



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΩΝ ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΦΥΣΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ

ΔΠΜΣ ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΗ ΠΡΟΤΥΠΟΠΟΙΗΣΗ
ΣΤΙΣ ΣΥΓΧΡΟΝΕΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ ΚΑΙ ΤΗΝ
ΟΙΚΟΝΟΜΙΑ

*Χαοτική Ανάλυση στην Αγορά Συναλλάγματος και
εμπειρική διερεύνηση με χρήση νευρωνικών
δικτύων και τεχνικής ανάλυσης*

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Αναστάσιος Κ. Γρίβας

Επιβλέπων Καθηγητής: **Σπύρος Παπαθανασίου**

Αθήνα, Σεπτέμβριος 2011

Περιεχόμενα

Περίληψη.....	1
Περίληψη(στα αγγλικά).....	2
Εισαγωγή.....	3

Θεωρητικό Μέρος

Κεφάλαιο 1: Βασικές Έννοιες.....	6
1.1 Εισαγωγή.....	6
1.2 Διεθνής Εμπειρία και συνεισφορά της εργασίας.....	6
1.3 Υπόθεση της Αποτελεσματικής Αγοράς.....	9
1.3.1 Μορφές της υπόθεσης της αποτελεσματικής αγοράς.....	10
1.3.2 Μέθοδοι Ελέγχου της αποτελεσματικότητας της αγοράς.....	11
1.3.3 Κριτική στην υπόθεση της αποτελεσματικής αγοράς.....	12
1.3.4 Συνέπειες της υπόθεσης της αποτελεσματικής αγοράς.....	13
1.4 Υπόθεση της Μορφοκλασματικής Αγοράς.....	14
1.5 Βασικά Μαθηματικά Εργαλεία.....	15
1.5.1 Ο εκθέτης Hurst.....	15
1.5.2 Γεωμετρική Κίνηση Brown.....	18
1.5.3 Μορφοκλασματική Κίνηση Brown.....	19
1.5.4 Μορφοκλάσματα – fractals.....	21
1.5.5 Πολυμορφοκλάσματα – multifractals.....	22
1.5.6 Κυματιδιακή Ανάλυση – wavelet analysis.....	24

1.6	Αγορά Ξένου Συναλλάγματος (foreign exchange market)	25
-----	--	----

Κεφάλαιο 2 : Μέθοδοι Υπολογισμού του εκθέτη Hurst και της πολυμορφοκλασματικότητας.....	28
--	-----------

2.1	Εισαγωγή.....	28
-----	---------------	----

2.2	Ανάλυση Επανακλιμακώμενου Εύρους (rescaled range).....	28
-----	--	----

2.1.2	Τροποποιημένη Ανάλυση Επανακλιμακώμενου Εύρους.....	31
-------	---	----

2.3	Μέθοδος εκτίμησης με χρήσης της μορφοκλασματικής διάστασης.....	32
-----	---	----

2.4	Μέθοδος εκτίμησης με χρήση δεύτερης τάξης ανάλυση.....	33
-----	--	----

2.5	Μέθοδος Διακύμανσης σε σχέση με το επίπεδο αποσύνθεσης.....	35
-----	---	----

2.6	Ανάλυση Διακυμάνσεων μετά την Απομάκρυνση των Τάσεων (Detrended Flactuation Analysis –DFA).....	36
-----	---	----

2.7	Πολυμορφοκλασματική Ανάλυση Διακυμάνσεων μετά την Απομάκρυνση των Τάσεων (Multifractal Detrended fluctuation Analysis – MF DFA).....	38
-----	--	----

2.7.1	Εφαρμογή της MF – DFA στην πρόβλεψη μεγάλων μεταβολών των ισοτιμιών.....	39
-------	--	----

Κεφάλαιο 3: Περιγραφή εργαλείων τεχνικής ανάλυσης και νευρωνικών δικτύων.....	41
--	-----------

3.1	Εισαγωγή.....	41
-----	---------------	----

3.2	Τεχνική Ανάλυση.....	41
-----	----------------------	----

3.3	Ο δείκτης MACD.....	45
3.4	Προσαρμοζόμενος Μέσος Όρος (ΠΜΟ).....	47
3.5	Μέσο Πραγματικό Εύρος (Average True Range – ATR).....	48
3.6	Νευρωνικά Δίκτυα.....	49
3.6.1	Φάση Μάθησης.....	51
3.7	Αλγόριθμοι προς τα πίσω αντικατάστασης (backpropagation algorithms).....	52
3.7.1	Gradient Descent.....	52
3.7.2	Levenberg-Marquadt αλγόριθμος.....	53

Εμπειρικό Μέρος

Κεφάλαιο 4:	Αποτελέσματα για τα εξεταζόμενα ζεύγη ισοτιμιών της αγοράς συναλλάγματος.....	55
4.1	Εισαγωγή.....	55
4.2	Πλατφόρμες Υλοποίησης.....	55
4.3	Εκτίμηση του εκθέτη Hurst.....	56
4.3.1	Μετρήσεις – Γραφήματα.....	56
4.3.2	Πειράματα με το μέγεθος του παραθύρου.....	59
4.3.3	Πειράματα με ένα κινούμενο παράθυρο στο χρόνο.....	60
4.4	Αλγόριθμος αυτομάτων συναλλαγών.....	62
4.4.1	Περιγραφή του αλγορίθμου.....	62
4.4.2	Αποτελέσματα με βάση την άμεση εφαρμογή του εκθέτη Hurst.....	63

4.4.3 Αποτελέσματα με χρήση των νευρωνικών Δικτύων.....	65
4.5 Ανάλυση με βάση τον πολυμορφοκλασματικό δείκτη.....	69
4.6 Συμπεράσματα των μετρήσεων.....	77
Κεφάλαιο 5: Συμπεράσματα.....	79
5.1 Εισαγωγή.....	79
5.2 Συμπεράσματα.....	79
5.3 Μελλοντικές κατευθύνσεις.....	82
Βιβλιογραφία.....	84
Παράρτημα.....	88
Γλωσσάρι.....	88
Κώδικες σε Matlab.....	90
Υπολογισμός του εκθέτη Hurst.....	90
Πολυμορφοκλασματική Ανάλυση.....	96
Νευρωνικά Δίκτυα.....	98
Κώδικες σε Metatrader.....	99
Υπολογισμός δεικτών.....	99
Αλγόριθμος αυτομάτων συναλλαγών.....	101

Περίληψη

Στην εργασία αυτή παρουσιάζεται η προσέγγιση των μορφοκλασματικών αγορών, θεμελιωτής της οποίας υπήρξε ο Benoit Mandelbrot, και η οποία θα μπορούσε να λειτουργήσει σαν αντίβαρο στην Υπόθεση της Αποτελεσματικής Αγοράς. Βασικό στοιχείο αυτής της εργασίας είναι ο εκθέτης Hurst, ο οποίος αποτελεί το κυριότερο εργαλείο ποσοτικοποίησης της ύπαρξης μακράς κλίμακας συσχετίσεων στην υπό μελέτη χρονοσειρά, ενώ σαν βοηθητικά εργαλεία χρησιμοποιούνται τα νευρωνικά δίκτυα και η τεχνική ανάλυση.

Κατά την εμπειρική εφαρμογή, αρχικά διαπιστώνεται για την ισοτιμία ευρώ/δολάριο ότι δεδομένα υψηλότερης συχνότητας έχουν μικρότερο εκθέτη Hurst, επιβεβαιώνοντας την άποψη ότι τα δεδομένα υψηλότερης συχνότητας είναι και πιο “θορυβώδη”, και παρατηρείται ότι παρουσιάζονται μακράς κλίμακας συσχετίσεις μόνο για μικρά παράθυρα δεδομένων. Στη συνέχεια δημιουργείται ένας αλγόριθμος αυτόματων συναλλαγών συνδυάζοντας τον εκθέτη Hurst, τους τεχνικούς δείκτες MACD και ΠΜΟ και τα νευρωνικά δίκτυα, και διαπιστώνεται εφαρμόζοντας τον σε δεδομένα των τελευταίων 2,5 ετών ότι η απόδοση βελτιώνεται στην περίπτωση της εφαρμογής του εκθέτη Hurst σε ωριαία δεδομένα, σε αντίθεση με την περίπτωση των 5-λεπτων δεδομένων, όπου δεν παρατηρείται κάποια βελτίωση. Τέλος, υλοποιείται ένας πολυμορφοκλασματικός δείκτης με στόχο την πρόβλεψη της μεταβλητότητας μέσω του τεχνικού δείκτη ATR και εφαρμόζεται σε δεδομένα 15-λεπτής περιοδικότητας για τις ισοτιμίες ευρώ/δολάριο, αγγλική λίρα/δολάριο και ελβετικό φράγκο/δολάριο για την τελευταία δεκαετία, με τα αποτελέσματα να είναι αρκετά ενθαρρυντικά, ενώ στην συνέχεια εφαρμόζεται μια τροποποίηση στον τύπο υπολογισμού του, η οποία βελτιώνει σημαντικά τα αποτελέσματα.

Abstract

This dissertation presents the approach of fractal markets, whose founder was Benoit Mandelbrot, and which could serve as a counterweight to Efficient Market Hypothesis. A key component of this work is the Hurst exponent, which is the main tool to quantify the existence of long-range correlations in the study timeline, and as supportive tools neural networks and technical analysis are utilized.

In the empirical implementation, at first the fact that the euro/dollar higher frequency data have a smaller Hurst exponent is proved, confirming the view that higher frequency data are more "noisy", and also it is being displayed that long-range correlations are observed only for small windows of data. Subsequently, an automated trading algorithm is generated combining exponent Hurst, technical indicators MACD and an adaptive moving average, and neural networks and found, giving it as an input the data of the last 2.5 years, that performance improves in case of applying the Hurst exponent with hourly data, unlike the case of 5-minute data, where there is no improvement. Finally, a multifractal indicator is implemented so as to forecast volatility by using the technical indicator ATR, which is being applied to 15-minute data in the euro / dollar, sterling / dollar and Swiss franc / dollar for the last ten years, with pretty good results and then a change to the formula is applied, which significantly improves the results.

Εισαγωγή

Γεγονός είναι ότι στην επιστημονική βιβλιογραφία το πιο βασικό εργαλείο για την μοντελοποίηση των διαφόρων φαινομένων αποτελεί η κανονική κατανομή ή οι διάφορες παραλλαγές της. Για παράδειγμα, στη μοντελοποίηση των χρηματοοικονομικών χρονοσειρών εφαρμόζεται το μοντέλο της λογαριθμο-κανονικής κατανομής, το οποίο υλοποιεί και το βασικό θεωρητικό υπόβαθρο της ‘Θεωρίας των Αποτελεσματικών Αγορών’. Το μοντέλο αυτό καταφέρνει να περιγράψει σωστά το μεγαλύτερο ποσοστό των δεδομένων, αδυνατεί, όμως, να εξηγήσει τις ακραίες τιμές που παρατηρούνται σε περιόδους κρίσεων. Οπότε, επειδή στην απόδοση μιας επενδυτικής στρατηγικής βασικότατο ρόλο παίζουν αυτές οι ακραίες τιμές, έχουν προταθεί μοντέλα τα οποία διορθώνουν τις αδυναμίες του βασικού μοντέλου - χρησιμοποιώντας όμως παρόμοια λογική με αυτό - και άλλα μοντέλα που το αμφισβητούν στη ρίζα του, τα οποία και θα μελετηθούν στην παρούσα εργασία. Πιο συγκεκριμένα, βάση της προσέγγισης που θα αναλυθεί, αποτελεί η χαοτική ανάλυση, όπως αυτή προτάθηκε από τον Benoit Mandelbrot, ενώ σαν βοηθητικά εργαλεία θα χρησιμοποιηθούν τα νευρωνικά δίκτυα και η τεχνική ανάλυση.

Στη διεθνή βιβλιογραφία υπάρχουν πολλές εργασίες, οι οποίες μελετούν τις χαοτικές ιδιότητες χρονοσειρών διαφόρων χρηματοοικονομικών προϊόντων όπως τα εμπορεύματα, οι μετοχές και οι ισοτιμίες των νομισμάτων, με τα αποτελέσματα να είναι αντικρουόμενα, αφού σε άλλες εργασίες (πχ Lento (2009) [9], Yakuwa et al (2004) [8]) επιβεβαιώνεται η θεωρία του Mandelbrot για τη μη-τυχαία συμπεριφορά των χρονοσειρών και σε άλλες απορρίπτεται (Lo (1991) [6]). Σε αρκετές από τις εργασίες που επιβεβαιώνουν τη χαοτική συμπεριφορά στα δεδομένα του υπό μελέτη προϊόντος εντοπίζοντας μακράς-κλίμακας συσχετίσεις, γίνεται προσπάθεια να χρησιμοποιηθεί αυτή η πληροφορία υπέρ του επενδυτή χρησιμοποιώντας μια σειρά τεχνικών, όπως οι δείκτες της τεχνικής ανάλυσης και τα νευρωνικά δίκτυα.

Στόχος αυτής της εργασίας είναι να ελεγχθεί το κατά πόσο και υπό ποιες συνθήκες τα δεδομένα παρουσιάζουν μακράς κλίμακας συσχετίσεις και, αν ισχύει αυτό, αν είναι δυνατό σε συνδυασμό με άλλα εργαλεία να υπάρξουν υπερκανονικά κέρδη για τον επενδυτή. Επίσης, εξίσου σημαντική κατεύθυνση είναι και η μελέτη των πολυμορφοκλασμάτων, τα οποία αποτελούν τη γενίκευση της αρχικής θεωρίας του Mandelbrot, και το κατά πόσο ένας εμπειρικός δείκτης που δημιουργείται με

βάση αυτά έχει προβλεπτική ικανότητα, η οποία μπορεί να προστατέψει τον επενδυτή από ξαφνικές μεταβολές της αγοράς ή και να του δώσει υπερκανονικά κέρδη.

Για την επίτευξη του σκοπού της εργασίας μελετάται ο εκθέτης Hurst, ο οποίος αποτελεί το συνηθέστερο εργαλείο για την ποσοτικοποίηση της ύπαρξης μακράς κλίμακας συσχετίσεων στην υπό ανάλυση χρονοσειρά. Για την μελέτη του Hurst εφαρμόζονται έξι διαφορετικές μέθοδοι υπολογισμού με τα δεδομένα να προέρχονται από τρεις διαφορετικές περιοδικότητες (5-λεπτό, ωριαίο, ημερήσιο) για την ισοτιμία μεταξύ του ευρώ και του δολαρίου, ενώ παρατηρείται και η επίδραση του μεγέθους του παραθύρου των δεδομένων (time window), αλλά και η εξέλιξη του εκθέτη Hurst στην πορεία του χρόνου. Στη συνέχεια, ο εκθέτης Hurst συνδυάζεται με τους τεχνικούς δείκτες MACD και ΠΜΟ και τα νευρωνικά δίκτυα για τη δημιουργία ενός αλγορίθμου αυτομάτων συναλλαγών, έτσι ώστε να παρατηρηθεί κατά πόσο η άμεση και η έμμεση εφαρμογή του εκθέτη Hurst οδηγούν σε μια βελτίωση της απόδοσης του αλγορίθμου. Τα δεδομένα για τον έλεγχο της επίδοσης του αλγορίθμου αυτομάτων συναλλαγών θα προέρχονται από την ισοτιμία ευρώ/δολάριο, με τις περιοδικότητες που θα μελετηθούν να είναι το 5-λεπτό και η μία ώρα, με το χρονικό διάστημα να είναι από 1/1/2009 μέχρι και 30/4/2011 για το ωριαίο και από 1/1/2010 μέχρι 30/4/2011 για το 5-λεπτό. Στην περίπτωση της εφαρμογής των νευρωνικών δικτύων τα δεδομένα θα χωριστούν σε δύο διακριτά διαστήματα: το πρώτο και μεγαλύτερο θα χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση των νευρωνικών και το δεύτερο για ελέγχους του κατά πόσο εκπαιδεύτηκαν σωστά.

Τέλος, υλοποιείται ένας δείκτης που παράγεται από πολυμορφοκλασματική ανάλυση και δίνεται ιδιαίτερη βαρύτητα στην υλοποίησή του, έτσι ώστε ο χρόνος εκτέλεσης κατά τον υπολογισμό του σε ιστορικά δεδομένα να είναι σε φυσιολογικά επίπεδα (κάποιες ώρες). Ο δείκτης αυτός έχει σαν στόχο την πρόβλεψη της αύξησης της μεταβλητότητας, και θα μελετηθεί σε δεδομένα 15-λεπτής περιοδικότητας για τις ισοτιμίες ευρώ/δολάριο στο διάστημα από 1/1/1999 μέχρι 1/2/2011, και για τις ισοτιμίες αγγλικής λίρας/δολαρίου και δολαρίου/ελβετικού φράγκου στο διάστημα από 1/1/1999 μέχρι 1/2/2010. Η σωστή λειτουργία του θα εξαρτηθεί από το κατά πόσο οι οξείες κορυφές του δείκτη προβλέπουν σωστά τις αντίστοιχες κορυφές του τεχνικού δείκτη ATR, ο οποίος υπολογίζεται σε εβδομαδιαία δεδομένα. Στη συνέχεια, τροποποιείται ο τύπος υπολογισμού του δείκτη και συγκρίνονται τα αποτελέσματα σε σχέση με τον αρχικό τρόπο υπολογισμού.

Η διάρθρωση της εργασίας έχει ως εξής:

Στο πρώτο κεφάλαιο παρουσιάζονται αρχικά οι σχετικές διεθνείς εργασίες και η προσφορά της εργασίας, ενώ στην συνέχεια αναλύεται το θεωρητικό υπόβαθρο και τα μαθηματικά εργαλεία που θα χρησιμοποιηθούν στις επόμενες ενότητες. Για παράδειγμα, γίνεται μια λεπτομερής παρουσίαση των μορφών της αποτελεσματικής αγοράς, οι μέθοδοι ελέγχου της, και αναφέρονται οι συνέπειες της.

Στο δεύτερο κεφάλαιο περιγράφονται έξι διαφορετικές μέθοδοι για τον υπολογισμό του εκθέτη Hurst, αλλά και για την πολυμορφοκλασματική ανάλυση της χρονοσειράς. Ιδιαίτερη βαρύτητα θα δοθεί στην ανάλυση του επανακλιμακώμενου εύρους, που αποτέλεσε την ιστορικά πρώτη μέθοδο για τον υπολογισμό του εκθέτη Hurst, αλλά και στην ανάλυση των διακυμάνσεων μετά την απομάκρυνση των τάσεων, η οποία έχει εφαρμογή και στην πολυμορφοκλασματική ανάλυση.

Στο τρίτο κεφάλαιο αναλύονται οι δείκτες της τεχνικής ανάλυσης, οι οποίοι θα χρησιμοποιηθούν στην υλοποίηση του αλγορίθμου, αλλά και στην ανάλυση του πολυμορφοκλασματικού δείκτη, ενώ περιγράφονται και αλγόριθμοι εκπαίδευσης των νευρωνικών δικτύων.

Το τέταρτο κεφάλαιο περιέχει την εμπειρική ανάλυση κατά την οποία αρχικά θα γίνουν μετρήσεις για την τιμή του εκθέτη Hurst με την εφαρμογή των παραπάνω μεθόδων και πειράματα με το μήκος του παραθύρου. Στη συνέχεια, υλοποιείται και εφαρμόζεται ένας αλγόριθμος που θα εκτελεί αυτόματα τις συναλλαγές, κατά την εκτέλεση του οποίου γίνονται διάφοροι συνδυασμοί με σκοπό τη μέτρηση της πιθανής αύξησης της αποδοτικότητας με την εφαρμογή του εκθέτη Hurst και, τέλος, μελετάται το κατά πόσο μπορεί ο πολυμορφοκλασματικός δείκτης να προβλέψει απότομες μεταβολές στην ισοτιμία.

Στο πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα συμπεράσματα της εργασίας, ενώ στο παράρτημα εμπεριέχονται οι κώδικες Matlab και Metatrader που χρησιμοποιήθηκαν και το γλωσσάρι.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ ΠΡΩΤΟ

Βασικές Έννοιες

1.1 Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό θα παρουσιαστούν αρχικά οι σχετικές εργασίες και η συνεισφορά της εργασίας, ενώ στην συνέχεια θα αναλυθεί το θεωρητικό υπόβαθρο, με το οποίο σχετίζεται η εργασία, αλλά και τα βασικά μαθηματικά εργαλεία που θα χρησιμοποιηθούν.

1.2 Διεθνής Εμπειρία και συνεισφορά της εργασίας

Σε αυτή την ενότητα θα γίνει μια ανασκόπηση εργασιών που αναφέρονται στην πρόβλεψη χρηματοοικονομικών χρονοσειρών μέσα από τον υπολογισμό του εκθέτη Hurst (H) και την χρήση των νευρωνικών δικτύων.

Οι Qian and Rasheed (2004) [7], υπολογίζουν τον H χρησιμοποιώντας περιόδους 1.024 ημερών του Αμερικανικού χρηματιστηριακού δείκτη Dow Jones για την περίοδο από το 1930 μέχρι το 2004. Στη συνέχεια, διαλέγουν 30 περιόδους στις οποίες ο H ήταν μεγαλύτερος από 0,65 και αντιμεταθέτουν με τυχαίο τρόπο τα στοιχεία της περιόδου ώστε να διαπιστώσουν ότι, αν όντως καταστρέφοντας την εσωτερική δομή των δεδομένων ο H πέφτει στο 0,50, και παρατηρούν ότι όντως αυτό ισχύει. Έπειτα διαλέγουν και άλλες 30 περιόδους όπου $0,54 < H < 0,55$ και δημιουργούν ένα νευρωνικό δίκτυο (ΝΔ), με σκοπό να μελετήσουν σε ποια από τις δύο ομάδες μπορούν να γίνουν πιο επιτυχείς προβλέψεις. Σημειώνεται ότι χρησιμοποιούν το 60% των δεδομένων για εκπαίδευση, 20% για επαλήθευση και 20% για προς τα μπρος ελέγχους (forward testing).

Επιπλέον, για την εκπαίδευση του ΝΔ χρησιμοποιείται η λογική της προς τα πίσω αντικατάστασης, ενώ αντί να εφαρμόσουν την κλασσική μέθοδο της “πιο απότομης καθόδου (gradient descent), χρησιμοποιούν τον αλγόριθμο Levenberg-Marquardt, ο οποίος λύνει τα προβλήματα αργής σύγκλισης, που μπορεί να εμφανιστούν στην κλασσική μέθοδο, ενώ για να ελέγξουν την απόδοση του ΝΔ

υπολογίζεται το κανονικοποιημένο μέσο τετραγωνικό σφάλμα, στο οποίο το σφάλμα διαιρείται από την τετραγωνική ρίζα της διαφοράς της τρέχουσας επιθυμητής εξόδου με την επιθυμητή έξοδο. Τελικά, στην διάρκεια της διαδικασίας πρόβλεψης των μελλοντικών τιμών της χρονοσειράς του Dow Jones, παρατηρούν ότι οι περίοδοι με μεγαλύτερο **H** έχουν μικρότερο μέσο, κανονικοποιημένο με βάση τις επιθυμητές εξόδους, τετραγωνικό σφάλμα, οπότε μπορούν να προβλεφθούν και με μεγαλύτερη ακρίβεια.

Ο Lento (2009) [14], χρησιμοποιεί εννιά κανόνες αγοράς και πώλησης, οι οποίοι βασίζονται στην τεχνική ανάλυση, έτσι ώστε να δοκιμάσει κατά πόσο επηρεάζει η τιμή του **H** την κερδοφορία των κανόνων αυτών. Ως δεδομένα χρησιμοποιεί 15 από τους πιο γνωστούς χρηματιστηριακούς δείκτες (πχ DAX, Nasdaq) και τελικά καταλήγει ότι, σε κάποιο σχετικά μικρό βαθμό, η θετική απόδοση των κανόνων είναι συσχετισμένη με μια υψηλή τιμή του **H**.

Οι Huang et al (2010) [16], αναπτύσσουν ένα υβριδικό μοντέλο για την πρόβλεψη της πορείας των συναλλαγματικών ισοτιμιών, το οποίο συνδυάζει την χαοτική ανάλυση και ένα είδος νευρωνικών δικτύων, τους μηχανισμούς διανυσμάτων στήριξης (support vector machines). Αναλυτικότερα, σε πρώτη φάση μετασχηματίζουν την αρχική χρονοσειρά στον πολυδιάστατο χώρο φάσεων, όπου περιέχεται ο χαοτικός ελκυστής προς τον οποίο τείνουν οι τροχιές του συστήματος, ενώ στη συνέχεια χρησιμοποιούν τα νευρωνικά δίκτυα για να προβλέψουν την πορεία της ισοτιμίας. Το δείγμα τους αποτελείται από ημερήσια κλεισίματα μιας σειράς ισοτιμιών (όπως για παράδειγμα αγγλική λίρα/δολάριο και ιαπωνικό γιεν/δολάριο) για το διάστημα 2005-2007 και χρησιμοποιούν το 80% για εκπαίδευση και το 20% για ελέγχους. Τελικά, συγκρίνοντας διάφορες τεχνικές, όπως τα νευρωνικά δίκτυα προς τα πίσω αντικατάστασης, καταλήγουν ότι το υβριδικό τους μοντέλο παρουσιάζει το μικρότερο σφάλμα.

Οι Stavroyiannis et al (2011) [17], μελετούν τις πολυμορφοκλασματικές ιδιότητες της ισοτιμίας ευρώ/ιαπωνικό γιεν έχοντας σαν δείγμα υψηλής συχνότητας χρονικά δεδομένα (του ενός λεπτού) για την περίοδο 2001 – 2009. Οι συγγραφείς εφαρμόζουν διάφορες τεχνικές, οι οποίες επιβεβαιώνουν την πολυμορφοκλασματική συμπεριφορά της χρονοσειράς, ενώ χρησιμοποιώντας την πολυμορφοκλασματική ανάλυση διακυμάνσεων μετά την απομάκρυνση των τάσεων, τελικά συμπεραίνουν ότι μπορούν να προβλεφθούν ακραίες κινήσεις της χρονοσειράς.

Οι Ni et al (2009) [11], εισάγουν ένα υβριδικό μοντέλο που δημιουργείται από ένα μείγμα διαφόρων παλινδρομικών νευρωνικών δικτύων, όπως οι αυτό-οργανώμενοι χάρτες, για την πρόβλεψη των κινήσεων στην αγορά συναλλάγματος. Συμπληρωματικά, χρησιμοποιούνται και τεχνικοί δείκτες, όπως ο MACD που θα περιγραφεί σε παρακάτω ενότητα, και με την χρήση ενός γενετικού αλγορίθμου ενώνονται οι παραπάνω πληροφορίες δημιουργώντας έναν αλγόριθμο συναλλαγών για τον οποίο καταλήγουν, μετά από τα αντίστοιχα πειράματα, ότι είναι πιο κερδοφόρος από τα τεχνικά συστήματα που στηρίζονται στην GARCH.

Οι Leung et al (2004) [12], προτείνουν μια προσαρμοζόμενη προσέγγιση πρόβλεψης (forecasting) στην οποία συνδυάζονται οι δυνατότητες των νευρωνικών δικτύων και των πολυπαραμετρικών οικονομετρικών μοντέλων. Πιο συγκεκριμένα, αρχικά το οικονομετρικό μοντέλο κάνει προβλέψεις για τη χρονοσειρά και έπειτα το νευρωνικό δίκτυο διορθώνει τις αποκλίσεις των προβλέψεων. Τελικά, κάνοντας μια σειρά από εμπειρικούς ελέγχους, παρατήρησαν ότι με την προσθήκη του νευρωνικού δικτύου, όχι μόνο βελτιώνεται η ακρίβεια των προβλέψεων, αλλά αυξάνεται και η απόδοση από μια πιθανή επένδυση με βάση αυτό το μοντέλο, λαμβάνοντας συγχρόνως υπ' όψιν και την αυξημένη αποστροφή προς τον κίνδυνο που παρατηρείται στην αγορά συναλλάγματος.

Ο Kayal (2010) [13], παρουσιάζει μια μεθοδολογία μέσα από την οποία «φιλτράρει» τα υψηλής-συχνότητας σήματα αγοράς και πώλησης που παίρνει από ένα σύστημα συναλλαγών χρησιμοποιώντας έναν «έξυπνο» μηχανισμό επιλογής που βασίζεται στα νευρωνικά δίκτυα. Στη συνέχεια, συγκρίνει τα αποτελέσματα αυτής της μεθοδολογίας σε σχέση με τα σήματα του αρχικού συστήματος και σε σχέση με έναν αλγόριθμο που θα επέλεγε τυχαία κάποια από τα σήματα της αρχικής προσέγγισης και καταλήγει ότι η μεθοδολογία του αποδίδει καλύτερα σε σχέση και με τις δύο αυτές τακτικές.

Οι Yakuwa et al (2004) [8], μελετούν τις τιμές του Ιαπωνικού χρηματιστηριακού δείκτη Nikkei από το 1996 μέχρι το 2002 και υπολογίζουν τον H για αυτή την περίοδο ίσο με 0,6699. Επιπλέον, παρατηρούν ότι ο H αποκτά τη μέγιστη τιμή του για μέγεθος παραθύρου ίσο με 3, οπότε κατασκευάζουν παίρνοντας σαν είσοδο τις τρεις τελευταίες ημέρες ένα νευρωνικό δίκτυο με χρονική καθυστέρηση, το οποίο είναι τύπου προς τα πίσω αντικατάστασης και έχει σε κάθε μια από τις εισόδους ένα δεύτερης τάξης, πεπερασμένου παλμού φίλτρο απόκρισης.

Τελικά, επιβεβαιώνουν ότι το υβριδικό σύστημα τους έχει μεγαλύτερη προβλεπτική ικανότητα από ένα απλό νευρωνικό δίκτυο χωρίς τα αντίστοιχα φίλτρα.

Οι Yang et al (2003) [15], χρησιμοποιούν προσαρμοζόμενα νευρωνικά δίκτυα βασισμένα στο μοντέλο ασαφούς λογικής του Sugeno, έτσι ώστε να μοντελοποιήσουν τα τοπικά χαρακτηριστικά ενός μη γραμμικού συστήματος, όπως ο δείκτης της Σανγκάης που μελετούν. Επίσης, κάνοντας R/S ανάλυση διαπιστώνουν ότι υπάρχει μεγάλη κλίμακας μνήμη στον παραπάνω δείκτη και ενσωματώνοντας αυτήν την πληροφορία στο μοντέλο τους, καταλήγουν ότι μπορούν να έχουν αποτελέσματα καλύτερα από αυτά που θα είχε ένας επενδυτής χρησιμοποιώντας απλώς την διαίσθησή του.

Η συνεισφορά της παρούσας εργασίας έγκειται στην μελέτη της τιμής του Hurst σε τρεις περιοδικότητες και την σύγκριση της απόδοσης ενός αλγορίθμου αυτομάτων συναλλαγών που θα εμπεριέχει τον H για δεδομένα διαφορετικών περιοδικοτήτων. Επίσης, ένας άλλος εξίσου σημαντικός τομέας αποτελεί η δοκιμή και η περαιτέρω εξέλιξη του πολυμορφοκλασματικού δείκτη που παρουσιάζεται στην εργασία των Stavroyiannis et al (2011) [17].

1.3 Υπόθεση της Αποτελεσματικής Αγοράς

Η υπόθεση της αποτελεσματικής αγοράς (ΥΑΑ) αναπτύχθηκε από τον Fama στη διδακτορική του εργασία (Fama (1965) [25]) και αποτελεί μια οικονομική θεωρία, η οποία τα τελευταία χρόνια αποτελεί την ευρέως αποδεκτή άποψη για τις αγορές και η οποία, κάνοντας μια σειρά υποθέσεων [Fama (1970) [26]], πρεσβεύει ότι στις αγορές δεν υπάρχει η δυνατότητα διαρκούς αποκόμισης υπερκανονικών κερδών.

Οι πιο βασικές από αυτές τις υποθέσεις είναι οι παρακάτω:

1. Όλη η σχετική πληροφόρηση για ένα επενδυτικό προϊόν είναι άμεσα διαθέσιμη στο σύνολο των ενδιαφερομένων επενδυτών χωρίς κόστος.
2. Όλοι οι επενδυτές έχουν την ίδια άποψη για τον αντίκτυπο του κάθε νέου στην τιμή του επενδυτικού προϊόντος.
3. Τα κόστη συναλλαγών είναι μηδενικά.

4. Ένας επενδυτής ή μια μικρή ομάδα επενδυτών δεν έχει την δυνατότητα να καθορίσει την πορεία μιας μετοχής.
5. Υπάρχουν πολλοί συμμετέχοντες στην αγορά οι οποίοι αναλύουν και αποτιμούν τις μετοχές με ανεξάρτητο τρόπο.
6. Οι ορθολογικοί επενδυτές δεν κάνουν λάθος στις εκτιμήσεις τους με συστηματικό τρόπο.

1.3.1 Μορφές της υπόθεση της αποτελεσματικής αγοράς

Υπάρχουν τρεις συνηθισμένες μορφές με τις οποίες αναφέρεται η ΥΑΑ, η ισχυρή αποτελεσματικότητα, η ημι-ισχυρή και η αδύναμη, καθεμία από τις οποίες έχει διαφορετική άποψη για τις αγορές και, κυρίως, για τις μορφές ανάλυσης, οι οποίες θα μπορούσαν να δώσουν υπερκανονικά κέρδη.

Στην **ασθενή μορφή αποτελεσματικότητας**, οι μελλοντικές τιμές δεν μπορούν να προβλεφθούν με την ανάλυση παρελθοντικών τιμών, γεγονός που υπονοεί ότι μακροπρόθεσμα, οι επενδυτικές στρατηγικές που βασίζονται στην ανάλυση ιστορικών τιμών των μετοχών ή άλλων ιστορικών δεδομένων, δεν μπορούν να δώσουν υπερκέρδη. Η συγκεκριμένη διατύπωση αναφέρεται στην τεχνική ανάλυση, που βασίζεται ακριβώς στην ανάλυση προηγούμενων τιμών, υπονοώντας ότι δεν ισχύει, αντίθετα υποδεικνύει την δυνατότητα κάποιων μορφών θεμελιώδους ανάλυσης να έχουν υπερκέρδη. Οπότε, θεωρώντας σαν δεδομένο ότι οι μελλοντικές κινήσεις της μετοχής καθορίζονται από πληροφορίες που δεν μπορούν να εξαχθούν από τις προηγούμενες τιμές της, τότε αυτές θα έπρεπε να ακολουθούν το μοντέλου του «τυχαίου περιπάτου». Βασικό αντεπιχείρημα σε αυτή την μορφή είναι η ύπαρξη κερδοσκοπικών αμοιβαίων κεφαλαίων (hedge funds), τα οποία εφαρμόζουν εκλεπτυσμένες τεχνικές, ώστε να εκμεταλλεύονται τις στιγμιαίες ευκαιρίες κέρδους χωρίς ρίσκο (arbitrage) που προσφέρει η αναποτελεσματικότητα της αγοράς.

Η **ημι-ισχυρή μορφή αποτελεσματικότητας** ορίζει ότι οι τιμές των μετοχών προσαρμόζονται αυτόματα στην δημοσίως διαθέσιμη πληροφορία, με τέτοιο τρόπο ώστε να μην να είναι δυνατό κάποιος να έχει υπερκέρδη κάνοντας συναλλαγές εκμεταλλευόμενος αυτήν την πληροφορία. Η εν λόγω μορφή αποτελεσματικότητας υπονοεί ότι ούτε η **θεμελιώδης ανάλυση**, κατά την οποία οι επενδυτές επεξεργάζονται τα οικονομικά στοιχεία της εταιρίας, όπως τα κέρδη ανά μετοχή, το

ρυθμό ανάπτυξης κτλ, και προσπαθούν να βρουν ευκαιρίες αγοράς ή πώλησης της μετοχής της συγκεκριμένης εταιρίας, αλλά ούτε και η **τεχνική ανάλυση** μπορούν να βοηθήσουν στην αξιόπιστη παραγωγή υπερκερδών. Ένας καλός τρόπος ώστε να εκτιμηθεί η ισχύς της συγκεκριμένης μορφής, είναι να ελεγχθεί το κατά πόσο, μετά την αλλαγή στην τιμή της μετοχής που προκάλεσε η ανακοίνωση του νέου, παρατηρείται μια συνεπής κίνηση προς την ίδια ή την αντίθετη κατεύθυνση, γεγονός που θα υπονοούσε την υποτίμηση ή την υπερεκτίμηση του νέου, αντίστοιχα.

Η **ισχυρής μορφής αποτελεσματικότητα** θεωρεί ότι οι τιμές των μετοχών αντανακλούν όλες τις πληροφορίες που υπάρχουν για αυτές είτε ιδιωτικές είτε δημοσιευμένες. Στην Ελλάδα μέσω της MIFID [Guido et al (2006) [43], αλλά και σε όλες τις οργανωμένες αγορές του πλανήτη, η συγκεκριμένη μορφή αποτελεσματικότητας δεν έχει κάποιο νόημα, αφού προβλέπονται αρκετά βαριές ποινές σε όσους, έχοντας εσωτερική (ιδιωτική) πληροφόρηση για μια συγκεκριμένη εταιρία, προβαίνουν σε αγοραπωλησίες των μετοχών της.

1.3.2 Μέθοδοι Ελέγχου της αποτελεσματικότητας της αγοράς

Οι μορφές των ελέγχων και τεχνικών και έλεγχοι που έχουν χρησιμοποιηθεί είναι οι κάτωθι:

α) Ο έλεγχος σειριακής συσχέτισης ή αυτοσυσχέτισης (serial correlation tests) [Niarchos (1972), Panas (1990), Fama και Mac Beth (1973), Rosenberg και Rudd (1982)]. Για τον έλεγχο σημαντικότητας της σειριακής συσχέτισης μπορεί, για παράδειγμα, να χρησιμοποιηθεί η ακόλουθη σχέση παλινδρόμησης με υστερήσεις:

$$P_t - P_{t-1} = a + b (P_{t-1-T} - P_{t-2-T}) + e_t$$

όπου $T = 0, 1, 2, \dots$ = χρονικές περιόδους, P_t : τιμή μιας μετοχής.

β) Οι κανόνες των φίλτρων (filter rules). Αυτοί αποτελούν μηχανικούς κανόνες αγοράς και πώλησης μετοχών, όταν οι τιμές τους μεταβληθούν πέρα κάποιων ποσοστιαίων ορίων [Beaver και Landsman (1981)]. Σημειώνεται ότι οι τεχνικές αυτές μπορούν να ελέγξουν εάν έχει δημιουργηθεί κάποια τάση που προβλέπεται πιθανώς να διατηρηθεί.

γ) Τα “run tests”. Αυτά ελέγχουν την τυχαιότητα των μεταβολών των τιμών μέσω της διάρκειας των ομώνυμων διαδοχικών μεταβολών τους (runs) [Fama (1965)].

1.3.3 Κριτική στην υπόθεση της αποτελεσματικής αγοράς

Όπως αναλύθηκε στην προηγούμενη ενότητα και είναι προφανές για τους συμμετέχοντες στην αγορά, κάποιες από τις αρχές της υπόθεσης της αποτελεσματικής αγοράς είναι αρκετά θεωρητικές, απέχοντας αρκετά από την πραγματικότητα. Για παράδειγμα, αν όντως όλοι οι επενδυτές είχαν τον ίδιο χρονικό ορίζοντα, τότε ο αριθμός των συναλλαγών θα ήταν κατά πολύ μικρότερος, αφού είναι γεγονός, ότι ακόμα και η ίδια επενδυτική στρατηγική μπορεί να δώσει μια πρόταση αγοράς σε έναν επενδυτή εφαρμοσμένη σε μια συγκεκριμένη περιοδικότητα, ενώ ταυτόχρονα, να δώσει μια πρόταση πώλησης σε μια διαφορετική περιοδικότητα. Επιπλέον, έχει παρατηρηθεί ότι μετά από κάθε μεγάλη χρηματοοικονομική κρίση, πληθαίνουν οι απόψεις ενάντια στην ΥΑΑ, όπως, για παράδειγμα στην τελευταία κρίση, οπότε και η ΥΑΑ κατηγορήθηκε (Nocera (2009) [44]) ως υπεύθυνη για την δημιουργία της, αφού αποτέλεσμα της ήταν η υποεκτίμηση από μέρους των οικονομικών ηγετών των πιθανών απειλών που μπορεί να προκύψουν (των «μαύρων κύκνων» όπως περιγράφονται στον Taleb (2010), [23]).

Επίσης, υπάρχει μια σειρά εργασιών, όπως οι Campbell et al (1997) [35], Lo et al (1988) [36], οι οποίες αμφισβητούν την ΥΑΑ, ενώ παρατηρώντας τον πίνακα 1.1:

Πίνακας 1.1 Ποσοστό των ημερών που ξεπερνά έναν συγκεκριμένο αριθμό τυπικών αποκλίσεων με βάση το λογαριθμικό μοντέλο και τα πραγματικά δεδομένα

	<i>Real world</i>	<i>Lognormal model</i>
> 1 SD	25.04	31.73
> 2 SD	5.27	4.55
> 3 SD	1.34	0.27
> 4 SD	0.29	0.01
> 5 SD	0.08	0.00
> 6 SD	0.03	0.00

Πηγή: *John C Hull., (2006), Options, futures, and other derivatives [24]*

Συμπεραίνουμε ότι το μοντέλο που υπονοεί η ΥΑΑ υπερεκτιμά το ποσοστό των ημερών κατά τις οποίες οι ισοτιμίες παρουσιάζουν μικρές κινήσεις, ενώ, ακόμα χειρότερα, υποτιμά την πραγματική πιθανότητα εμφάνισης ακραίων ημερησίων

μεταβολών (πάνω από τρεις τυπικές αποκλίσεις), γεγονός που έχει σαν αποτέλεσμα την σημαντική υποεκτίμηση του πραγματικού κινδύνου και μεγάλες ζημιές σε όσους επενδυτές την ακολουθούν. Το παραπάνω φαινόμενο καλείται κύρτωση (kurtosis) και έχει οδηγήσει στη δημιουργία «διορθωτικών» μοντέλων, όπου η μεταβλητότητα της μετοχής θα μεταβάλλεται και αυτή στοχαστικά, ή μοντέλα στα οποία στην πορεία της μετοχής προστίθεται η πιθανότητα μεγάλων μεταβολών (jump diffusion). Τα μοντέλα αυτά έχουν δεχτεί με την σειρά τους αρκετή κριτική[1], αφού κατηγορούνται ότι μεταθέτουν το πρόβλημα, προσθέτοντας αρκετές παραπάνω παραμέτρους και δημιουργώντας τελικά μια αρκετά «θολή» και υποκειμενική εικόνα για την πορεία της μετοχής.

Άλλες εναλλακτικές σε σχέση με την ΥΑΑ προσεγγίσεις είναι θεωρίες οι οποίες αμφισβητούν στη βάση της την υπόθεση της ΥΑΑ [Mandelbrot (1975) [2] , Mandelbrot et al (1997) [31]], προτείνοντας τη θεώρηση του προβλήματος από μια εντελώς διαφορετική σκοπιά, όπως αυτή που θα μελετηθεί παρακάτω.

1.3.4 Συνέπειες της υπόθεσης της αποτελεσματικής αγοράς

Η ΥΑΑ, υπονοώντας ότι δεν είναι δυνατό να προκύψουν υπερκέρδη από τις χρηματιστηριακές συναλλαγές και ότι οι τιμές των μετοχών είναι δίκαια αποτιμημένες, έχει τις παρακάτω συνέπειες για τους συμμετέχοντες στην αγορά:

- Οι επενδυτές θα ήταν καλύτερα να επιλέγουν μια παθητική διαχείριση των επενδύσεων τους, επενδύοντας σε ένα προϊόν το οποίο θα ακολουθεί πιστά την πορεία κάποιου δείκτη.
- Οι επενδυτικές συμβουλές δεν θα έπρεπε να χρεώνονται, αφού δεν θα οδηγήσουν σε υπερκέρδη. Ωστόσο, ο ρόλος των αναλυτών προβλέπεται σαφώς στην ΥΑΑ με δεδομένο ότι είναι απαραίτητοι για την σωστή αποτίμηση των μετοχών.
- Για τις εταιρίες που συμμετέχουν στην αγορά, θεωρώντας ότι οι τιμές των μετοχών τους είναι ορθά αποτιμημένες, βασική συνέπεια είναι ότι μπορεί να αποτιμηθεί η αξία της εταιρίας και να αξιολογηθούν με δίκαιο τρόπο οι επιδόσεις της διοίκησης.

1.4 Υπόθεση της Μορφοκλασματικής Αγοράς

Η υπόθεση της μορφοκλασματικής αγοράς προτάθηκε αρχικά από τον Edgar Peters [Peters (1994), [27]] και εξετάζει την εφαρμογή της θεωρίας του χάους και των μορφοκλασμάτων (fractals) στην οικονομία.

Κάποιες από τις βασικές αρχές της θεωρίας αυτής είναι οι παρακάτω:

- ✚ Η αγορά είναι σταθερή και έχει επαρκή ρευστότητα όσο αποτελείται από επενδυτές με διαφορετικό χρονικό ορίζοντα, αφού σε διαφορετική περίπτωση, όλοι θα έπαιρναν παρόμοιες επενδυτικές αποφάσεις σύμφωνα με τις ίδιες πληροφορίες την ίδια στιγμή.
- ✚ Οι επενδυτές παραμένουν στην μελέτη του χρονικού ορίζοντα που παρατηρούν συνήθως ανεξάρτητα από τι υποδηλώνουν οι τρέχουσες συνθήκες της αγοράς.
- ✚ Η διαθέσιμη πληροφορία μπορεί να μην αποτυπωθεί άμεσα στις τιμές της αγοράς, αφού κάποιοι επενδυτές μπορεί να ανταποκριθούν με καθυστέρηση, όπως στην περίπτωση της ανακοίνωσης μιας πληροφορίας η οποία επιβεβαιώνει την αλλαγή της τάσης που είχε ήδη αρχίσει λίγο πριν την ανακοίνωση της πληροφορίας. Αυτός ο τύπος συμπεριφοράς είναι μια μη γραμμική αντίδραση σε αντίθεση με την γραμμική αντίδραση που υπονοείται από την ΥΑΑ.
- ✚ Η ύπαρξη ξεκάθαρης τάσης στην πορεία της τιμής μιας μετοχής υπονοεί αλλαγή στα αναμενόμενα κέρδη της εταιρίας, τα οποία με τη σειρά τους αντικατοπτρίζουν σε κάποιο βαθμό και την οικονομική τάση της εταιρίας.
- ✚ Οι τιμές αντικατοπτρίζουν έναν συνδυασμό βραχυπρόθεσμης τεχνικής ανάλυσης και μακροπρόθεσμης θεμελιώδους ανάλυσης, γεγονός που έχει σαν αποτέλεσμα την ύπαρξη υψηλότερου “θορύβου” στις βραχυπρόθεσμες μεταβολές των τιμών σε σχέση με τις αντίστοιχες μακροπρόθεσμες.
- ✚ Αν συμβεί ένας γεγονός, το οποίο θα θέσει υπό αμφισβήτηση τις θεμελιώδεις πληροφορίες, οι μακροπρόθεσμοι επενδυτές είτε θα απέχουν από την αγορά είτε θα επενδύουν με βάση βραχυπρόθεσμες πληροφορίες

- ✚ Εάν για μια μετοχή δεν υπάρχει κάποιο συγκεκριμένο οικονομικό νέο, τότε δεν θα υπάρχει και μακροχρόνια τάση.

1.5 Βασικά Μαθηματικά Εργαλεία

1.5.1 Ο εκθέτης Hurst

Ο Η.Ε. Hurst (1880–1978) ήταν ένας βρετανός υδρολόγος μηχανικός, ο οποίος στις αρχές του προηγούμενου αιώνα ασχολήθηκε με την κατασκευή ενός φράγματος στον Νείλο, τον καιρό που η Αίγυπτος ήταν βρετανική αποικία. Στόχος του ήταν να καθορίσει το ύψος του φράγματος, έτσι ώστε να αποθηκεύει το νερό στις περιόδους υψηλών βροχοπτώσεων και να το απελευθερώνει σε περιόδους ξηρασίας.

Σε αντίθεση με το γεγονός ότι τα φαινόμενα σε ένα μεγάλο χρονικό διάστημα είναι τυχαία και ακολουθούν την κανονική κατανομή, βασικό ρόλο στη σωστή κατασκευή του φράγματος θα έπαιζε και η ακολουθία των βροχοπτώσεων και των περιόδων ξηρασίας. Όπως έλεγε και ο Hurst [Hurst (1951) [3]]: “Αν και πολλά φαινόμενα φαίνεται να έχουν μια τυχαία συμπεριφορά, αυτό ισχύει μόνο όταν η σειρά εμφάνισης τους αγνοείται. Η τάση παρόμοιων αποτελεσμάτων να εμφανίζονται ανά ομάδες κάνει τον μέσο όρο τους, αλλά και την τυπική τους απόκλιση, υπολογισμένη σε ένα σχετικά μικρό χρονικό διάστημα, πιο ευμετάβλητες από αυτές που θα είχαν στην περίπτωση που ακολουθούσαν μια τυχαία κατανομή.»

Από πρακτική σκοπιά, η παραπάνω ιδέα υλοποιήθηκε από τον Hurst, ο οποίος, έχοντας σαν δεδομένα την ποσότητα των βροχοπτώσεων ανά έτος, και ξεκινώντας από τυχαία χρονικά σημεία και για διαφορετικά χρονικά διαστήματα, υπολόγισε την διαφορά μεταξύ της μέγιστης βροχόπτωσης και της ελάχιστης, αφού πρώτα είχε αφαιρέσει τον μέσο όρο της αντίστοιχης περιόδου. Σε περίπτωση που οι βροχοπτώσεις ήταν στατιστικά ανεξάρτητες και ακολουθούσαν την κίνηση Brown, τότε θα έπρεπε η διαφορά αυτή να αυξάνεται με βάση με την τετραγωνική ρίζα του χρονικού διαστήματος το οποίο μελετάται. Σε αντιδιαστολή, ο Hurst υπολόγισε ότι η διαφορά αυτή αυξάνεται πιο γρήγορα, αφού αντί το χρονικό διάστημα να έχει εκθέτη $1/2$ (τετραγωνική ρίζα) είχε περίπου 0,73 εξαιτίας του γεγονότος ότι συχνά τα έτη υψηλών βροχοπτώσεων ακολουθούνταν από έτη υψηλών βροχοπτώσεων και αντίστοιχα για τις περιόδους ξηρασίας (το φαινόμενο του Ιωσήφ, όπως το καλεί ο

Mandelbrot (Mandelbrot (2004) [1]). Τελικά, το συμπέρασμα ήταν ότι το ύψος του φράγματος θα έπρεπε να ήταν μεγαλύτερο από αυτό που υπονοούσε η κλασική κίνηση Brown.

Οπότε, ξεκινώντας από τις αρχικές ιδέες του Hurst, ο Mandelbrot κατασκεύασε τον εκθέτη Hurst (H), που τον ονόμασε έτσι προς τιμή του Hurst και του μαθηματικού Ludwig Holder, ενώ πέρα από την σωστή πρόβλεψη του ύψους του φράγματος, ο δείκτης βρίσκει εφαρμογή σε ποικίλους τομείς όπως για παράδειγμα το χρηματιστήριο και το διαδίκτυο.

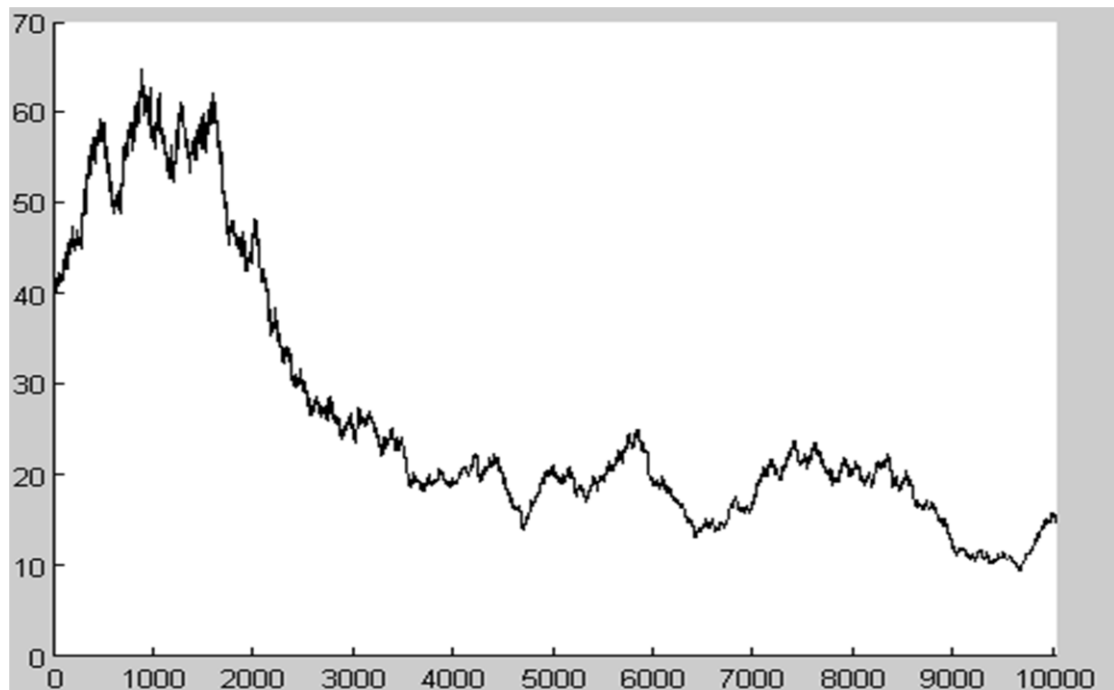
Όπως τονίζει ο Mandelbrot (2004) ο **H** είναι από τα λίγα εργαλεία τα οποία έχει στην διάθεση της η μαθηματική επιστήμη για την μέτρηση της τραχύτητας. Πιο συγκεκριμένα, η μορφοκλασματική διάσταση **D**, η οποία αποτελεί ένα μέτρο μέτρησης της τραχύτητας, δίνεται από τον παρακάτω τύπο:

$$D = E + 1 - H \quad (1.1)$$

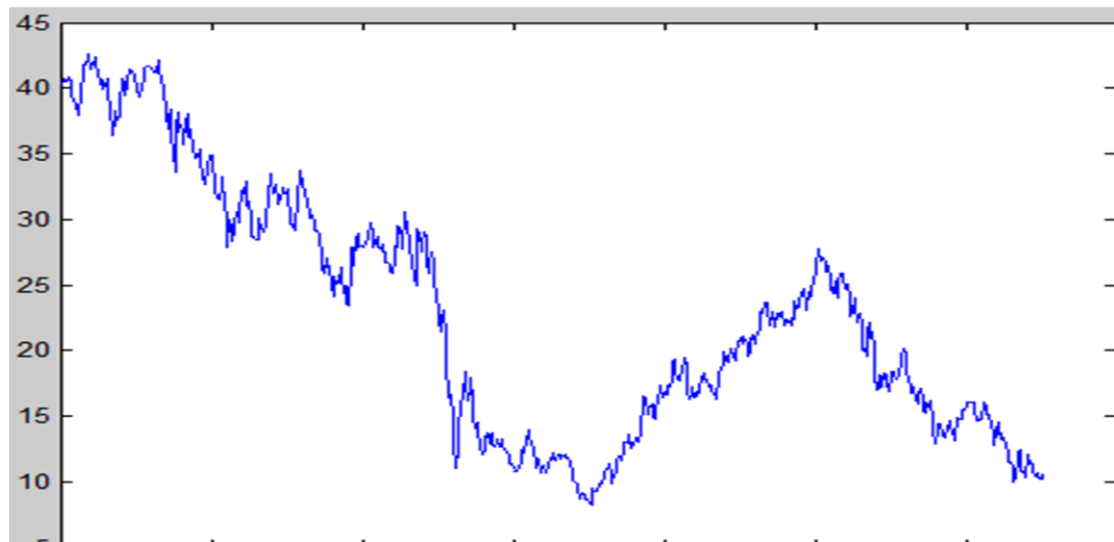
όπου **E** η ευκλείδεια διάσταση (πχ για ένα σημείο είναι μηδέν, για μια γραμμή 1, για επιφάνεια 2 κτλ).

Για τις χρονοσειρές, που είναι και το αντικείμενο που μελετάμε, ισχύει ότι $E=1$, οπότε $D = 2 - H$, ενώ γίνεται φανερό ότι όσο πιο μικρή είναι η τιμή του **H** τόσο πιο «τραχιά» θα είναι η μορφή της χρονοσειράς. Για παράδειγμα, για $H = 1$ θα έχουμε $D = 1$ και το γράφημα της τιμής της μετοχής σε σχέση με τον χρόνο θα είναι μια ευθεία γραμμή, γεγονός που θα σήμαινε ότι υπάρχει ξεκάθαρη τάση στην πορεία της. Για παράδειγμα, στις παρακάτω εικόνες παρατηρούμε το γράφημα μιας χρονοσειράς, οι τιμές της οποίας έχουν προκύψει από μια γεννήτρια τυχαίων αριθμών και το γράφημα της μετοχής της Εθνικής Τράπεζας.

Γράφημα 1.2 τυχαίο γράφημα



Γράφημα 1.3 γράφημα της μετοχής ETE



Για τους εκθέτες H των δύο χρονοσειρών έχουμε:

$$H_{\text{τυχαίου}} = 0,5066$$

$$H_{\text{ETE}} = 0,6483$$

Το συμπέρασμα που προκύπτει είναι ότι η ΕΤΕ τείνει να κινείται με μη-τυχαίο τρόπο, γεγονός που φαίνεται και από το γράφημά της, που είναι λιγότερο «τραχύ» από το τυχαίο γράφημα.

Όπως υπονοείται και από το παραπάνω παράδειγμα, η τιμή του Η δίνει την δυνατότητα να ελεγχθεί το κατά πόσο η υπό μελέτη χρονοσειρά είναι αποτέλεσμα μιας τυχαίας διαδικασίας ή «κρύβει» τάσεις. Στην περίπτωση που η χρονοσειρά εμπεριέχει τάσεις τότε θα παρουσιάζει αυτοσυσχετίσεις, οι οποίες όταν θα μειώνονται με έναν πολύ χαμηλό ρυθμό, θα λέμε ότι παράγεται από μια μακράς-μνήμης διαδικασία.

1.5.2 Γεωμετρική Κίνηση Brown

Ένα από τα σημαντικότερα γεγονότα στην επιστήμη των μαθηματικών οικονομικών αποτελεί χωρίς αμφιβολία ο τύπος των Black-Scholes για την τιμολόγηση των ευρωπαϊκών δικαιωμάτων αγοράς και πώλησης [Scholes et al (1973)], αφού λόγω του γεγονότος ότι σε αρκετές περιπτώσεις οι τιμές των δικαιωμάτων στην αγορά ήταν παρεμφερείς με αυτές που επέστρεφε ο τύπος, αύξησε κατακόρυφα το ενδιαφέρον στην συγκεκριμένη επιστήμη.

Για την εξαγωγή αυτού του τύπου η πορεία της υποκείμενης μετοχής μοντελοποιείται χρησιμοποιώντας την γεωμετρική κίνηση Brown (ΓΚΒ), η οποία είναι μια συνεχής στο χρόνο στοχαστική διαδικασία, όπου ο λογάριθμος του «τυχαίου μέρους» της ακολουθεί μια διαδικασία Wiener. Πιο συγκεκριμένα, μια στοχαστική διαδικασία S_t που θεωρούμε ότι προσομοιώνει την πορεία μιας μετοχής, ακολουθεί την ΓΚΒ όταν ικανοποιεί την παρακάτω διαφορική εξίσωση:

$$dS_t = \mu dt + \sigma dW_t \quad (1.2)$$

όπου,

μ : η αναμενόμενη απόδοση της μετοχής στο χρονικό διάστημα dt ,

σ : η μεταβλητότητα της μετοχής,

dW_t : μια wiener διαδικασία.

Βασικό χαρακτηριστικό μιας wiener διαδικασίας είναι ότι, όντας μια μαρκοβιανή στοχαστική διαδικασία, έχει το χαρακτηριστικό ότι παρελθούσες τιμές δεν

επηρεάζουν την τωρινή, γεγονός που κάνει την ΓΚΒ το μοντέλο που χρησιμοποιείται αρκετά συχνά από τους οπαδούς της Υπόθεσης της Αποτελεσματικής Αγοράς.

1.5.3 Μορφοκλασματική Κίνηση Brown

Στη θεωρία πιθανοτήτων, μια μορφοκλασματική κίνηση Brown (ΜΚΒ) είναι μια συνεχούς χρόνου γκαουσιανή διαδικασία $B_H(t)$ στο διάστημα $[0, T]$, η οποία ξεκινά στο μηδέν, έχει εκτιμώμενη τιμή μηδέν για κάθε t στο $[0, T]$, και η οποία δίνεται από τον παρακάτω τύπο:

$$B_H(t) = B_H(0) + \frac{1}{\Gamma(H + 1/2)} \int_{-\infty}^t K(t-t') dB(t') \quad (1.3)$$

όπου Γ η συνάρτηση γάμμα και

$$K(t-t') = \begin{cases} (t-t')^{H-1/2} & , \text{αν } 0 \leq t' \leq t \\ (t-t')^{H-1/2} - (-t')^{H-1/2} & , \text{αν } t' \leq 0 \end{cases} \quad (1.4)$$

και έχει την παρακάτω συνάρτηση συνδιακύμανσης:

$$E[B_H(t) B_H(s)] = \frac{1}{2} (|t|^{2H} + |s|^{2H} - |t-s|^{2H}) \quad (1.5)$$

όπου H ο εκθέτης Hurst που αναλύθηκε παραπάνω,

Η τιμή του H καθορίζει τι είδους διαδικασία είναι η ΜΚΒ.

- Αν $H = 1/2$ τότε είναι η κίνηση Brown που περιγράφηκε στην προηγούμενη ενότητα.
- Αν $H > 1/2$ τότε οι προσαυξήσεις της διαδικασίας είναι θετικά συσχετισμένες.

- Αν $H < 1/2$ τότε οι προσαυξήσεις της διαδικασίας είναι αρνητικά συσχετισμένες.

Παρακάτω αναφέρονται οι βασικότερες ιδιότητες της MKB:

- Η διαδικασία παρουσιάζει **αυτοομοιότητα υπό κλίμακα**, αφού θεωρώντας μια τυχαία παράμετρο $a < 1$, η κατανομή της κλιμακούμενης με a διαδικασίας παρουσιάζει σε σχέση με την αρχική διαδικασία την παρακάτω ιδιότητα:

$$B_H(at) = |a|^H B_H(t) \quad (1.6)$$

- Έχει στάσιμες προσαυξήσεις, αφού για τυχαίες χρονικές στιγμές t και s ισχύει πάλι σε όρους κατανομής η παρακάτω σχέση:

$$B_H(t) - B_H(s) \sim B_H(t - s) \quad (1.7)$$

- Για $H > 1/2$ η διαδικασία εμφανίζει **μακράς κλίμακας συσχέτιση**, η οποία υπονοεί την παρακάτω ιδιότητα:

$$\sum_{n=1}^{\infty} E[B_H(1)(B_H(n+1) - B_H(n))] = \infty \quad (1.8)$$

- Οι τροχιές της MKB δεν είναι σχεδόν πουθενά παραγωγίσιμες. Παρ' όλα αυτά σχεδόν όλες οι τροχιές είναι συνεχείς και υπάρχει μια σταθερά c τέτοια ώστε:

$$|B_H(t) - B_H(s)| \sim c |t - s|^{H-\varepsilon}, \text{ για κάθε } \varepsilon > 0 \quad (1.9)$$

- Όπως και στην κανονική Brownian κίνηση μπορούν να οριστούν στοχαστικά ολοκληρώματα για την MKB, τα οποία συχνά καλούνται **μορφοκλασματικά στοχαστικά ολοκληρώματα**, με την βασική διαφορά όμως ότι τα μορφοκλασματικά ολοκληρώματα δεν είναι martingales.

Η διαδικασία προσαύξησης $X(t) = B_H(t+1) - B_H(t)$, είναι γνωστή και ως πολυμορφοκλασματικός γκαουσιανός θόρυβος (fractional Gaussian noise) και η βασική της ιδιότητα είναι ότι αποτελεί μια στάσιμη χρονοσειρά. Επίσης, έχει μέση

τιμή μηδέν και συνάρτηση συνδιακύμανσης $\gamma(\tau)=E[X_t X_{t+\tau}]$ που δίνεται από τον παρακάτω τύπο:

$$\gamma(\tau) = \frac{1}{2} \{ (\tau + 1)^{2H} - 2\tau^{2H} + |\tau - 1|^{2H} \}, \tau \geq 0 \quad (1.10)$$

Παρατηρώντας ότι για $\tau \rightarrow \infty$ ισχύει $\gamma(\tau) \sim H(2H - 1) \tau^{2H-2}$, γίνεται προφανές ότι όταν $H=1/2$ τότε η συνάρτηση συνδιακύμανσης θα τείνει στο μηδέν, για $H>1/2$ και $H<1/2$ τότε οι τιμές της $X(t)$ θα είναι θετικά και αρνητικά συσχετισμένες αντίστοιχα.

1.5.4 Μορφοκλάσματα – fractals

Σαν μορφοκλάσμα ορίζεται ένα γεωμετρικό σχήμα του οποίου κάθε υποδιαίρεση τείνει προσεγγιστικά να είναι ένα –σε χαμηλότερη κλίμακα- αντίγραφο του (self similarity). Ιστορικά, πηγές της παραπάνω ιδέας μπορούν να εντοπιστούν στον δέκατο-έβδομο αιώνα, ενώ μια πιο ολοκληρωμένη μαθηματική προσέγγιση έγινε από τους Weierstrass, Cantor (1872) και Hausdorff (1877) κατά την μελέτη συναρτήσεων, οι οποίες είναι συνεχείς αλλά πουθενά παραγωγίσιμες. Ο όρος μορφοκλάσμα (fractal) επινοήθηκε από τον Mandelbrot το 1975 [2], ενώ στα πλαίσια της μαθηματικής λογικής το μορφοκλάσμα παράγεται σε μια εξίσωση μέσα από διαδοχικές επαναλήψεις και αναδρομές.

Υπάρχει μια σειρά παραδειγμάτων εμφάνισης των μορφοκλασμάτων στην φύση, όπως οι νιφάδες χιονιού και ο τρόπος διάδοσης υψηλής τάσης σε ένα υλικό (σχήμα 1.4), ενώ βρίσκουν εφαρμογή σε διάφορους τομείς όπως η τέχνη, η ιατρική, η υδρολογία, η γεωλογία αλλά και η οικονομία.

Σχήμα 1.4 διάδοση υψηλής τάση σε ένα ακρυλικό υλικό



Πηγή: <http://en.wikipedia.org/wiki/Image:Square1.jpg>

Για να ορίσουμε με μαθηματικό τρόπο ένα fractal θεωρούμε X_t μια γκαουσιανή στοχαστική διαδικασία, η οποία έχει στάσιμες διαφορές και:

Συμβολίζοντας σαν $\delta_t X_t$ τις διαφορές $X_{t+1} - X_t$ και σαν $M(q,1)$ την q -οστή τιμή $E(|\delta_t X_t|^q)$ έχουμε ότι η X_t είναι μια μορφοκλασματική διαδικασία όταν ισχύει:

$$M(q, 1) = C_q 1^{\zeta_q} \quad (1.11)$$

με το ζ_q να είναι γραμμικό σε σχέση με το q .

Υποπερίπτωση της παραπάνω σχέσης είναι η Brownian motion με $\zeta_q = q/2$ ή αλλιώς Hurst exponent = 1/2 .

Οι βασικότερες ιδιότητες ενός μορφοκλάσματος είναι ότι:

- Παρουσιάζει **αυτοομοιότητα υπό κλίμακα** γεγονός που σημαίνει ότι κάθε μέρος του μορφοκλάσματος έχει την ίδια μορφή με ολόκληρο το σχήμα σε μια μικρότερη κλίμακα.
- Έχει μια πολύ ανώμαλη συμπεριφορά για να περιγραφεί από την κλασσική ευκλείδεια γεωμετρία, όπως για παράδειγμα η συνάρτηση Weierstrass η οποία είναι συνεχής αλλά πουθενά παραγωγίσιμη.
- Παράγεται από μια απλή αναδρομική εξίσωση. Για παράδειγμα, το Mandelbrot Set παράγεται από την εξίσωση $z_{n+1} = z_n^2 + c$ για κάθε c που ανήκει στον μιγαδικό χώρο για το οποίο όταν $n \rightarrow \infty$ και το z_n παραμένει φραγμένο.

1.5.5 Πολυμορφοκλάσματα – multifractals

Ένα πολυμορφοκλάσμα (multifractal) αποτελεί γενίκευση ενός fractal, όπου για την περιγραφή της δυναμικής του συμπεριφοράς δεν επαρκεί η μορφοκλασματική διάσταση, οπότε χρησιμοποιείται ένα συνεχές φάσμα εκθετών (continuous spectrum of exponents). Τα πολυμορφοκλασματικά συστήματα συναντώνται συχνά στην φύση με τα πιο συνηθισμένα να είναι οι πλήρως ανεπτυγμένες αναταράξεις (turbulence), οι χρονοσειρές των μαγνητικών πεδίων του ήλιου, η δυναμική του καρδιακού παλμού αλλά και η μουσική [Talesca et al (2011) [37]].

Από μαθηματικής άποψης, σε ένα πολυμορφοκλασματικό σύστημα s , η συμπεριφορά στην περιοχή ενός οποιοδήποτε σημείου του συστήματος περιγράφεται από έναν τοπικό εκθετικό νόμο (power law) [Mandelbrot et al (1997) [31]] :

$$s(\vec{x} + \vec{\alpha}) - s(\vec{x}) \sim \alpha^{h(\vec{x})} \quad (1.12)$$

Ο εκθέτης $h(\vec{x})$ καλείται και εκθέτης μοναδικότητας (singularity exponent), αφού περιγράφει τον τοπικό βαθμό ανωμαλίας (singularity) ή κανονικότητας γύρω από το διάνυσμα \vec{x} .

Σε αναλογία με την βασική ιδιότητα μιας απλής μορφοκλασματικής διαδικασίας για την οποία ισχύει η εξίσωση (1.6) σε μια πολυμορφοκλασματική διαδικασία, η εν λόγω ιδιότητα μετασχηματίζεται στην πιο γενική σχέση:

$$B(at) \sim M(c) X(t) \quad (1.13)$$

όπου $M(c)$ μια ανεξάρτητη τυχαία διαδικασία του c , της οποίας η κατανομή δεν εξαρτάται από την συγκεκριμένη τιμή του t .

Όπως είναι προφανές, η πολυμορφοκλασματικότητα επιτρέπει μια μεγαλύτερη ποικιλία συμπεριφορών από ότι στην απλή περίπτωση, θέτει όμως ταυτόχρονα και περισσότερους περιορισμούς στην κατανομή της διαδικασίας. Για παράδειγμα, αν $c_2/c_1 = c_3/c_2$ τότε θα πρέπει να ισχύει:

$$\frac{X(c_2t)}{X(c_1t)} \sim \frac{X(c_3t)}{X(c_2t)} \quad (1.14)$$

Άλλη μια ιδιότητα των πολυμορφοκλασμάτων είναι :

$M(ab) \sim M_1(a)M_2(b)$, όπου M_1 και M_2 είναι ανεξάρτητα αντίγραφα της αρχικής διαδικασίας M . Η ιδιότητα αυτή υπονοεί τον παρακάτω κανόνα:

$$E(|X(t)|^q) = c(q) t^{\tau(q)+1} \quad (1.15)$$

ο οποίος είναι παρόμοιος με αυτόν που είδαμε παραπάνω στην περίπτωση των μορφοκλασμάτων, με τη διαφορά ότι $\tau(q)$ και $c(q)$ είναι συναρτήσεις του q με την $c(q)$ να είναι μη-γραμμική συνάρτηση.

1.5.6 Κυματιδιακή Ανάλυση (wavelet analysis)

Τα κυματίδια είναι κυματομορφές “αποτελεσματικά” περιορισμένης διάρκειας με μέση τιμή μηδέν, οι οποίες τείνουν να είναι “ανώμαλες” και ασύμμετρες [Daubechies (1992) [42]]. Στην ανάλυση με χρήση κυματιδίων εφαρμόζεται παραθυρική λογική, κατά την οποία χρησιμοποιούνται μεγάλα χρονικά παράθυρα σε πληροφορίες με χαμηλή συχνότητα και μικρότερα χρονικά παράθυρα σε πληροφορίες υψηλής συχνότητας. Η κυματιδιακή ανάλυση είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για την μελέτη των μορφοκλασμάτων, αφού σε αντίθεση με άλλες τεχνικές ανάλυσης σημάτων, όπως ο μετασχηματισμός Fourier, μπορεί να εντοπίσει στα δεδομένα διάφορες ιδιότητες όπως τάσεις, ασυνέχειες σε μεγάλες παραγώγους και αυτοομοιότητα υπό κλίμακα.

Πιο συγκεκριμένα, κατά την κυματιδιακή ανάλυση ένα σήμα x αναλύεται σε χρονικά μετατοπισμένες κατά b και κλιμακωμένες κατά a εκδοχές του αρχικού (mother) κυματιδίου το οποίο από μαθηματική άποψη περιγράφεται ως εξής:

$$x_a(t) = \int_R WT_{\psi} \{x\}(\alpha, b) \psi_{\alpha, b}(t) db \quad (1.16)$$

όπου, (a, b) ανήκει στο $R_+ \times R$ (για την συνεχή περίπτωση). Επίσης ισχύει και ότι:

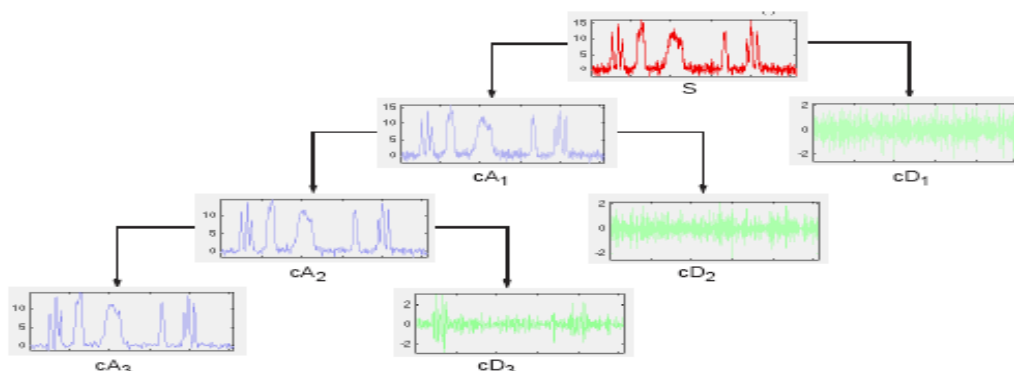
$$WT_{\psi} \{x\}(\alpha, b) = \langle x, \psi_{\alpha, b} \rangle = \int_R x(t) \overline{\psi_{\alpha, b}(t)} dt \quad (1.17)$$

Υπάρχουν διάφορες «οικογένειες» αρχικών φίλτρων με την πιο βασική να είναι η κανονικοποιημένη **sinc** συνάρτηση, όπου δηλαδή:

$$\psi(t) = \frac{\sin(\pi t)}{\pi t} \quad (1.18)$$

Πρακτικά, είναι αδύνατο να αναλυθεί ένα σήμα χρησιμοποιώντας άπειρες τιμές για τα (α, b) όποτε στη γρήγορη, διακριτή κυματιδιακή ανάλυση χρησιμοποιούνται διακριτές τιμές (πχ $\alpha = 2^j$ με j ανήκει στο Z), ενώ χρησιμοποιούνται άνω-περατά (high-pass) και κάτω-περατά (low pass) φίλτρα για να διαχωριστούν οι υψηλές και οι χαμηλές συχνότητες αντίστοιχα, όπως φαίνεται και στο παράδειγμα της παρακάτω εικόνας:

Σχήμα 1.5 Παράδειγμα Κυματιδιακής Ανάλυσης



Πηγή: Αριστείδης Προσπαθόπουλος, Σειρά Σεμιναρίων Ινστιτούτου Ωκεανογραφίας
ΕΛΚΕΘΕ: Νο. 13

όπου το αρχικό σήμα S «αποσυντίθεται» στις παραμέτρους cA_i και cD_i με το μέγιστο αριθμό επιπέδων αποσύνθεσης L να δίνεται από την σχέση $L = \log_2 N$, όπου N το μήκος του σήματος S .

1.7 Αγορά Ξένου Συναλλάγματος (foreign exchange market)

Η αγορά ξένου συναλλάγματος αποτελεί μια παγκόσμια, μη-οργανωμένη οικονομική αγορά για την συναλλαγή των νομισμάτων κάθε κράτους. Αποτελεί την μεγαλύτερη οικονομική αγορά παγκοσμίως με την ημερήσια αξία συναλλαγών να προσεγγίζει τα 4 τρισεκατομμύρια δολάρια [29]¹ από τα οποία το 1,5 τρις \$ προέρχεται από την υποκείμενη αγορά των ισοτιμιών και ο υπόλοιπος όγκος συναλλαγών αποτελείται από παράγωγα πάνω στις ισοτιμίες. Βασικό ρόλο στη δημιουργία της αγοράς συναλλάγματος (forex) αποτέλεσε η σταδιακή κατάργηση κατά την δεκαετία του 1970 των σταθερών ισοτιμιών, σύμφωνα με το σύστημα του Bretton Woods που προέβλεπε την ύπαρξη σταθερών σχέσεων ανταλλαγής μεταξύ των νομισμάτων.

¹ BIS Triennial Central Bank Survey, published in September 2010.

Πέρα από την πιο προφανή μορφή της αγοράς συναλλάγματος, κατά την οποία κάποιος χρειάζεται να μετατρέψει ένα ποσό του εγχώριου νομίσματος του σε ένα νόμισμα ενός ξένου κράτους (πχ για ταξιδιωτικούς σκοπούς), στην αγορά συναλλάγματος συμπεριλαμβάνονται και οι κερδοσκοπικές κινήσεις υπέρ ή κατά κάποιου νομίσματος σε σχέση με κάποιο άλλο. Για παράδειγμα, κάποιος ο οποίος πιστεύει ότι το ευρώ θα ενισχυθεί σε σχέση με το δολάριο, θα λάβει μια θέση αγοράς στην ισοτιμία, αγοράζοντας ευρώ και πωλώντας συγχρόνως δολάρια, ενώ για να κλείσει τη θέση του πωλεί ευρώ και αγοράζει δολάρια. Πέρα από την διαφορά των ισοτιμιών, κάποιος μπορεί να κερδίσει, έχοντας αγοράσει το νόμισμα μιας χώρας με υψηλό επιτόκιο και πωλήσει το νόμισμα ενός άλλου κράτους με χαμηλότερο επιτόκιο, έτσι ώστε να κερδίσει την διαφορά μεταξύ των επιτοκίων (carry trade). Εκτός όμως από την κερδοσκοπία, στην αγορά συναλλάγματος συμμετέχουν και εξαγωγικές εταιρείες (ή εταιρίες οι οποίες εισάγουν τις πρώτες ύλες τους) οι οποίες προσπαθούν να ελαχιστοποιήσουν το ρίσκο που σχετίζεται με την μεταβολή των ισοτιμιών.

Αν εξαιρέσουμε τις παρεμβάσεις των κεντρικών τραπεζών υπέρ ή κατά της ισοτιμίας τους (πρόσφατο παράδειγμα η παρέμβαση της κεντρικής τράπεζας της Ελβετίας με στόχο την υποτίμηση του Ελβετικού φράγκου) ο πολύ μεγάλος όγκος συναλλαγών δημιουργεί συνθήκες τέλει ανταγωνισμού, γεγονός που σε συνδυασμό με την οικονομική κρίση που έκανε λιγότερο ελκυστικές για τους επενδυτές τις μετοχές, έχει οδηγήσει σε μια συνεχή αύξηση του ενδιαφέροντος για την αγορά συναλλάγματος με την αξία συναλλαγών να έχει αυξηθεί κατά 20% [29] στο διάστημα 2007 – 2010.

Κάποια από τα μοναδικά χαρακτηριστικά της αγοράς συναλλάγματος είναι τα εξής:

1. η γεωγραφική διασπορά: συναλλάσσονται τα νομίσματα όλων σχεδόν των κρατών,
2. ο πολύ μεγάλος όγκος συναλλαγών που συνεπάγεται πολύ μεγάλη ρευστότητα,
3. η 24-ώρη δυνατότητα συναλλαγών: οι συναλλαγές ξεκινάνε στις 20:15 GMT την Κυριακή μέχρι την Παρασκευή στις 22:00 GMT,
4. οι χαμηλές προμήθειες σε σύγκριση με τις άλλες μορφές επενδύσεων (αγορά μετοχών, ομολόγων κτλ),

5. η δυνατότητα χρησιμοποίησης μόχλευσης: δηλαδή ένας επενδυτής με κεφάλαιο 1.000 \$ μπορεί να παίρνει θέσεις ονομαστικής αξίας μέχρι και 200.000 \$.

Οι συμμετέχοντες στην αγορά συναλλάγματος διαχωρίζονται σε διακριτά επίπεδα: στο υψηλότερο επίπεδο βρίσκονται οι διατραπεζικές συναλλαγές μεταξύ των μεγαλύτερων εμπορικών τραπεζών, ενώ σε χαμηλότερα επίπεδα βρίσκονται μικρότερες τράπεζες, ασφαλιστικά ταμεία και ειδικοί διαπραγματευτές συναλλάγματος που παρέχουν πλατφόρμες συναλλαγών σε μικρούς ιδιώτες πελάτες. Είναι γεγονός ότι σε χαμηλότερα επίπεδα η διαφορά μεταξύ αγοραστών και πωλητών (bid – ask spread), η οποία στο συνάλλαγμα είναι και η προμήθεια που πληρώνει ο επενδυτής, αυξάνεται με δεδομένο ότι, για να γίνει η συναλλαγή στο υψηλότερο επίπεδο, αυξάνεται και ο αριθμός των ενδιαμέσων.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ ΔΕΥΤΕΡΟ

Μέθοδοι Υπολογισμού του εκθέτη Hurst και της πολυμορφοκλασματικότητας

2.1 Εισαγωγή

Σε αυτό το κεφάλαιο θα γίνει μια βιβλιογραφική ανασκόπηση των κυριότερων μεθόδων με τις οποίες εκτιμάται ο H και στις οποίες συγκαταλέγεται η ιστορικά πρώτη ανάλυση επανακλιμακώμενου εύρους, αλλά και μέθοδοι που χρησιμοποιούν κυματίδια. Επίσης, θα περιγραφεί η μέθοδος ανάλυσης των διακυμάνσεων μετά την απομάκρυνση των τάσεων, μια παραλλαγή της οποίας θα χρησιμοποιηθεί και στην πολυμορφοκλασματική ανάλυση.

2.2 Ανάλυση Επανακλιμακώμενου Εύρους (rescaled range)

Η ανάλυση επανακλιμακώμενου εύρους ήταν το αποτέλεσμα των μελετών του Hurst [Hurst (1951) [3]], που περιγράφηκαν θεωρητικά παραπάνω και είναι η ιστορικά πρώτη μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε για τον υπολογισμό του H .

Συγκεκριμένα, ξεκινώντας από τις αρχικές ιδέες του Hurst, ο Mandelbrot κατασκεύασε τον εκθέτη Hurst, ο υπολογισμός του οποίου περιγράφεται στον παρακάτω αλγόριθμο:

1. Υπολογισμός του μέσου όρου $\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^t X_i$ τμημάτων της χρονοσειράς με $t = N \cdot 2^{-j}$, με $j=0,1,2,\dots$, όπου N το συνολικό μέγεθος της χρονοσειράς.

2. Αφαίρεση του μέσου όρου από όλα τα δείγματα: $Y_i = X_i - \mu$.

3. Υπολογισμός του αθροίσματος: $Z_n = \sum_{i=1}^n Y_i$.

4. Υπολογισμός του μέγιστου εύρους της χρονοσειράς:

$$R_t = \max(Z_1, Z_2, \dots, Z_n) - \min(Z_1, Z_2, \dots, Z_n) \quad (2.1)$$

5. Υπολογισμός μιας σειράς τυπικών αποκλίσεων $S_t = \sqrt{\frac{1}{t} \sum_{i=1}^t (X_i - \mu)^2}$ (2.2)

6. Υπολογισμός του επανακλιμακώμενου εύρους $(R/S)_t$ παίρνοντας τον

μέσο όρο των χρονικών διαστημάτων για κάθε t:

$$(R/S)_t = \frac{1}{N/t} \sum_{n=0}^{N/t} \frac{Rn}{S_n} \quad (2.3)$$

7. Ο εκθέτης Hurst προκύπτει ταιριάζοντας την σχέση $E[\frac{R(n)}{S(n)}] = Ct^H$ (2.4)

στα δεδομένα του βήματος 6.

Η διαδικασία με την οποία ξεκινώντας από την αρχική ακολουθία καταλήγουμε στα επιμέρους υπο-τιμήματα, όπου σε κάθε επίπεδο υπολογίζουμε τον μέσο όρο των αντίστοιχων υπο-τιμημάτων, φαίνεται καλύτερα στο παρακάτω σχήμα:

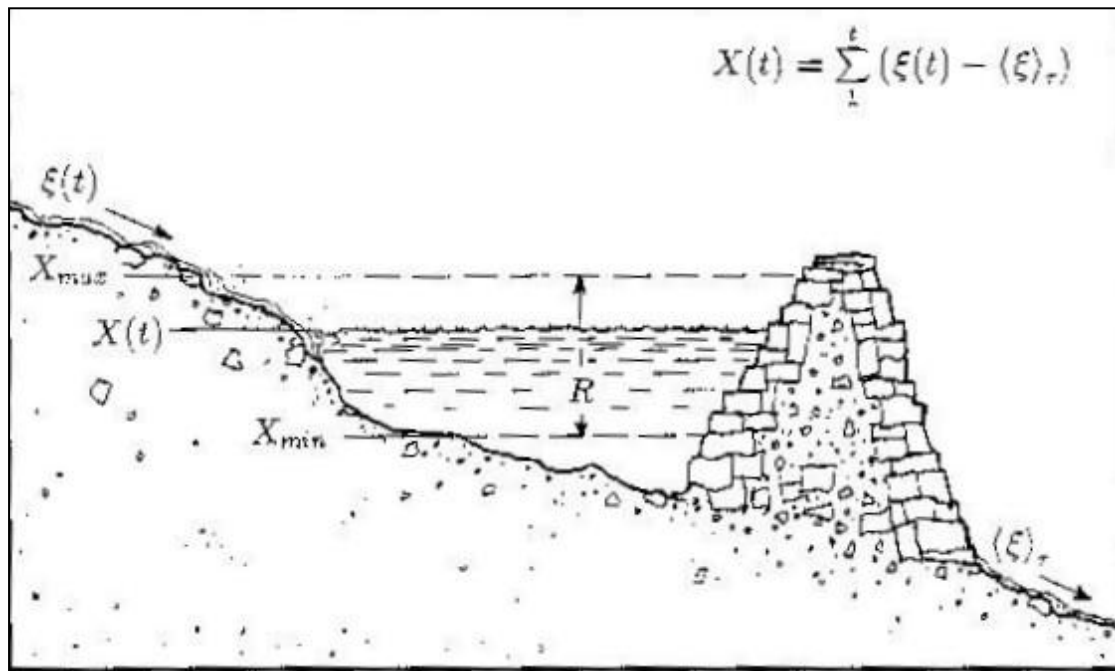
Σχήμα 2.1 Διαδικασία της χρησιμοποίησης διαφορετικών μεγεθών παραθύρων.



Πηγή: http://www.bearcave.com/misl/misl_tech/wavelets/hurst/

Όπως θα δούμε και παρακάτω, η παραπάνω μέθοδος έχει δεχθεί αρκετή κριτική για την χρήση των μεγίστων και των ελαχίστων τιμών. Στις παρακάτω εικόνες (2.2 , 2.3) όμως (όπου $X(t)$ το άθροισμα των αποκλίσεων από την μέση τιμή $(\xi)_\tau$ στο χρονικό διάστημα τ) φαίνεται ξεκάθαρα το γιατί είναι τόσο σημαντικά:

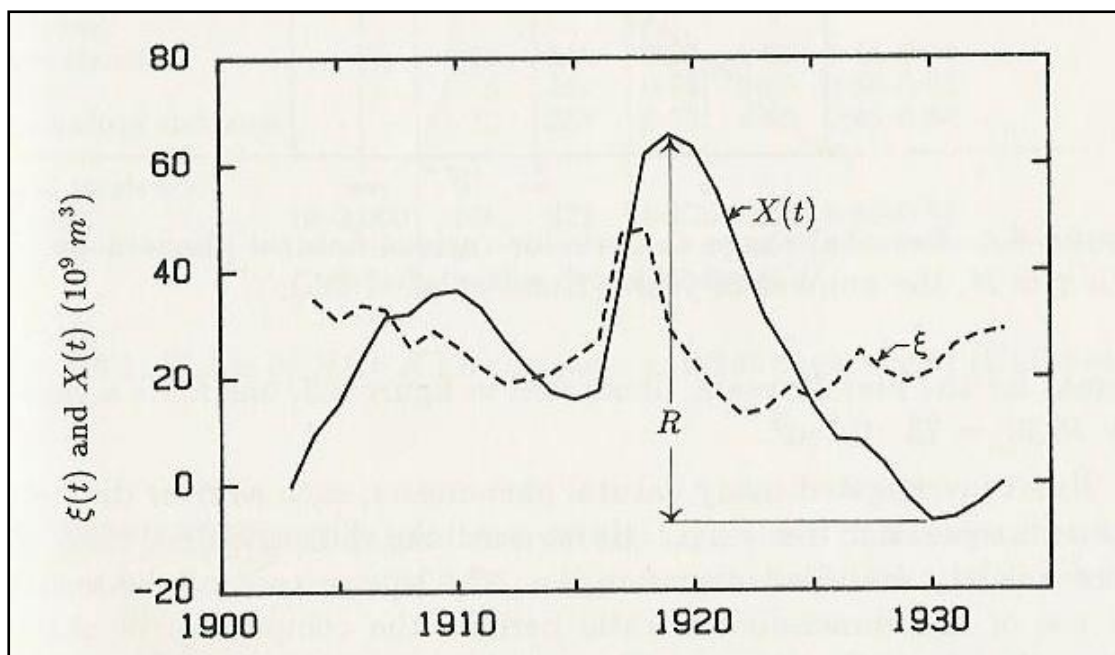
Εικόνα 2.2 Εικόνα όπου φαίνεται ξεκάθαρα η σημασία του εύρους R στην κατασκευή ενός φράγματος



Πηγή: Feder, J., (1988), Fractals[10]

Ένα άλλο παράδειγμα όπου φαίνεται ξεκάθαρα η σημασία των ακραίων τιμών παρατηρούμε στο παρακάτω σχήμα είναι η ποσότητα των υδάτων στο φράγμα του Crystal Springs στην Καλιφόρνια στο διάστημα 1900 – 1930:

Γράφημα 2.3 Απεικόνιση της ποσότητας των υδάτων στο φράγμα Crystal Springs.



Πηγή: Feder, J., (1988), Fractals[10]

Όπως παρατηρούμε, τα αθροίσματα των διαφορών $X(t)$ από τη μέση τιμή ξ παρουσιάζουν ένα αρκετά μεγάλο εύρος R το οποίο ο κατασκευαστής του φράγματος θα έπρεπε να λάβει υπόψιν (δυστυχώς το φράγμα κατασκευάστηκε το 1888).

2.2.1 Τροποποιημένη Ανάλυση Επανακλιμακώμενου Εύρους

Όπως θα δούμε και παρακάτω, έπειτα από την αρχική μέθοδο του επανακλιμακώμενου εύρους, έχουν προταθεί μια σειρά διαφορετικών μεθόδων για τον H , οι οποίες προσεγγίζουν το πρόβλημα από εντελώς διαφορετική σκοπιά, ενώ η πιο γνωστή μέθοδος που προτείνει μια άμεση τροποποίηση είναι αυτή του Lo (Lo, (1991) [6]). Ο Lo θεωρεί ότι η ανάλυση που περιγράφηκε παραπάνω, έχει το μειονέκτημα ότι είναι ευάλωτη στην βραχυπρόθεσμη συσχέτιση. Πιο αναλυτικά πιστεύει ότι λόγω του τρόπου υπολογισμού του H είναι πιθανό να πάρουμε σαν συμπέρασμα ότι υπάρχουν μακράς κλίμακας συσχετίσεις στα δεδομένα μας, ενώ αυτό μπορεί να οφείλεται μόνο στις βραχυπρόθεσμες συσχετίσεις.

Οπότε, εισάγει την $RS(L)$ ανάλυση όπου διαιρεί τα στοιχεία της R_i με την τετραγωνική ρίζα της παρακάτω ποσότητας:

$$\sigma_q^2 = \sigma_0^2 + 2 \sum_{j=1}^q \omega_{qj} \rho_j \quad (2.4)$$

$$E\{d_j[n]d_j[m]\} = \frac{\sigma^2}{2} \left(- \int_{-\infty}^{\infty} \gamma_{\psi}(\tau - (n-m)) |\tau|^{2H} d\tau \right) \quad (2.5)$$

όπου,

$$\omega_{qj} = 1 - \frac{j}{(q+1)}, \quad (2.6)$$

$q < N$,

σ_q^2 και ρ_j είναι οι εκτιμητές της μεταβλητότητας και της αυτοσυσχέτισης της X .

Όταν το $q=0$ η ανάλυση είναι η ίδια με την κλασσική ανάλυση Hurst και, γενικά, η επιλογή του q δεν είναι τετριμμένη και απαιτεί περαιτέρω μελέτη. Ο Lo κανονικοποίησε την ανάλυση του διαιρώντας με την τετραγωνική ρίζα του αριθμού των παρατηρήσεων και έχοντας βρει ένα διάστημα εμπιστοσύνης ([0,809, 1,862])

όπου, αν η κανονικοποιημένη τιμή του R/S(L) βρίσκεται εκεί θα θεωρείται ότι δεν υπάρχει μεγάλης κλίμακας μνήμη, κατέληξε ότι δεν υπάρχουν σαφείς ενδείξεις ύπαρξης μεγάλης κλίμακας μνήμης στις αποδόσεις των αμερικανικών μετοχών.

Ωστόσο, ο Mandelbrot (2004) [1], τονίζει ότι η τροποποίηση αυτή ήταν αρκετή βιαστική και πρόχειρη αναφέροντας ότι αρκετές εργασίες, όπως οι Teverovsky et al (1999) [18], αμφισβήτησαν τα αποτελέσματα του.

2.3 Μέθοδος εκτίμησης με χρήσης της μορφοκλασματικής διάστασης

Μια μέθοδος, η οποία διαφέρει ριζικά στην νοοτροπία της σε σχέση με τις υπόλοιπες που παρουσιάζονται σε αυτή την ενότητα, προτάθηκε από τον Sevcik [Sevcik (1998), [21]], βασικό πλεονέκτημα της οποίας αποτελεί η μεγαλύτερη ταχύτητα στον υπολογισμό της σε σχέση με τις άλλες μεθόδους, γεγονός που την καθιστά ιδιαίτερα χρήσιμη στους αλγορίθμους αυτομάτων συναλλαγών.

Η μέθοδος αυτή βασίζεται στην ορισμό του μορφοκλάσματος σύμφωνα με τον Mandelbrot [Mandelbrot (1983) σελίδα:15 [20]]: “Ένα πολυμορφοκλάσμα είναι εξ ορισμού ένα σύνολο για το οποίο η Hausdorff–Besicovitch διάσταση D_h είναι μεγαλύτερη από την τοπολογική του διάσταση. Κάθε σύνολο με μία μη – ακέραιη D_h είναι ένα μορφοκλάσμα.”

Η Hausdorff-Besicovitch διάσταση ενός συνόλου σε έναν μετρικό χώρο είναι ίση με:

$$D_h = -\lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \log_{\varepsilon} [N(\varepsilon)] \quad (2.7)$$

όπου $N(\varepsilon)$ ο αριθμός των ανοιχτών σφαιρών ακτίνας ε που χρειάζονται για να καλυφθεί το σύνολο. Σε ένα μετρικό χώρο, με δεδομένο ένα σημείο P και ακτίνα ε , σαν ανοιχτή σφαίρα ορίζεται ένα σύνολο σημείων x για τα οποία ισχύει απόσταση $(P,x) < \varepsilon$. Μια γραμμή μήκους L μπορεί να διαιρεθεί σε $N(\varepsilon) = L / (2\varepsilon)$ τμήματα μήκους 2ε και μπορεί να καλυφθεί από N ανοιχτές σφαίρες ακτίνας ε .

Οπότε η παραπάνω σχέση γράφεται ως:

$$D_h = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \left[\frac{-\ln(L) + \ln(2\varepsilon)}{\ln(\varepsilon)} \right] = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \left[1 - \frac{\ln(L)}{\ln(\varepsilon)} \right] \quad (2.8)$$

Κανονικοποιώντας όμως τα δεδομένα με βάση τις παρακάτω σχέσεις:

$$x_i^* = \frac{x_i}{x_{\max}} \quad (2.9)$$

$$y_i^* = \frac{y_i - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}} \quad (2.10)$$

όπου, (x_i, y_i) οι συντεταγμένες του i -οστού δείγματος του τμήματος της χρονοσειράς που μελετάται κάθε φορά (για τις οικονομικές χρονοσειρές που μελετάμε αρκούν τα y_i), και y_{\max}, y_{\min} είναι η μέγιστη και η ελάχιστη τιμή του παραθύρου δεδομένων που χρησιμοποιείται.

Οπότε, κάνοντας τις απαιτούμενες τροποποιήσεις και τις πράξεις, καταλήγει τελικά στον παρακάτω απλό τύπο για την **D**:

$$D = 1 + \frac{\ln(L) + \ln(2)}{\ln(2N')} \quad (2.11)$$

όπου $N' = N - 1$ (N ο αριθμός των σημείων του παραθύρου).

Τελικά, χρησιμοποιώντας τον τύπο που συνδέει την μορφοκλασματική διάσταση και τον εκθέτη Hurst για μονοδιάστατα δεδομένα, $H = 2 - D$, υπολογίζουμε τον **H**.

2.4 Μέθοδος εκτίμησης με χρήση δεύτερης τάξης ανάλυση

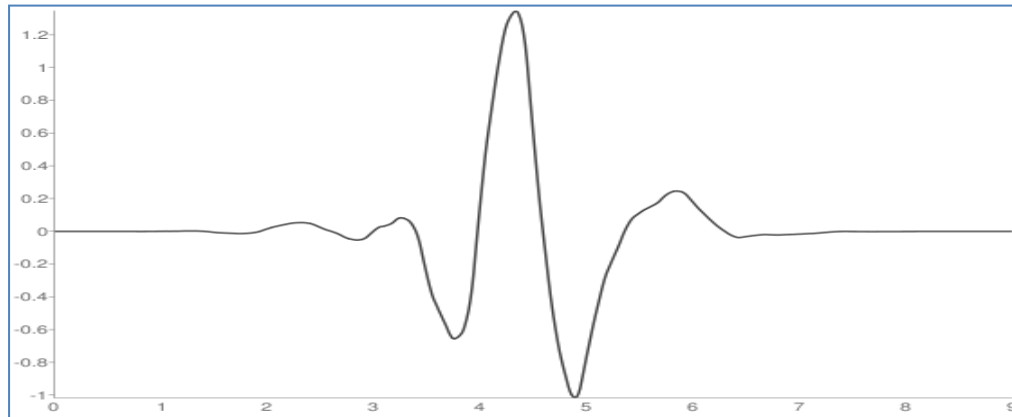
Στη μέθοδο που προτείνουν οι Istas & Lang (1992) [4], ο H προκύπτει μέσα από μια τεχνική πεπερασμένων διαφορών των προσαυξήσεων της αρχικής χρονοσειράς.

Βασικό στοιχείο στη μέθοδο αυτή είναι η επιλογή μιας ακολουθίας a_i η οποία, όπως αποδεικνύεται στην αντίστοιχη εργασία, για να οδηγή στην σύγκλιση του αλγορίθμου υπολογισμού του H πρέπει να έχει τις παρακάτω ιδιότητες:

- να είναι πεπερασμένη ακολουθία πραγματικών αριθμών,
- το άθροισμα των στοιχείων της να είναι ίσο με το μηδέν,
- να ισχύει $\sum_{k=0}^p \left(\sum_{l=0}^p a_k a_l |k-l|^s \right) \neq 0$, όπου p το μήκος της ακολουθίας και s μη-άρτιος πραγματικός τέτοιος ώστε $0 < s < 2M(\alpha)$, όπου $M(\alpha)$ η τάξη της πρώτης μη-μηδενικής στιγμής της ακολουθίας.

Στους υπολογισμούς που θα γίνουν σε παρακάτω ενότητα για την εκτίμηση της τιμής του \mathbf{H} , θα χρησιμοποιηθούν δύο ακολουθίες που ικανοποιούν τις παραπάνω ιδιότητες: α) οι συντελεστές $[1 \ -2 \ 1]$ της δεύτερης τάξης διακριτής παραγώγου β) οι συντελεστές του άνω-περατού φίλτρου αποσύνθεσης του κυματιδίου symlet πέμπτης τάξης το οποίο φαίνεται στην παρακάτω εικόνα:

Γράφημα 2.4 symlet πέμπτης τάξης



Πηγή: <http://wavelets.pybytes.com/wavelet/sym5/>

Για την εκτίμηση του \mathbf{H} χρησιμοποιείται η εμπειρική τετραγωνική απόκλιση (quadratic variation) που ορίζεται από την παρακάτω σχέση:

$$U(\alpha, n, \Delta) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n-p} \sum_{i=0}^p \alpha_i X((i+j)\Delta)^2 \quad (2.12)$$

όπου,

X : η αρχική ακολουθία,

Δ : το μέγεθος του πλέγματος που εφαρμόζεται για την διακριτοποίηση.

Αποδεικνύεται ότι όταν $n \rightarrow \infty$ το $U(\alpha, n, \Delta)$ τείνει ασυμπτωτικά στην διακύμανση $\sigma_{\alpha, \Delta}^2$.

Οπότε, θεωρώντας μια ακολουθία α_2 , η οποία θα ορίζεται σε “διπλάσιο χρονικό πλέγμα” σε σχέση με την αρχική ακολουθία α_1 , δηλαδή να ισχύει

$$\alpha_{2^{2i}} = \alpha_{1_i} \text{ και } \alpha_{2^{2i+1}} = 0 \quad \forall 0 \leq i \leq p \quad (2.13)$$

αποδεικνύεται ότι για $n \rightarrow \infty$ η διακύμανση $\sigma_{\alpha_1, \Delta}^2$ τείνει σε ένα γραμμικό συνδυασμό της ποσότητας $(C(i\Delta)^{2H})_{i=1 \dots p}$, ενώ για την ακολουθία α_2 η $\sigma_{\alpha_2, \Delta}^2$ θα τείνει στην $(C(2i\Delta)^{2H})_{i=1 \dots p}$

Από την παραπάνω ιδιότητα είναι προφανές ότι λογαριθμίζοντας και κάνοντας τις απαραίτητες πράξεις, ο H θα εκτιμάται από την παρακάτω σχέση:

$$H = \frac{1}{2} \log_2 \left(\frac{U(\alpha_2, n, \Delta)}{U(\alpha_1, n, \Delta)} \right) \quad (2.14)$$

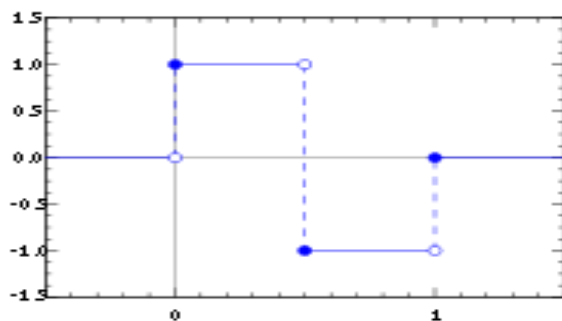
2.5 Μέθοδος Διακύμανσης σε σχέση με το επίπεδο αποσύνθεσης

Στην μέθοδο διακύμανσης σε σχέση με το επίπεδο αποσύνθεσης [flandrin (1992) [5]], ο H προκύπτει από τον υπολογισμό της κλίσης του λογαριθμικού γραφήματος που απεικονίζει την τυπική απόκλιση των συντελεστών που προκύπτουν μετά από τον μετασχηματισμό κυματιδίου σε σχέση με το αντίστοιχο διάλυμα αποσύνθεσης.

Ειδικότερα, για την κυματιδιακή ανάλυση χρησιμοποιείται το ορθοκανονικό σύστημα Haar που περιγράφεται από την παρακάτω σχέση και φαίνεται στο γράφημα 2.5:

$$\psi(t) = \begin{cases} +1 & , \text{για } 0 \leq t < \frac{1}{2} \\ -1 & , \text{για } \frac{1}{2} \leq t < 1 \\ 0 & , \text{για οποιοδήποτε άλλο σημείο} \end{cases} \quad (2.15)$$

Γράφημα 2.5 κλιμακώμενο γράφημα ($\psi(2t)$ Haar wavlet [28])



Πηγή: http://commons.wikimedia.org/wiki/File:Haar_wavlet.svg

Επίσης, γνωρίζουμε ότι οι συντελεστές αποσύνθεσης d_j προκύπτουν από την συνέλιξη του αρχικού σήματος με την συνάρτηση του κυματιδίου $\psi(t)$ όπως φαίνεται και στην παρακάτω εξίσωση:

$$d_j = 2^{-j/2} \int_{-\infty}^{\infty} B_H(t) \psi(2^{-j}t - n) dt, \text{ όπου } j, n \in \mathbb{Z} \quad (2.16)$$

Συνδυάζοντας την παραπάνω σχέση με τις ιδιότητες του Haar κυματιδίου και την συνάρτηση συνδιακύμανσης της $B_H(t)$ προκύπτει η παρακάτω σχέση :

$$\text{var}(d_j[n]) = \frac{\sigma^2}{2} (V_\psi(H)(2^j)^{2H+1}) \quad (2.17)$$

όπου,

$$V_\psi(H) = \int_{-\infty}^{\infty} \gamma_\psi(\tau) |\tau|^{2H} d\tau \quad (2.18)$$

Το $V_\psi(H)$ είναι σταθερά που εξαρτάται και από την βασική συνάρτηση του κυματιδίου που χρησιμοποιείται αλλά και από τον H του μορφοκλάσματος που έρχεται σαν είσοδος με το $\gamma_\psi(\tau)$ να είναι ίσο με:

$$\gamma_\psi(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) \psi(t - \tau) dt \quad (2.19)$$

Τελικά, λογαριθμίζοντας και τα δύο μέλη της (2.17) έχουμε:

$$\log_2(\text{var}(d_j[n])) = (2H + 1)j + \text{σταθερά} \quad (2.20)$$

οπότε ο H προκύπτει από την κλίση του log-log (λογαρίθμου των μεταβλητών) γραφήματος αναπαρίσταται της διακύμανσης των συντελεστών και του επίπεδου αποσύνθεσης.

2.6 Ανάλυση Διακυμάνσεων μετά την Απομάκρυνση των Τάσεων (Detrended Fluctuation Analysis –DFA)

Η παραπάνω μέθοδος προτάθηκε από τον Peng (1994) [19], και αποτελεί μια από τις πιο συχνά χρησιμοποιούμενες μεθόδους για τον υπολογισμό του H , ενώ η πολυμορφοκλασματική εκδοχή της είναι το πιο αποδοτικό και πρακτικό εργαλείο για την ποσοτικοποίηση της πολυμορφοκλασματικότητας στις οικονομικές χρονοσειρές. Επίσης, έχει εφαρμοστεί σε ευρέως φάσματος πεδία ενδιαφέροντος όπως το DNA, η πρόγνωση του καιρού, τα δυναμικά χαρακτηριστικά του καρδιακού ρυθμού και οι οικονομικές χρονοσειρές.

Τα βήματα της μεθόδου υπολογίζονται στο παρακάτω πλαίσιο:

1. Υπολογισμός του προφίλ: $Y(i) = \sum_{k=1}^i [x_k - \bar{x}]$ (2.21) της αρχικής χρονοσειράς, μήκους N .
2. Το $Y(i)$ διαιρείται σε $N_s = [N/s]$ μη-επικαλυπτόμενα τμήματα μήκους s , ξεκινώντας από την αρχή της χρονοσειράς. Στη συνέχεια, επαναλαμβάνεται ο διαχωρισμός ξεκινώντας από το τέλος της χρονοσειράς, οπότε τελικά παίρνουμε $2N_s$ τμήματα.
3. Για κάθε ένα από τα παραπάνω τμήματα προσαρμόζουμε ένα πολυώνυμο m -οστού βαθμού το οποίο εκτίμα την τοπική τάση και το οποίο αφαιρείται από την χρονοσειρά εισόδου: $Y(i) = Y(i) - p_{v,s}^m(i)$ (2.22)
4. Υπολογίζεται η διακύμανση για κάθε ένα από τα $2N_s$ τμήματα:

$$F^2(s) = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s Y^2(i) \quad (2.23)$$
5. Παίρνοντας τον μέσο όρο των παραπάνω διακυμάνσεων και θεωρούμε την τετραγωνική του ρίζα για να υπολογίσουμε την DFA συνάρτηση m -οστής τάξης:

$$F_{DFA}(s) = \left[\frac{1}{2N_s} \sum_{v=0}^{2N_s-1} F_s^2(v) \right]^{1/2} \quad (2.24)$$
6. Επαναλαμβάνοντας τα παραπάνω βήματα για διαφορετικά s παίρνουμε την κλίση του log-log γραφήματος των F_{DFA} και s τον εκθέτη διακύμανσης α εφαρμόζοντας γραμμική παλινδρόμηση.

Ανάλογα με την τάξη m του πολυωνύμου που χρησιμοποιείται στο τρίτο βήμα για την αφαίρεση των τάσεων, η ανάλυση χαρακτηρίζεται σαν DFA m και αφαιρεί τάσεις της

τάξης m . Η ανάλυση επανακλιμακώμενου εύρους αφαιρεί σταθερές τάσεις, οπότε για $m=1$ ισχύει $\alpha=H$.

Γενικά, για τις τιμές του α ισχύουν τα παρακάτω:

- $\alpha < 1/2$: αντισυσχετισμένα δεδομένα,
- $\alpha = 0.5$: μη-συσχετισμένα δεδομένα, λευκός θόρυβος,
- $\alpha > 1/2$: υπάρχουν μακράς κλίμακας συσχετίσεις,
- $\alpha \approx 1$: $1/f$ -θόρυβος, ροζ θόρυβος όπου η ισχύς του σήματος είναι αντιστρόφως ανάλογη με την συχνότητα,
- $\alpha > 1$: μη στάσιμα δεδομένα που παρουσιάζουν συσχετίσεις αλλά δεν περιγράφονται από το μοντέλο της μορφοκλασματικής κίνησης Brown,
- $\alpha = 3/2$: Brownian θόρυβος που παράγεται από το ολοκλήρωμα του λευκού θορύβου.

2.7 Πολυμορφοκλασματική Ανάλυση Διακυμάνσεων μετά την Απομάκρυνση των Τάσεων(Multifractal Detrended fluctuation Analysis – MF DFA)

Το μοντέλο του απλού μορφοκλάσματος του οποίου η κλιμακωτή συμπεριφορά χαρακτηρίζεται μόνο από έναν εκθέτη H αδυνατεί να περιγράψει πιο πολύπλοκες χρονοσειρές, όπως αυτές που αποτελούνται από τιμές ιστοτιμιών. Στις χρονοσειρές αυτές ο εκθέτης H μπορεί να είναι διαφορετικός σε διαφορετικές χρονικές στιγμές. Η συμπεριφορά αυτή χαρακτηρίζεται πολυμορφοκλασματική και οφείλεται κατά κύριο λόγο στις παρακάτω δύο αιτίες:

- στις «βαριές ουρές» της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας.
- στις διαφορετικές μακράς κλίμακας συσχετίσεις για μικρότερες και μεγαλύτερες συσχετίσεις.

Για την ανάλυση τέτοιων χρονοσειρών χρησιμοποιείται η πολυμορφοκλασματική εκδοχή της DFA στην οποία τα τελευταία δύο βήματα της, το πέμπτο και το έκτο, τροποποιούνται ως εξής:

5. Υπολογισμός του μέσου όρου των διακυμάνσεων των υποσυνόλων και της q-οστής τάξης συνάρτηση διακύμανσης $F_q(s)$:

$$F_q(s) = \left\{ \frac{1}{2N_s} \sum_{v=1}^{2N_s} [F^2(v, s)]^{q/2} \right\}^{1/q} \quad (2.25)$$

6. Καθορίζεται η κλιμακωτή συμπεριφορά των συναρτήσεων διακύμανσης δημιουργώντας το log-log διάγραμμα $F_q(s) - s$ για διάφορες τιμές του s , για κάθε τιμή της τάξης q .

Στο βήμα 5, η τιμή του $h(0)$ που αντιστοιχεί στο όριο $h(q)$ για $q \rightarrow 0$ δεν μπορεί να υπολογιστεί λόγω του εκθέτη $1/q$ και γι' αυτό πρέπει να εφαρμοστεί μια λογαριθμική διαδικασία για την οποία θα έχουμε:

$$F_0(s) = \exp\left\{ \frac{1}{4N_s} \sum_{v=1}^{2N_s} \ln[F^2(v, s)] \right\} \sim s^{h(0)} \quad (2.26)$$

Στη γενική περίπτωση θα ισχύει $F_q(s) \propto s^{h(q)}$, με τον $h(q)$ να καλείται γενικευμένος εκθέτης Hurst.

Από τον τρόπο υπολογισμού της $F_q(s)$ γίνεται προφανές ότι για θετικές τιμές του q θα κυριαρχήσουν τα τμήματα v αυτά, τα οποία χαρακτηρίζονται από μεγάλες διακυμάνσεις, οπότε ο εκθέτης $h(q)$ θα περιγράφει την κλιμακωτή συμπεριφορά αυτών των υποσυνόλων. Αντίστοιχα, για αρνητικές τιμές του q , ο $h(q)$ θα περιγράφει την κλιμακωτή συμπεριφορά των υποσυνόλων με μικρές διακυμάνσεις.

2.7.1 Εφαρμογή της πολυμορφοκλασματικότητας στην πρόβλεψη ακραίων κινήσεων στην ισοτιμία ευρώ/γιέν

Ένας σημαντικός παράγοντας που μπορεί να εξαχθεί από την **MF-DFA**, είναι ο βαθμός της πολυμορφοκλασματικότητας που ορίζεται ως εξής: $\Delta h = h(q \rightarrow -\infty) - h(q \rightarrow \infty)$. Η σημασία του έγκειται στην δυνατότητα του να ποσοτικοποιήσει την πολυμορφοκλασματικότητα της χρονοσειράς που μελετάται και μέσα από αυτήν να εξαχθούν χρήσιμα συμπεράσματα για την μεταβλητότητα της χρονοσειράς, αφού μεγαλύτερη πολυμορφοκλασματικότητα αντιστοιχεί σε μεγαλύτερη μεταβλητότητα.

Ο Δh θα είναι πάντα θετικός, αφού οι μεγαλύτερες διακυμάνσεις χαρακτηρίζονται από μικρότερες τιμές του $h(q)$ σε σχέση με τις μικρότερες διακυμάνσεις, τότε για $q < 0$ θα έχουμε μεγαλύτερες τιμές από για $q > 0$.

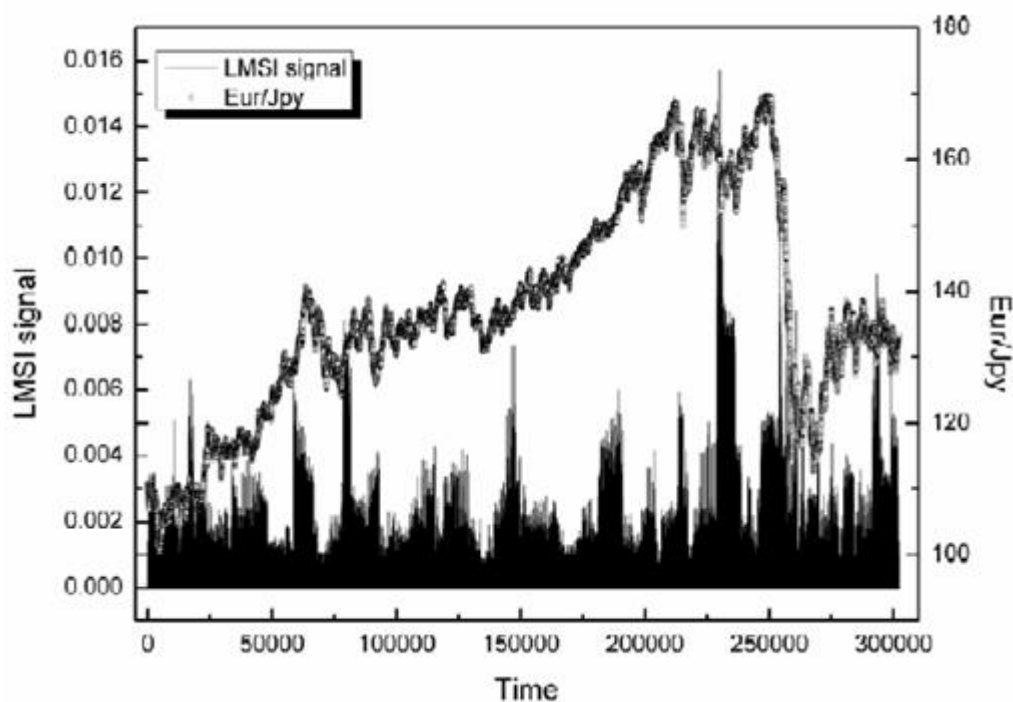
Μια πρόσφατη μέθοδος όπου χρησιμοποιείται ο Δh για την πρόβλεψη των ακραίων κινήσεων των ισοτιμιών στην αγορά του ξένου συναλλάγματος γίνεται από τους Stavroyiannis et al (2011) [17], οι οποίοι υπολογίζουν τον τοπικό πολυμορφοκλασματικό δείκτη ευαισθησίας (LMSI), ο οποίος δίνεται από τον παρακάτω τύπο:

$$(\text{LMSI})_i = [(\Delta h_{\text{loc}})_i - (\Delta h_{\text{loc}})_{i-1}]^2 \quad (2.27)$$

όπου i το τρέχον παράθυρο δεδομένων που μελετώνται.

Θέτοντας $q_{\min} = -50$ και $q_{\max} = 50$ και χρησιμοποιώντας ένα κινούμενο παράθυρο 10.000 παρατηρήσεων για την μελέτη της χρονοσειράς παίρνουν το παρακάτω σχήμα για την ισοτιμία eur/ϳry χρησιμοποιώντας δεδομένα με δεκάλεπτη συχνότητα ,από όπου φαίνεται ότι ο LMSI είχε προβλέψει την επικείμενη ακραία κίνηση της ισοτιμίας ευρώ/γιεν κάνοντας μια οξεία κορυφή (spike).

Γράφημα 2.6 Γράφημα στο οποίο φαίνεται η οξεία κορυφή που έκανε ο LMSI λίγο πριν την ακραία κίνηση της ισοτιμίας



Πηγή: Stavroyiannis et al (2011) [17]

ΚΕΦΑΛΑΙΟ ΤΡΙΤΟ

Περιγραφή εργαλείων τεχνικής ανάλυσης και αλγορίθμων εκπαίδευσης νευρωνικών δικτύων

3.1 Εισαγωγή

Στο παρόν κεφάλαιο θα περιγραφούν τα εργαλεία που θα χρησιμοποιηθούν στην εμπειρική εφαρμογή. Στην πρώτη ενότητα θα γίνει μια εισαγωγή στην τεχνική ανάλυση και θα αναλυθούν τρεις δείκτες τεχνικής ανάλυσης, εκ των οποίων, οι πρώτοι δύο θα χρησιμοποιηθούν στην κατασκευή του αλγορίθμου συναλλαγών, ενώ ο τρίτος στην ποσοτικοποίηση των αποτελεσμάτων του πολυμορφοκλασματικού δείκτη. Στην δεύτερη ενότητα θα περιγραφούν τα νευρωνικά δίκτυα και θα αναλυθούν και οι αλγόριθμοι εκπαίδευσης των νευρωνικών δικτύων που θα χρησιμοποιηθούν στην κατασκευή του αλγορίθμου συναλλαγών.

3.2 Τεχνική Ανάλυση

Σαν τεχνική ανάλυση ορίζεται ένα σύνολο μεθόδων οι οποίες, λαμβάνοντας ως είσοδο προηγούμενα δεδομένα της χρονοσειράς ενός χρηματιστηριακού προϊόντος, έχουν σαν στόχο την πρόβλεψη της μελλοντικής πορείας αυτού του προϊόντος.

Πιο συγκεκριμένα, σαν είσοδο αυτών των μεθόδων θεωρούνται οι παρακάτω τιμές των προηγούμενων χρονικών περιόδων:

- ✓ η τιμή ανοίγματος,
- ✓ η υψηλότερη τιμή,
- ✓ η χαμηλότερη τιμή,
- ✓ η τιμή κλεισίματος,
- ✓ ο όγκος συναλλαγών,
- ✓ οι ανοιχτές θέσεις (για την περίπτωση των συμβολαίων μελλοντικής εκπλήρωσης).

Η τεχνική ανάλυση στηρίζεται στις παρακάτω τρεις βασικές αρχές:

- *Η κίνηση της αγοράς περιλαμβάνει τα πάντα*

Με αυτό το αξίωμα, δηλαδή, η τεχνική ανάλυση, θεωρώντας σαν δεδομένο ότι υπάρχουν πληροφορίες οι οποίες δεν είναι γνωστές στο ευρύ κοινό και χρησιμοποιούνται από τους καλά πληροφορημένους επενδυτές (το λεγόμενο «έξυπνο χρήμα»), αντιλαμβάνεται έγκαιρα τις μεταβολές που προκαλούνται στις χρηματιστηριακές τιμές από τις εν λόγω πληροφορίες δίνοντας τα αντίστοιχα σήματα αγοράς ή πώλησης (αντίστροφη λογική από την θεμελιώδη ανάλυση).

- *Οι τιμές κινούνται μη-τυχαία*

Η τεχνική ανάλυση θεωρεί ότι οι τιμές κινούνται με έναν από τους παρακάτω τρόπους: α) ανοδικά, β) καθοδικά, γ) πλάγια, δ) συνδυασμούς των παραπάνω (πχ πλαγιοανοδικά).

- *Η ιστορία επαναλαμβάνεται*

Το παραπάνω αξίωμα στηρίζεται στο επιχείρημα ότι η διαμόρφωση των τιμών είναι αποτέλεσμα της ανθρώπινης ψυχολογίας, όποτε με το δεδομένο ότι η ανθρώπινη ψυχολογία παραμένει αναλλοίωτη στο χρόνο, τότε σχηματισμοί που έχουν παρατηρηθεί στο παρελθόν είναι αρκετά πιθανό να εμφανιστούν και στο μέλλον.

Θεμελιωτής της τεχνικής ανάλυσης υπήρξε ο Charles Dow ο οποίος, στο πλαίσιο της προσπάθειάς του να αναλύσει την αγορά, πέρα από την δημιουργία του δείκτη Dow Jones Industrial Average, παρατήρησε ότι στην αγορά υπάρχουν τρεις βασικές τάσεις:

- Η κύρια τάση που διαρκεί από 1 μέχρι και κάποια χρόνια και διακρίνεται σε ανοδική (bull market) και καθοδική (bear market).
- Η δευτερεύουσα τάση που διαρκεί που 3 εβδομάδες μέχρι κάποιους μήνες (διόρθωση).
- Η μικρή τάση που διαρκεί από ώρες μέχρι τρεις εβδομάδες.

Ένα από τα βασικά εργαλεία της τεχνικής ανάλυσης είναι οι γραμμές που υποκειμενικά σχεδιάζει πάνω στο γράφημα ο επενδυτής, και οι δείκτες που υποδεικνύουν την τρέχουσα τάση ή την πιθανότητα αντιστροφής της όπως μπορούμε να δούμε και στο παρακάτω γράφημα:

Γράφημα 3.1 Παραδείγματα Τεχνικής Ανάλυσης



Στο πάνω μέρος απεικονίζεται η πορεία της ισοτιμίας του ευρώ σε σχέση με το δολάριο σε 15-λεπτη περιοδικότητα χρησιμοποιώντας τις μπάρες, στις οποίες το πάνω και το κάτω μέρος δείχνουν το υψηλό και το χαμηλό της συγκεκριμένης περιόδου αντίστοιχα, ενώ οι μικρότερες γραμμές στα αριστερά και στα δεξιά δείχνουν το άνοιγμα και το κλείσιμο της περιόδου. Η κόκκινη γραμμή είναι μια γραμμή αντίστασης στην οποία η ανοδική τάση είναι πιθανό να ανακοπεί.

Στο μεσαίο γράφημα βλέπουμε την ισοτιμία μεταξύ αγγλικής λίρας και δολαρίου σε ωριαία περιοδικότητα με την τεχνική των κηροπηγίων (candlesticks), όπου πάλι το πάνω και το κάτω μέρος δείχνουν το υψηλό και το χαμηλό της συγκεκριμένης περιόδου αντίστοιχα, ενώ ένα λευκό παραλληλόγραμμο υποδεικνύει

μια πτωτική κίνηση στη συγκεκριμένη περίοδο με το κλείσιμο να είναι η κάτω πλευρά του. Η κόκκινη γραμμή είναι ένας κινητός μέσος όρος των τελευταίων 20 περιόδων, ο οποίος δείχνει την τρέχουσα τάση.

Στο τελευταίο γράφημα απεικονίζεται η ισοτιμία μεταξύ δολαρίου και ελβετικού φράγκου σε ημερήσια περιοδικότητα, όπου κάθε σημείο της γραμμής είναι το κλείσιμο της αντίστοιχης ημέρας, ενώ στο κάτω μέρος του γραφήματος βλέπουμε τον ταλαντωτή RSI που δείχνει την πιθανότητα αντιστροφής της τρέχουσας τάσης.

Εξ' ορισμού, η τεχνική ανάλυση έρχεται σε ευθεία αντίθεση με την ασθενή διατύπωση των αποτελεσματικών αγορών, η οποία υποστηρίζει ότι οι τρέχουσες τιμές ενσωματώνουν ήδη τις προηγούμενες, οπότε όπως είναι λογικό, έχει δεχτεί σημαντική κριτική από την επιστημονική κοινότητα έχοντας κατηγορηθεί σαν ψευδό-επιστήμη, της οποίας οι τεχνικές στηρίζονται στην μεροληπτική χρησιμοποίηση των δεδομένων (data snooping). Παρ' όλα αυτά, χρησιμοποιείται κατά κόρον από τους επενδυτές, ενώ υπάρχουν εργασίες που υποστηρίζουν ότι μπορεί να οδηγήσει σε υπερκανονικά κέρδη. Για παράδειγμα, οι Lo et al (2000) [14], εφαρμόζοντας μη παραμετρικές τεχνικές, δημιούργησαν ένα σύστημα αυτόματης αναγνώρισης σχηματισμών μέσα από το οποίο διαπίστωσαν ότι η παραπάνω διαδικασία προσφέρει παραπάνω πληροφορίες στον επενδυτή και ίσως να είναι ένα χρήσιμο εργαλείο για τον επενδυτή.

Ένα από τα βασικότερα μειονέκτημα της τεχνικής ανάλυσης είναι ότι μελετώντας το ίδιο γράφημα, κάποιος μπορεί να παρατηρήσει παραπάνω από έναν σχηματισμούς και να καταλήξει σε αντιφατικά συμπεράσματα. Μια λύση η οποία διορθώνει το παραπάνω πρόβλημα της υποκειμενικότητας, αλλά και της ανθρώπινης ψυχολογίας, είναι η δημιουργία ενός προγράμματος το οποίο, χρησιμοποιώντας δείκτες και τεχνικές τις οποίες θα έχει ορίσει ο επενδυτής, θα εκτελεί αυτόματα αγορές και πωλήσεις.

Σε αυτήν την εργασία, θα μελετηθεί αρχικά ένα αυτόματο σύστημα, το οποίο θα βασίζεται σε έναν από τους πιο γνωστούς τεχνικούς δείκτες, τον MACD, και στη συνέχεια θα μελετηθεί το κατά πόσο η χρήση του δείκτη Hurst και των νευρωνικών δικτύων, τα οποία θα περιγραφούν αναλυτικά σε επόμενη παράγραφο, θα βελτιώσουν τις επιδόσεις του αρχικού συστήματος.

3.3 Ο τεχνικός δείκτης MACD (Moving Average Convergence/Divergence)

Ο δείκτης τεχνικής ανάλυσης Moving Average Convergence/Divergence (μέσος όρος σύγκλισης/απόκλισης) δημιουργήθηκε από τον Gerald Appel [39] στα τέλη του 1970, και σκοπός του είναι, αναγνωρίζοντας την τρέχουσα ανοδική ή πτωτική τάση, να παράγει σήματα αγοράς ή πώλησης αντίστοιχα. Για να υπολογιστεί ο MACD θεωρείται η διαφορά δύο Εκθετικών Κινητών Μέσων Όρων (EMA), γεγονός που είναι κοινή πρακτική στην τεχνική ανάλυση, ενώ για την παραγωγή σημάτων αγοράς ή πώλησης υπολογίζεται και ο EMA της παραπάνω διαφοράς.

Κάνοντας μια μικρή παρένθεση στην περιγραφή του MACD, περιγράφεται ο EMA, ο οποίος λύνει σε κάποιο βαθμό το βασικό μειονέκτημα του απλού κινητού μέσου όρου, το οποίο είναι η αργή απόκριση στις ξαφνικές μεταβολές στην τρέχουσα κίνηση. Το πρόβλημα αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι δίνεται η ίδια βαρύτητα σε όλες τις παρατηρήσεις. Αντίθετα, ο EMA δίνει μεγαλύτερη βαρύτητα στις τελευταίες παρατηρήσεις και υπολογίζεται με τον παρακάτω αναδρομικό τύπο

$$EMA(t) = EMA(t-1) + a * (C(t) - EMA(t-1)) \quad (3.1)$$

$$\text{όπου } a = \frac{2}{N + 1} \quad (3.2)$$

και C(t) είναι το τρέχων κλείσιμο.

Αναπτύσσοντας την παραπάνω αναδρομή θα καταλήγαμε σε έναν τύπο όπου οι συντελεστές βαρύτητας των προηγούμενων κλεισμάτων θα μειώνονταν εκθετικά με τον χρόνο, ενώ ο συντελεστής a , λόγω του τρόπου υπολογισμού του, καθορίζει το ρυθμό μείωσης ανάλογα με την περίοδο του μέσου όρου, πχ σε έναν EMA 200 περιόδων ο συντελεστής βαρύτητας του κλεισίματος πέντε περιόδων πριν θα είναι πολύ μεγαλύτερος σε σχέση με έναν EMA 13 περιόδων.

Επιστρέφοντας στον MACD, παρακάτω φαίνονται πιο αναλυτικά ο τύποι υπολογισμού του:

$$MACD = EMA(C,12) - EMA(C,26) \quad (3.3)$$

$$\text{Signal} = EMA(MACD, 9) \quad (3.4)$$

$$\text{Histogram} = \text{MACD} - \text{Signal} \quad (3.5)$$

Σήματα αγοράς ή αντίστοιχα πώλησης έχουμε όταν η τιμή του υποκειμένου κάνει νέα χαμηλά ή υψηλά αντίστοιχα χωρίς να έχει αντίστοιχη συμπεριφορά ο MACD (απόκλιση) ή όταν ισχύει κάποια από τις παρακάτω σχέσεις:

$$\text{MACD}(t) > 0 \ \&\& \ \text{MACD}(t-1) < 0 \quad (3.6)$$

$$\text{Histogram}(t) > 0 \ \&\& \ \text{Histogram}(t - 1) < 0 \quad (3.7)$$

Στο παρακάτω σχήμα απεικονίζεται η ισοτιμία ευρώ/δολαρίου με ημερήσια περιοδικότητα και ο δείκτης MACD, όπου ο Signal σχεδιάζεται με μπλε χρώμα και ο MACD με καφέ, το σήμα πώλησης με βάση την (3.6) θα ήταν τέσσερις περιόδους αργότερα από ότι με βάση την (3.7).

Γράφημα 3.2 Παράδειγμα ημερήσιου γραφήματος eur/usd με MACD



3.4 Προσαρμζόμενος Μέσος Όρος (ΠΜΟ)

Ο παραπάνω δείκτης προτάθηκε από τον Perry Kaufman στο βιβλίο του “New Trading Systems and Methods, 2005”[30].

Η λογική του δείκτη είναι παρόμοια με αυτήν του εκθετικού μέσου όρου που είδαμε παραπάνω με βασική διαφορά, όμως, ότι ο συντελεστής βαρύτητας a δεν είναι σταθερός αλλά προσαρμζεται σε σχέση με την τρέχουσα μεταβλητότητα.

Πιο συγκεκριμένα, ο συντελεστής βαρύτητας a προκύπτει από την:

$$a = [(ER * (SCF - SCS) + SCS)]^2 \quad (3.8)$$

όπου,

- **ER** = (συνολική μεταβολή της τιμής για τον αριθμό των περιόδων του δείκτη) / (άθροισμα των απολύτων τιμών των μεταβολών από περίοδο σε περίοδο).
- **SCF** είναι η σταθερά του αντίστοιχου EMA, ο οποίος θα είχε την ελάχιστη δυνατή περίοδο (σχεδόν πάντα 2).
- **SCS** είναι η σταθερά του αντίστοιχου EMA, ο οποίος θα είχε την μέγιστη δυνατή περίοδο (συνηθισμένη τιμή το 30).

Στο παρακάτω γράφημα (3.2) φαίνεται πόσο πιο εξομαλυμένη είναι η συμπεριφορά του ΠΜΟ σε σχέση με έναν EMA με ίδιο αριθμό περιόδων.

Γράφημα 3.3 Σύγκριση του εκθετικού μέσου όρου 13 περιόδων (κόκκινη γραμμή) και του αντίστοιχου ΠΜΟ (γκρι γραμμή).



3.5 Μέσο Πραγματικό Εύρος (Average True Range – ATR)

Ο παραπάνω δείκτης προτάθηκε από τον J. Welles Wilde [40] και στόχος του είναι να μετρήσει την μεταβλητότητα. Είναι ουσιαστικά το αντίβαρο της τεχνικής ανάλυσης στην τυπική απόκλιση, η οποία χρησιμοποιείται πιο συχνά στην ποσοτική ανάλυση.

Δίνεται από τον παρακάτω τύπο:

$$ATR = \text{EMA}(\max(\text{high}(t), \text{Close}(t-1)) - \min(\text{low}(t), \text{Close}(t-1)), 14) \quad (3.9)$$

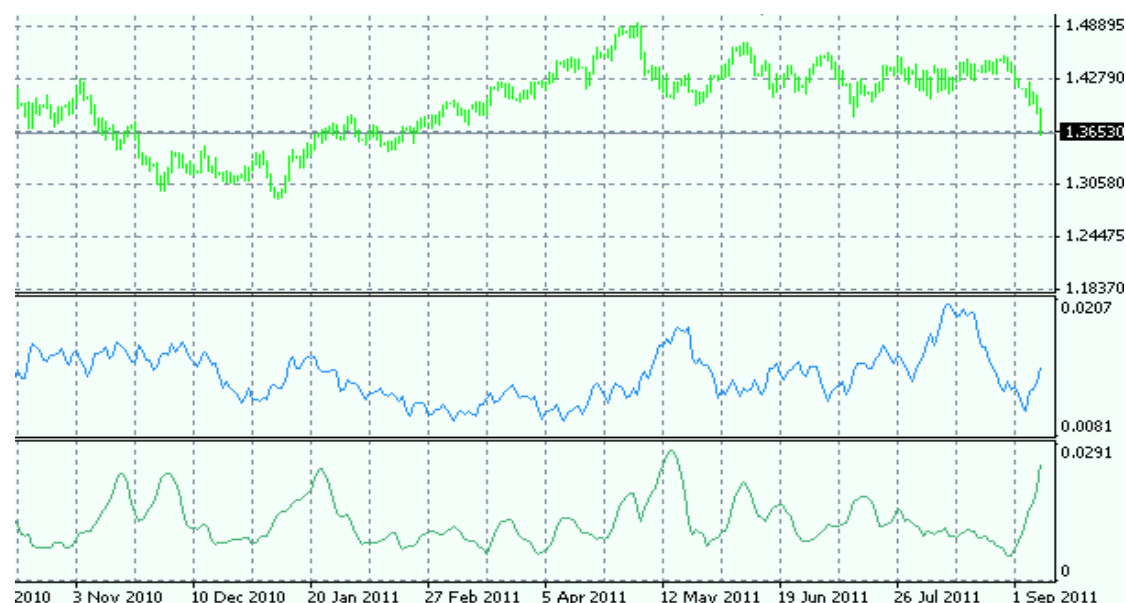
όπου:

- $\text{high}(t)$, $\text{low}(t)$, $\text{close}(t)$: το υψηλό, το χαμηλό και το κλείσιμο αντίστοιχα της χρονικής στιγμής t .
- $\max()$, $\min()$: συναρτήσεις που επιστρέφουν τον μεγαλύτερο, ή τον μικρότερο αντίστοιχα, των παραμέτρων εισόδου τους.

Όσοι είναι υπέρ της χρησιμοποίησης του ATR [Gustafson (2001) [41], και όχι της τυπικής απόκλισης, υποστηρίζουν ότι στον υπολογισμό του ATR συμπεριλαμβάνονται περισσότερες πληροφορίες, όπως το υψηλό και το χαμηλό, άρα παρουσιάζει μια πιο πραγματική εικόνα της μεταβλητότητας.

Στο παρακάτω γράφημα (3.3) απεικονίζονται ο ATR και η τυπική απόκλιση για το ευρώ/δολάριο

Γράφημα 3.4 Παράδειγμα σύγκρισης του ATR με την τυπική απόκλιση

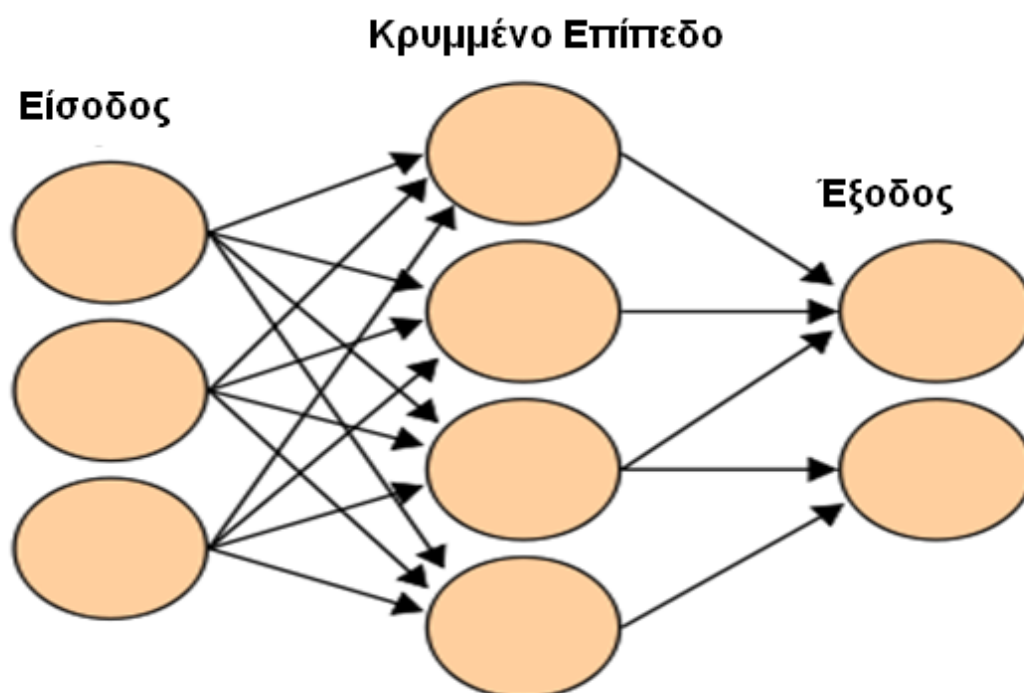


3.6 Νευρωνικά Δίκτυα

Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ΤΝΔ) είναι ένα μαθηματικό μοντέλο το οποίο ορίζει μια συνάρτηση $f: X \rightarrow Y$, που προσπαθεί να προσομοιώσει την λειτουργικότητα των ανθρώπινων βιολογικών νευρώνων. Ειδικότερα, με τον ίδιο τρόπο που οι άνθρωποι νευρώνες διεγείρονται από κάποιο εξωτερικό ερέθισμα, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα παίρνουν σαν είσοδο διάφορες πληροφορίες και τις επεξεργάζονται μέσα από ένα διασυνδεδεμένο δίκτυο που σχηματίζουν. Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν βρει εφαρμογή σε διάφορους τομείς όπως η ρομποτική και η γεωλογία [Hagan et al (1996) [33]], ενώ η δυνατότητα τους να μοντελοποιούν μη-γραμμικές συσχετίσεις και να αναγνωρίζουν σχηματισμούς, τα κάνει ιδιαίτερα χρήσιμα στην πρόβλεψη χρονοσειρών.

Στο παρακάτω σχήματα φαίνεται ένα νευρωνικό δίκτυο:

Σχήμα 3.5 Σχέδιο Νευρωνικού Δικτύου



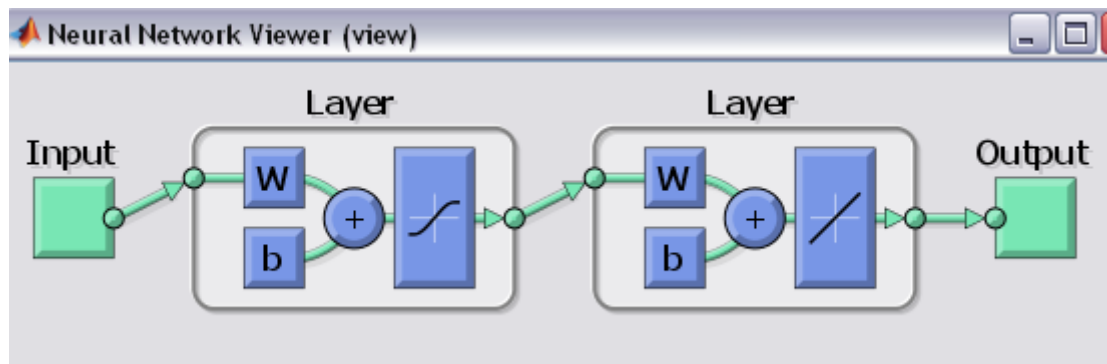
Πηγή: http://commons.wikimedia.org/wiki/File:Artificial_neural_network.svg

Στο παραπάνω ΤΝΔ βλέπουμε ότι υπάρχουν τρεις κόμβοι ή καλύτερα μεταβλητές εισόδου (x_1, x_2, x_3), οι οποίες είναι πλήρως διασυνδεδεμένες με κάθε

κόμβο h_j του κρυφού επιπέδου, αφού υπάρχουν από κάθε κόμβο του επιπέδου εισόδου συνάψεις προς όλους τους κόμβους του κρυφού επιπέδου, όποτε και έχουμε $h_j = \sum w_{ji}x_i$. Οι κόμβοι y_j στο επίπεδο εξόδου προκύπτουν από την $y_j = g(\sum w_{ji}h_i)$ όπου $g(\cdot)$ είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης η οποία είναι συνήθως η υπερβολική εφαπτομένη.

Στο παρακάτω σχήμα παρατηρούμε ένα ακόμα παράδειγμα νευρωνικού δικτύου:

Σχήμα 3.6 Σχέδιο Νευρωνικού Δικτύου



Το νευρωνικό δίκτυο του σχήματος είναι, ομοίως με το προηγούμενο παράδειγμα, εμπρός τροφοδότησης, όπου δηλαδή τα σήματα κατευθύνονται από την είσοδο στην έξοδο, με την βασική διαφορά, όμως, ότι υπάρχουν και τα εξωτερικά εφαρμοζόμενα κατώφλια b πριν από την εκάστοτε συνάρτηση ενεργοποίησης. Η χρήση των b έχουν σαν αποτέλεσμα την εφαρμογή ενός εγγενούς μετασχηματισμού στην είσοδο της εφαρμοζόμενης συνάρτησης ενεργοποίησης, όπως φαίνεται και από τον παρακάτω αλγόριθμο που περιγράφει το πώς προκύπτει η έξοδος του νευρωνικού δικτύου του παραπάνω σχήματος:

Για κάθε $i=0:n_{\text{κρυφών νευρώνων}}$

$$\text{Έξοδος}_i = \text{tansig}(\sum_j^{\text{αριθμός εισόδων}} IW_{ij} * \text{είσοδος}_j) + b_j$$

$$\text{Ενδιάμεση Έξοδος} = \text{Ενδιάμεση Έξοδος} + LW_i * \text{Έξοδος}_i$$

τέλος

$$\text{Έξοδος} = \text{Ενδιάμεση Έξοδος} + b$$

όπου

tansig: η υπερβολική εφαπτομένη σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης που ορίζεται με το παρακάτω τύπο :

$$\text{tansig}(x) = 2/(1+e^{-2*x})-1 ,$$

IW: τα βάρη του επιπέδου εισόδου,

b_j : τα κατώφλια των κρυφών νευρώνων,

LW: τα βάρη του επιπέδου εξόδου,

b: το κατώφλι του επιπέδου εξόδου

Από ότι φαίνεται και από τον παραπάνω αλγόριθμο, στο παράδειγμα που μελετάμε, χρησιμοποιήθηκε σαν συνάρτηση ενεργοποίησης στο κρυφό επίπεδο η υπερβολική εφαπτομένη και στο επίπεδο εξόδου η γραμμική συνάρτηση.

Συμπερασματικά, ένα ΤΝΔ ορίζεται από τις παρακάτω τρεις παραμέτρους :

- ✓ Τον τρόπο που διασυνδέονται μεταξύ τους τα διαφορετικά επίπεδα των νευρώνων.
- ✓ Την συνάρτηση ενεργοποίησης που μετατρέπει τη σταθμισμένη είσοδο που προκύπτει από κάθε νευρώνα σε μια σταθμισμένη έξοδο.
- ✓ Την διαδικασία μάθησης που ανανεώνει τα βάρη w_{ij} με στόχο την ελαχιστοποίηση του σφάλματος.

3.6.1 Φάση Μάθησης

Όπως είναι φανερό, η πιο σημαντική και συγχρόνως η πιο ενδιαφέρουσα λειτουργία των ΝΔ είναι η δυνατότητα να «μαθαίνουν». Δεδομένου ενός συγκεκριμένου στόχου προς επίτευξη και μια κλάση συναρτήσεων F , με τον όρο «μάθηση» αναφερόμαστε στην προσπάθεια να βρεθεί η $f \in F$ η οποία θα χρησιμοποιεί τα δεδομένα, ώστε να λύνει το πρόβλημα με έναν βέλτιστο τρόπο.

Γενικά, στη φάση μάθησης ο βασικός στόχος είναι να ελαχιστοποιηθεί μια συνάρτηση κόστους $f: F \rightarrow \mathbb{R}$ τέτοια ώστε για την βέλτιστη λύση \mathbf{f} ,

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(x_i - y_i)^2 \quad (3.10)$$

Ουσιαστικά δηλαδή, μέσω της συνάρτησης κόστους «μετράμε» πόσο απέχει η τρέχουσα λύση από την βέλτιστη και μέσω των αλγορίθμων μάθησης ψάχνουμε να βρούμε μια συνάρτηση που να έχει το μικρότερο δυνατό κόστος. Στην πράξη, οι

διαδοχικές τροποποιήσεις της συνάρτησης f , μέχρι να επιτευχθεί ένα αποδεκτό σφάλμα C , εκφράζονται μέσα από την αλλαγή των τιμών των βαρών w_{ij} .

3.7 Αλγόριθμος προς τα πίσω αντικατάστασης (backpropagation algorithm)

3.7.1 Προς την πλευρά της κλίσης μείωση (Gradient Descent)

Όταν οι επιθυμητές έξοδοι είναι ήδη γνωστές («υπό επίβλεψη» μάθηση) ένας συνηθισμένος τρόπος να προσαρμοστούν με κατάλληλο τρόπο τα βάρη w_{ij} είναι η εφαρμογή ενός αλγορίθμου προς τα πίσω αντικατάστασης, ο οποίος αποτελεί μια εφαρμογή του κανόνα δέλτα, με βάση τον οποίο χρησιμοποιούμε την «προς την πλευρά της κλίσης μείωση» (gradient descent), ώστε να εντοπίσουμε την κατεύθυνση προς την οποία το σφάλμα μειώνεται ταχύτερα.

Πιο αναλυτικά, ο κανόνας δέλτα υποδηλώνει ότι η διόρθωση Δw_{ij} του w_{ij} βάρους σε κάθε βήμα θα είναι ίση με

$$\Delta w_{ij} = \alpha(t_j - y_j)g'(h_j)x_i \quad (3.11)$$

Όπου,

α είναι μια μικρή σταθερά που καλείται ρυθμός μάθησης,

t_j : η επιθυμητή έξοδος,

$g()$: η συνάρτηση ενεργοποίησης,

x_i : οι αρχικές είσοδοι του δικτύου (τα δεδομένα),

h_i : η έξοδος του κρυφού επιπέδου,

y_i : η έξοδος του νευρωνικού δικτύου,

Ειδικότερα, τα w_{ij} 's προσαρμόζονται καθώς εφαρμόζεται επαναληπτικά ο αλγόριθμος έως ότου η διαφορά $|t_i - y_i|$ γίνει μικρότερη από ένα αποδεκτό κατώφλι (10^{-6} για παράδειγμα).

3.7.2 Levenberg-Marquadt αλγόριθμος

Ο Levenberg-Marquadt [Marquadt (1963) [45]], είναι άλλος ένας αλγόριθμος ελαχιστοποίησης μιας συνάρτησης σε σχέση με τις παραμέτρους της (εν προκειμένου του σφάλματος σε σχέση με τα βάρη \mathbf{W} και τα κατώφλια \mathbf{b}) και έχει στοιχεία από τον αλγόριθμο Gauss-Newton και τη μέθοδο της πιο απότομης καθόδου (gradient descent) που είδαμε παραπάνω. Βασικό στοιχείο αυτής της μεθόδου είναι ο ιακωβιανός πίνακας του προβλήματος, ο οποίος προκύπτει από τις παραγώγους της συνάρτησης ενεργοποίησης σε σχέση με τα βάρη, όπως φαίνεται και στην παρακάτω σχέση:

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial F(x_1, w)}{\partial w_1} & \dots & \frac{\partial F(x_1, w)}{\partial w_W} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial F(x_N, w)}{\partial w_1} & \dots & \frac{\partial F(x_N, w)}{\partial w_W} \end{bmatrix}. \quad (3.12)$$

όπου \mathbf{F} είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης και τα \mathbf{W}_w τα αντίστοιχα βάρη της.

Στο παρακάτω πλαίσιο περιγράφονται τα βήματα μιας επανάληψης του αλγορίθμου:

1. Υπολογισμός του Ιακωβιανού \mathbf{J} χρησιμοποιώντας είτε πεπερασμένες διαφορές είτε τον κανόνα της αλυσίδας.
2. Υπολογισμός της κλίσης του σφάλματος $\mathbf{g} = \mathbf{J}^T \mathbf{E}$.
3. Υπολογισμός του εσσιανού πίνακα \mathbf{H} υπολογίζοντας το εξωτερικό γινόμενο του ιακωβιανού $\mathbf{H} = \mathbf{J}^T \mathbf{J}$.
4. Επίλυση της εξίσωσης $(\mathbf{H} + \lambda \mathbf{I})\delta = \mathbf{g}$ για τον υπολογισμό του δ .
5. Ανανέωση των βαρών \mathbf{w} του δικτύου με βάση το δ .
6. Επαναυπολογισμός του μέσο τετραγωνικού σφάλματος (ΜΤΣ) με βάση τα νέα βάρη.
7. Αν το ΜΤΣ δεν έχει μειωθεί, αναίρεση των αλλαγών στα βάρη, αύξηση στο λ με βάση το ν και επέστρεψε στο βήμα 4.
8. Διαφορετικά, μείωση του λ με βάση το ν και τέλος.

όπου,

E : ο πίνακας των σφαλμάτων (διαφορών μεταξύ τρέχουσας και επιθυμητής εξόδου).

λ: η βασική παράμετρος της μεθόδου η οποία, όταν το πρόβλημα τείνει να συγκλίνει γρήγορα, μειώνεται φέρνοντας τον αλγόριθμο πιο κοντά στον Gauss-Newton και, αντίστοιχα, όταν αυξάνεται, στην gradient descent. Αρχική τιμή του λ είναι συνήθως το 0,1 και η αύξηση ή μείωση γίνεται συνήθως πολλαπλασιάζοντας ή διαιρώντας αντίστοιχα με μια σταθερά ν (συνήθως 10).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ ΤΕΤΑΡΤΟ

Αποτελέσματα για τα εξεταζόμενα ζεύγη ισοτιμιών της αγοράς συναλλάγματος

4.1 Εισαγωγή

Στο τρέχον κεφάλαιο θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα των μεθόδων και των αλγορίθμων που περιγράφηκαν εκτενέστερα στα παραπάνω θεωρητικά κεφάλαια. Αναλυτικότερα, στην πρώτη ενότητα θα γίνουν οι μετρήσεις και τα πειράματα για την τιμή του H με βάση τις έξι μεθόδους που περιγράφηκαν παραπάνω, στην δεύτερη θα περιγραφούν οι τεχνικές λεπτομέρειες του αλγορίθμου συναλλαγών και θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα του, ενώ στην τελευταία ενότητα θα περιγραφεί η υλοποίηση του πολυμορφοκλασματικού δείκτη και ένας απλός τεχνικός κανόνας για τον ορισμό των σημάτων του, και θα παρουσιαστούν τα σχετικά αποτελέσματα.

4.2 Πλατφόρμες Υλοποίησης

Για την υλοποίηση των μεθόδων χρησιμοποιείται η διαδικτυακή πλατφόρμα συναλλαγών metatrader 4 και το περιβάλλον αριθμητικής ανάλυσης Matlab R2010a, το οποίο μπορεί να έχει και οικονομετρική εφαρμογή. Η πλατφόρμα Metatrader κατασκευάστηκε το 2005 από την Metaquotes Software και λόγω της άμεσης δημοφιλίας της, κατέκτησε γρήγορα ένα μεγάλο μέρος της αγοράς και παρέχεται αυτή τη στιγμή από έναν σημαντικό αριθμό εταιριών παροχής επενδυτικών υπηρεσιών στην αγορά συναλλάγματος. Βασικός λόγος της γρήγορης διάδοσης της πλατφόρμας είναι ότι επιτρέπει στον χρήστη να δημιουργήσει δικούς του δείκτες ή να τροποποιήσει τους ήδη υπάρχοντες και να δημιουργήσει αλγορίθμους αυτομάτων συναλλαγών. Το περιβάλλον Matlab, η δημιουργία του οποίου ξεκίνησε από το 1970, αποτελεί ένα από τα βασικότερα εργαλεία στον τομέα των εφαρμοσμένων μαθηματικών, αφού παρέχει δυνατότητες ανάλυσης για διάφορους τομείς, όπως τα οικονομικά, η αεροναυπηγική κτλ.

4.3 Εκτίμηση του εκθέτη Hurst

4.3.1 Μετρήσεις – Γραφήματα

Στην παρακάτω παράγραφο εκτιμάται η τιμή του H χρησιμοποιώντας τις μεθόδους που περιγράφηκαν στις παραπάνω ενότητες για ισοτιμία του ευρώ με το δολάριο. Τα δεδομένα για την ισοτιμία προέρχονται από την πλατφόρμα metatrader και θα αναλυθούν για τις εξής περιοδικότητες : α) 5-λεπτή, β) ωριαία, γ) ημερήσια.

Στις μεθόδους επανακλιμακώμενου εύρους και DFA χρησιμοποιείται σαν είσοδος μορφοκλασματικός Brownian θόρυβος που έχει παραχθεί μέσω της διαφοράς των λογαρίθμων δύο διαδοχικών τιμών της χρονοσειράς, ενώ για τις υπόλοιπες μεθόδους, που παίρνουν σαν είσοδο την μορφοκλασματική κίνηση Brown, χρησιμοποιείται χωρίς κάποια επεξεργασία η αρχική χρονοσειρά.

Στον παρακάτω πίνακα φαίνονται τα αποτελέσματα με μέγεθος παραθύρου $N=2.048$ (για την DFA χρησιμοποιήθηκαν 4.000 σημεία):

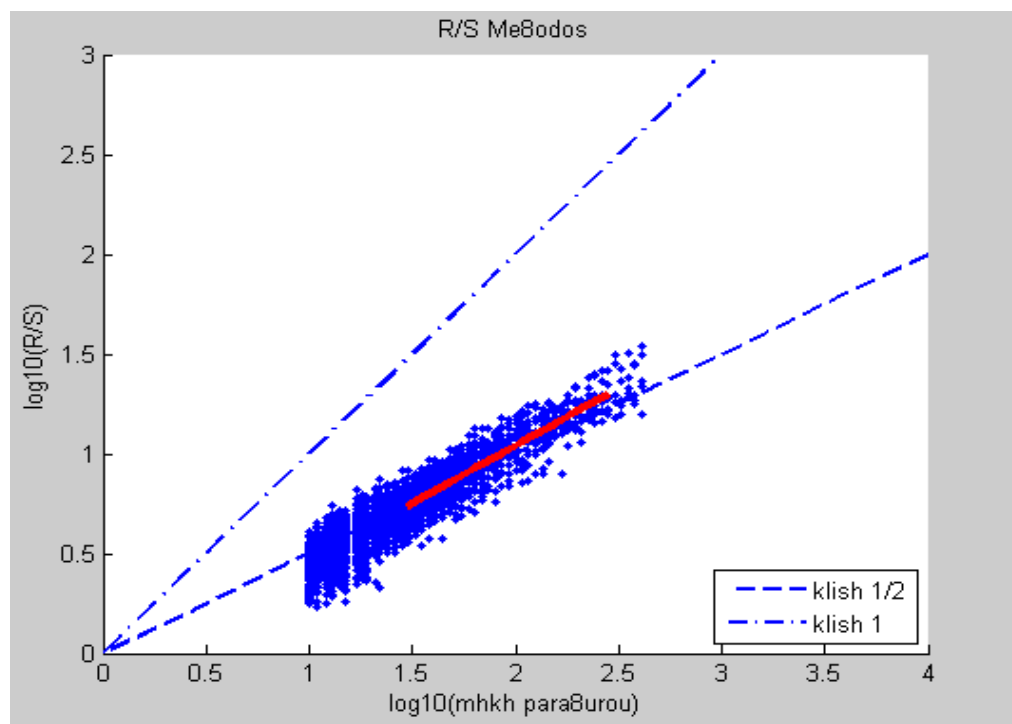
Πίνακας 4.1 Τιμές του H με βάση της μεθόδους που χρησιμοποιήθηκαν

Μέθοδος/ Περιοδικότητα	5-λεπτή	ωριαία	ημερήσια
Επανακλιμακώμενου Εύρους	0,5925	0,5493	0,5756
Μέσω της μορφοκλασματικής διάστασης	0,5098	0,5112	0,5138
Δεύτερης Τάξης Ανάλυση	0,4871	0,4930	0,5235
Δεύτερης Τάξης Ανάλυση (wavelets)	0,4466	0,4882	0,5381
Διακύμανσης - επίπεδο αποσύνθεσης	0,4437	0,5714	0,5168
DFA	0,5031	0,5042	0,5400

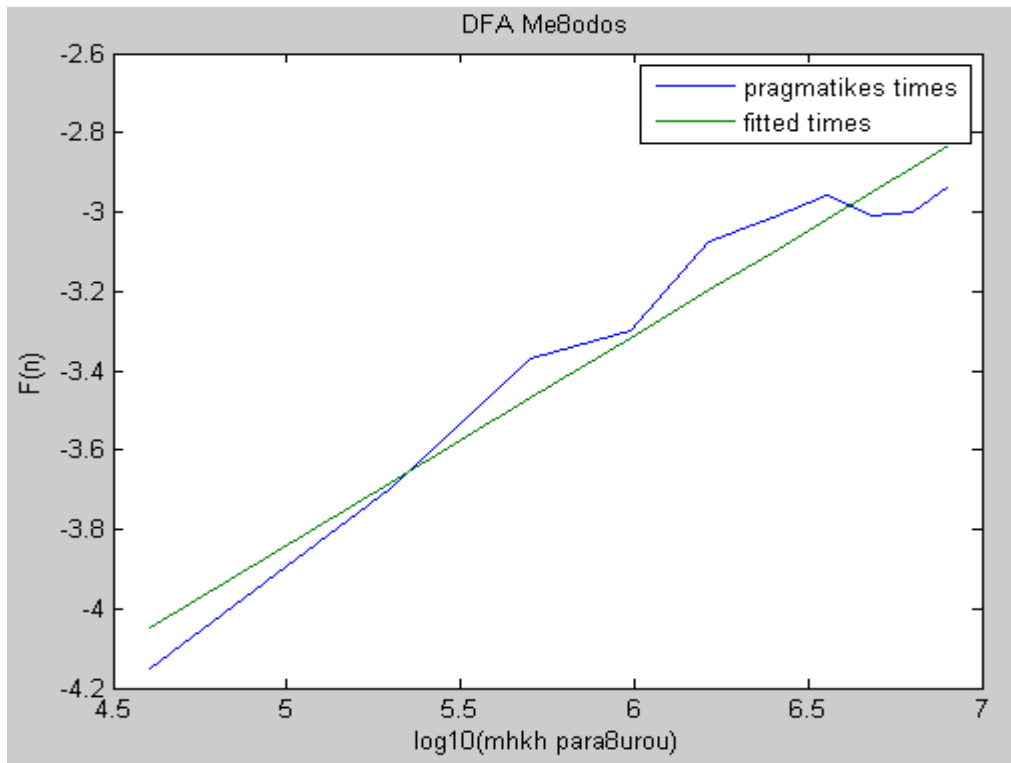
Από τις παραπάνω τιμές συμπεραίνουμε ότι για καμία από τις περιοδικότητες που μελετώνται δεν υπάρχουν ενδείξεις ύπαρξης τάσης, αφού κανένας από τους εκθέτες Hurst που υπολογίσθηκαν δεν είναι αρκετά μεγαλύτερος από την τιμή 0,5 η οποία υποδηλώνει την ύπαρξη τυχαίας κίνησης.

Επίσης, για τις περισσότερες μεθόδους ισχύει ότι οι μικρότερες τιμές του H παρατηρούνται για την πεντάλεπτη περιοδικότητα και οι μεγαλύτερες για την ημερήσια περιοδικότητα, γεγονός που δικαιολογείται από την παρατήρηση από τα δεδομένα υψηλής συχνότητας τείνουν να είναι πιο “θορυβώδη” [Zhou (1996) [34]]. Στα παρακάτω γραφήματα (4.1,4.2,4.3) απεικονίζεται ο τρόπος εκτίμησης του H για τις μεθόδους που χρησιμοποιούν την λογική του “ταιριάσματος των δεδομένων” για την περίπτωση της ημερήσιας περιοδικότητας.

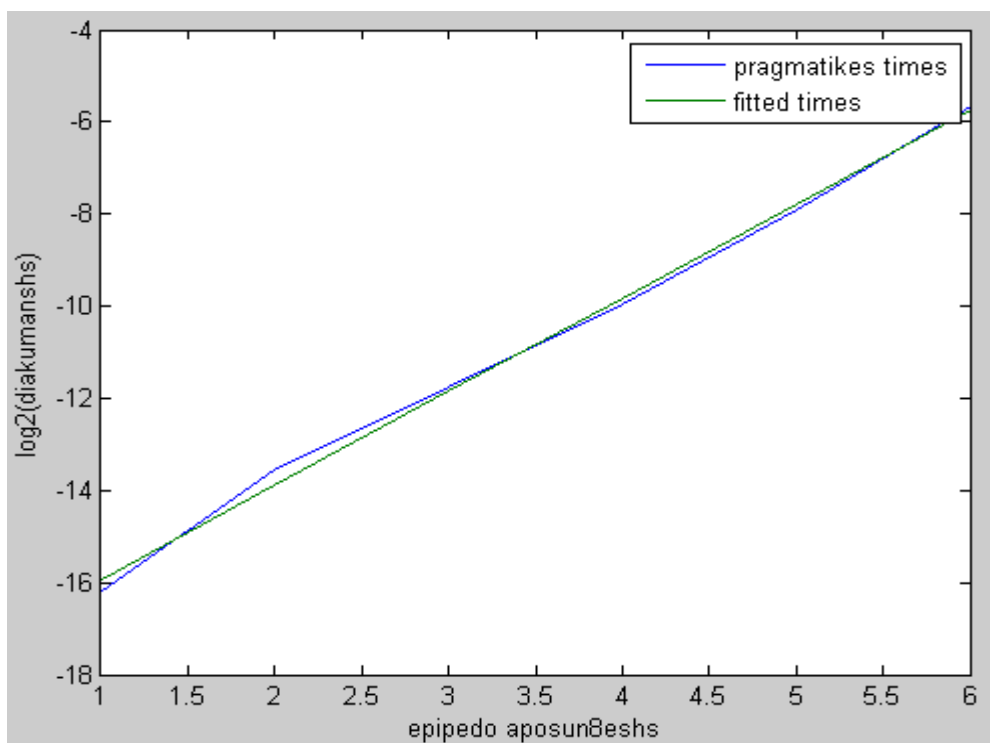
Γράφημα 4.1 Υπολογισμός του H μέσα από την ανάλυση επανακλιμακώμενου εύρους



Γράφημα 4.2 Υπολογισμός του H μέσα από την ανάλυση διακυμάνσεων μετά από την απομάκρυνση των τάσεων



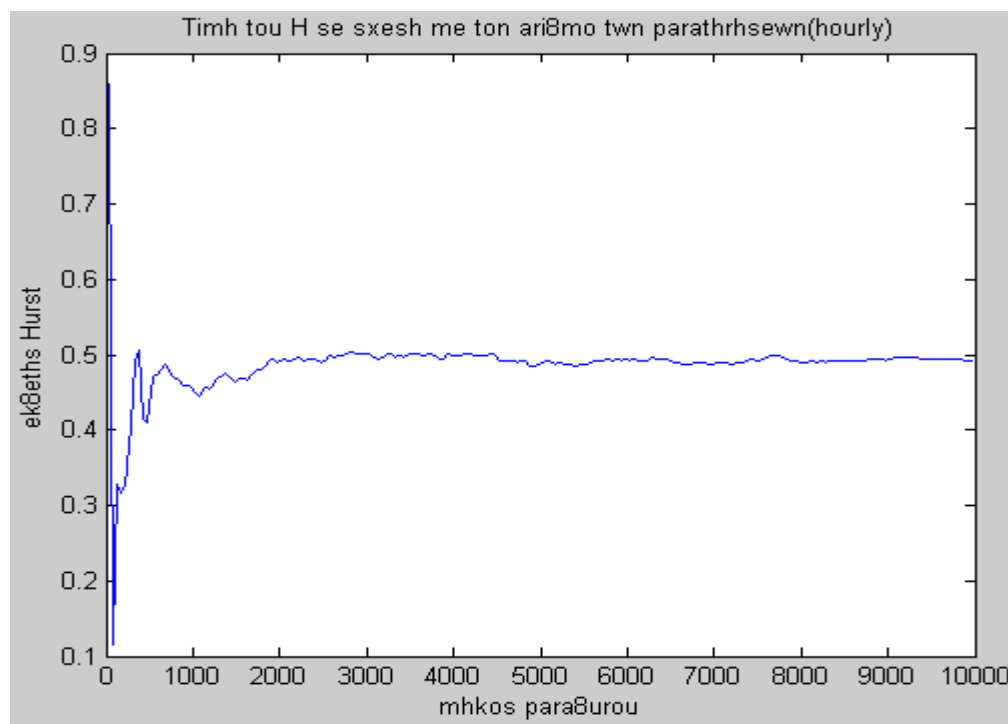
Γράφημα 4.3 Υπολογισμός του H μέσα από την μέθοδο διακύμανσης σε σχέση με το επίπεδο αποσύνθεσης



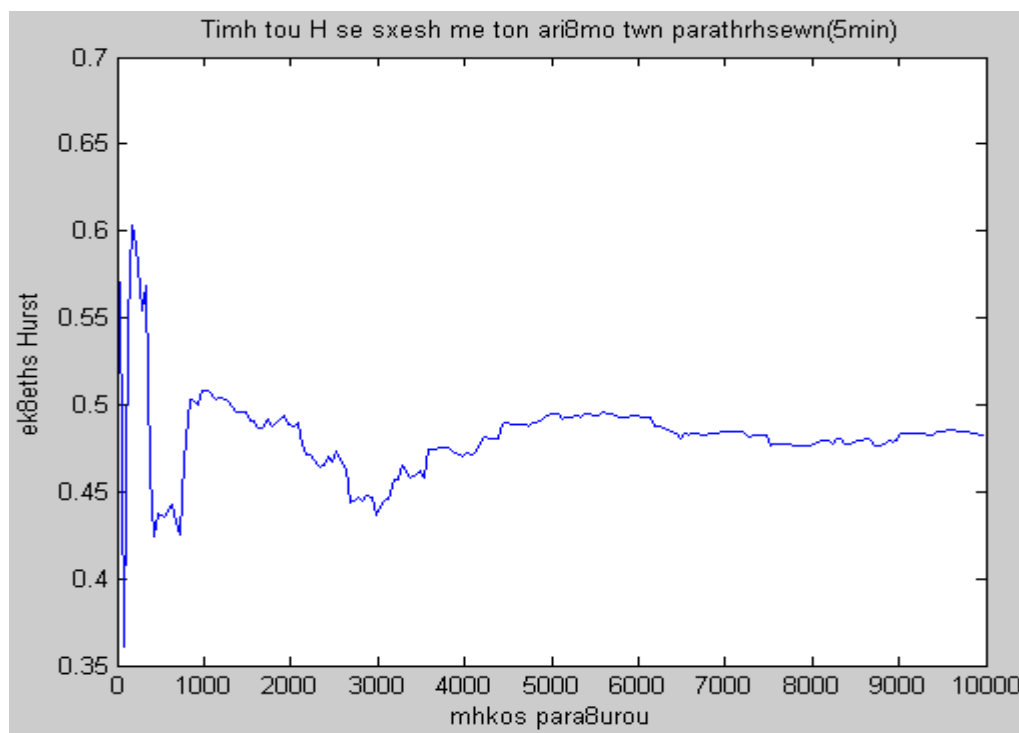
4.3.2 Πειράματα με το μέγεθος του παραθύρου

Με δεδομένο ότι, το μήκος του παραθύρου που χρησιμοποιείται, στην ουσία καθορίζει και το πόσο βραχυπρόθεσμη ή μακροπρόθεσμη είναι η ανάλυση που γίνεται, στα παρακάτω σχήματα φαίνονται οι τιμές του H για μήκη παραθύρων από 30 έως 10.000 με βήμα το 50 με χρήση της μεθόδου που χρησιμοποιεί την δεύτερη παράγωγο.

Γράφημα 4.4 Εξέλιξη του H σε σχέση με το μήκος του παραθύρου για ωριαία περιοδικότητα



Γράφημα 4.5 Εξέλιξη του H σε σχέση με το μήκος του παραθύρου για πεντάλεπτη περιοδικότητα



Από τα παραπάνω γραφήματα είναι προφανές για τις πιο μικρές τιμές του παραθύρου ο H απέχει αρκετά από την τιμή 0,5 και βρίσκεται είτε αρκετά πιο πάνω (ύπαρξη τάσης) ή πιο χαμηλά (αρνητική συσχέτιση των μεταβολών). Αντίθετα, όταν το μήκος του παραθύρου τείνει προς τις 10.000 τότε οι μεταβολές του H γίνονται πιο ομαλές και για την περίπτωση του ωριαίου ο H συγκλίνει προς την τιμή 0,5, ενώ για του πεντάλεπτου συγκλίνει προς μια τιμή λίγο πιο κάτω από το 0,5 .

4.3.3 Πειράματα με κινούμενο παράθυρο στο χρόνο

Στα παρακάτω γραφήματα (4.6, 4.7) ελέγχεται η τιμή του H για την περίπτωση όπου το παράθυρο δεδομένων που χρησιμοποιείται θα είναι κινούμενο στον χρόνο (sliding window), θα έχει όμως σταθερό μήκος ίσο με το τριάντα.

Γράφημα 4.6 Εξέλιξη του H στην πορεία του χρόνου για την περίπτωση του ωριαίου γραφήματος



Γράφημα 4.7 Εξέλιξη του H στην πορεία του χρόνου για την περίπτωση του πεντάλεπτου γραφήματος



Για τον υπολογισμό του H έχει εφαρμοστεί η μέθοδος με βάση την μορφοκλασματική διάσταση και παρατηρούμε ότι, σε περιόδους όπου δεν υπάρχει κάποια σαφής κίνηση, η τιμή του H είναι μικρότερη ή ίση με το 0,5, ενώ αντίθετα σε περιόδους τάσεις ο H αυξάνεται. Επίσης, για την περίπτωση του πεντάλεπτου γραφήματος ο παραπάνω κανόνας φαίνεται να μην ισχύει απόλυτα, αφού σε μη-τασικές περιόδους ο H αυξάνεται και τείνει προς το 0,6 με τα αποτελέσματα αυτού του προβλήματος να φαίνονται και στις μετρήσεις της επόμενης ενότητας. Τέλος, το γεγονός ότι ο H δεν μένει σταθερός φανερώνει ότι η συμπεριφορά της χρονοσειράς δεν μπορεί να περιγραφεί από μία μόνο τιμή του H γεγονός που τονίζει την σημασία της πολυμορφοκλασματικής ανάλυσης.

4.4 Αλγόριθμος αυτομάτων συναλλαγών

4.4.1 Περιγραφή του αλγορίθμου

Όπως προαναφέρθηκε, η αγορά συναλλάγματος είναι «ανοιχτή» όλο το εικοσιτετράωρο άρα, με δεδομένο ότι είναι πρακτικά αδύνατο για έναν επενδυτή να την παρακολουθεί διαρκώς, καταλήγουμε σε αλγορίθμους, οι οποίοι με βάση συγκεκριμένους κανόνες εκτελούν πράξεις αγοράς ή πώλησης. Συνήθως, οι αλγόριθμοι αυτοί βασίζονται στους δείκτες της τεχνικής ανάλυσης και σε κανόνες διαχείρισης χρημάτων (money management). Δηλαδή, εξίσου σημαντικό με το να προβλέπεται σωστά η πορεία της ισοτιμίας είναι και η σωστή διαχείριση του κέρδους ή της ζημίας. Πιο συγκεκριμένα, οι τρεις πιο βασικοί κανόνες διαχείρισης χρημάτων είναι οι εξής:

- Επιθυμητό Κέρδος (take profit): Αποτελεί την τιμή στην οποία αν φτάσει το κέρδος η θέση θα “κλείσει” αυτόματα
- Μέγιστη Δυνατή Ζημία (Stoploss): Αποτελεί την τιμή στην οποία η ζημιογόνα θέση θα “κλείσει” αυτόματα.
- «Μετακινούμενο στοπ» (trailing stop): Έχει παρόμοια λογική με το Stoploss με την βασική διαφορά ότι αν η θέση είναι κερδοφόρα τότε η τιμή του stoploss μετακινείται, κατά το αντίστοιχο κέρδος, προς την πλευρά της θέσης μας.

Πέρα από τους παραπάνω βασικούς κανόνες συχνά χρησιμοποιούνται πιο πολύπλοκες λογικές όπως η αύξηση του ποσού της επένδυσης όταν η προηγούμενη πράξη ήταν ζημιογόνα κτλ. Στην παρούσα εργασία, θα χρησιμοποιηθεί μόνο η λογική των stoploss και takeprofit αφού, με δεδομένο ότι βασικός στόχος είναι να παρατηρηθεί το κατά πόσο βελτιώνονται τα σήματα αγοράς και πώλησης μέσα από τον δείκτη Hurst και τα νευρωνικά δίκτυα, οι διάφορες έξυπνες λογικές διαχείρισης χρημάτων ίσως επηρέαζαν την εικόνα των αποτελεσμάτων.

Ο αρχικός αλγόριθμος θα δίνει σήματα αγοράς ή πώλησης με βάση τον δείκτη MACD ή τον προσαρμοζόμενο μέσο όρο. Για την ακρίβεια, θα έχουμε ένα σήμα αγοράς όταν στην προηγούμενη περίοδο η κύρια γραμμή του MACD έτμησε προς τα πάνω την γραμμή Signal ή αν η διαφορά του ΠΜΟ είναι μεγαλύτερη από ένα,

αντίστοιχο με την περιοδικότητα που χρησιμοποιούμε, κατώφλι, ενώ με την αντίστοιχη λογική θα έχουμε ένα σήμα πώλησης.

Πιο αναλυτικά, κάποιες από τις τεχνικές λεπτομέρειες θα είναι οι εξής:

- Οι θέσεις θα κλείνουν ή στο stoploss ή στο takeprofit, ή αν έχει δοθεί αντίθετο σήμα με το δεδομένο ότι η τρέχουσα θέση είναι κερδοφόρα.
- Οι εντολές θα εκτελούνται στην αρχή της κάθε περιόδου.
- Ο μέγιστος αριθμός θέσεων που θα είναι ανοιχτές σε κάθε στιγμή θα είναι το πολύ δύο: μια θέση αγοράς και μια πώλησης.
- Το ποσό που θα επενδύουμε σε κάθε θέση θα είναι 10.000\$.

Στην συνέχεια, ο αρχικός αλγόριθμος εμπλουτίζεται με την χρησιμοποίηση του εκθέτη Hurst. Ειδικότερα, τα σήματα αγοράς ή πώλησης θα δίνονται με τον ίδιο μηχανισμό με την απλή περίπτωση, έχοντας όμως την βασική διαφορά, ότι για να εκτελεστούν θα πρέπει και ο H να είναι μεγαλύτερος από 0,60. Για παράδειγμα, αν όταν δοθεί το σήμα η τιμή του H είναι 0,54 τότε το σήμα θα αποθηκευτεί και θα εκτελεστεί μόνο αν ο H περάσει το κατώφλι του 0,60. Σε περίπτωση που το σήμα δεν εκτελεστεί και δοθεί αντίθετο σήμα τότε το αρχικό σήμα ακυρώνεται. Για τον υπολογισμό του H χρησιμοποιείται η μέθοδος με χρήση της μορφοκλασματικής διάστασης η οποία περιγράφηκε παραπάνω.

4.4.2 Αποτελέσματα με βάση την άμεση εφαρμογή του Hurst

Οπότε, δοκιμάζοντας τον αλγόριθμο στην ισοτιμία του ευρώ με το δολάριο για το διάστημα από 1/1/2009 μέχρι και 30/4/2011 σε ένα **ωριαίο** και από 1/1/2010 μέχρι 30/4/2011 σε ένα **5-λεπτο** γράφημα παίρνουμε τα παρακάτω αποτελέσματα:

Πίνακας 4.2 Αποτελέσματα του αλγορίθμου χωρίς τον H και με την εφαρμογή του H

Τύπος Αλγορίθμου	Αριθμός Συναλλαγών	Ποσοστό Κερδοφόρων Θέσεων Πώλησης	Ποσοστό Κερδοφόρων Θέσεις Αγοράς	Μέσο Κέρδος των Κερδοφόρων Θέσεων (\$)	Μέση Ζημιά Ζημιογόνων Θέσεων (\$)	Κέρδος/ Ζημιά(\$)
Ωριαίο γράφημα	1.456	62,98%	58,49%	49,78	-81.39	-1.630,65

Ωριαίο γράφημα hurst-filtered	389	69,60%	56,79%	46,65	-81,73	360,70
5-Λέπτο Γράφημα	2.677	81,43%	79,82%	16,98	-81,25	-5.328,60
5-λέπτο Γράφημα Hurst- filtered	1.217	80,29%	81,02%	15,82	-81,12	-3.621

Από τις παραπάνω τιμές καταλήγουμε στα εξής συμπεράσματα:

- ✓ Και για τις δύο περιοδικότητες που δοκιμάζεται ο απλός αλγόριθμος παρατηρούνται αρκετά μεγάλες ζημιές. Στην περίπτωση του 5-λέπτου ο αριθμός των συναλλαγών είναι μεγαλύτερος οπότε έχουμε και μεγαλύτερες απώλειες.
- ✓ Παρ' όλα αυτά, το ποσοστό των κερδοφόρων πράξεων είναι αρκετά παραπάνω από 50% για όλες τις περιπτώσεις, γεγονός που δικαιολογείται από την λογική του αλγορίθμου να κλείνει τις θέσεις όταν έχει δοθεί αντίθετο σήμα με δεδομένο ότι είναι κερδοφόρες.
- ✓ Για αυτό το λόγο στην περίπτωση του 5-λεπτου γραφήματος, όπου σε περιόδους έλλειψης τάσης θα δίνονται συνεχώς αντίθετα σήματα, το ποσοστό των κερδοφόρων σημάτων θα είναι μεγαλύτερο, με το μέσο κέρδος ανά σήμα, όμως, να είναι πολύ μικρότερο.
- ✓ Στην περίπτωση των ζημιολογών σημάτων η μέση απώλεια είναι, όπως είναι λογικό, ίση με το stoploss.
- ✓ Στις δοκιμές που έγιναν με την εισαγωγή του H παρατηρούμε σημαντική βελτίωση στην περίπτωση του ωριαίου γραφήματος, ενώ για το 5-λεπτό δεν παρατηρείται κάποια βελτίωση και μάλλον χειροτερεύει.
- ✓ Στο ωριαίο γράφημα το «φιλτράρισμα» του H απέρριψε σχεδόν τα 3/4 των συναλλαγών, βελτίωσε αισθητά το ποσοστό των κερδοφόρων θέσεων πώλησης (από 62,98% σε 69,60%), μείωσε κατά 1,7% το ποσοστό των κερδοφόρων θέσεων αγοράς και απέδωσε 360\$ κέρδος.
- ✓ Στο 5-λεπτο γράφημα το «φιλτράρισμα» του H απέρριψε λίγο παραπάνω από τις μισές συναλλαγές και άφησε τα ποσοστά των κερδοφόρων θέσεων

πώλησης και αγοράς πρακτικά αμετάβλητα (+-1,5%) και απέδωσε 3.621\$ ζημία.

Συμπερασματικά, θα μπορούσαμε να πούμε ότι παρατηρείται μια σημαντική βελτίωση στην απόδοση για το **ωριαίο** γράφημα, αφού από μια αρκετά σημαντική ζημία (-1.630\$) έχουμε κέρδος (360\$) και αντίστοιχη βελτίωση στο ποσοστό των κερδοφόρων θέσεων πώλησης, ενώ για την περίπτωση του **5-λεπτου** γραφήματος, παρόλο που υπήρξε μείωση της απώλειας, θεωρούμε ότι δεν υπήρξε πραγματική βελτίωση της απόδοσης για δύο λόγους:




- a. Δεν βελτιώθηκαν τα ποσοστά των κερδοφόρων θέσεων.
- b. Σε περίπτωση που «φιλτράραμε» με τυχαίο τρόπο τις μισές θέσεις του αλγορίθμου, τότε θα αναμενόταν και η απώλεια του να μειωθεί στο μισό. Στην προκειμένη περίπτωση, αν και οι συναλλαγές μειώθηκαν κατά 54%, η απώλεια μειώθηκε κατά 32%, γεγονός που δείχνει ότι η απόδοση του αλγορίθμου μειώθηκε.

4.4.3 Αποτελέσματα με χρήση των νευρωνικών Δικτύων

Στη συνέχεια, ελέγχθηκε κατά πόσο η εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων βελτιώνει ή όχι την απόδοση του αρχικού αλγορίθμου. Για τον λόγο αυτό χρησιμοποιήθηκε το περιβάλλον Matlab στο οποίο μεταφέρονται, μέσω αρχείων που οι τιμές τους διαχωρίζονται με κόμμα (comma separated values - csv's), οι τιμές των δεικτών του Metatrader.

Για κάθε περιοδικότητα δημιουργούνται και εκπαιδεύονται δύο νευρωνικά δίκτυα: ένα για τις θέσεις πώλησης και ένα για τις θέσεις αγοράς.

Για την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιούμε το διάστημα 01/01/2009 μέχρι 01/01/2011 για τα **ωριαία** δεδομένα και το διάστημα 01/01/2010 μέχρι 01/01/2011 για τα **5-λέπτα** και σαν τιμές εισόδου στα νευρωνικά δίκτυα θέτουμε τις παρακάτω:

-  Την τιμή του MACD στην τελευταία μπάρα,
-  Την διαφορά μεταξύ του MACD και του Signal 1 περίοδο πριν,
-  Την διαφορά μεταξύ του MACD και του Signal 2 περιόδους πριν,

- ✚ Την διαφορά μεταξύ του MACD και του Signal 3 περιόδους πριν,
- ✚ Την κλίση του ΠΜΟ,
- ✚ Την τιμή του Hurst (για τους Hurst-filtered αλγορίθμους).

Σαν επιθυμητή έξοδο για τα νευρωνικά δίκτυα θέτουμε την απόδοση της αντίστοιχης θέσης.

Οπότε, δημιουργείται ένα προς τα εμπρός διάδοσης (feedforward) νευρωνικό δίκτυο, του οποίου οι συναρτήσεις ενεργοποίησης θα είναι η υπερβολική εφαπτομένη στο κρυφό επίπεδο και η γραμμική συνάρτηση στο κρυφό επίπεδο. Για την εκπαίδευση του δικτύου χρησιμοποιήθηκε ο Levenberg – Marquadt αλγόριθμος που αναλύθηκε παραπάνω, ενώ ο αριθμός των κρυφών νευρώνων που χρησιμοποιήθηκε ήταν σε συνάρτηση με το μέγεθος του δείγματος εκπαίδευσης.

Πιο αναλυτικά, έγιναν διαδοχικές δοκιμές, όπου αυξάνονταν σταδιακά ο αριθμός των κρυφών νευρώνων, μέχρις ότου το σφάλμα να φτάσει σε μία ανεκτά μικρή τιμή, με στόχο να μην καταλήξουμε σε υπερβολικά ταιριασμένα δεδομένα (overfitting). Είναι γεγονός ότι τα νευρωνικά δίκτυα χρειάζονται αρκετά «συνεπή» δεδομένα ώστε να «μάθουν» μια συνάρτηση, και ότι οι τιμές των δεικτών με τις οποίες εκπαιδεύτηκαν είναι σε κάποιο βαθμό μη-συνεπείς (είναι δυνατό παρόμοιες τιμές του MACD και του ΠΜΟ να οδηγούν ισοπίθανα σε κέρδος ή ζημία). Οπότε, η μόνη λύση για να φτάσουμε σε μια υψηλής ακρίβειας εκπαίδευση, θα ήταν να καταλήξουμε σε υπερβολικά ταιριασμένα δεδομένα και μια πενιχρή γενίκευση.

Για να αποφύγουμε τις ακραίες τιμές (outliers), προ-επεξεργαζόμαστε τα δεδομένα εισόδου αλλά και τις επιθυμητές εξόδους, χρησιμοποιώντας την συνάρτηση της matlab **mapminmax** της οποίας ο τύπος είναι ο εξής:

$$y = (y_{max} - y_{min}) * (x - x_{min}) / (x_{max} - x_{min}) + y_{min} \quad (4.1)$$

όπου [y_{min} y_{max}] είναι το διάστημα στο οποίο θέλουμε να μετασχηματίσουμε τα δεδομένα μας και [x_{min} x_{max}] το τρέχον διάστημα στο οποίο βρίσκονται τα δεδομένα, και θέτουμε y_{min}=-1 και y_{max}=1.

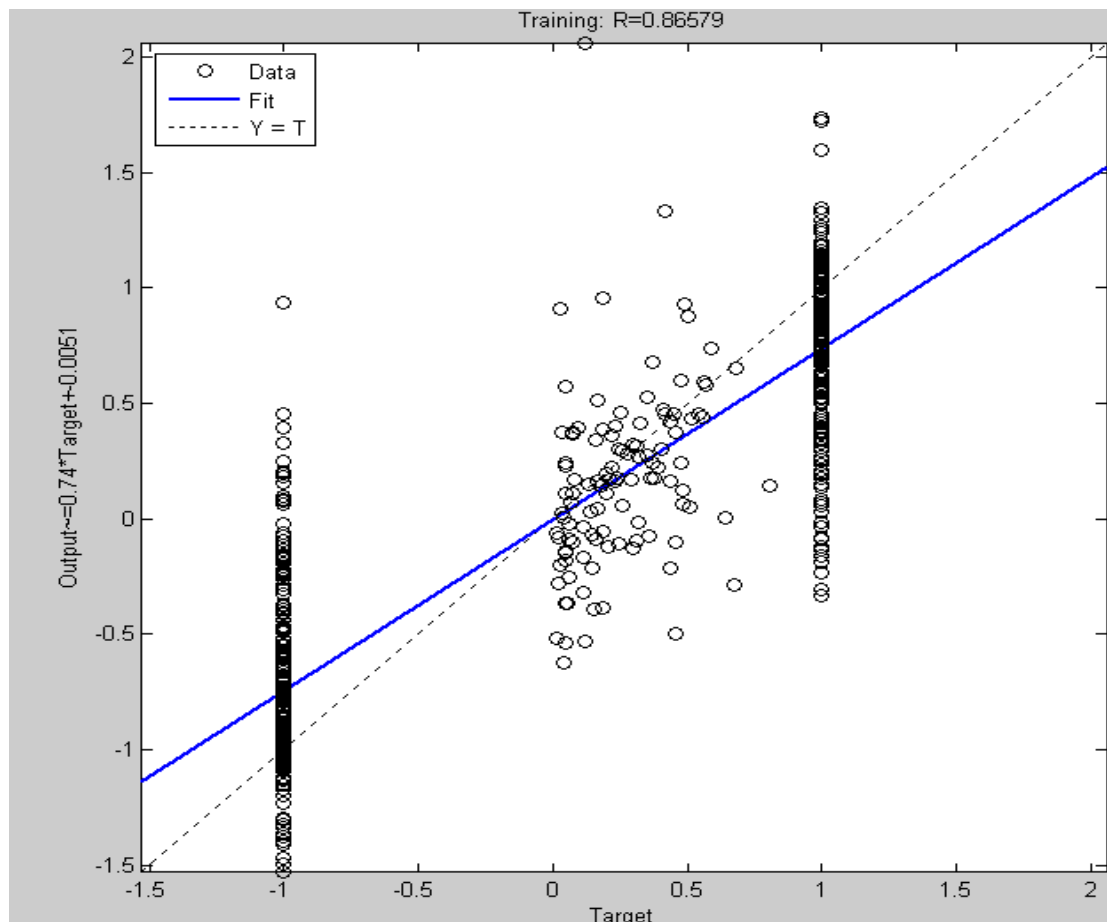
Με την δημιουργία του νευρωνικού δικτύου καλείται αυτόματα και μια συνάρτηση αρχικοποίησης η οποία, χρησιμοποιώντας την μέθοδο Nguyen – Widrow [Nguyen et al (1990) [32]], θέτει αρχικές τιμές για τα βάρη και τα κατώφλια με

τέτοιο τρόπο, ώστε οι ενεργές περιοχές των νευρώνων κάθε επιπέδου να διαμοιράζονται ισόποσα στο χώρο εισόδου.

Στο παρακάτω σχήμα παρατηρούμε το πώς φαίνεται σχηματικά η απόδοση της εκπαίδευσης όπου οι κύκλοι αναπαριστούν την τιμή που «έμαθε» το δίκτυο, target είναι οι επιθυμητές έξοδοι, και η μπλε γραμμή απεικονίζει μια γραμμική παλινδρόμηση μεταξύ των δύο παραπάνω μεταβλητών.

Όπως θα δούμε και παρακάτω, αυτό που μας ενδιαφέρει είναι το πρόσημο της κάθε εξόδου, άρα, όπως μπορούμε να παρατηρήσουμε, οι έξοδοι που είχαν σαν επιθυμητή τιμή το -1 είναι, με λίγες εξαιρέσεις, αρνητικές, επομένως ο στόχος μας επιτυγχάνεται. Αντίθετα, για τις τιμές που ο στόχος τους είναι κοντά στο μηδέν, το πρόσημο τους είναι ισοπίθανα αρνητικό ή θετικό, ωστόσο, οι θέσεις που δίνουν ένα μικρό κέρδος, αφενός μεν δεν επηρεάζουν τόσο πολύ το αποτέλεσμα, αφετέρου έχουν ένα σημαντικό βαθμό ρίσκο, αφού πολύ εύκολα θα μπορούσαν να μην είχαν κάποιο κέρδος όταν δόθηκε το αντίθετο σήμα και τελικά να έφταναν στο stoploss.

Γράφημα 4.8 Σχηματική απεικόνιση της διαδικασίας εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου



Στους παρακάτω πίνακες (4.3, 4.4) παρατηρούμε την απόδοση των διάφορων αλγορίθμων στο διάστημα από 01/01/2011 μέχρι 30/04/2011.

Πίνακας 4.3 Αποτελέσματα χωρίς την χρήση νευρωνικών δικτύων

Τύπος Αλγορίθμου	Αριθμός Συναλλαγών	Ποσοστό Κερδοφόρων Θέσεων Πώλησης	Ποσοστό Κερδοφόρων Θέσεων Αγοράς	Μέσο Κέρδος των Κερδοφόρων Θέσεων(\$)	Μέση Ζημιά Ζημιολογίων Θέσεων(\$)	Κέρδος/ Ζημιά(\$)
Πεντάλεπτο	623	78,26%	84,19%	15,52	-82,31	-1775,85
Ωριαίο	186	61,17%	68,67%	44,38	-81,89	-79,95

Στον παραπάνω πίνακα απεικονίζεται η απόδοση των απλών αλγορίθμων χωρίς το φιλτράρισμα των νευρωνικών και παρατηρούμε ότι για τις δύο υπό μελέτη περιοδικότητες παρουσιάζονται ζημιές, με την ζημιά για το 5-λεπτό να είναι μεγαλύτερη λόγω περισσότερων πράξεων, ενώ για το ωριαίο η ζημιά είναι παρά πολύ μικρή.

Πίνακας 4.4 Αποτελέσματα με χρήση των νευρωνικών δικτύων για τις εξής περιπτώσεις: α) χωρίς τον **H** στις εισόδους, β) με τον **H** στις εισόδους

Τύπος Αλγορίθμου	Αριθμός Συναλλαγών (% Επιτυχών Προβλέψεων)	Θέσεις πώλησης που προβλέφθηκαν σωστά	διαφορά απόδοσης στις θέσεις πώλησης(\$)	Θέσεις αγοράς που προβλέφθηκαν σωστά	διαφορά απόδοσης στις θέσεις αγοράς(\$)	Κέρδος/ Ζημιά(\$)
Πεντάλεπτο	324 (53,38%)	54,02%	1.413	52,60%	-72,60	-400,85
Ωριαίο	90 (50,81%)	54,36%	767	47,56%	-813,60	-125,35
Ωριαίο (Hurst)	92 (54,83%)	51,92%	656,4	58,54%	-81,4	491,4
5-λεπτό (Hurst)	312 (50,10%)	43,61%	838,4	51,27%	-210,4	-1147,8

Στον παραπάνω πίνακα απεικονίζεται το κατά πόσο έχουν μεταβάλει την απόδοση της απλής στρατηγικής τα νευρωνικά δίκτυα και ο **H**. Παρατηρούμε ότι

χωρίς την ύπαρξη του **H** στις εισόδους, για το 5-λεπτό γράφημα φιλτράρονται κάτι λιγότερο από τις μισές πράξεις του απλού αλγορίθμου, ενώ η ζημία μειώνεται κατά τα $\frac{3}{4}$ περίπου (άρα έχουμε προφανή βελτίωση), σε αντίθεση με την περίπτωση του ωριαίου, όπου φιλτράρονται πάλι περίπου οι μισές θέσεις, με την απόδοση όμως να παραμένει περίπου η ίδια. Αυτό απεικονίζεται και στο ποσοστό των επιτυχών προβλέψεων, όπου για την περίπτωση του ωριαίου είναι 50,81% και για την περίπτωση του 5-λέπτου είναι 53,38%.

Με την προσθήκη του **H** στις εισόδους οι αποδόσεις αλλάζουν δραματικά, λόγω του γεγονότος ότι στην ωριαία περιοδικότητα παρατηρούμε κέρδος 491,4\$ σε αντίθεση με το 5-λεπτο, η απόδοση του χειροτερεύει δραματικά με τη ζημία να αυξάνεται κατά 150% περίπου για παρόμοιο αριθμό πράξεων σε σχέση με την παραπάνω περίπτωση. Παρατηρώντας επίσης και το ποσοστό των επιτυχών προβλέψεων, που για την περίπτωση του ωριαίου γραφήματος έχει αυξηθεί, αντίθετα για αυτήν του 5-λέπτου έχει μειωθεί, καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι η προσθήκη του **H** βελτιώνει την απόδοση του ωριαίου γραφήματος, ενώ επιδεινώνει την απόδοση του 5-λέπτου, συμπέρασμα που έρχεται σε πλήρη συμφωνία με τις μετρήσεις που έγιναν προηγουμένως με την άμεση εφαρμογή του **H**.

Τέλος παρατηρούμε ότι σε όλες τις περιπτώσεις το νευρωνικό δίκτυο που μαθαίνει τις θέσεις πώλησης, παρουσιάζει βελτίωση στην απόδοση του σε σχέση με το απλό σύστημα, αφού προβλέπει καλύτερα τις πιθανές ζημιολύγες πράξεις.

4.5 Ανάλυση με βάση τον πολυμορφοκλασματικό δείκτη

Στην τρέχουσα ενότητα θα δοκιμαστεί κατά πόσο ο δείκτης **LMSI**, που περιγράφηκε παραπάνω, είναι ικανός να προβλέψει σωστά την μεταβλητότητα.

Κατά την υλοποίηση του δείκτη και την δοκιμή του σε δεδομένα των τελευταίων δώδεκα περίπου ετών (περίπου 300.000 σημεία) προέκυψε το πρόβλημα ότι ο υπολογισμός του σε κάθε σημείο με την κλασσική MF-DFA διαρκούσε περίπου 18 δευτερόλεπτα, γεγονός που θα σημαίνει ότι για την δοκιμή του στα δεδομένα θα χρειαζόντουσαν σχεδόν δύο μήνες. Για αυτό το λόγο χρησιμοποιήθηκε η fastdfa μέθοδος [Little et al (2006) [38]], αφού πρώτα τροποποιήθηκε για την πολυμορφοκλασματική περίπτωση, και η οποία μειώνει τον χρόνο εκτέλεσης στα 0,09 δευτερόλεπτα ανά παρατήρηση και την διάρκεια της δοκιμής στις 6,5 ώρες.

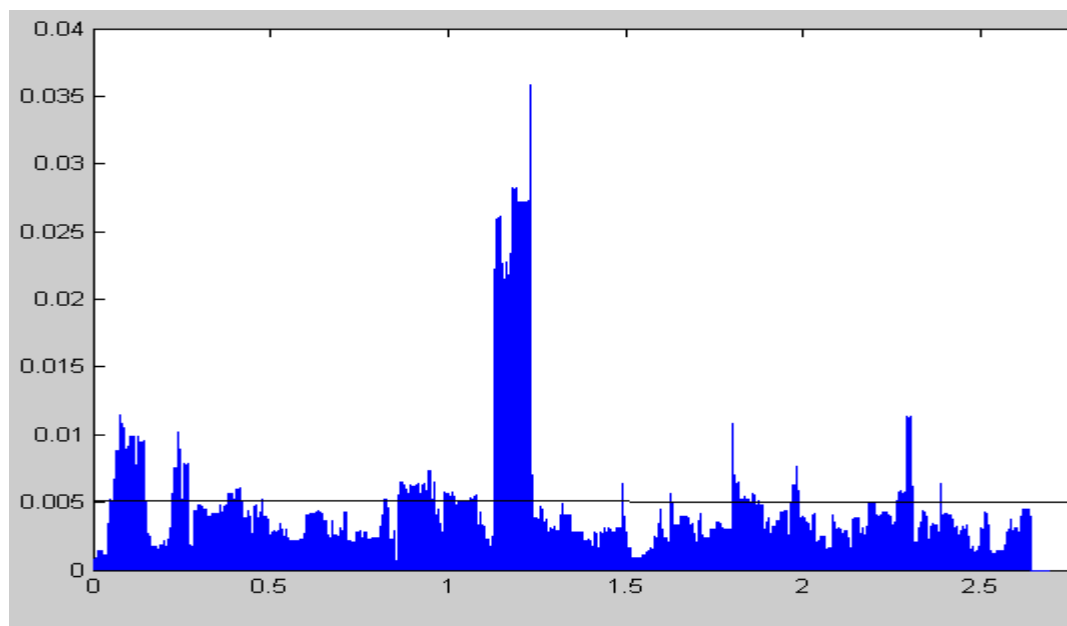
Για να μελετηθεί η επίδοση του **LMSI** εφαρμόζεται σε δεδομένα δεκαπεντάλεπτης συχνότητας στα παρακάτω τρία ζεύγη ισοτιμιών: eur/usd, gbp/usd και usd/chf . Θεωρείται ότι έχει δοθεί ένα σήμα αύξησης μεταβλητότητας όταν τρεις συνεχόμενες κοντινές τιμές του **LMSI** θα βρίσκονται πάνω από την τιμή 0,005. Σε περίπτωση που σε ένα εύλογο χρονικό διάστημα (1-2 μήνες) παρατηρείται κάποια σημαντική αύξηση στην τιμή του δείκτη ATR δεκατεσσάρων περιόδων, ο οποίος εφαρμόζεται σε εβδομαδιαία δεδομένα, τότε θα θεωρείται ότι το σήμα είναι επιτυχημένο.

Στα παρακάτω γραφήματα (4.9 – 4.14) φαίνεται η τιμή του **LMSI** και τα αντίστοιχα σήματα που δόθηκαν στο εβδομαδιαίο γράφημα της αντίστοιχης ισοτιμίας με τα επιτυχημένα σήματα να συμβολίζονται με ένα προς τα πάνω βέλος και, αντίθετα, τα λανθασμένα με ένα προς τα κάτω βέλος.

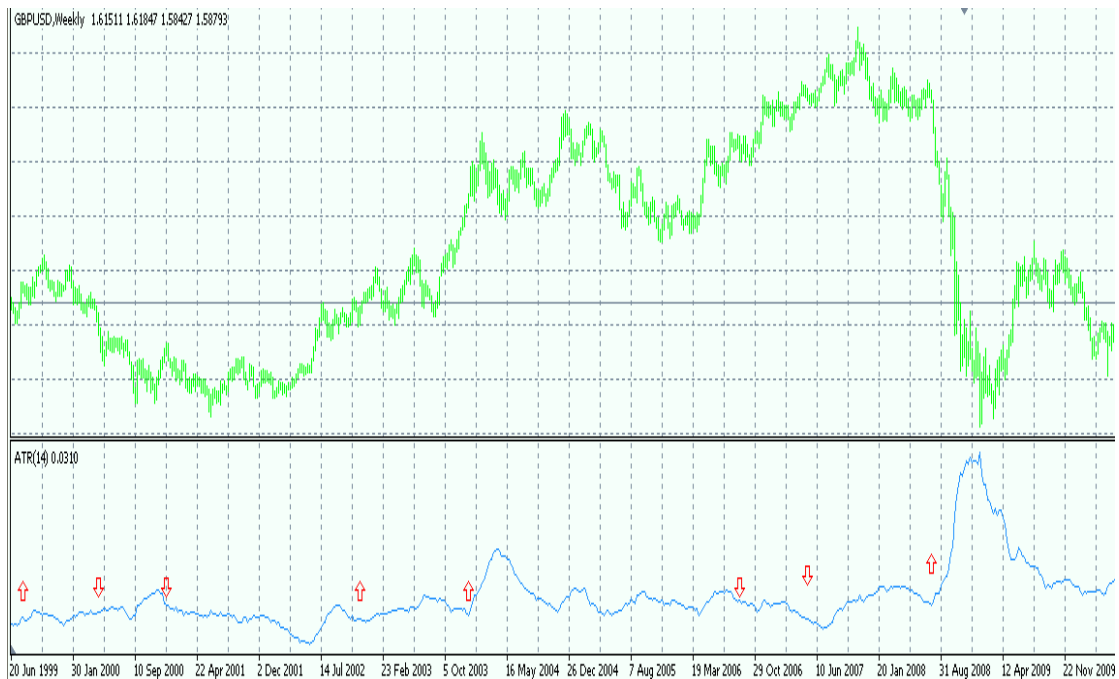
Η ισοτιμία eur/usd μελετάται στο διάστημα 1/1/1999 – 30/4/2011 και η ισοτιμίες gbp/usd και usd/chf στο διάστημα 1/1/1999 – 1/2/2010 εξαιτίας των προβληματικών δεδομένων για το 2010, τα οποία εξήχθησαν από την πλατφόρμα metatrader.

Παρακάτω παρουσιάζονται τα γραφήματα των τιμών του **LMSI** και τα αντίστοιχα γραφήματα του εβδομαδιαίου **ATR**:

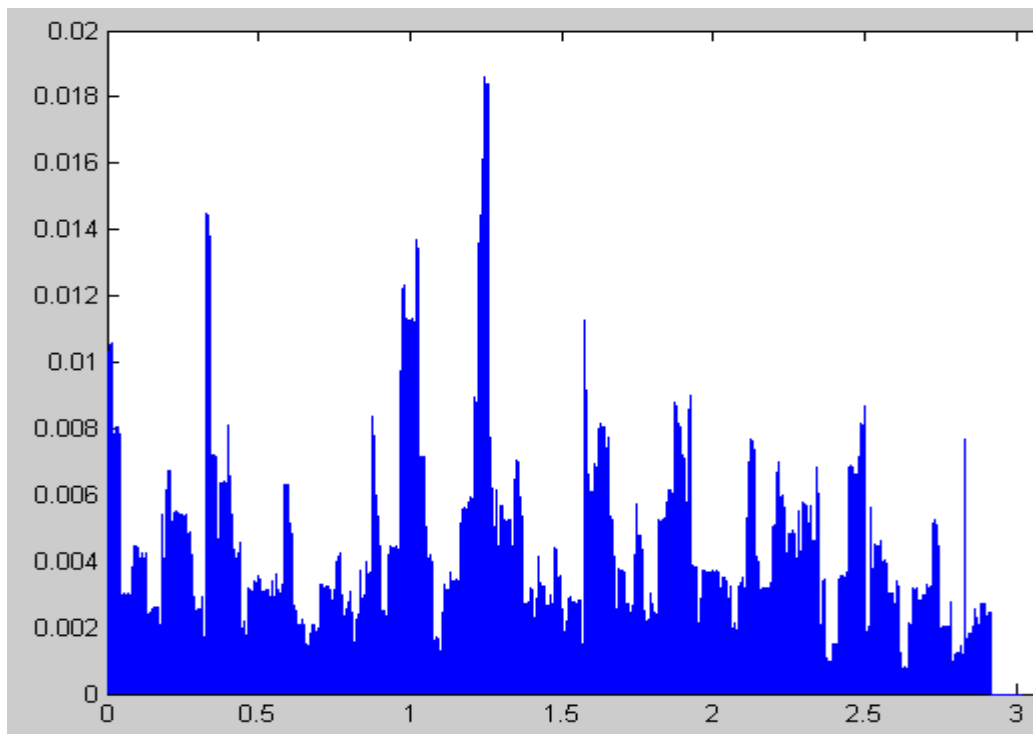
Γράφημα 4.9 Απεικόνιση του **LMSI** από 1/1/99 – 1/2/2010 για την ισοτιμία gbp/usd



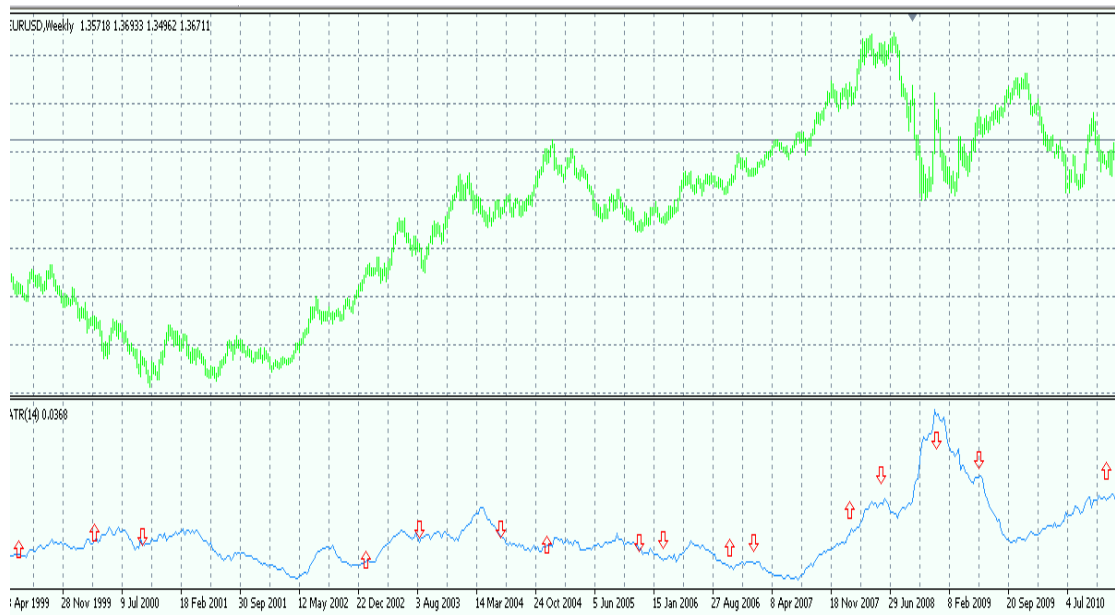
Γράφημα 4.10 Απεικόνιση των σημάτων του **LMSI** πάνω στο γράφημα του **ATR** στο εβδομαδιαίο gbp/usd



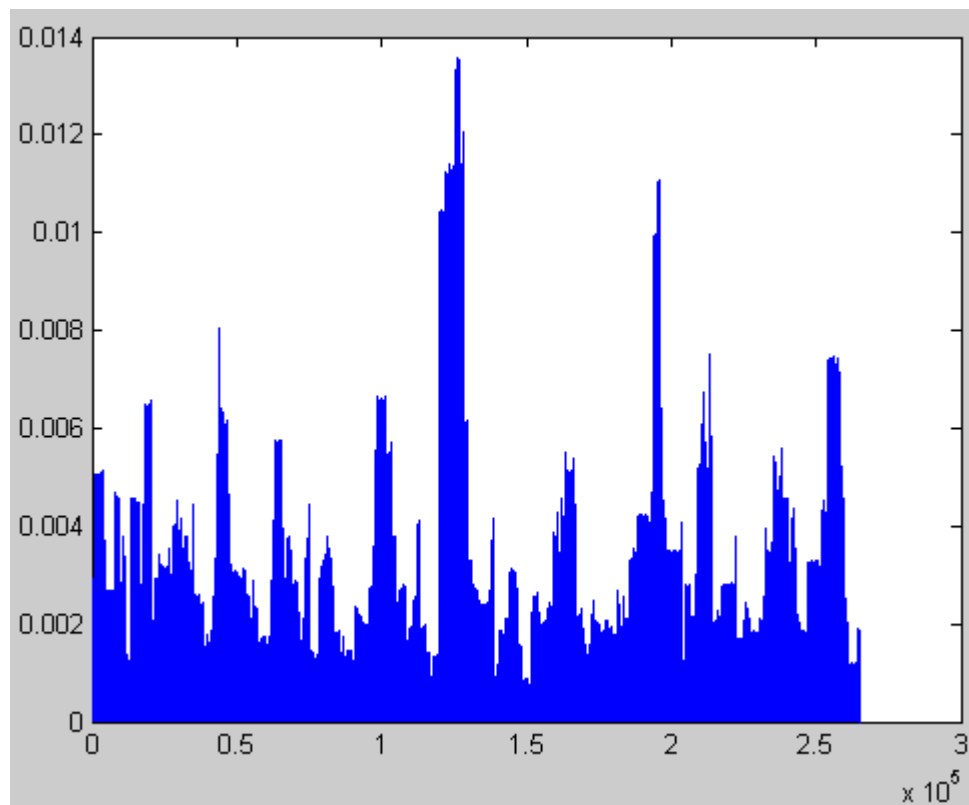
Γράφημα 4.11 Απεικόνιση του **LMSI** από 1/1/99 – 29/4/2011 για την ισοτιμία eur/usd



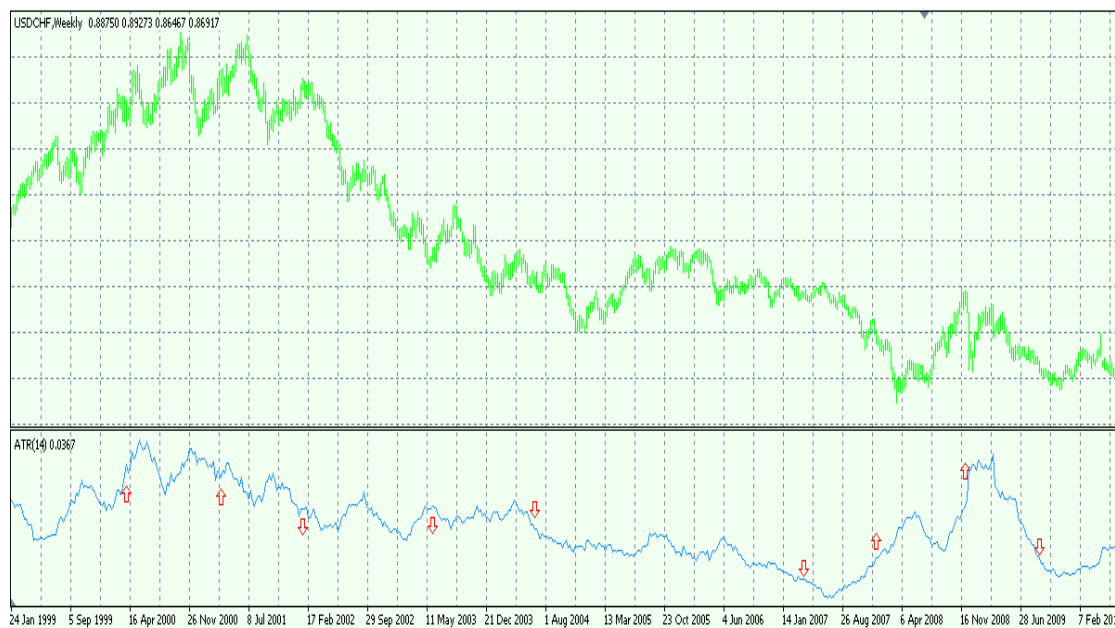
Γράφημα 4.12 Απεικόνιση των σημάτων του **LMSI** πάνω στο γράφημα του **ATR** στο εβδομαδιαίο eur/usd



Γράφημα 4.13 Απεικόνιση του **LMSI** από 1/1/99 – 1/2/2010 για την ισοτιμία usd/chf



Γράφημα 4.14 Απεικόνιση των σημάτων του **LMSI** πάνω στο γράφημα του **ATR** στο εβδομαδιαίο **usd/chf**



Για την περίπτωση του **gbp/usd** ο δείκτης έδωσε 8 σήματα (4 σωστά και 4 λάθος), για το **eur/usd** 16 σήματα (7 σωστά και 9 λάθος) και για το **usd/chf** 9 σήματα (4 σωστά και 5 λάθος). Είναι φανερό από τα παραπάνω γραφήματα, ότι για την ισοτιμία **gbp/usd** είχαμε τα καλύτερα αποτελέσματα, αφού και οι δύο βασικότερες κορυφές του **ATR** προβλέφθηκαν σωστά. Αντίθετα, για την ισοτιμία **eur/usd** τα αποτελέσματα δεν ήταν εξίσου καλά, εξαιτίας του γεγονότος ότι δεν προβλέφθηκαν σωστά οι κυριότερες κορυφές, ενώ τα λανθασμένα σήματα ήταν κατά δύο περισσότερα από τα σωστά. Τέλος, για την ισοτιμία **usd/chf** τα αποτελέσματα ήταν αρκετά καλά με αρκετές από τις μεγαλύτερες κορυφές να έχουν προβλεφθεί σωστά.

Μια πιθανή εξήγηση για τα παραπάνω αποτελέσματα μπορεί να δοθεί παρατηρώντας τα γραφήματα των τιμών του **LMSI**. Ειδικότερα, είναι προφανές ότι στην περίπτωση του **gbp/usd** το γράφημα του **LMSI** είναι το λιγότερο “θορυβώδες”, με τις μικρότερες ή μεγαλύτερες κορυφές του να είναι πολύ λίγες, ενώ το αντίστοιχο γράφημα για το **eur/usd** παρουσιάζει πολλές περισσότερες διακυμάνσεις με αρκετές παραπάνω κορυφές.

Ένα αρκετά ενδιαφέρον θέμα είναι το να μελετηθεί η συμπεριφορά του δείκτη κατά το ξέσπασμα της οικονομικής κρίσης τα τέλη του 2008, οπότε και σημειώθηκε μια “έκρηξη μεταβλητότητας” στις ισοτιμίες. Από τα παραπάνω γραφήματα έχουμε ότι στην περίπτωση του **gbp/usd** το σήμα δόθηκε λίγο πριν η κλίση του **ATR** αρχίσει

να αυξάνεται ραγδαία, οπότε θεωρείται ότι έγινε μια επιτυχής πρόβλεψη, ενώ στο eur/usd δόθηκε ένα σήμα περίπου τρεις μήνες πριν την έναρξη της κρίσης, οπότε θεωρείται λανθασμένο, και το επόμενο σήμα δόθηκε όταν πια η μεταβλητότητα είχε φτάσει σε μια μέγιστη τιμή, οπότε πάλι δεν θα έδινε κάποια παραπάνω πληροφορία στον επενδυτή. Όσον αφορά την ισοτιμία usd/chf το σήμα δόθηκε αφού είχε ξεσπάσει η κρίση λίγο πριν όμως η μεταβλητότητα φτάσει την μέγιστη τιμή της.

Στη συνέχεια θα ελεγχθεί το κατά πόσο μια τροποποίηση του τύπου του **LMSI**, η οποία αποτελεί πρόταση του κύριου Σταυρογιάννη, ο οποίος είναι ένας από τους συγγραφείς της [17], βελτιώνει ή όχι τα σήματα του δείκτη.

Πιο συγκεκριμένα, ο δείκτης **LMSI** θα δίνεται από τον παρακάτω τύπο:

$$(\text{LMSI-mod})_i = \frac{(\Delta h_{\text{loc}})_i - (\Delta h_{\text{loc}})_{i-1}}{(\Delta h_{\text{loc}})_i + (\Delta h_{\text{loc}})_{i-1}} \quad (4.2)$$

Ο τύπος αυτός θα έχει δύο βασικές διαφορές σε σχέση με τον προηγούμενο:
 α) Θα υπολογίζει τις ποσοστιαίες μεταβολές μεταξύ των Δh και όχι τις απόλυτες διαφορές β) η τιμή των δεν θα είναι πάντα θετική, άρα οι ακραίες τιμές του δείκτη θα καταδεικνύουν το πότε παρατηρείται μεγάλη αύξηση των Δh ή μεγάλη πτώση ανάλογα με το αν είναι θετικός ή αρνητικός αντίστοιχα.

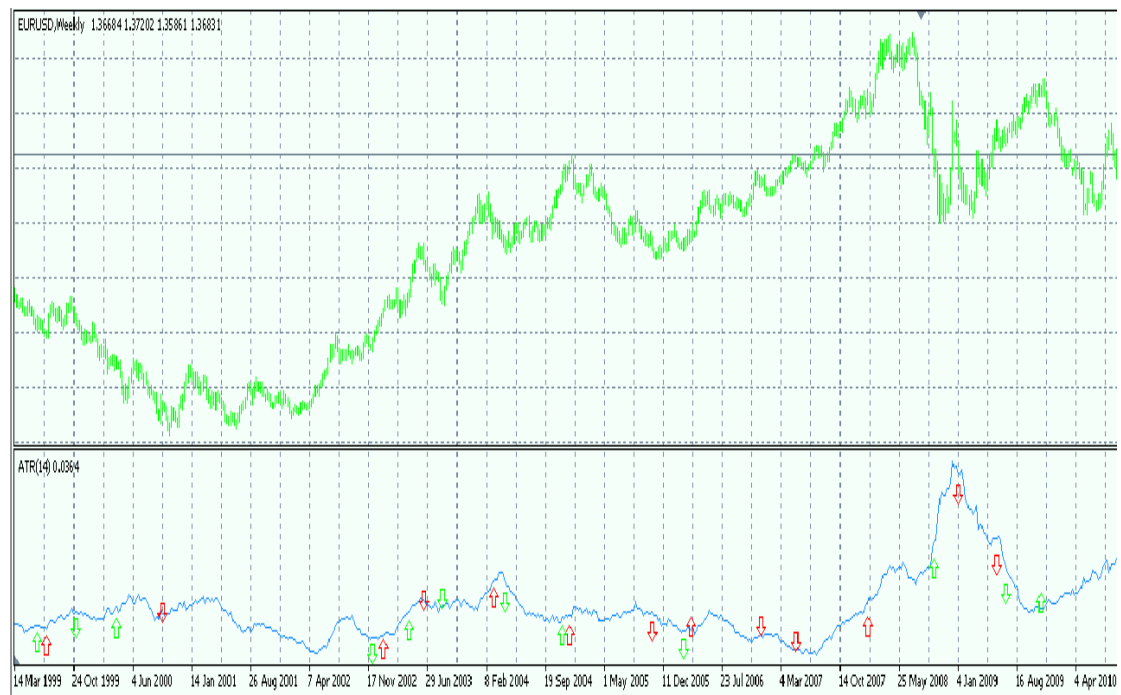
Για τον καθορισμό των σημάτων του **LMSI-mod** τέθηκαν τέτοια κατώφλια έτσι ώστε ο αριθμός των παρατηρήσεων του δείκτη, οι οποίες είτε θα είναι μεγαλύτερες από την απόλυτη τιμή του είτε μικρότερες από τον αντίθετο της απόλυτης τιμής, θα δίνουν ένα σήμα, να είναι περίπου στο 0,5% του συνόλου των παρατηρήσεων. Με αυτήν τη λογική, για το usd/chf τέθηκε σαν κατώφλι η τιμή 0,06, για το eur/usd η τιμή 0,07 και για το gpb/usd η τιμή 0,08.

Στα παρακάτω γραφήματα απεικονίζονται με πράσινο χρώμα τα σήματα από αρνητικές τιμές του **LMSI-mod**, και αντίθετα με κόκκινο χρώμα για τις θετικές τιμές, στα γραφήματα των ισοτιμιών που εξετάζονται:

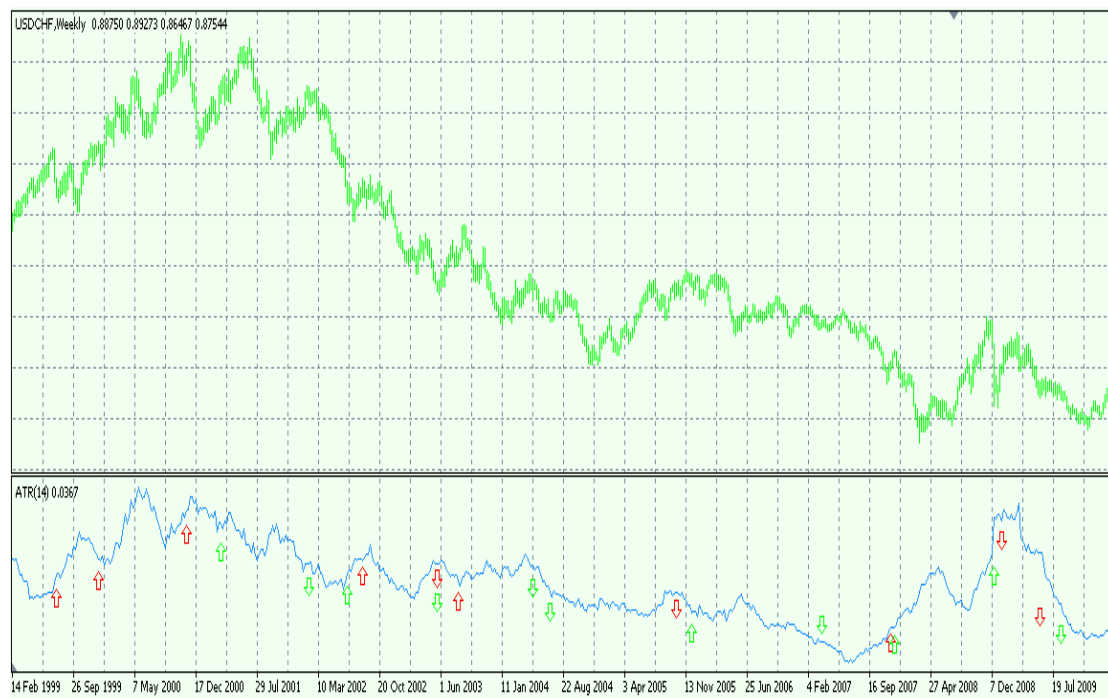
Γράφημα 4.15 Απεικόνιση των σημάτων του **LMSI-mod** πάνω στο γράφημα του **ATR** στο εβδομαδιαίο gbr/usd



Γράφημα 4.16 Απεικόνιση των σημάτων του **LMSI-mod** πάνω στο γράφημα του **ATR** στο εβδομαδιαίο eur/usd



Γράφημα 4.16 Απεικόνιση των σημάτων του **LMSI-mod** πάνω στο γράφημα του **ATR** στο εβδομαδιαίο **usd/chf**



Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για τις δύο περιπτώσεις:

Πίνακας 4.5 Παρουσίαση των αποτελεσμάτων των δύο προσεγγίσεων για τον **LMSI**

<i>Ισοτιμία/ αποτελέσματα</i>	σωστά προς συνολικά σήματα από αύξηση του Δh για τον LMSI-mod	σωστά προς συνολικά σήματα από μείωση του Δh για τον LMSI-mod	συνολικό ποσοστό σωστών σημάτων του LMSI-mod	ποσοστό σωστών σημάτων του LMSI
<i>gbp/usd</i>	4/6	5/9	9/15 (60,00%)	4/8 (50,00%)
<i>eur/usd</i>	6/13	6/12	12/25 (48,00%)	7/16 (43,75)
<i>usd/chf</i>	6/10	5/11	11/21 (52,38%)	4/9 (44,44%)

Παρατηρούμε ότι με την αλλαγή στον αριθμητικό υπολογισμό του δείκτη το ποσοστό των σωστών σημάτων βελτιώνεται σε όλες τις περιπτώσεις, με την καλύτερη επίδοση να παρατηρείται για την ισοτιμία **gbp/usd**. Για την ισοτιμία **eur/usd**, για την οποία το ποσοστά των δύο περιπτώσεων είναι παρόμοια, ο **LMSI-mod** καταφέρνει, σε αντίθεση με τον απλό **LMSI**, να προβλέψει την ακραία αύξηση

της μεταβλητότητας στα τέλη του 2008. Επίσης, στην περίπτωση του usd/chf προβλέφθηκαν σωστά οι περισσότερες μεγάλες κορυφές της μεταβλητότητας, και το σήμα της ακραίας αύξησης της μεταβλητότητας δόθηκε πιο νωρίς από ότι με την χρήση του αρχικού δείκτη.

Κάποιες άλλες επισημάνσεις που μπορούν να γίνουν παρατηρώντας τα σήματα του **LMSI-mod** είναι, ότι όταν οι δύο τύποι σημάτων συμπίπτουν χρονικά, συνήθως είναι επιτυχημένα, και ότι όταν ένα σήμα λόγω αύξησης του **Δh** προηγείται ενός λόγω μείωσης του **Δh** τότε είναι αρκετά πιθανό να είναι επιτυχημένο. Με αντίθετη λογική, ένα σήμα λόγω μείωσης του **Δh**, το οποίο προηγείται ενός αντίθετου σήματος, φαίνεται πως έχει μεγαλύτερη πιθανότητα να είναι λανθασμένο. Σε κάθε περίπτωση, ο αριθμός των σημάτων είναι αρκετά μικρός και δεν επιτρέπει την εξαγωγή αξιόπιστων συμπερασμάτων.

Συμπερασματικά, η αλλαγή στον τύπο υπολογισμού του **LMSI** βελτίωσε τα αποτελέσματα και για τρεις ισοτιμίες, ενώ σε πλήρη αντιστοιχία με τον αρχικό τρόπο υπολογισμού του δείκτη τα καλύτερα αποτελέσματα παρατηρήθηκαν για την ισοτιμία grb/usd, για την οποία είχαμε και τα λιγότερα σήματα, ενώ για την ισοτιμία eur/usd, όπου και δόθηκε ο μεγαλύτερος αριθμός σημάτων, παρατηρήθηκαν τα χειρότερα αποτελέσματα.

4.6 Συμπεράσματα των μετρήσεων

Επιγραμματικά, τα βασικά συμπεράσματα που προέκυψαν από τις παραπάνω ενότητες είναι τα εξής:

1. Και για τις τρεις περιοδικότητες που μελετήθηκαν για την ισοτιμία eur/usd (5-λεπτή, ωριαία, ημερήσια) για ένα αρκετά μεγάλο μέγεθος παραθύρου οι τιμές είναι κοντά στο 0,5 (με εξαίρεση την πεντάλεπτη περιοδικότητα χρησιμοποιώντας την μέθοδο επανακλιμακώμενου εύρους, η οποία είναι κοντά στο 0,59) γεγονός που υποδηλώνει μια τυχαία συμπεριφορά.
2. Για τις περισσότερες μεθόδους, με εξαίρεση την επανακλιμακώμενου εύρους και την διακύμανσης – επιπέδου αποσύνθεσης, για τις οποίες η ιδιότητα αυτή δεν ισχύει για όλες τις τιμές, η τιμή του **H** μεταβάλλεται ανάλογα με την περιοδικότητα.

3. Μελετώντας την συμπεριφορά του **H** σε σχέση με το μέγεθος του παραθύρου δεδομένων, παρατηρείται ότι για μικρότερες τιμές του παραθύρου η τιμή του **H**, απέχει αρκετά από το 0,5 υποδηλώνοντας μια μη-τυχαία συμπεριφορά.
4. Η τιμή του **H** τείνει να μεταβάλλεται για διαφορετικές περιοδικότητες των δεδομένων και χρονικών διαστημάτων μελέτης, υποδηλώνοντας την ανάγκη χρησιμοποίησης πολυμορφοκλασματικής ανάλυσης για την ορθότερη ποσοτικοποίηση της χαοτικής συμπεριφοράς
5. Χωρίς την εφαρμογή του **H** ο αλγόριθμος συναλλαγών με βάση τον MACD και τον ΠΜΟ είναι και για τις δύο περιοδικότητες που μελετήθηκαν ζημιογόνος.
6. Με την άμεση εφαρμογή του **H** το ποσοστό των κερδοφόρων σημάτων πώλησης για την περίπτωση του ωριαίου γραφήματος αυξήθηκε σχεδόν κατά 7% , γεγονός που συνετέλεσε από ζημίες 1.630,65\$, ο αλγόριθμος τελικά να αποδώσει κέρδη 360,70\$. Αντίθετα, για την περίπτωση της 5-λεπτής περιοδικότητας η απόδοση δεν βελτιώθηκε.
7. Η εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων βελτιώνει την απόδοση για την 5-λεπτή περιοδικότητα, χωρίς όμως να δίνει κέρδη, ενώ για την ωριαία περίπτωση δεν παρατηρείται κάποια βελτίωση.
8. Όταν προστίθεται ο **H** στις εισόδους των νευρωνικών δικτύων, η απόδοση βελτιώνεται για την περίπτωση του ωριαίου, με το ποσοστό των σωστών προβλέψεων για την περίπτωση των σημάτων αγοράς να έχει αυξηθεί κατά 10%, σε αντίθεση με την 5-λεπτή περιοδικότητα, όπου δεν παρατηρείται κάποια βελτίωση.
9. Δοκιμάζοντας την δυνατότητα του μορφοκλασματικού δείκτη να προβλέπει την αύξηση της μεταβλητότητας στις ισοτιμίες eur/usd, gbp/usd και usd/chf την καλύτερη απόδοση έχει η ισοτιμία gbp/usd και την χειρότερη η ισοτιμία eur/usd, η οποία είχε και τις περισσότερες κορυφές στο γράφημα του **LMSI**.
10. Τροποποιώντας τον αριθμητικό τύπο υπολογισμού του **LMSI** παρατηρείται βελτίωση της προβλεπτικής ικανότητας του για όλες τις ισοτιμίες, με την ισοτιμία gbp/usd να έχει πάλι την καλύτερη απόδοση (60%). Επίσης, μέσω της τροποποίησης αυτής, η αύξηση της μεταβλητότητας που παρατηρήθηκε το τελευταίο τρίμηνο του 2008 και η οποία είναι η μεγαλύτερη των τελευταίων ετών, προβλέφθηκε σωστά για όλα τα ζεύγη των ισοτιμιών, σε αντίθεση με την αρχική περίπτωση.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ ΠΕΜΠΤΟ

Συμπεράσματα και μελλοντικές κατευθύνσεις

5.1 Εισαγωγή

Στο παρόν κεφάλαιο θα παρουσιαστούν τα συμπεράσματα της εμπειρικής εφαρμογής και οι προτάσεις για έναν μελλοντικό ερευνητή.

5.2 Συμπεράσματα

Κατά την εκτίμηση του εκθέτη Hurst χρησιμοποιώντας 5-λεπτά, ωριαία και ημερήσια δεδομένα της ισοτιμίας eur/usd διαπιστώθηκε ότι, για ένα αρκετά μεγάλο μήκος παραθύρου (2048 παρατηρήσεις για όλες τις μεθόδους εκτός από την **DFA**, στην οποία απαιτούνται παραπάνω σημεία, και χρησιμοποιήθηκαν 4000), σχεδόν όλες οι μέθοδοι που δοκιμάστηκαν, επέστρεψαν τιμές κοντά στο 0,5, γεγονός που καταδεικνύει μια τυχαία συμπεριφορά. Δοκιμάζοντας όμως διαφορετικές τιμές για το μέγεθος του παραθύρου, παρατηρείται ότι για μικρότερες τιμές, οι τιμές του **H** υποδεικνύουν μια μη-τυχαία συμπεριφορά, ενώ όσο αυξάνεται το παράθυρο, ο **H** τείνει προς το 0,5, γεγονός που συμφωνεί με τις αρχικές απόψεις του Hurst (1951) [3], και την νεότερη εργασία των Yakuwa et al (2004) [8]. Επίσης, παρατηρήθηκε ότι για τις περισσότερες μεθόδους, όσο μικραίνει η περιοδικότητα που μελετάται, ο **H** μειώνεται, γεγονός που έχει σχέση με την παρατήρηση ότι δεδομένα υψηλότερης συχνότητας τείνουν να είναι πιο «θορυβώδη» [Zhou (1996) [34]], άρα και λιγότερο «λεία». Η παρατήρηση αυτή, επίσης, αποδεικνύει και μια εκ των υποθέσεων της μορφοκλασματικής αγοράς, ότι δηλαδή οι πιο βραχυπρόθεσμες μεταβολές των τιμών εμπεριέχουν υψηλά “θόρυβο” (Peters (1994), [27]).

Κατά την εφαρμογή του αλγορίθμου συναλλαγών σε δεδομένα για την ισοτιμία ευρώ/δολαρίου για τα τελευταία 2,5 χρόνια παρατηρήθηκε ότι η εφαρμογή του **H** βελτιώνει την απόδοση για την περίπτωση της ωριαίας περιοδικότητας, ενώ για την 5-λεπτή περίπτωση δεν παρατηρείται κάποια βελτίωση, γεγονός που έχει σχέση με την παραπάνω παρατήρηση για τα δεδομένα υψηλής συχνότητας. Ειδικότερα, είτε

εφαρμόζοντας άμεσα τον **H**, θέτοντας ένα συγκεκριμένο κατώφλι πάνω από το οποίο θα εκτελούνται πράξεις αγοράς ή πώλησης, είτε δίνοντας τον **H** σαν είσοδο στο νευρωνικό δίκτυο, η απόδοση βελτιώνεται μόνο για την περίπτωση του ωριαίου γραφήματος. Η βελτίωση αυτή της απόδοσης που παρατηρείται είτε με την άμεση είτε με την έμμεση εφαρμογή του μέσω των νευρωνικών δικτύων έρχεται σε συμφωνία με τα αποτελέσματα είναι σε συμφωνία με τις εργασίες του Lento (2009) [14], και των Qian et al (2004) [7] αντίστοιχα. Αντίθετα, εφαρμόζοντας τα νευρωνικά δίκτυα χωρίς να υπάρχει σαν είσοδος ο **H**, η απόδοση βελτιώθηκε ελαφρά για την περίπτωση του 5-λέπτου, σε αντίθεση με το ωριαίο δεν παρατηρήθηκε κάποια βελτίωση γεγονός που έρχεται σε αντίθεση με τα αποτελέσματα του Kayal (2010) [13].

Και στις δύο παραπάνω περιπτώσεις, παρατηρήθηκε ότι τα δεδομένα της ισοτιμίας παρουσιάζουν διαφορετική συμπεριφορά ανάλογα με την περιοδικότητα στην οποία μελετώνται και ότι η τιμή του **H** αλλάζει στην πορεία του χρόνου, γεγονός που υποδεικνύει ότι η ισοτιμία δεν έχει απλή μορφοκλασματική συμπεριφορά, και κάνει φανερή την ανάγκη πολυμορφοκλασματικής ανάλυσης για την σωστή ποσοτικοποίηση της συμπεριφοράς της.

Τέλος, εφαρμόζεται σε δεδομένα 15-λεπτης περιοδικότητας για τις ισοτιμίες αγγλική λίρα/δολάριο, ελβετικό φράγκο/δολάριο και ευρώ/δολάριο για το διάστημα 1/1/99 – 1/2/2010 για τις δύο πρώτες και για το διάστημα 1/1/1999 – 25/2/2011 για το ευρώ/δολάριο ο πολυμορφοκλασματικός δείκτης **LMSI**, με τα αποτελέσματα από την εφαρμογή του για την πρόβλεψη της αύξησης της μεταβλητότητας, να είναι αρκετά ενθαρρυντικά, αφού στις περισσότερες περιπτώσεις επιτυγχάνεται η πρόβλεψη των ακραίων κινήσεων. Εφαρμόζοντας μια τροποποίηση στον αριθμητικό τύπο υπολογισμού του δείκτη, κατά την οποία λαμβάνονται υπόψη οι ποσοστιαίες μεταβολές και όχι οι απόλυτες διαφορές, όπως συμβαίνει στον αρχικό τύπο, τα αποτελέσματα και για τρεις ισοτιμίες που δοκιμάστηκαν βελτιώνονται σημαντικά. Τα καλύτερα αποτελέσματα παρατηρούνται στην περίπτωση της ισοτιμίας αγγλικής λίρας/δολάριο και τα χειρότερα για την ισοτιμία ευρώ/δολαρίου, γεγονός που ίσως συσχετίζεται με τον αριθμό των σημάτων, τα οποία για την περίπτωση του ευρώ/δολαρίου ήταν πολύ περισσότερα από αυτά της ισοτιμίας αγγλικής λίρας/δολαρίου. Σε σύγκριση με την εργασία των Stavroyiannis et al (2011) [17], στην οποία δόθηκε ιδιαίτερη βαρύτητα στην σωστή πρόβλεψη της ακραίας κίνησης που παρατηρήθηκε στην ισοτιμία ευρώ/ιαπωνικό γιεν στο τελευταίο τρίμηνο του

2008, παρατηρούμε ότι μετά την τροποποίηση του δείκτη προβλέπεται και στις τρεις ισοτιμίες αυτή η κίνηση, σε αντίθεση με την αρχική μορφή όπου προβλέπεται σωστά για την ισοτιμία αγγλικής λίρας/δολαρίου, για το δολάριο/ελβετικό φράγκο λίγο πριν η μεταβλητότητα φτάσει στην μέγιστη τιμή της ενώ για το ευρώ/δολάριο το σήμα δίνεται ενώ η μεταβλητότητα είχε κορυφωθεί.

Συνοπτικά, τα συμπεράσματα της εργασίας είναι τα παρακάτω:

- ✚ Για ένα αρκετά μεγάλο παράθυρο δεδομένων, η τιμή του **H** υποδηλώνει μια τυχαία συμπεριφορά, η οποία αποκλείει την ύπαρξη υπερκανονικών κερδών. Αντίθετα, όταν το μέγεθος του παραθύρου μειώνεται τότε ο **H** θα έχει τιμές οι οποίες θα υποδεικνύουν μια μη-τυχαία συμπεριφορά άρα και την δυνατότητα αποκόμισης υπερκερδών. Πιο απλά, η παρατήρηση της τιμής του **H** θα έδινε επιπλέον πληροφορίες σε έναν επενδυτή, οι οποίες θα τον βοηθούσαν πιθανώς να αυξήσει την απόδοση του πέρα αυτήν που προβλέπεται από την **ΥΑΑ**, μόνο στην περίπτωση που χρησιμοποιηθεί ένα μικρό μέγεθος παραθύρου για τον υπολογισμό του εκθέτη.
- ✚ Η τιμή του **H** μειώνεται ανάλογα με την περιοδικότητα που μελετάται, γεγονός που αποδεικνύει την ύπαρξη μεγαλύτερου “θορύβου” σε υψηλότερης συχνότητας δεδομένα.
- ✚ Η μεταβολή του **H** για διαφορετικές περιοδικότητες και διαφορετικά χρονικά διαστήματα μελέτης υποδηλώνει την ύπαρξη πολυμορφοκλασματικής συμπεριφοράς.
- ✚ Η άμεση και η έμμεση (μέσω των νευρωνικών δικτύων) εφαρμογή του **H** σε έναν αλγόριθμο αυτομάτων συναλλαγών βελτιώνει την απόδοση του αλγορίθμου για την περίπτωση της ωριαίας περιοδικότητας, σε αντίθεση με την περίπτωση της 5-λεπτής περιοδικότητας.
- ✚ Η, χωρίς τον **H**, εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων βελτιώνει σε κάποιο βαθμό την απόδοση για την περίπτωση της 5-λεπτής περιοδικότητας, ενώ δεν παρατηρείται κάποια βελτίωση για την ωριαία περιοδικότητα.
- ✚ Δοκιμάζοντας τον πολυμορφοκλασματικό δείκτη **LMSI** στις ισοτιμίες eur/usd, gbp/usd και usd/chf παρατηρείται ότι μπορεί να

χρησιμοποιηθεί και σαν εργαλείο πρόβλεψης της μεταβλητότητας, με την καλύτερη απόδοση να παρατηρείται για την ισοτιμία gbp/usd. Εφαρμόζοντας μια μικρή τροποποίηση στον τύπο υπολογισμού του, παρατηρείται βελτίωση της προβλεπτικής του ικανότητας για όλες τις ισοτιμίες, με την ισοτιμία gbp/usd να παρουσιάζει πάλι την καλύτερη βελτίωση στην απόδοση.

Η συνεισφορά της εργασίας έγκειται στα παρακάτω:

- ✚ Απόδειξη της κοινής αντίληψης ότι δεδομένα υψηλότερης συχνότητας είναι πιο “θορυβώδη”.
- ✚ Σύγκριση της απόδοσης ενός αλγορίθμου για διαφορετικές περιοδικότητες.
- ✚ Έλεγχος του πολυμορφοκλασματικού δείκτη **LMSI** σε περισσότερα δεδομένα, περαιτέρω διερεύνηση των εφαρμογών του, και βελτίωση της αποδοτικότητας μέσω τροποποίησης του αριθμητικού δείκτη.

5.3 Μελλοντικές Κατευθύνσεις

Κατά την παρουσίαση των μεθόδων που χρησιμοποιήθηκαν, έγινε προφανές ότι η προσέγγιση που μελετάται βρίσκει εφαρμογή σε μια σειρά διαφορετικών τομέων. Για παράδειγμα, η αρχική μελέτη του εκθέτη Hurst προέρχεται από τον τομέα της υδρολογίας, ενώ η fastdfa μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε για την επιτάχυνση της MF-DFA, η οποία παρήχθη σε μια μελέτη για το DNA, δημιουργήθηκε σε μια εργασία για την αναγνώριση της παθογένειας της ανθρώπινης φωνής. Αυτό καταδεικνύει το γεγονός ότι μελλοντικές εργασίες για την εφαρμογή των μορφοκλασμάτων στις οικονομικές χρονοσειρές, μπορούν να χρησιμοποιήσουν τις ήδη υπάρχουσες μεθόδους από ένα μεγάλο εύρος κλάδων, όπως για παράδειγμα η νευροφυσιολογία.

Ως προς τον αλγόριθμο αυτομάτων συναλλαγών ο μελλοντικός ερευνητής θα μπορούσε να τον δοκιμάσει για περισσότερα έτη ή και σε διάφορες ισοτιμίες, έτσι ώστε να καταλήξει σε ένα πιο βέβαιο συμπέρασμα.

Τέλος, για την περίπτωση του πολυμορφοκλασματικού δείκτη, ο υπολογισμός του οποίου παραμένει ανοιχτό θέμα, μπορούν, όπως φάνηκε και στην παρούσα εργασία, να γίνουν ακόμα αρκετές βελτιώσεις, όχι μόνο στον αριθμητικό υπολογισμό του, αλλά και στο θεωρητικό μέρος. Για παράδειγμα, θα μπορούσε να αξιολογηθεί ποιες τιμές του δείκτη παράγονται λόγω θορύβου (spurious multifractality). Επίσης, μια πιθανή κατεύθυνση θα ήταν να γίνει μια πιο πρακτική αξιολόγηση των σημάτων του δείκτη, χρησιμοποιώντας παρελθοντικές τιμές δικαιωμάτων επί των συναλλαγματικών ισοτιμιών, κάποια από τα οποία θα έπρεπε, σύμφωνα με την λογαριθμοκανονική κατανομή, να έχουν μηδενική τιμή. Άρα, η στρατηγική θα περιελάμβανε να αγοράζονται τέτοιου είδους δικαιώματα και σε περίπτωση που το σήμα του δείκτη ήταν σωστό και όντως εμφανιζόταν μια ακραία κορυφή στην μεταβλητότητα, θα υπήρχαν υπερκέρδη, δικαιώνοντας τις απόψεις του Taleb (2011) [46], περί συστημάτων που κερδίζουν από ακραίες τιμές.

Βιβλιογραφία

- [1] **Benoît Mandelbrot and Richard L.**, (2004), *The (Mis)Behavior of Markets: A Fractal View of Risk, Ruin, and Reward*, by Hudson; Basic Books.
- [2] **Mandelbrot, B.** (1975), *Les objets fractals: forme, hasard et dimension*. Paris: Flammarion.
- [3] **Hurst, H.**, (1951), "Long Term Storage Capacity of Reservoirs," *Transactions of the American Society of Civil Engineers*, 116, pp. 770-799.
- [4] **Istas, J.; G. Lang** , (1994), "Quadratic variations and estimation of the local Hölder index of a Gaussian process," *Ann. Inst. Poincaré*, 33, pp. 407–436.
- [5] **Flandrin, P.** (1992), "Wavelet analysis and synthesis of fractional Brownian motion," *IEEE Trans. on Inf. Th.*, 38, pp. 910-917.
- [6] **Lo Andrew W.**, (1991), "Long-Term Memory in Stock Market Prices," *Econometrica*, Econometric Society, vol. 59(5), pp. 1279-1313.
- [7] **B. Qian, K.Rasheed**, (2004), "Hurst Exponent and Financial Market Predictability", proceedings of FEA. - Financial Engineering and Applications, pp. 437-443.
- [8] **Fuminori Yakuwa, Mika Yoneyama and Yasuhiko Dote**, (2004), "Novel Time Series Analysis and Prediction of Stock Trading Using Fractal Theory and Time-Delayed Neural Networks", *International Journal of Hybrid Intelligent Systems* 1 pp. 72-79.
- [9] **Lento, C.**, (2009), "Long-term dependencies and the profitability of technical analysis. *International Research Journal of Finance and Economics*, 29, pp. 126-133.
- [10] **Feder, J.**, (1988), *Fractals*. New York: Plenum Press.
- [11] **He Ni, Hujun Yin**, (2009), "Exchange rate prediction using hybrid neural networks and trading indicators", *Neurocomputing*, Volume 72, Issues 13-15, Hybrid Learning Machines (HAIS 2007) / Recent Developments in Natural Computation (ICNC 2007), August 2009, pp. 2815-2823.
- [12] **An-Sing Chen, Mark T. Leung**, (2004), "Regression neural network for error correction in foreign exchange forecasting and trading", *Computers & Operations Research*, Volume 31, Issue 7, June 2004, pp. 1049-1068.
- [13] **Kayal, A.**, (2010) , "A Neural Networks filtering mechanism for foreign exchange trading signals", *Intelligent Computing and Intelligent Systems (ICIS)*, 2010 IEEE International Conference on 29-31 Oct. 2010 ,pp. 159 – 167.
- [14] **Lo, Andrew W.; Mamaysky, Harry; Wang, Jiang**, (2000), "Foundations of Technical Analysis: Computational Algorithms, Statistical Inference, and Empirical Implementation". *Journal of Finance* 55: pp.1705–1765.

- [15] **Yiwen Yang, Chaojun Yang**, (2003), "Short term forecasting of stock market based on R/S analysis and fuzzy neural networks", *Systems, Man and Cybernetics*, 2003. IEEE International Conference , vol.3,pp. 2827 – 2832.
- [16] **S. Huang, P. Chuang, C. Wu, and H. Lai**, (2010), "Chaos-based support vector regressions for exchange rate forecasting", presented at *Expert Syst. Appl.*, 2010, pp.8590-8598.
- [17] **Stavroyiannis, S., Nikolaidis, V. and Makris, I.A.**, (2011), 'On the multifractal properties and the local multifractality sensitivity index of euro to Japanese yen foreign currency exchange rates', *Global Business and Economics Review*, Vol. 13, No. 1,pp.93–103.
- [18] **TEVEROVSKY, Vadim, Murad S. TAQQU and Walter WILLINGER**, (1999), "A critical look at Lo's modified R/S statistic". *Journal of Statistical Planning and Inference*, Volume 80, Issues 1-2, 1 August 1999, pp. 211-227.
- [19] **Peng, C.K. et al.**, (1994), "Mosaic organization of DNA nucleotides". *Phys Rev E* 49: pp.1685-1689.
- [20] **Mandelbrot, B.B.**, (1983), *The Fractal Geometry of Nature*. W.H. Freeman and Co., New York.
- [21] **Sevcik, C.**, (1998), "A procedure to estimate the fractal dimension of waveforms" *Complexity Int.* 5, 1 <http://journal-ci.csse.monash.edu.au/ci/vol05/sevcik/sevcik.html>. Available in arXiv as <http://arxiv.org/abs/1003.5266> with more legible symbols and after correcting several typos.
- [22] **Black, Fischer; Myron Scholes**, (1973), "The Pricing of Options and Corporate Liabilities". *Journal of Political Economy* 81 (3):pp. 637–654.
- [23] **N.N. Taleb**, (2010), *The Black Swan*, Second Edition, Penguin.
- [24] **John C Hull.**, (2006), *Options, futures, and other derivatives*. Prentice Hall, sixth edition.
- [25] **Fama, Eugene F.**, (1965), "The Behavior of Stock Market Prices," *Journal of Business* 38 (Jan. 1965), pp: 34-105.
- [26] **Fama, Eugene F.**, (1970) "Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work", *The Journal of Finance* Vol. 25, No. 2, *Papers and Proceedings of the Twenty-Eighth Annual Meeting of the American Finance Association* New York, N.Y. December, 28-30, 1969 (May, 1970), pp. 383-417 Published by: Blackwell Publishing for the American Finance Association Stable URL: <http://www.jstor.org/stable/2325486>.
- [27] **Peters, E.E.** (1994), *Fractal Market Analysis*. New York: John Wiley.
- [28] http://commons.wikimedia.org/wiki/File:Haar_wavelet.svg
- [29] BIS Triennial Central Bank Survey, published in September 2010.
- [30] **Kaufman P.J.**, (2005), *New Trading Systems and Methods* (4th ed.). Wiley.

- [31] **Mandelbrot, Benoit B., Fisher, Adlai J. and Calvet, Laurent E.,** (1997), "A Multifractal Model of Asset Returns ", Cowles Foundation Discussion Paper No. 1164; Sauder School of Business Working Paper. Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=78588>.
- [32] **D. Nguyen and B. Widrow,** (1990), "Improving the Learning Speed of 2-Layer Neural networks by Choosing Initial Values of Adaptive Weights", Proc. Int. Joint Conf. on Neural Networks 3, pp. 21-26.
- [33] **M. T. Hagan, H. B. Demuth and M. Beale,** (1996), "NEURAL NETWORK DESIGN", PWS Publishing Company, Boston, (ISBN 0-534-94332-2).
- [34] **Zhou, B.** (1996), "High-Frequency Data and Volatility in Foreign Exchange Rates," Journal of Business and Economic Statistics, 14, 45-52.
- [35] **Campbell John Y., Andrew Lo, and Craig MacKinlay,** (1997), The Econometrics of Financial Markets (Princeton University Press, Princeton, NJ).
- [36] **Lo AW, MacKinlay AC.,** (1988), "Stock Market Prices Do Not Follow Random Walks: Evidence from a Simple Specification Test". Review of Financial Studies 1988;1:pp. 41-66.
- [37] **Telesca, Luciano and Lovo, Michele** (2011) , "Revealing competitive behaviours in music by means of the multifractal detrended fluctuation analysis: application to Bach Sinfonias", Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Science.
- [38] **M. Little, P. McSharry, I. Moroz, S. Roberts** (2006), "Nonlinear, Biophysically-Informed Speech Pathology Detection" in 2006 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP 2006 Proceedings.: Toulouse, France. pp. II-1080-II-1083.
- [39] **Appel, G.,** (2005), "Technical Analysis: Power Tools for Active Investors", FT press, Prentice Hall.
- [40] **J. Welles Wilder, Jr.,** (1978), New Concepts in Technical Trading Systems. Greensboro, NC: Trend Research.
- [41] **G Gustafson,** (2001), "Which Volatility Measure?", Technical Analysis of Stocks & commodities pp.46-50.
- [42] **Daubechies, I.** (1992), "Ten Lectures on Wavelets" ,Society for Industrial and Applied Mathematics.
- [43] **Ferrarini, Guido and Wymeersch, Eddy** (2006), "Investor Protection in Europe: Corporate Law Making", The MiFID and Beyond, Oxford University Press.
- [44] **Nocera, Joe** (2009), "Poking Holes in a Theory on Markets", New York Times.
- [45] **Donald Marquardt** (1963), "An Algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters". SIAM Journal on Applied Mathematics **11** (2): pp. 431–441.

[46] **Taleb, N. N.** (2011), "Edge article: AntiFragility Or the Property of Disorder Loving Systems", forthcoming in John Brokman, ed., Edge Question 2011. New York: Harper Perennial.

Παράρτημα

Γλωσσάρι

- ATR:** Average True Range - Δείκτης τεχνικής ανάλυσης που στόχο έχει την αποτύπωση της μεταβλητότητας.
- DFA:** Detrended Flactuation Analysis – Μέθοδος μορφοκλασματικής ανάλυσης μιας χρονοσειράς κατά την οποία αναλύονται οι διακυμάνσεις μετά την αφαίρεση των τάσεων χρησιμοποιώντας ένα γραμμικό πολυώνυμο.
- EMA:** Εκθετικός Μέσος Όρος – Μέσος όρος κατά τον οποίο η βαρύτητα των προηγούμενων παρατηρήσεων μειώνεται εκθετικά.
- eur/usd:** Η ισοτιμία μεταξύ του ευρώ και του δολαρίου.
- Forex:** Foreign Exchange Market - η αγορά ξένου συναλλάγματος.
- gbp/usd:** Η ισοτιμία μεταξύ της Αγγλικής Λίρας και του δολαρίου.
- gradient descent:** Αποτελεί έναν αλγόριθμο βελτιστοποίησης που αναζητά τοπικά ελάχιστα της συνάρτησης.
- MACD:** Moving Average Convergence Divergence – Δείκτης τεχνικής ανάλυσης που στόχο έχει την αποτύπωση της τρέχουσας τάσης.
- Martingale:** Αποτελεί μια στοχαστική διαδικασία στην οποία η υπό συνθήκηπιθανότητα δεδομένης της τρέχουσας τιμής και των προηγούμενων τιμών είναι η τρέχουσα τιμή.
- MF-DFA:** Multifractal Detrended Flactuation Analysis – Πολυμορφοκλασματική ανάλυση μετά την απομάκρυνση των τάσεων.
- log-log graph:** Αποτελεί έναν τύπο γραφήματος όπου αναπαριστάται ο λογάριθμος της εξαρτημένης και της ανεξάρτητης μεταβλητής.
- Stoploss:** Η μέγιστη δυνατή ζημία που θα έχει μια θέση.
- Takeprofit:** Το μέγιστο κέρδος που θα έχει μία θέση.
- Time Window (παράθυρο δεδομένων):** ο αριθμός των σημείων τα οποία θα αναλυθούν σε κάθε βήμα της μεθόδου.
- usd/chf:** Η ισοτιμία μεταξύ του δολαρίου και του ελβετικού φράγκου.
- ΠΜΟ:** Προσαρμοζόμενος Μέσος Όρος. Η συμπεριφορά του προσαρμόζεται στην τρέχουσα μεταβλητότητα.

- Σήματα Αγοράς/Πώλησης:** Οι προτάσεις αγοράς ή πώλησης που προκύπτουν από έναν αλγόριθμο συναλλαγών ή κάποιο μεμονομένο δείκτη
- Στοχαστική Διαδικασία:** Αποτελεί ένα σύνολο από τυχαίων μεταβλητών, οι οποίες αντιστοιχούν στα αποτελέσματα ενός τυχαίου πειράματος
- Ψευδο-επιστήμη:** Αποτελεί μια πρακτική η οποία, αν και παρουσιάζεται σαν επιστημονική δεν έχει επιστημονικό θεωρητικό υπόβαθρο και δεν μπορεί να ελεγχθεί με έναν αξιόπιστο τρόπο.

Κώδικες σε Matlab

Υπολογισμός του εκθέτη Hurst

```
function Hest = wfbmesti(x)
%   ektimhsh tou H me treis diaforetikes me8odous
%   oi prwtes duo vasizontai sthn diakrith deuterh paragwgo
%   h trith paragetai apo thn klisn tou log-log diagrammatos
%   ths diakumanshs me to epipedo aposumpieshs.
%   M. Misiti, Y. Misiti, G. Oppenheim, J.M. Poggi 22-May-2003.
%   Last Revision: 11-Jul-2003.
%   Copyright 1995-2004 The MathWorks, Inc.
%   $Revision: 1.1.6.2 $ $Date: 2004/03/15 22:42:44 $
%   Modified at 10/08/2011 by Tasos Grivas(comments added and code reordering)

% pairnoume tis prwtes diafores ths xronoseiras
y = diff(x); % x is a Fractional Gaussian Noise
% upologizoume tis prosaukshseis ths xronoseiras
y = cumsum(y(:));
% to mhkos ths xronoseiras twn prosaukshsewn
n = length(y);

% prwth me8odos: diakrith deuterh paragwgos
%-----

% suntelestes diakriths deuterhs paragwgoy
b1 = [1 -2 1];
b2 = [1 0 -2 0 1];
% efarmozoume thn deuterh paragwgo se ola ta dedomena ths y
y1 = filter(b1,1,y);
y1 = y1(length(b1):n);
y2 = filter(b2,1,y);
y2 = y2(length(b2):n);
s1 = mean(y1.^2);
```

```

s2 = mean(y2.^2);
%ektimhths ths timhs tou H
Hest(1) = 0.5*log2(s2/s1);

% deuterh me8odos : diakriti deuterhs takshs paragwgos (xrhsimopoiwntas wavelets).
%-----

%upologizontai oi anwperatoi kai katwperatoi suntelestes aposun8eshs kai
anakataskeuhs
%tou wavelet symlet pempths takshs
[LO_D,c1,LO_R,HI_R] = wfilters('sym5');

c2 = [c1;zeros(1,length(c1))];
c2 = c2(:)';
%oi prosaukhseis analuontai me vash tous anwperatous suntelestes aposun8esh
cy1 = filter(c1,1,y);
cy1 = cy1(length(c1):n);
cy2 = filter(c2,1,y);
cy2 = cy2(length(c2):n);
cs1 = mean(cy1.^2);
cs2 = mean(cy2.^2);
Hest(2) = 0.5*log2(cs2/cs1);

% triti me8odos: ektimish mesw tou diagrammatos diakumanshs-epipedou
aposun8eshs
%-----

% upologismos tou megistou epipedou aposun8eshs(mikrotero panta apo eksi)

levdec = min(wmaxlev(size(x),'haar'),6);

% upologismos suntelestwn aposun8eshs me xrhsh tou wavelet haar
[c,l] = wavedec(x,levdec,'haar');

```



```

% ektimhsh tw n suntelestw n aposun8eshs
lvls = [1:levdec];
stdc = wnoisest(c,l,lvls);

% upologismos ths timhs tou H mesw grammikhs palindromhshs
p = polyfit(lvls,log2(stdc.^2),1);
Hest(3) = (p(1)-1)/2;

%ulopihsh ths DFA methodou

function [a]=DFA_main(DATA)
%arxikos kwdikas apo [31](tropoih8hke)
% DATA : periexei ta dedomena ths upo analushs xronoseiras
%to n einai ta diaforetika mege8h para8urwn gia ta opoia trexoume ton
%algorithmo

n=100:100:1000;
N1=length(n);
F_n=zeros(N1,1);
%upologizetai h DFA1 gia to antistoixo mege8os para8urou n(i)
for i=1:N1
    F_n(i)=DFA(DATA,n(i),1);
end

n=n';
%sxediazetai h F_n gia ta diaforetika n
plot(log(n),log(F_n));
xlabel('n')
ylabel('F(n)')
%upologizetai me grammikh palindromhsh h klish tou grafhmatos
A1=polyfit(log(n(1:end)),log(F_n(1:end)),1);
a=A(1);

```

return

function output1=DFA(DATA,win_length,order)

%ginontai arxikopoihseis upologizetai to akeraio mege8os para8ourou

N=length(DATA);

n=floor(N/win_length);

N1=n*win_length;

y=zeros(N1,1);

Yn=zeros(N1,1);

fitcoef=zeros(n,order+1);

%upologizetai o mesos ths xronoseiras

mean1=mean(DATA(1:N1));

%ektelountai ta vhmata ths DFA

for i=1:N1

 y(i)=sum(DATA(1:i)-mean1);

end

y=y';

%ta dedomena tairiazontai me ena poluwnumo va8mou 'order'

for j=1:n

 fitcoef(j,:)=polyfit(1:win_length,y(((j-1)*win_length+1):j*win_length),order);

end

%upologizontai oi times tou poluwnumou gia ta dedomena

for j=1:n

 Yn(((j-1)*win_length+1):j*win_length)=polyval(fitcoef(j,:),1:win_length);

end

sum1=sum((y'-Yn).^2)/N1;

sum1=sqrt(sum1);

output1=sum1;

```

function H = RS(sequence,isplot)
%
% H μεθoδος 'RS' ektima ton ek8eth H mias akolou8ias me thn me8odo
% epanaklimakmwneou eurou
%
% sequence: h xronoseira upo meleth
% isplot: 1 gia to sxediasmo tou grafhmatos
% H: the estimated hurst coeffeient of the input sequence

% Author: Chu Chen
% Version 1.0, 03/10/2008
% chen-chu@163.com
% Modified at 20/8/2011 by Tasos Grivas,greek comments added,

if nargin == 1
    isplot = 0;
end

%arxikopoihseis
N = length(sequence);
dlarge = floor(N/5);
dsmall = max(10,log10(N)^2);
%upologismos tw n mhkwn para8urou
D = floor(logspace(log10(dsmall),log10(dlarge),50));
D = unique(D);
n = length(D);
x = zeros(1,n);
y = zeros(1,n);

R = cell(1,n);
S = cell(1,n);
for i = 1:n
    %d to trexon mhkos para8urou
    d = D(i);

```

```

m = floor(N/d);
R{i} = zeros(1,m);
S{i} = zeros(1,m);

matrix_sequence = reshape(sequence(1:d*m),d,m);
%upologismos ths analushs R/S
Z1 = cumsum(matrix_sequence);
Z2 = cumsum(repmat(mean(matrix_sequence),d,1));
R{i} = (max(Z1-Z2)-min(Z1-Z2));
S{i} = std(matrix_sequence);

if min(R{i})==0 || min(S{i}) ==0
    continue;
end

x(i) = log10(d);
y(i) = mean(log10(R{i}./S{i}));
end

index = x~=0;
x = x(index);
y = y(index);
n2 = length(x);
cut_min = ceil(3*n2/10);
cut_max = floor(9*n2/10);

%grammikh palindromhsh sto log-log graphma
X = x(cut_min:cut_max);
Y = y(cut_min:cut_max);
p1 = polyfit(X,Y,1);
Yfit = polyval(p1,X);

%o H einai h klish ths grammhs

```

$H = (Y_{fit}(end) - Y_{fit}(1)) / (X(end) - X(1));$

%an exei epilex8ei,sxediazetai to log-log grafhma

if isplot ~= 0

figure,hold on;

bound = ceil(log10(N));

*axis([0 bound 0 0.75*bound]);*

*temp = (1:n).*index;*

index = temp(index);

for i = 1:n2

plot(x(i),log10(R{index(i)}./S{index(i)}),'b.');

end

x = linspace(0,bound,10);

*y1 = 0.5*x;*

y2 = x;

h1 = plot(x,y1,'b--','LineWidth',2);

h2 = plot(x,y2,'b-','LineWidth',2);

plot(X,Yfit,'r-','LineWidth',3);

legend([h1,h2],'slope 1/2','slope 1',4)

xlabel('log10(blocks of size m)'),ylabel('log10(R/S)'),title('R/S Method');

end

Πολυμορφοκλασματική Ανάλυση

%diavazontai ta dedomena

m=fopen('C:\Program Files\MIG Bank Trading Station\tester\files\EURUSD15.csv');

C = textscan(m, '%s%s%f%f%f%f', 'delimiter', ',');

close=C{6};

seq=close;

seq1=zeros(300000,1);

%dhmiourgia fractional gaussian noise me thn diafora tw n logarithmw n

```

for i=1:length(seq)-1
seq1(i)=log(seq(i+1))-log(seq(i));
end
seq2=seq1(10000:-1:1);
% upologismos ths prwths timhs tou Dh
p=fastdfa(seq2,-50)-fastdfa(seq2,50);
h=zeros(302000,1);
% ulopoihsh tou LMSI-mod gia ola ta dia8esima shmeia ksekinwntas meta ta
% prwta 10.000
for i=1:length(seq1)-10000
seqaa=seq1(10000+i:-1:i+1);
c=fastdfa(seqaa,-50)-fastdfa(seqaa,50);
h(i)=(c-p)/(c+p);
p=c;
end

```

```

% (c) 2006 Max Little. If you use this code, please cite:
% M. Little, P. McSharry, I. Moroz, S. Roberts (2006),
% Nonlinear, biophysically-informed speech pathology detection
% in Proceedings of ICASSP 2006, IEEE Publishers: Toulouse, France.

```

```

function [alpha, intervals, flucts] = fastdfa(x, varargin)

```

```

[xpts, ypts] = fastdfa_core(x, varargin{:});

```

```

% Sort the intervals, and produce a log-log straight line fit

```

```

datapts = sortrows([xpts ypts],1);

```

```

intervals = datapts(:,1);

```

```

flucts = datapts(:,2);

```

```

coeffs = polyfit(log10(xpts), log10(ypts), 1);

```

```

alpha = coeffs(1);

```

Νευρωνικά Δίκτυα

%kwdikas me ton opoio ekpaideuetai ena neurwniko diktuo

%diavazontai ta dedomena

```
csvread('C:\Program Files\MIG Bank Trading  
Station\tester\files\Neural_Training_Data_long.txt')
```

```
t=ans(:,7)'
```

```
p=ans(:,1:6)'
```

%kanonikopoieitai to kerdos/zhmia sto [0,1]

```
t=mapminmax(t);
```

%dhmiourgeitai kai ekpaideuetai ena neurwniko diktuo

```
netshort=newff(p,t,65);
```

```
netshort.divideFcn="";
```

```
netshort.trainParam.epochs=10000;
```

```
netshort=train(netshort,p,t)
```

%kwdikas me ton opoio trexoume ena uparxwn neurwniko diktuo(out-of-sample tests)

```
csvread('C:\Program Files\MIG Bank Trading  
Station\tester\files\Neural_Training_Data_short.txt')
```

```
t=ans(:,7)'
```

```
p=ans(:,1:6)'
```

```
tshort=sim(netshort,p)
```

Κώδικες Metatrader

Υπολογισμός δεικτών

%υπολογισμος του prosarmozomenou mesou orou

```
while (pos>=0)
{
    %υπολογιζεται h diafora ths trexousas timh me thn timh periodAMA periodous
    %pio prin,periodAMA h periodos tou prosarmozomenou MO
    signal=MathAbs(Close[pos]-Close[pos+periodAMA]);

    %υπολογιζονται oi prosaukshseis kata thn diarkeia ths periodou
    for(i=0;i<periodAMA;i++)
    {
        noise=noise+MathAbs(Close[pos+i]-Close[pos+i+1]);
    }
    %se periptwsh pou einai mhden,apofeu goume thn diairesh me mhden pio
    %katw 8etontas thn ish me 0.00001
    if(noise==0)
    {
        noise=noise+0.00001;
    }
    %ginontai oi prakseis tou upologismou tou prosarmozomenou MO
    ER =signal/noise;
    dSC=(fastSC-slowSC);
    ERSC=ER*dSC;
    wlxSSC=ERSC+slowSC;
    %anadromikos upologismos tou deikth
    AMA=kAMAbuffer[pos+1]+(MathPow(wlxSSC,G)*(Close[pos]-
kAMAbuffer[pos+1]));
    %telikh timh tou deikth
    kAMAbuffer[pos]=AMA;
```



```

pos--;
}

```

%upologismos tou Hurst me vash ton algorithm tou Sevcik

%upologismos ths xamhloterhs kai ths upshloterhs timhs sto xroniko paraδuro pou xrhsimopieitai

```
priceMax = _highest( e_period, pos, inputData );
```

```
priceMin = _lowest( e_period, pos, inputData );
```

%trexoume ariδmo epanalhpsewn iso me me thn periodo tou paraδourou

```
for( iteration = 0; iteration < e_period; iteration++ )
```

```
{
```

```
  if( ( priceMax - priceMin ) > 0.0 )
```

```
  {
```

 %ta dedomena kanonikopoiountai sumfwna me thn upshloterh %kai
 thn xamhloterh timh

```
    diff = ( inputData[pos + iteration] - priceMin ) / ( priceMax - priceMin );
```

 %upogizetai to L sumfwna me ton algorithmo ths ergasias tou

 %Sevcik [21]

```
    if( iteration > 0 )
```

```
    {
```

```
        length += MathSqrt( MathPow( diff - priorDiff, 2.0 ) + MathPow( 1.0  
/(e_period-1),2.0 ) );
```

```
    }
```

```
    priorDiff = diff;
```

```
  }
```

```
}
```

%upologismos ths morfoklasmatikhhs diastashs

```
fd = 1.0 + ( MathLog( length ) + LOG_2 ) / MathLog( 2 * (e_period-1) );
```

%upologismos tou Hurst

```
H = 2 - D
```

Αλγόριθμος αυτομάτων συναλλαγών

%kwdikas tou algorithmou pou 8a ektelei tis sunallages

%dhmiourgountai ta arxeia sta οποια 8a eggrafoun oi times gia thn

%ekpaideush twn neurwnikwn

```
handle1 = FileOpen("Neural_Training_Data_long.txt", FILE_WRITE|FILE_CSV,  
",");
```

```
handles = FileOpen("Neural_Training_Data_short.txt", FILE_WRITE|FILE_CSV,  
",");
```

%upologizetai o macd twn duo prohgoumenwn periodwn

```
double MacdLast = iMACD (NULL, 0, FastMA, SlowMA, SignalMA,  
PRICE_CLOSE, MODE_MAIN, 1);
```

```
double MacdPrev = iMACD (NULL, 0, FastMA, SlowMA, SignalMA,  
PRICE_CLOSE,MODE_MAIN, 2);
```

%upologizetai o signal tou mad twn duo prohgoumenwn periodwn

```
double SignalLast = iMACD (NULL, 0, FastMA, SlowMA, SignalMA,  
PRICE_CLOSE,MODE_SIGNAL,1);
```

```
double SignalPrev = iMACD (NULL, 0, FastMA, SlowMA, SignalMA,  
PRICE_CLOSE,MODE_SIGNAL,2);
```

%upologizetai h diafora tou tou macd me ton signal ths triths

%prohgoumenhs periodou

```
double diafora3= iMACD (NULL, 0, FastMA, SlowMA, SignalMA,  
PRICE_CLOSE,MODE_MAIN, 3) - iMACD (NULL, 0, FastMA, SlowMA,  
SignalMA, PRICE_CLOSE,MODE_SIGNAL,3);
```

%upologizetai h posostiaia metavolh tou prosarmozomenou MO epi 10^4

```
double diaforakauf = 10000*(iCustom(NULL,NULL,"Kaufman3",30,0,0)-  
iCustom(NULL,NULL,"Kaufman3",30,0,1))/iCustom(NULL,NULL,"Kaufman3",30,  
0,1);
```

%opologizetai o H 30 periodwn

```
double hurst=iCustom(NULL,NULL,"hurst-exponent",30,PRICE_CLOSE,0.5,0,0);
```

%8ese to katwfli gia ta shmata tou prosarmozomenou MO gia thn periptwsh

```

%tou 5-leptou grafhmatos kai tou wriaiou grafhmatos
if(Period()==5)
{
katwflikauf=50*Point;
}
if(Period()==60)
{
katwflikauf=80*Point;
}
%an sthn prohgoymenh periodo "ekopse" apo katw pros ta panw o MACD ton
signal h an edwse shma
%o prosarmozomenos MO kai vriskomaste se kainouria mpara dwse shma
%agoras
if (((MacdLast > SignalLast && MacdPrev < SignalPrev) ||
diaforakauf>katwflikauf) && newbar) {
BuySignal = true;
SellSignal = false;
buys=true;
}
%antistoixa gia thn pwlhsh
if (((MacdLast < SignalLast && MacdPrev > SignalPrev) || diaforakauf<-
katwflikauf) && newbar) {
SellSignal = true;
BuySignal = false;
sells=true;
}

%an den uparxoun anoixtes 8eseis agoras
if (LongTicket == -1) {
%...kai exei do8ei shma agoras
if (BuySignal) {
%stis metrhseis pou xrhsimopoieietai amesa o H,an H>0.6
if(hurst>0.60)
{

```

```

%sto dianusma LongInput apo8hkeuontai oi times me tis opoies
%ekpaideuetai to neurwniko
LongInput[0] = MacdLast;
LongInput[1] = MacdLast-SignalLast;
LongInput[2] = MacdPrev-SignalPrev;
LongInput[3] = diafora3;
LongInput[4] = diaforakauf;
%gia tis metrheis stis opoies xrhsimopoieitai kai o H
LongInput[5] = hurst;
%agorazei sthn timh pou vriskontai oi pwlhtes(market)
LongTicket =OrderSend (Symbol (), OP_BUY, Lots, Ask, 3,Bid - StopLoss *
Point,Ask + TakeProfit * Point,NAME + "-" + "L ", MagicNumber, 0, Blue);
}
}
%an uparxei 8esh agoras anoixth
} else {

OrderSelect (LongTicket, SELECT_BY_TICKET);
%kai den exei kleisei akoma
if (OrderCloseTime () == 0) {
%an exei do8ei shma pwlhshs kai uparxei kapoio kerdos
if (sells && OrderProfit () > 0) {
%kleinei market
OrderClose (LongTicket, Lots, Bid, 3);
BuySignal=false;
}
}
%an h 8esh exei kleisei
if (OrderCloseTime () != 0) {
%epitrepei na anoiksei allh long 8esh
LongTicket = -1;
BuySignal=false;
%upologizei to kerdos h thn zhmia ths 8eshs
train_output[0] = OrderProfit();

```

```

%katagrafei sto csv arxeio ta dedomena gia thn ekpaideush tou
%neurwnikou
FileWrite(handle1,LongInput[0],LongInput[1],LongInput[2],LongInput[3],
LongInput[4], LongInput[5],train_output[0]);
}
}

%sthn periptwsh ths 8eshs pwlhshs akolou8eitai h idia diadikasia me
%authn ths agoras
if (ShortTicket == -1) {
if (SellSignal) {
if(hurst>0.60)
{
ShortInput[0] = MacdLast;
ShortInput[1] = MacdLast-SignalLast;
ShortInput[2] = MacdPrev-SignalPrev;
ShortInput[3] = diafora3;
ShortInput[4] = diaforakauf;
ShortInput[5] = hurst;

ShortTicket = OrderSend (Symbol (), OP_SELL, Lots, Bid, 3,
Ask + StopLoss * Point,Bid - TakeProfit * Point, NAME + "-" + "S
",MagicNumber, 0, Red);
}
}
} else {
OrderSelect (ShortTicket, SELECT_BY_TICKET);
if (OrderCloseTime () == 0) {

if (buys && OrderProfit () > 0) {
OrderClose (ShortTicket, Lots, Ask, 3);
SellSignal=false;
}
}
}
}

```

```
if (OrderCloseTime () != 0) {  
  
    ShortTicket = -1;  
    SellSignal=false;  
    train_output[0] = OrderProfit();  
    FileWrite(handles, ShortInput[0], ShortInput[1], ShortInput[2], ShortInput[3],  
ShortInput[4], ShortInput[5],train_output[0]);  
    } }
```