	Tin	4	trimf	54940,62	165,9089	2,858673
2	Gold	4	trimf	270,652	12,95244	4,375216
2	Silver	4	trimf	707,4182	18,75787	3,538517
3	Aluminium	2	gbellmf	26531,16	129,6724	5,785072
3	Copper	2	gbellmf	898019,8	740,0305	11,54118
3	Nickel	2	gbellmf	15723056	2992,436	11,79262

3	Lead	2	gbellmf	61154,19	188,5862	9,893675
3	Tin	2	gbellmf	1946237	1032,525	6,677163
3	Gold	2	gbellmf	7115,798	70,08628	7,698166
3	Silver	2	gbellmf	14286,41	95,54903	6,849162
3	Aluminium	2	trimf	30627,25	134,2205	6,040246
3	Copper	2	trimf	50443988	6097,808	90,55145
3	Nickel	2	trimf	1,94E+08	9365,492	30,78354
3	Lead	2	trimf	2035473	1142,651	50,68478
3	Tin	2	trimf	1962307	1018,754	6,682464
3	Gold	2	trimf	108528,5	239,3722	23,85492
3	Silver	2	trimf	17008,35	101,9733	7,001011
3	Aluminium	3	gbellmf	62506,64	178,9911	7,531881
3	Copper	3	gbellmf	384874,7	458,225	7,493906
3	Nickel	3	gbellmf	10437767	2456,665	10,71145
3	Lead	3	gbellmf	49479630	5180,594	218,5173
3	Tin	3	gbellmf	2439174	1067,605	6,759406
3	Gold	3	gbellmf	2438,245	40,62197	5,019253
3	Silver	3	gbellmf	22555,68	115,0286	8,144198
3	Aluminium	3	trimf	28892,22	132,5027	6,007567
3	Copper	3	trimf	18298289	3981,367	57,36954
3	Nickel	3	trimf	2,61E+08	11543,18	39,70368
3	Lead	3	trimf	4509985	1645,05	79,71231
3	Tin	3	trimf	3,63E+08	7541,31	35,88186
3	Gold	3	trimf	335786,7	450,8796	46,18981
3	Silver	3	trimf	19527,57	108,8955	7,493696
3	Aluminium	4	gbellmf	122422,1	210,9042	8,730772
3	Copper	4	gbellmf	422765,1	488,2854	7,93585
3	Nickel	4	gbellmf	23673003	3490,077	13,35551
3	Lead	4	gbellmf	1304986	876,0641	38,00012
3	Tin	4	gbellmf	13679029	1937,577	11,00096
3	Gold	4	gbellmf	119988,5	263,285	26,36695
3	Silver	4	gbellmf	31220,17	135,4154	8,797308
3	Aluminium	4	trimf	73984,74	202,9895	8,457057
3	Copper	4	trimf	17707209	3900,255	55,90363
3	Nickel	4	trimf	4E+08	15022,48	55,36337
3	Lead	4	trimf	1651597	1033,01	46,01327
3	Tin	4	trimf	2,39E+08	6065,536	30,72141
3	Gold	4	trimf	483156,1	528,2822	55,88682
3	Silver	4	trimf	51906,44	175,2472	12,04514

AR-ARMA

περίοδος	μέταλλο	MSE_ar	MAE_ar	MAPE_ar	MSE_arma	MAE_arma	MAPE_arma
1	Aluminium	74214,92	178,5949	9,1455	80696,72	179,3342	9,117123
1	Copper	95050,74	228,2226	8,764643	88720,89	214,5826	8,29902
1	Nickel	4997417	1492,809	13,56325	4695814	1419,622	12,97382
1	Lead	6128,731	52,35124	7,957853	6506,479	52,90047	7,947052
1	Tin	347423,8	374,2288	5,157869	329249,2	364,3709	5,013707
1	Gold	303,7375	13,48917	3,476859	302,5356	13,32291	3,425502
1	Silver	1245,202	23,76401	4,550746	1650,589	25,25221	4,90712
2	Aluminium	11193,37	83,67506	5,333825	11142,03	83,324	5,311152
2	Copper	35558,01	143,1253	6,707374	36028,58	145,6848	6,784442
2	Nickel	647747,7	602,293	8,449413	621481,3	581,0509	8,049269
2	Lead	1689,012	31,32553	5,229538	1708,323	31,27154	5,219936
2	Tin	94830,33	239,5185	4,132238	95314,63	239,4471	4,137003
2	Gold	177,7483	9,815154	3,12252	185,3407	9,611796	3,050358

2	Silver	1377,129	25,95273	4,85382	1677,739	29,66949	5,567164
3	Aluminium	68824,35	203,4198	9,459629	68161	202,6416	9,408866
3	Copper	1125107	805,6182	13,7336	1053112	820,5738	13,52354
3	Nickel	27468313	4009,958	17,34755	24689468	3760,224	16,35833
3	Lead	152492,4	303,7379	15,98233	149512,4	296,3558	15,55843
3	Tin	4762582	1578,016	10,59023	4439831	1538,787	10,3223
3	Gold	4077,048	51,91069	6,088189	4103,213	52,69339	6,240053
3	Silver	39972,75	152,0473	10,78684	41061,53	160,2435	11,42994

Neural networks

περίοδος	μέταλλο	επίπεδα	νευρώνες	MSE	MAE	MAPE
1	Aluminium	1	2	51496,729	131,07928	6,3253271
1	Copper	1	2	38884,652	144,01885	5,4427495
1	Nickel	1	2	5305010,2	1343,2942	10,412501
1	Lead	1	2	3103,4957	34,266426	5,1143207
1	Tin	1	2	129350,05	241,49179	3,4495288
1	Gold	1	2	151,39642	9,6840851	2,5313565
1	Silver	1	2	897,14071	20,248158	3,9429598
1	Aluminium	1	3	79014,811	160,86034	7,4593142
1	Copper	1	3	78887,994	177,18578	6,4590818
1	Nickel	1	3	12362976	2181,5803	16,726964
1	Lead	1	3	3222,8387	34,816825	5,2374198
1	Tin	1	3	145076,55	271,52654	3,936368
1	Gold	1	3	238,28749	12,600229	3,2461799
1	Silver	1	3	1174,7987	25,639962	4,9337246
1	Aluminium	1	4	49878,266	146,53409	7,3507437
1	Copper	1	4	55260,997	158,34771	5,7781487
1	Nickel	1	4	10743371	2029,8246	15,584297
1	Lead	1	4	3410,8953	35,29303	5,183342
1	Tin	1	4	114061,39	214,98359	3,039519
1	Gold	1	4	189,53276	11,751032	3,0979636
1	Silver	1	4	967,57947	20,530757	3,9007403
1	Aluminium	1	5	78120,318	157,96194	7,2560242
1	Copper	1	5	3447538,9	556,3436	18,988274
1	Nickel	1	5	20603882	3108,0368	24,922661
1	Lead	1	5	3959,2561	36,5372	5,3753629
1	Tin	1	5	169630,44	317,62314	4,6729658
1	Gold	1	5	323,84488	15,610454	4,1498942
1	Silver	1	5	1327,2928	28,39158	5,5605153
1	Aluminium	1	6	38552,901	116,11523	5,9658307
1	Copper	1	6	102967,58	234,23595	8,5675553
1	Nickel	1	6	31458396	4314,3112	37,255087
1	Lead	1	6	3999,7227	42,780061	6,1482926
1	Tin	1	6	132746,96	240,57432	3,3738997
1	Gold	1	6	186,60132	11,327008	2,9830121
1	Silver	1	6	5992,1049	72,102567	15,438206
1	Aluminium	1	7	126626,48	199,85476	9,002949
1	Copper	1	7	139333,62	296,41011	11,467187
1	Nickel	1	7	19992204	3015,5922	23,939968

1	Lead	1	7	4291,4369	36,802822	5,4244095
1	Tin	1	7	165540,8	287,03676	4,1486272
1	Gold	1	7	188,82961	10,434863	2,6262454
1	Silver	1	7	1431,2954	27,826729	5,7263746
1	Aluminium	2	2	45592,261	122,71283	5,9857928
1	Copper	2	2	75353,747	218,9032	8,5351973
1	Nickel	2	2	3,222E+09	39288,301	344,11611
1	Lead	2	2	3246,209	34,811546	5,1712347
1	Tin	2	2	149515,45	284,95633	4,1878644
1	Gold	2	2	15031,42	115,79518	29,329306
1	Silver	2	2	1429,8919	28,191492	5,3450667
1	Aluminium	2	3	19017278	1904,9421	75,829971
1	Copper	2	3	53386,581	172,95954	6,6174961
1	Nickel	2	3	22734821	3379,9319	27,709215
1	Lead	2	3	8717,0456	71,954617	10,750293
1	Tin	2	3	123207,99	227,32201	3,1762949
1	Gold	2	3	183,08301	10,97657	2,8936677
1	Silver	2	3	4229,8975	58,146386	13,021529
1	Aluminium	2	4	200892,61	253,93886	11,122823
1	Copper	2	4	185323,68	266,954	9,4541395
1	Nickel	2	4	34390727	4578,631	39,878892
1	Lead	2	4	4317,9712	37,703981	5,540499
1	Tin	2	4	166576,76	316,49816	4,6421602
1	Gold	2	4	348,07758	14,695691	3,7296296
1	Silver	2	4	1367,2709	25,94711	4,9556551
1	Aluminium	2	5	62927,124	148,64271	7,3562974
1	Copper	2	5	49095,182	165,08902	6,2142886
1	Nickel	2	5	22169131	3331,1964	27,262353
1	Lead	2	5	2744,9217	37,093747	5,5562835
1	Tin	2	5	116586,1	217,50227	3,1053741
1	Gold	2	5	172,28332	10,661411	2,732197
1	Silver	2	5	1762,6533	34,237077	7,5503026
1	Aluminium	2	6	265659,05	281,96842	12,184575
1	Copper	2	6	43254,756	146,96518	5,5020699
1	Nickel	2	6	20428573	3033,5446	23,954402
1	Lead	2	6	3866,012	42,377842	6,5943777
1	Tin	2	6	163240,14	281,25528	4,0309377
1	Gold	2	6	322,13142	15,484346	4,0465783
1	Silver	2	6	2118,8679	36,179206	6,7596538
1	Aluminium	2	7	128472,65	207,57855	9,45536
1	Copper	2	7	169090,96	313,77782	11,716017
1	Nickel	2	7	20845724	3137,0222	25,261581
1	Lead	2	7	3447,661	38,883743	5,9370781
1	Tin	2	7	210398,2	365,58885	5,5071814
1	Gold	2	7	319,6944	14,179622	3,625175
1	Silver	2	7	978,55502	21,731997	4,3727504
1	Aluminium	3	2	119102,13	190,58282	8,5050188
1	Copper	3	2	89196,579	205,67037	7,3831359
1	Nickel	3	2	11660060	2137,4114	16,432206
1	Lead	3	2	3297,9322	35,441182	5,2038548
1	Tin	3	2	139760,57	262,65669	3,832016
1	Gold	3	2	209,5382	11,909441	3,1256908
1	Silver	3	2	1036,8608	23,808908	4,7001424
1	Aluminium	3	3	732284,47	443,6765	19,346126
1	Copper	3	3	157146,58	298,81143	11,645717
1	Nickel	3	3	16638261	2612,5139	20,144312
1	Lead	3	3	3532,2501	36,674895	5,4293118

1	Tin	3	3	201305,54	360,08417	5,3626887
1	Gold	3	3	118,05421	8,0495298	2,0538861
1	Silver	3	3	2291,1212	37,726951	7,4847749
1	Aluminium	3	4	214633,64	269,40604	11,910043
1	Copper	3	4	51701,141	160,32504	5,9546339
1	Nickel	3	4	18664231	2832,0507	22,082184
1	Lead	3	4	4881,1325	46,1252	6,9131574
1	Tin	3	4	160742,8	261,42928	3,6003183
1	Gold	3	4	169,96715	10,775589	2,8410522
1	Silver	3	4	16733,901	120,11814	26,767423
1	Aluminium	3	5	209935,69	264,85368	11,673334
1	Copper	3	5	87718,987	225,61978	8,8074515
1	Nickel	3	5	21903862	3261,5764	26,412073
1	Lead	3	5	3758,637	43,112211	6,37524
1	Tin	3	5	563846,63	493,58364	6,9725816
1	Gold	3	5	238,99001	12,323887	3,1225491
1	Silver	3	5	4257,9973	55,643775	11,464561
1	Aluminium	3	6	148919,33	214,60706	9,469389
1	Copper	3	6	61567,369	202,13282	7,8417369
1	Nickel	3	6	14517425	2376,7266	18,274449
1	Lead	3	6	4085,4103	37,086749	5,4157133
1	Tin	3	6	160825,9	268,23997	3,8005628
1	Gold	3	6	208,71691	11,358251	2,8590883
1	Silver	3	6	3096,8128	49,524919	10,382131
1	Aluminium	3	7	141536,51	213,45402	9,5466646
1	Copper	3	7	391553,56	362,06232	13,188613
1	Nickel	3	7	22984983	3408,76	27,990169
1	Lead	3	7	5074,6165	41,162563	6,0487252
1	Tin	3	7	207481,73	329,24846	4,7310801
1	Gold	3	7	223,30545	11,418241	2,9054413
1	Silver	3	7	1142,9925	23,482756	4,6186512
2	Aluminium	1	2	15088,242	96,982811	6,0421389
2	Copper	1	2	15170,601	91,785341	4,3198972
2	Nickel	1	2	258088,75	402,0841	5,6628077
2	Lead	1	2	823,56212	23,067593	3,7978792
2	Tin	1	2	56063,691	168,05448	2,8955968
2	Gold	1	2	140,33708	9,0701994	2,9697613
2	Silver	1	2	1302,2173	31,164363	6,0716154
2	Aluminium	1	3	5016,8612	56,203847	3,5734532
2	Copper	1	3	15277,507	92,673198	4,3597382
2	Nickel	1	3	252632,72	395,45095	5,5527375
2	Lead	1	3	857,20282	23,247717	3,8674414
2	Tin	1	3	55896,503	167,36737	2,8860254
2	Gold	1	3	88,727175	6,5927602	2,0732664
2	Silver	1	3	814,42085	19,456026	3,659771
2	Aluminium	1	4	5415,8886	58,264938	3,6929341
2	Copper	1	4	15657,263	91,08746	4,1711076
2	Nickel	1	4	281333,77	433,79593	6,1537456
2	Lead	1	4	819,15266	22,924658	3,8122801
2	Tin	1	4	57662,3	172,79067	2,9799176
2	Gold	1	4	113,41056	8,0490603	2,6221289
2	Silver	1	4	658,02538	17,928643	3,3700639
2	Aluminium	1	5	21066,56	121,64789	7,8078312
2	Copper	1	5	14870,768	91,134949	4,3169747
2	Nickel	1	5	247170,3	418,15279	5,9657467
2	Lead	1	5	1046,5809	26,889706	4,6737429
2	Tin	1	5	52819,034	160,46402	2,7691441

2	Gold	1	5	180,64312	10,885296	3,5851958
2	Silver	1	5	724,70241	19,523217	3,6970916
2	Aluminium	1	6	5188,5603	57,230298	3,635205
2	Copper	1	6	16091,423	94,980072	4,3992417
2	Nickel	1	6	288984,37	400,4346	5,5565555
2	Lead	1	6	937,53915	23,965956	3,9224558
2	Tin	1	6	52598,177	158,38122	2,7026575
2	Gold	1	6	151,31343	9,6755618	3,1946352
2	Silver	1	6	2905,5321	49,877245	9,6918058
2	Aluminium	1	7	7264,4019	66,25489	4,2004062
2	Copper	1	7	22417,268	110,05571	4,9737364
2	Nickel	1	7	1658542,7	885,20237	11,532347
2	Lead	1	7	794,85528	22,69727	3,7567076
2	Tin	1	7	59623,179	183,04535	3,1698732
2	Gold	1	7	133,70619	9,2180356	2,9415555
2	Silver	1	7	790,0574	21,200596	4,0387692
2	Aluminium	2	2	5081,3042	56,338001	3,577323
2	Copper	2	2	14579,738	89,79768	4,222282
2	Nickel	2	2	279151,95	414,061	5,867601
2	Lead	2	2	840,18287	22,851241	3,7614361
2	Tin	2	2	54210,39	164,48246	2,8352181
2	Gold	2	2	3580,381	46,515871	12,837081
2	Silver	2	2	876,39433	21,076203	3,9188746
2	Aluminium	2	3	5240,7463	58,295688	3,7217512
2	Copper	2	3	15973,179	94,607925	4,3337538
2	Nickel	2	3	243626,11	402,10656	5,7302686
2	Lead	2	3	1024,6466	26,410965	4,5736564
2	Tin	2	3	55758,607	170,8334	2,9309605
2	Gold	2	3	129,90971	8,8500124	2,6833209
2	Silver	2	3	12126,698	104,82617	20,722609
2	Aluminium	2	4	9009,8407	74,411737	4,6655204
2	Copper	2	4	15162,609	90,169208	4,2415994
2	Nickel	2	4	3705249,3	1671,9262	23,519602
2	Lead	2	4	1021,8024	24,965381	4,1362718
2	Tin	2	4	449817,48	621,34254	10,849064
2	Gold	2	4	329,64272	14,842936	4,95264
2	Silver	2	4	3010,6719	47,177897	9,3573141
2	Aluminium	2	5	4928,9292	54,046527	3,4325385
2	Copper	2	5	19537,639	102,00194	4,5617173
2	Nickel	2	5	233240,43	391,19742	5,5320692
2	Lead	2	5	829,73728	23,277889	3,8500997
2	Tin	2	5	59577,141	179,08446	3,0740239
2	Gold	2	5	234,59372	11,954806	4,0172285
2	Silver	2	5	660,11552	18,68822	3,5358313
2	Aluminium	2	6	5602,4096	58,993195	3,7508174
2	Copper	2	6	17376,932	99,152445	4,4942167
2	Nickel	2	6	228220,76	394,25561	5,5861754
2	Lead	2	6	1140,1393	26,396544	4,323429
2	Tin	2	6	54337,304	165,15704	2,8490252
2	Gold	2	6	257,61546	12,890886	4,2201949
2	Silver	2	6	4108,3432	48,466794	9,1417278
2	Aluminium	2	7	8239,2254	71,543401	4,5106511
2	Copper	2	7	13593,808	88,576546	4,1701029
2	Nickel	2	7	308834,18	458,89267	6,7332839
2	Lead	2	7	936,37445	23,720935	3,907044
2	Tin	2	7	67296,539	195,81377	3,4129789
2	Gold	2	7	245,36014	12,97829	4,2650483

2	Silver	2	7	72831,611	268,47945	51,851133
2	Aluminium	3	2	5280,4147	55,608486	3,5020306
2	Copper	3	2	14800,569	91,740476	4,2872043
2	Nickel	3	2	4341557,2	1829,5614	25,292988
2	Lead	3	2	817,67525	22,681654	3,7717352
2	Tin	3	2	144721,22	320,33318	5,6265135
2	Gold	3	2	170,21729	10,351016	3,3843715
2	Silver	3	2	711,71301	18,062182	3,3798495
2	Aluminium	3	3	5383,2577	58,493324	3,7197044
2	Copper	3	3	16829,335	90,785911	4,2374965
2	Nickel	3	3	241807,06	397,42403	5,6132181
2	Lead	3	3	1065,6122	25,985306	4,3384384
2	Tin	3	3	51271,926	155,98357	2,6880257
2	Gold	3	3	5199,4336	60,608777	19,4835
2	Silver	3	3	7336,2408	81,532241	15,679725
2	Aluminium	3	4	5357,1528	56,717294	3,5793356
2	Copper	3	4	16022,874	93,293516	4,3684937
2	Nickel	3	4	1207035,8	817,36469	10,91082
2	Lead	3	4	1049,3526	26,22687	4,3805936
2	Tin	3	4	50783,807	155,60982	2,6704328
2	Gold	3	4	180,74182	10,842251	3,5751955
2	Silver	3	4	4926,2705	64,08982	12,70811
2	Aluminium	3	5	5791,2765	56,806047	3,567858
2	Copper	3	5	14881,392	89,371997	4,1975814
2	Nickel	3	5	301944,34	408,48817	5,6768728
2	Lead	3	5	949,70933	23,868187	3,9256443
2	Tin	3	5	53323,774	163,09337	2,7954307
2	Gold	3	5	1873,4166	32,495763	10,876962
2	Silver	3	5	659,48974	18,305442	3,4524946
2	Aluminium	3	6	5728,4212	59,787708	3,7800703
2	Copper	3	6	315939,1	234,55373	9,5479563
2	Nickel	3	6	424597,31	510,81704	7,3328509
2	Lead	3	6	944,14117	24,906589	4,1252724
2	Tin	3	6	113948,57	274,7938	4,6775185
2	Gold	3	6	101,13018	7,8262241	2,4512444
2	Silver	3	6	679,51704	20,099988	3,8426798
2	Aluminium	3	7	5391,3307	56,723525	3,6030457
2	Copper	3	7	23261,868	115,41775	5,0936568
2	Nickel	3	7	377277,8	473,97607	6,5971435
2	Lead	3	7	885,90487	23,732248	3,9381046
2	Tin	3	7	63442,523	186,45673	3,2124389
2	Gold	3	7	259,73224	12,947794	4,3008755
2	Silver	3	7	687,34907	17,622187	3,2847509
3	Aluminium	1	2	25947,217	127,60941	5,7735531
3	Copper	1	2	382079,34	454,33807	7,4584968
3	Nickel	1	2	63073080	5453,5326	18,855026
3	Lead	1	2	741436,05	651,4972	28,318844
3	Tin	1	2	3818750,4	1180,1127	7,5044244
3	Gold	1	2	85445,248	225,69035	22,807032
3	Silver	1	2	21189,4	115,36503	7,7676561
3	Aluminium	1	3	56160,108	173,16979	7,4029891
3	Copper	1	3	5479581,4	2047,4268	28,535795
3	Nickel	1	3	96044368	6551,9574	21,954914
3	Lead	1	3	667187,07	617,67749	26,83084
3	Tin	1	3	4057468	1279,2434	7,6860058
3	Gold	1	3	46618,102	170,96264	17,65619
3	Silver	1	3	60109,975	179,34511	11,770263

3	Aluminium	1	4	29945,674	141,29688	6,1758894
3	Copper	1	4	7977178,3	2533,4221	35,635783
3	Nickel	1	4	197431942	9856,0591	32,88469
3	Lead	1	4	125896,97	281,81559	14,252626
3	Tin	1	4	3538187,7	1333,029	8,2820685
3	Gold	1	4	49115,25	166,56608	16,755156
3	Silver	1	4	1786771,8	1246,9844	88,373015
3	Aluminium	1	5	37070,435	153,24867	6,7749223
3	Copper	1	5	410960,14	469,19505	7,8989097
3	Nickel	1	5	136847925	8076,126	27,094506
3	Lead	1	5	2113631,4	1123,5103	48,709975
3	Tin	1	5	4987775,1	1352,7582	7,9588944
3	Gold	1	5	79994,81	213,17337	21,338372
3	Silver	1	5	24932,398	122,94548	8,6417378
3	Aluminium	1	6	67538,478	183,40367	7,8870083
3	Copper	1	6	3907277,7	1788,7965	28,865141
3	Nickel	1	6	109477419	6943,6239	23,043136
3	Lead	1	6	816205,9	692,87949	30,323108
3	Tin	1	6	7621736,6	1593,7938	9,1259734
3	Gold	1	6	90958,597	232,10884	23,426872
3	Silver	1	6	165753,76	257,89089	15,718582
3	Aluminium	1	7	56569,127	193,49714	8,1969443
3	Copper	1	7	1586449	1091,8113	15,751642
3	Nickel	1	7	130927891	7850,1323	26,236207
3	Lead	1	7	824899,92	748,71573	41,705208
3	Tin	1	7	109250019	5054,1851	26,462623
3	Gold	1	7	445596,18	397,49883	37,289302
3	Silver	1	7	32926,535	132,92084	8,8892203
3	Aluminium	2	2	1215848,8	1001,5658	40,406307
3	Copper	2	2	446700,25	518,08345	8,0814217
3	Nickel	2	2	77556793	5884,7246	19,928848
3	Lead	2	2	800188,11	682,5326	29,753842
3	Tin	2	2	9896779	2156,3718	13,408954
3	Gold	2	2	10571,107	78,212822	8,1340535
3	Silver	2	2	34640,442	144,56106	10,210304
3	Aluminium	2	3	29658,917	136,85843	6,0737247
3	Copper	2	3	2291063,8	1339,5315	19,055017
3	Nickel	2	3	311748576	13630,155	47,929065
3	Lead	2	3	237054,07	366,12824	19,088281
3	Tin	2	3	5455236	1423,0761	8,3279499
3	Gold	2	3	101929,61	247,51985	25,011589
3	Silver	2	3	20970,434	117,88795	7,930026
3	Aluminium	2	4	35834,271	157,79379	6,8456619
3	Copper	2	4	1165533,4	841,68774	14,421175
3	Nickel	2	4	145344406	8452,8492	28,473602
3	Lead	2	4	875015,6	725,87935	31,979007
3	Tin	2	4	2687201,5	1126,2124	7,1253325
3	Gold	2	4	221256,55	350,35567	34,690769
3	Silver	2	4	20264,457	108,79797	7,8402837
3	Aluminium	2	5	58983,269	181,35972	7,6799594
3	Copper	2	5	5427336,3	2035,5371	28,42861
3	Nickel	2	5	152972232	8688,7455	29,19301
3	Lead	2	5	853219,59	710,83888	31,115894
3	Tin	2	5	70526111	7099,9854	43,002291
3	Gold	2	5	15647,901	101,03324	11,234492
3	Silver	2	5	620223,27	694,61553	44,80072
3	Aluminium	2	6	48860,24	165,47488	7,1114095

3	Copper	2	6	3207588,4	1559,9469	22,080755
3	Nickel	2	6	75659182	5664,3789	19,6424
3	Lead	2	6	952030,6	762,20053	33,525717
3	Tin	2	6	5707516,3	1602,3514	9,5536104
3	Gold	2	6	20069,063	101,86009	11,06791
3	Silver	2	6	18950,398	108,57142	7,5727229
3	Aluminium	2	7	78314,191	174,03576	7,4094381
3	Copper	2	7	11657477	3119,2801	44,247722
3	Nickel	2	7	117024876	7281,417	24,207581
3	Lead	2	7	6374917	2085,9017	94,434621
3	Tin	2	7	9596588,8	1739,8997	9,7114609
3	Gold	2	7	163691,54	315,98679	34,503511
3	Silver	2	7	31179,937	139,38152	9,3807248
3	Aluminium	3	2	1193388	988,88791	39,742784
3	Copper	3	2	1894314,1	1163,4324	16,53152
3	Nickel	3	2	392840848	17189,293	67,663854
3	Lead	3	2	1147235,2	863,80101	38,533826
3	Tin	3	2	18671412	3329,0406	22,054845
3	Gold	3	2	111845,4	265,35175	27,359676
3	Silver	3	2	869575,18	879,30398	59,084271
3	Aluminium	3	3	48375,052	180,94223	7,7790825
3	Copper	3	3	5611177,3	2074,1468	28,89104
3	Nickel	3	3	171289893	9731,2492	34,391365
3	Lead	3	3	909571,37	745,73105	33,001823
3	Tin	3	3	65964803	6796,1529	40,875284
3	Gold	3	3	271088,26	473,8641	52,752281
3	Silver	3	3	18237,391	99,746082	7,2523273
3	Aluminium	3	4	35793,206	147,99041	6,5279934
3	Copper	3	4	6885306,2	2324,5725	32,488697
3	Nickel	3	4	152760453	8845,755	30,205605
3	Lead	3	4	1078984,4	823,76125	36,342347
3	Tin	3	4	4921255,8	1335,7695	7,8469265
3	Gold	3	4	82581,754	215,30616	21,495504
3	Silver	3	4	24513,259	119,45975	8,0369555
3	Aluminium	3	5	48845,73	180,63238	7,7458419
3	Copper	3	5	5134506,7	2017,5902	29,034688
3	Nickel	3	5	169188445	9447,0721	32,356089
3	Lead	3	5	995211,81	782,19182	34,404575
3	Tin	3	5	5155910,3	1385,2585	8,1187845
3	Gold	3	5	117409,81	266,27574	26,928403
3	Silver	3	5	31285,508	139,34561	9,2653057
3	Aluminium	3	6	30232,508	142,40005	6,2663033
3	Copper	3	6	12635596	3250,8228	46,065597
3	Nickel	3	6	179269775	9627,6725	32,889948
3	Lead	3	6	927717,99	744,83882	32,512333
3	Tin	3	6	2363778,1	1053,0424	6,717003
3	Gold	3	6	481757,65	562,3241	58,129007
3	Silver	3	6	358252,02	368,98233	22,341415
3	Aluminium	3	7	37050,764	151,6296	6,7543621
3	Copper	3	7	6169456,4	2181,0117	30,379444
3	Nickel	3	7	113768917	7181,5568	24,160279
3	Lead	3	7	1420152,3	963,50544	43,011522
3	Tin	3	7	4975484,4	1389,4478	8,241226
3	Gold	3	7	87683,496	225,73233	22,760786
3	Silver	3	7	30163,607	146,26823	10,516203