



Σχολή Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης
ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

«Πρόβλεψη τάσεων κρυπτονομισμάτων με τη χρήση ANFIS»

Δελφιτζής Κωνσταντίνος

ΤΡΙΜΕΛΗΣ ΕΞΕΤΑΣΤΙΚΗ ΕΠΙΤΡΟΠΗ

Γεώργιος Ατσαλάκης

Βασίλης Μουστάκης

Στέλιος Τσαφάρakis

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέπων καθηγητή μου κ. Ατσαλάκη Γεώργιο, για την καθοδήγηση και βοήθειά τους καθ' όλη τη διάρκεια εκπόνησης της διπλωματικής εργασίας.

Επιπλέον, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τους γονείς, τους συμφοιτητές, τους φίλους και την κοπέλα μου που μου συμπαραστάθηκαν σε όλη τη διάρκεια εγγραφής της διπλωματικής μου εργασίας, όπως και σε όλη τη διάρκεια της φοίτησής μου.

Περιεχόμενα

1 Εισαγωγή	5
1.1 Ιστορική Αναδρομή στα Κρυπτονομίσματα	5
1.2 Blockchain	6
1.3 Νομίσματα που θα αναλυθούν	7
Bitcoin	7
Ethereum	8
Qtum	10
Bitcoin Cash	11
Litecoin	12
Binance Coin	13
Ripple	14
Tron	15
EOS	16
Ethereum Classic	17
1.4 Διακύμανση τιμών	19
1.5 Σκοπός της εργασίας	19
1.6 Προβλέψεις Κρυπτονομισμάτων	20
2 Μεθοδολογική Δομή	21
2.1 Ασαφής Λογική	21
2.1.1 Ασαφή σύνολα	21
2.1.2 Η ασαφής λογική ως προσέγγιση	22
2.2 Νευρωνικά Δίκτυα	25
2.2.1 Οι Διαφορές από παραδοσιακά μοντέλα πρόβλεψης	25
2.2.2 Χρήσεις και βασική λειτουργία	26
2.3 Προσαρμοζόμενο Σύστημα Νευρο-ασαφούς Παρεμβολής (ANFIS)	27
2.3.1 Προβλέψεις με χρήση ANFIS	30
2.4 Το σύστημα πρόβλεψης νευρο-ασαφών ελεγκτών PATSOS	32
2.4.1 Εκπαίδευση του ελεγκτή CON-ANFIS	32
2.4.2 Εκπαιδύοντας την διαδικασία PR-ANFIS	33
3.2 Συναρτήσεις Συμμετοχής	36
GBELLMF	36

TRIMF	37
GAUSS	38
GAUSS 2	38
3.3 Μέτρα πρόβλεψης της επίδοσης	39
4. Περιγραφή και ρόλος της παρούσας έρευνας	41
4.1 Ιστορική Αναδρομή της έρευνας	41
4.2 Περιγραφή της έρευνας	42
5. Αποτελέσματα	43
5.1 Αποτελέσματα ανά νόμισμα	43
Bitcoin	43
Ethereum	46
Qtum	49
Bitcoin Cash	51
Litecoin	54
Binance Coin	56
Ripple	59
Tron	62
Eos	65
Ethereum Classic	68
5.3 Συγκρίσεις Αποτελεσμάτων	71
5.4 Τα νομίσματα που επέφεραν κέρδη	73
5.5 Τα νομίσματα που μείωσαν τις απώλειες	73
5.6 Εναλλαγή μεταξύ των συμμετοχών της συνάρτησης μέσα στον αλγόριθμο	74
5.6.1 Συμμετοχή 2 & 2 Συναρτήσεων	75
5.6.2 Συμμετοχή 2 & 3 Συναρτήσεων	77
5.6.3 Συμμετοχή 3 & 2 Συναρτήσεων	78
5.6.4 Συμμετοχή 3 & 3 Συναρτήσεων	79
5.7 Δοκιμαστική μελέτη σε άλλη δεσμίδα Δεδομένων	81
6. Συμπεράσματα	83
6.1 Σχολιασμός Αποτελεσμάτων	83
6.2 Προτάσεις για συνέχεια των ερευνών	84
7. Βιβλιογραφία	85

1 Εισαγωγή

1.1 Ιστορική Αναδρομή στα Κρυπτονομίσματα

Το κρυπτονομίσμα είναι ένα νέο είδος «χρήματος», ή καλύτερα, «ανταλλακτικού μέσου», το οποίο έκανε την εμφάνισή του το 2009 με την γέννηση του Bitcoin. Ο δημιουργός του, Satoshi Nakamoto, δημοσίευσε ένα χρόνο νωρίτερα ένα άρθρο με τίτλο: "Bitcoin: Ένα Ομότιμο Ηλεκτρονικό Σύστημα Μετρητών" (Nakamoto 2008). Το έγγραφο αυτό καθόριζε την μορφή για ένα ομότιμο δίκτυο που θα προωθούσε ένα σύστημα ηλεκτρονικών συναλλαγών χωρίς να βασίζεται στην εμπιστοσύνη, την λογοδοσία ή της εποπτεία, που είχαν χαρακτηρίσει το εμπόριο και τις ανταλλαγές καθ' όλη τη διάρκεια της ιστορίας. Σε ένα τέτοιο σύστημα επιπλέον δεν θα χρειαζόταν να γνωρίζονται οι αντιπρόσωποι μεταξύ τους για να διαπραγματευτούνε.

Μετά από τα πρώτα βήματα δημιουργίας και ανταλλαγής αυτού του νέου νομίσματος, οι πρώτες πραγματικά σημαντικές εξελίξεις έγιναν το 2013 όταν το αμερικανικό δίκτυο επιβολής οικονομικών εγκλημάτων (FinCEN) θέσπισε κατευθυντήριες οδηγίες για αποκεντρωμένα εικονικά νομίσματα, συμπεριλαμβανομένου του Bitcoin, ενώ ένα χρόνο αργότερα πολλές γνωστές επιχειρήσεις (όπως οι: Zynga, D Las Vegas Casinos, Golden Gate Hotel & Casino, Tiger Direct, Overstock.com, Newegg, Dell και Microsoft) άρχισαν να το δέχονται ως πληρωμή. Το 2015 ο αριθμός των παγκόσμιων εμπόρων είχε φτάσει τους 160.000 ενώ το 2016 υπήρχαν 771 ATM που εξυπηρετούσαν Bitcoin παγκοσμίως. Τον Μάιο του 2017 το Bitcoin ξεπέρασε πρώτη φορά σε αξία τα 2000\$ ενώ στο τέλος του χρόνου εκτοξεύτηκε στα 13.800\$. το 2018 ήταν η πρώτη χρονιά στην οποία η αξία του είχε καθοδική πορεία ενώ το 2019 είχε επάνοδο μέχρι και τις 10.900\$. Στο 2020 ο όγκος του Bitcoin ξεπερνάει τα 45 δις. Δολάρια.

Ταυτόχρονα με την άνοδο του πρώτου κρυπτονομίσματος δημιουργήθηκαν πολλά ακόμα παρόμοια νομίσματα (πάνω από 1600 σε αριθμό ,το 2020) με τα πιο γνωστά και πετυχημένα (από θέμα μεριδίου της αγοράς)να είναι το Ethereum το οποίο δημιουργήθηκε το 2015 και μέσα στο 2020 έχει χρηματικό όγκο πάνω από 15 δις. δολάρια και το Litecoin το οποίο ξεκίνησε το 2013 και αυτή την στιγμή έχει όγκο κοντά στα 4 δις. Δολάρια.

1.2 Blockchain

Ένα Blockchain μπορεί να χαρακτηριστεί ως ένας διανεμημένος ισολογισμός, δηλαδή ένα αποκεντρωμένο -από άτομο σε άτομο (peer-to-peer) δίκτυο στο οποίο καταγράφονται με ασφάλεια οι συναλλαγές των κρυπτονομισμάτων. Όπως προαναφέρθηκε, στην δημιουργία του είχε χαρακτηριστεί αποκλειστικά ως «ένα ηλεκτρονικό σύστημα πληρωμών βασισμένο στην κρυπτογραφημένη απόδειξη των συναλλαγών αντί για την εμπιστοσύνη, επιτρέποντας σε κάθε δυο πρόθυμα μέρη να αλληλοεπιδρούν άμεσα μεταξύ τους χωρίς την ανάγκη ενός έμπιστου τρίτου μέσου» (Nakamoto, 2008).

Πιο συγκεκριμένα κάθε λίγα λεπτά ανανεώνονται και προστίθενται στο σύστημα κόμβοι οι οποίοι περιέχουν πληροφορίες συναλλαγών (όπως η ταυτότητα των 2 μερών και το ποσό χρημάτων-κρυπτονομισμάτων που ανταλλάσσονται).

Για να γίνουν όμως αυτές οι συναλλαγές με ασφάλεια και διαφάνεια, ελέγχονται πρώτα από πολλούς χρήστες (miners) οι οποίοι τρέχουν σύνθετες μαθηματικές φόρμουλες οι οποίες επαληθεύουν ή όχι την εκάστοτε συναλλαγή. Μέσο πλειοψηφικού μοντέλου βγαίνει το τελικό πόρισμα για την εγκυρότητά αυτής, η οποία αν εγκριθεί προστίθεται στο σύνολο των συναλλαγών το οποίο καθιστά το Blockchain του κρυπτονομίσματος.

Σε αντάλλαγμα για την υπολογιστική δύναμη που θυσιάζουν για το δίκτυο οι miners ανταμείβονται ανάλογα με το πόσους κόμβους έχουν κρίνει οι ίδιοι για την είσοδο τους στο σύστημα με την δημιουργία νέου νομίσματος στα ηλεκτρονικά τους πορτοφόλια (από εκεί προέρχεται και η λέξη «ανθρακωρύχοι» όπως θα χαρακτηρίζονταν στα παραδοσιακά ανταλλάγματα όπως ο χρυσός).

Πέρα όμως από αυτή την ιδιότητα που προδίδει στα κρυπτονομίσματα, το Blockchain έχει την δυνατότητα να αναδιαμορφώσει πλήρως το επιχειρηματικό τοπίο, επιτρέποντας νέους τρόπους συγκομιδής κεφαλαίων, αλλά και γενικότερα την ίδρυση, ανάπτυξη και διάδοση νέων αποκεντρωμένων εφαρμογών.

1.3 Νομίσματα που θα αναλυθούν

Μιλήσαμε παραπάνω για την αρχή των κρυπτονομισμάτων και συνεπώς για το Bitcoin αλλά σε αυτό το σημείο ας δούμε στο σύνολό τους και τα 10 νομίσματα που θα μελετήσουμε παρακάτω.

Ονομασία	Έτος δημιουργίας	Ελάχιστη τιμή (εκτός της αρχής)	Υψηλότερη τιμή	Τιμή σήμερα
Bitcoin	2009	2,990 €	16,979 €	15,210 €
Ethereum	2015	69.45 €	1145 €	481 €
Qtum	2016	1.01 €	88.79 €	2.36 €
Bitcoin Cash	2017	65.82 €	3,667 €	238 €
Litecoin	2011	25.24 €	349 €	65.84 €
Binance Coin	2017	4.01 €	34.75 €	25.33 €
Ripple	2012	0.14 €	3.18 €	0.51 €
Tron	2018	0.01 €	0.25 €	0.03 €
EOS	2017	1.53 €	18.88 €	2.57 €
Ethereum Classic	2016	3.18 €	40.31 €	5.55 €

Πίνακας 1. Σύντομη ματιά στα νομίσματα που αναλύονται.

Bitcoin

Δημιουργός : Satoshi Nakamoto

Ημερομηνία Κυκλοφορίας : 9 Ιανουαρίου 2009

Σύμβολο : ₿ , BTC

Κυκλοφορόντα νομίσματα*¹ : ₿18,355,100

Μέσος Όγκος 3 μηνών*² : 27.82B

(1^ο σε όγκο κατά την συλλογή των δεδομένων)

Διακύμανση τιμής :



Διάγραμμα 1. Η διακύμανση των τιμών του Bitcoin ανά τα χρόνια.

Στον άξονα Y έχουμε την τιμή του νομίσματος (σε Δολάρια) και στον άξονα X την χρονική περίοδο.

Σύντομη περιγραφή : Το Bitcoin είναι ένα αποκεντρωμένο ψηφιακό νόμισμα που δημιουργήθηκε από ένα άγνωστο άτομο ή ομάδα ανθρώπων με το όνομα Satoshi Nakamoto και κυκλοφόρησε ως λογισμικό ανοιχτού κώδικα το 2009. Δεν βασίζεται σε κεντρικό διακομιστή για την επεξεργασία συναλλαγών ή την αποθήκευση κεφαλαίων.

Υπάρχουν κατά ανώτατο όριο 2,099,999,997,690,000 στοιχεία Bitcoin (που ονομάζεται Satoshis, η μονάδα έχει ονομαστεί σε συλλογικό φόρο τιμής στον αρχικό δημιουργό), τα οποία σήμερα μετριοούνται σε μονάδες 100,000,000 γνωστή ως BTC. Θα υπάρξουν μόνο 21 εκατομμύρια Bitcoin (BTC) να δημιουργηθεί ποτέ.

Ethereum

Δημιουργός : Vitalik Buterin, Gavin Wood

Ημερομηνία Κυκλοφορίας : 30 Ιουλίου 2015

Σύμβολο : ETH

Μέσος Όγκος 3 μηνών : 13.95B

(2^ο σε όγκο κατά την συλλογή των δεδομένων)

Διακύμανση τιμής :



Διάγραμμα 2. Η διακύμανση των τιμών του Ethereum ανά τα χρόνια.

Στον άξονα Y έχουμε την τιμή του νομίσματος (σε Δολάρια) και στον άξονα X την χρονική περίοδο.

Σύντομη περιγραφή : Το Ethereum (ETH) είναι μία open-source, δημόσια, blockchain-based κατανεμημένη υπολογιστική πλατφόρμα που διαθέτει smart contract (scripting) λειτουργικότητα. Παρέχει μια αποκεντρωμένη εικονική μηχανή Turing-complete (Ethereum VM), την εικονική μηχανή Ethereum (VM), η οποία μπορεί να εκτελέσει σενάρια χρησιμοποιώντας ένα διεθνές δίκτυο δημόσιων κόμβων. Το Ethereum παρέχει επίσης ένα διακριτικό κρυπτογράφησης που ονομάζεται "αιθέρας", το οποίο μπορεί να μεταφερθεί μεταξύ λογαριασμών και να χρησιμοποιηθεί για να αντισταθμίσει τους κόμβους των συμμετεχόντων για υπολογισμούς που εκτελούνται.[1] το "φυσικό αέριο", ένας εσωτερικός μηχανισμός τιμολόγησης συναλλαγών, χρησιμοποιείται για τον μετριασμό των ανεπιθύμητων μηνυμάτων και την κατανομή πόρων στο δίκτυο.

Qtum

Δημιουργός : Qtum Foundation

Ημερομηνία Κυκλοφορίας :2016

Σύμβολο : QTUM

Μέσος Όγκος 3 μηνών : 346.39M

(3^ο σε όγκο κατά την συλλογή των δεδομένων)

Διακύμανση τιμής :



Διάγραμμα 3. Η διακύμανση των τιμών του Qtum ανά τα χρόνια.

Στον άξονα Y έχουμε την τιμή του νομίσματος (σε Δολάρια) και στον άξονα X την χρονική περίοδο.

Σύντομη περιγραφή : Το Quantum (Quantum) είναι μια κινεζική υβριδική πλατφόρμα που συνδέει το υπάρχον Blockchain με μια εικονική μηχανή, όπως το Ethereum. Στο Qtum Blockchain, υπάρχει ένα εσωτερικό κέρμα token – Qtum. Πρόκειται για μια

πλατφόρμα που επιτρέπει στους προγραμματιστές να δημιουργούν εφαρμογές και έξυπνες συμβάσεις στην τρέχουσα τεχνολογία Blockchain.

Εστιάζοντας στην οικοδόμηση μιας πλατφόρμας που βοηθά τις εταιρείες να δημιουργήσουν έξυπνες συμβάσεις στο Blockchain, το Qtum είναι μια εργαλειοθήκη πρωταρχικά. Η πλατφόρμα μπορεί να δημιουργήσει μικρές συμβάσεις που θα χρησιμοποιηθούν στα περισσότερα μεγάλα Blockchain.

Bitcoin Cash

Δημιουργός : Qtum Foundation

Ημερομηνία Κυκλοφορίας : 1 Αυγούστου 2017

Σύμβολο : BCH

Μέσος Όγκος 3 μηνών : 1.90B

(4^ο σε όγκο κατά την συλλογή των δεδομένων)

Διακύμανση τιμής :



Διάγραμμα 4. Η διακύμανση των τιμών του Bitcoin Cash ανά τα χρόνια.

Στον άξονα Y έχουμε την τιμή του νομίσματος (σε Δολάρια) και στον άξονα X την χρονική περίοδο.

Σύντομη περιγραφή : Το Bitcoin Cash είναι μία μετάλλαξη από το Bitcoin. Αύξησε το όριο μεγέθους του μπλοκ σε 8mb για να κάνει τις συναλλαγές πιο γρήγορα χωρίς να χρειάζεται ακριβά τέλη. Το Bitcoin Cash είναι τόσο το όνομα του συστήματος πληρωμών όσο και η εγγενής κρυπτογράφηση του.

Litecoin

Δημιουργός : Charlie Lee

Ημερομηνία Κυκλοφορίας : 7 Οκτωβρίου 2011

Σύμβολο : LTC

Μέσος Όγκος 3 μηνών : 2.39B

(5^ο σε όγκο κατά την συλλογή των δεδομένων)

Διακύμανση τιμής :



Διάγραμμα 5. Η διακύμανση των τιμών του Litecoin ανά τα χρόνια.

Στον άξονα Y έχουμε την τιμή του νομίσματος (σε Δολάρια) και στον άξονα X την χρονική περίοδο.

Σύντομη περιγραφή : Litecoin είναι ένα peer-to-peer cryptocurrency που αναπτύχθηκε στη βάση του Bitcoin και έχει έναν ανοιχτό πηγαίο κώδικα. Σε αντίθεση με το Bitcoin, το Litecoin Blockchain είναι σε θέση να επεξεργαστεί μεγαλύτερο αριθμό συναλλαγών.

Binance Coin

Δημιουργός : Changpeng Zhao , Yi He

Ημερομηνία Κυκλοφορίας : 2017

Σύμβολο : BNB

Μέσος Όγκος 3 μηνών : 413.71M

(6^ο σε όγκο κατά την συλλογή των δεδομένων)

Διακύμανση τιμής :



Διάγραμμα 6. Η διακύμανση των τιμών του Binance Coin ανά τα χρόνια.

Στον άξονα Y έχουμε την τιμή του νομίσματος (σε Δολάρια) και στον άξονα X την χρονική περίοδο.

Σύντομη περιγραφή : Το Binance Coin (BNB) είναι ένα διακριτικό ERC 20 που εκδίδεται στο blockchain του Ethereum από τη δημοφιλή ανταλλαγή κρυπτογράφησης Binance.

Με αυτό το cryptocurrency, μπορείτε να πληρώσετε μια προμήθεια για συναλλαγές στο χρηματιστήριο. Και αν αποφασίσετε να το κάνετε, θα λάβετε επιπλέον εκπτώσεις. Κατά το πρώτο έτος, θα μπορείτε να πάρετε μια έκπτωση – 50%, στη δεύτερη – 25%, στην τρίτη – 12,5%, στην τέταρτη – 6,75%. Το διακριτικό ιδρύθηκε με συνολική προσφορά 200 εκατομμυρίων. Σύμφωνα με το Whitepaper, η Binance σχεδιάζει να χρησιμοποιήσει το 20% των κερδών κάθε τρίμηνο για να αγοράσει πίσω και να κάψει BNB, μέχρι να καεί το 50% της συνολικής προσφοράς BNB (100 εκατομμύρια).

Ripple

Δημιουργός : Ryan Fugger , Jed McCaleb

Ημερομηνία Κυκλοφορίας : 2012

Σύμβολο : XRP

Μέσος Όγκος 3 μηνών : 1.94B

(7^ο σε όγκο κατά την συλλογή των δεδομένων)

Διακύμανση τιμής :



Διάγραμμα 7. Η διακύμανση των τιμών του *Ripple* ανά τα χρόνια.

Στον άξονα Y έχουμε την τιμή του νομίσματος (σε Δολάρια) και στον άξονα X την χρονική περίοδο.

Σύντομη περιγραφή : Το Ripple (XRP) είναι ένα peer-to-peer κρυπτονόμισμα που έχει σχεδιαστεί για να λειτουργεί άψογα με το Διαδίκτυο για να επιτρέψει μια γρήγορη, άμεση και ασφαλή τρόπο για να στείλετε τις πληρωμές στο Διαδίκτυο.

Το Ripple ως πρωτόκολλο είναι ένα σύστημα του συστήματος ακαθάριστων διακανονισμών σε πραγματικό χρόνο (ΣΔΣΧ), ανταλλαγής και μεταφοράς χρημάτων. Ένα άλλο όνομα είναι το πρωτόκολλο συναλλαγής Ripple (RTXP) ή το πρωτόκολλο Ripple. Είναι χτισμένο πάνω σε ένα κατακεντρωμένο ανοιχτό πρωτόκολλο Διαδικτύου, και το δικό του νόμισμα ονομάζεται XRP.

Tron

Δημιουργός : TRON Foundation

Ημερομηνία Κυκλοφορίας : Ιούνιος 2018

Σύμβολο : TRX

Μέσος Όγκος 3 μηνών : 1.50B

(8^ο σε όγκο κατά την συλλογή των δεδομένων)

Διακύμανση τιμής :



Διάγραμμα 8. Η διακύμανση των τιμών του Tron ανά τα χρόνια.

Στον άξονα Y έχουμε την τιμή του νομίσματος (σε Δολάρια) και στον άξονα X την χρονική περίοδο.

Σύντομη περιγραφή : Το TRON είναι ένα έργο αποκεντρωμένου πρωτοκόλλου βασισμένο σε blockchain με εσωτερικό νόμισμα TRX που στοχεύει να είναι μια πλατφόρμα διανομής περιεχομένου για τη βιομηχανία ψηφιακής ψυχαγωγίας [1]. Τον Ιούνιο του 2018, Η ομάδα του TRON ξεκίνησε το κύριο δίκτυο του, με άλλα λόγια το δικό του ιδιόκτητο blockchain, στο οποίο μετανάστευσε όλα τα μάρκες TRX (ERC-20) που κυκλοφόρησαν προηγουμένως στο blockchain του Ethereum. Αυτό το γεγονός αναφέρεται ως ημέρα ανεξαρτησίας του TRON.

EOS

Δημιουργός : Block.one Company

Ημερομηνία Κυκλοφορίας : 26 Ιουνίου 2017

Σύμβολο : EOS

Μέσος Όγκος 3 μηνών : 2.14B

(9^ο σε όγκο κατά την συλλογή των δεδομένων)

Διακύμανση τιμής :



Διάγραμμα 9. Η διακύμανση των τιμών του EOS ανά τα χρόνια.

Στον άξονα Y έχουμε την τιμή του νομίσματος (σε Δολάρια) και στον άξονα X την χρονική περίοδο.

Σύντομη περιγραφή : Το EOS είναι μια πλατφόρμα blockchain με τη χρήση του εξουσιοδοτημένου proof-of-stake (DPOS). Ενώ το λογισμικό ανοιχτού κώδικα αναπτύσσεται από τα νησιά Κείμεν εγγεγραμμένοι μπλοκ. Μια εταιρεία, η πραγματική εκτόξευση blockchain πραγματοποιείται από εθελοντές υποψήφιους παραγωγούς μπλοκ. Προς το παρόν, το έργο περνάει από το στάδιο ICO που θα ολοκληρωθεί το 2018. Ο κύριος προγραμματιστής του έργου είναι ο Dan Larimer. EOS ICO ημερομηνία έναρξης: 2017-06-26

Το EOS coin είναι ένα cryptocurrency που εισάγει μια αρχιτεκτονική blockchain που έχει σχεδιαστεί για να επιτρέπει την κάθετη και οριζόντια κλιμάκωση των αποκεντρωμένων εφαρμογών

Ethereum Classic

Δημιουργός : Ethereum Foundation

Ημερομηνία Κυκλοφορίας : 25 Οκτωβρίου 2016

Σύμβολο : ETC

Μέσος Όγκος 3 μηνών : 614.45M

(10^ο σε όγκο κατά την συλλογή των δεδομένων)

Διακύμανση τιμής :



Διάγραμμα 10. Η διακύμανση των τιμών του Ethereum Classic ανά τα χρόνια.

Στον άξονα Y έχουμε την τιμή του νομίσματος (σε Δολάρια) και στον άξονα X την χρονική περίοδο.

Σύντομη περιγραφή : Το Ethereum Classic είναι ένα open-source, δημόσια, blockchain-based κατανεμημένη υπολογιστική πλατφόρμα που διαθέτει smart contract (scripting) λειτουργικότητα. Παρέχει μια αποκεντρωμένη εικονική μηχανή Turing-complete, την εικονική μηχανή Ethereum (EVM), η οποία μπορεί να εκτελέσει σενάρια χρησιμοποιώντας ένα διεθνές δίκτυο δημόσιων κόμβων. Το Ethereum Classic παρέχει επίσης ένα διακριτικό αξίας που ονομάζεται "classic ether", το οποίο μπορεί να μεταφερθεί μεταξύ συμμετεχόντων, αποθηκεύεται σε πορτοφόλι κρυπτογράφησης και χρησιμοποιείται για την αντιστάθμιση των κόμβων συμμετεχόντων για υπολογισμούς που εκτελούνται.

Το Ethereum Classic εμφανίστηκε ως αποτέλεσμα διαφωνίας με το Ίδρυμα Ethereum σχετικά με την σκληρή μετάλλαξη DAO. Ένωσε μέλη της κοινότητας Ethereum που απέρριψαν την σκληρή μετάλλαξη για φιλοσοφικούς λόγους. Οι χρήστες που

ανήκουν πριν από την ημέρα της μετάλλαξης (μπλοκ 1920000) κατέχει ίση ποσότητα νομίσματος ETC μετά τη μετάλλαξη.

1.4 Διακύμανση τιμών

Όπως είδαμε τα κρυπτονομίσματα δημιουργήθηκαν ως ανταλλακτικά μέσα και ως τέτοια επηρεάζονται, ανταλλάσσονται και ερμηνεύονται στον χρηματοοικονομικό κόσμο. Έτσι θα μπορούσαμε να κάνουμε μια άμεση σύγκριση τους με άλλα ανταλλακτικά μέσα – εμπορεύματα όπως ο χρυσός, το ασήμι, το βαμβάκι ή το ξύλο.

Έτσι καταλαβαίνουμε ότι υπάρχουν κάποιοι τυπικοί παράγοντες που μπορούν να επηρεάσουν βραχυπρόθεσμα την τιμή τους, όπως ο κανόνας της προσφοράς και ζήτησης (λόγο ύπαρξης περιορισμένων νομισμάτων) ή οι διακυμάνσεις των παραδοσιακών νομισμάτων λόγω ανταλλακτικής αξίας μεταξύ τους.

Υπάρχουν όμως και άλλοι παράγοντες που επηρεάζουν την τιμή των κρυπτονομισμάτων μακροπρόθεσμα, όπως το πόσοι νόμοι και περιορισμοί έχουν τεθεί στα νομίσματα αυτά από την κυβέρνηση, το πόσες επιχειρήσεις και θεσμοί δέχονται κρυπτονομίσματα ως μέσα πληρωμής και αγοράς των προϊόντων και των υπηρεσιών τους αλλά και πόσο έμπιστο και ασφαλές είναι το εκάστοτε νόμισμα.

1.5 Σκοπός της εργασίας

Κατανοούμε την περιπλοκότητα της προσπάθειας του να προβλέψεις τις διακυμάνσεις κρυπτονομισμάτων και πως ένα έξυπνο σύστημα όπως το νευρο-ασαφές δίκτυα είναι μια πολύ καλή επιλογή. Με την χρήση τους μπορούμε να καταφέρουμε ταυτόχρονα την αναγνώριση προτύπων και προσαρμογή τους για την αντιμετώπιση περιβαλλοντολογικών αλλαγών αλλά και την περιπλοκή διεργασία επιλογής σύνθετων αποφάσεων. Η συγκεκριμένη εργασία είναι συνέχεια της προσπάθειας που έγινε στην εργασία «Forecasting stock market short-term trends using a neuro-fuzzy based methodology» (GeorgeS. Atsalakis ,KimonP. Valavanis) για την πρόβλεψη σε «commodities» του χρηματιστηρίου, αλλά και την μετέπειτα εφαρμογή της στο πρώτο , πιο γνωστό και σημαντικότερο κρυπτονόμισμα Bitcoin στην εργασία «Bitcoin price forecasting with neuro-fuzzy techniques» (GeorgeS. Atsalakis , IoannaG. Atsalaki ,FotiosPasiouras , ConstantinZopounidis). Όπως αποδείχτηκε στην τελευταία, σε σύγκριση της , το υβριδικό νευρο-ασαφές σύστημα ελέγχου PATSOS με δύο «Adaptive Neuro-FuzzyInferenceSystem (ANFIS)» υποσυστήματα που χρησιμοποιήθηκε και θα χρησιμοποιηθεί και σε αυτή την μελέτη απόδωσε καλύτερα από ένα απλό τεχνητό νευρωνικό δίκτυο αλλά και από ένα αφελές σύστημα «διατήρησης και πώλησης» .

Πάνω σε αυτή την προσπάθεια θα πατήσουμε και θα την εμπλουτίσουμε με την πρόβλεψη των 10 μεγαλύτερων σε όγκο=(όγκο χρηματικών συναλλαγών), χαρτονομισμάτων (μεγαλύτερων κατά την διάρκεια της συγγραφής της εργασίας) ώστε να έχουμε μια πιο ολοκληρωμένη επιστημονικά ματιά στην

αποτελεσματικότητα , την συνοχή και την επίδοση του αλγορίθμου πάνω στα κρυπτονομίσματα.

1.6 Προβλέψεις Κρυπτονομισμάτων

Η εργασία αυτή αλλά και η εργασία για το Bitcoin που προαναφέραμε, ανήκει σε ένα σύνολο ερευνών που προσπαθούν να προβλέψουν πως θα κινηθεί η τάση των κρυπτονομισμάτων. Ωστόσο, οι περισσότερες από αυτές τις μελέτες είναι επεξηγηματικού χαρακτήρα. Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιώντας τεχνικές βασισμένες σε οικονομετρικά (π. χ. Διανυσματική αυτο-οπισθοδρόμηση - VAR, διόρθωση διανυσματικών σφαλμάτων -VEC, συνηθισμένα ελάχιστα τετράγωνα, ποσοτική παλινδρόμηση), ο στόχος τους είναι να αποκαλύψουν τους κινητήριους παράγοντες της συναλλαγματικής ισοτιμίας Bitcoin και των αποδόσεων, όπως, η αβεβαιότητα οικονομικής πολιτικής (Demir, Gozgor, Lau, & Vigne, 2018), το συναίσθημα της αγοράς (Makrichoriti & Moratis, 2016), η δημοτικότητα του Bitcoin και ο αριθμός συναλλαγών», (Polasik, Piotrowska, Wisniewski, Kotkowski, & Lightfoot, 2015), η αίσθηση των ειδήσεων στις εφημερίδες, αναρτήσεις στο Twitter, αναζητήσεις Wikipedia και δυσκολία εξόρυξης (Georgoula, Pournarakis, Bilanakos, Sotiropoulos, & Giaglis, 2015), και οικονομικούς παράγοντες όπως ο Δείκτης Τιμών Καταναλωτή και ο δείκτης δολαρίου ΗΠΑ (Zhu, Dickinson, & Li, 2017).

Άλλοι επικεντρώνονται στη συσχέτιση μεταξύ των τιμών Bitcoin και του όγκου συναλλαγών (Balcilar, Bouri, Gupta, & Roubaud, 2017), Bitcoin (Kristoufek, 2015), τιμές χρυσού και αδρανών εμπορευμάτων (Bouri, Gupta, Lahiani, & Shahbaz, 2018) και τιμές ενέργειας (Bouri, Jalkh, Molnár, & Roubaud, 2017a; Hayes, 2017).

Σε γενικές γραμμές, οι μελέτες που συζητήθηκαν από πάνω εστιάζουν στην επίδραση συγκεκριμένων παραγόντων στην τιμή Bitcoin, και όχι στην ικανότητα πρόβλεψης ή ταξινόμησης των μοντέλων.

Σε αντίθεση το μοντέλο πρόβλεψης που χρησιμοποιούμε, μπορεί να χρησιμοποιηθεί από τους επενδυτές ως εργαλείο υποστήριξης αποφάσεων. Για παράδειγμα, το προτεινόμενο νευρο-ασαφές μοντέλο παράγει εμπορικά σήματα που θα μπορούσαν να συμβάλλουν στην ελαχιστοποίηση των απωλειών και στη μεγιστοποίηση των αποδόσεων ως αποτέλεσμα των κατάλληλων ενεργειών διαπραγμάτευσης κατά τη διάρκεια του αυξομειώσεων των τιμών των νομισμάτων.

Όπως συζητείται παρακάτω, τα νευρο-ασαφή μοντέλα έχουν διάφορα χαρακτηριστικά που τα θέτουν ιδιαίτερα κατάλληλα για την χρήση τους στο πρόβλημα που μελετάμε. Γενικότερα, το έργο μας σχετίζεται επίσης με μελέτες που χρησιμοποιούν ασαφή μοντέλα για την πρόβλεψη των τιμών των χρηματιστηριακών αγορών και των τιμών των βασικών εμπορευμάτων με πολλά υποσχόμενα αποτελέσματα. Μεταξύ άλλων, οι μελέτες αυτές προβλέπουν με επιτυχία τις τιμές των μετοχών (Atsalakis & Valavanis, 2009; Atsalakis, Dimitrakakis, & Zopounidis, 2011), απόδοση χρηματιστηριακών δεικτών (Rubio, Bermudez, & Vercher, 2017, Talarposhti et al., 2016), τιμές συμβολαίων μελλοντικής εκπλήρωσης εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα (Atsalakis, 2016), την τιμή του χρυσού (Habibnia, 2010), την τιμή του πετρελαίου (Azadeh, Moghaddam, Khakzad, & Ebrahimipour, 2012) και την τιμή των διαφόρων εμπορευμάτων όπως καφές, κακάο κ. λπ. (Atsalakis, Fratzis, &

Zorounidis, 2016), και τελικά και χρήση του για πρώτη φορά σε κρυπτονομίσματα, «Πρόβλεψη τιμών Bitcoin με νευρο-ασαφή τεχνικές» (George S. Atsalakis, Ioanna G. Atsalaki, Fotios Pasiouras, Constantinos Zorounidis), η οποία απέδειξε ότι υπάρχει λόγος να συνεχιστεί περαιτέρω η εν λόγω έρευνα.

2 Μεθοδολογική Δομή

2.1 Ασαφής Λογική

2.1.1 Ασαφή σύνολα

Ο όρος ασαφής αναφέρεται σε καταστάσεις που δεν είναι ξεκάθαρες. Στον πραγματικό κόσμο συναντάμε συχνά μια κατάσταση στην οποία δεν είναι ξεκάθαρο αν η κατάσταση είναι ακριβώς αληθής ή ψευδής, η ασαφής λογική παρέχει ευελιξία σε αυτή τη συλλογιστική. Με αυτόν τον τρόπο, μπορούμε να εξετάσουμε τις ανακρίβειες και τις αβεβαιότητες οποιασδήποτε κατάστασης.

Στα κλασσικά διχτομικά σύνολα (crisp sets) το πεδίο τιμών είναι το $\{0,1\}$, οπότε τα ποσοστά συμμετοχής των αντικειμένων στα σύνολα αυτά θα είναι είτε 0 είτε 1, εκφράζοντας με τον τρόπο αυτό την απουσία του αντικειμένου στο σύνολο ή την παρουσία του αντίστοιχα.

Για να καταφέρουν να συνδυαστούν τα σύνολα απαιτείται η χρήση της άλγεβρας Boole κατά τη θεωρία της οποίας ορίζονται τρεις κύριες πράξεις:

- Σύζευξη AND (KAI) με το σύμβολο \cdot
- Διάζευξη OR (Η) με το σύμβολο $+$
- Άρνηση NOT (ΟΧΙ) με το σύμβολο \sim

Η πράξη της σύζευξης επιτρέπει την παρουσία του αποτελέσματος (να έχει τιμή ίση με 1) εφόσον όλες οι συνδυασμένες μεταβλητές είναι παρόν, η διάζευξη συνδυάζει μεταβλητές οι οποίες οδηγούν στο αποτέλεσμα εάν μία από τις δύο είναι παρόν και η άρνηση περιλαμβάνει μία μόνο μεταβλητή της οποίας πράξης το αποτέλεσμα θα δίνει το συμπλήρωμά της μεταβλητής (αντίστροφο).

2.1.2 Η ασαφής λογική ως προσέγγιση

Ο Zadeh (1965) πρότεινε το πλαίσιο της ασαφούς λογικής (Fuzzy Logic) ως μια επέκταση της δυαδικής λογικής του Αριστοτέλη. Πιο αναλυτικά, η ασαφής λογική είναι μια προσέγγιση στον υπολογισμό, βασισμένη σε βαθμούς αλήθειας και όχι στη συνήθη διχοτόμηση, αληθής ή ψευδής που υποδηλώνεται από 1 ή 0. Αν και η ασαφής λογική περιλαμβάνει τα 0 και 1, τα θεωρεί ακραίες περιπτώσεις.

Το πλεονέκτημα, ως προσέγγιση, είναι ότι περιλαμβάνει επίσης ποικίλες καταστάσεις αλήθειας μεταξύ των δύο άκρων. Για παράδειγμα, τα αποτελέσματα μιας σύγκρισης μεταξύ δύο πραγμάτων δεν θα πρέπει να είναι απαραίτητα υψηλά ή χαμηλά, αλλά θα μπορούσε επίσης να είναι 0,70 υψηλό. Αυτό μοιάζει με τη μέθοδο της ανθρώπινης συλλογιστικής που περιλαμβάνει ενδιάμεσες δυνατότητες όπως ασφαλώς ναι, πιθανώς ναι, κλπ.

Μια βασική έννοια στην οποία βασίζεται η ασαφής λογική είναι εκείνη του ασαφούς αν- τότε κανόνα. Αν και τα συστήματα που βασίζονται σε κανόνες είναι κοινά στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης (TN), τέτοιες προσεγγίσεις TN δεν χειρίζονται ασαφείς συνέπειες και ασαφείς προεκτάσεις.

Με την ασαφή λογική, αυτό επιβεβαιώνεται από τον υπολογισμό ασαφών κανόνων. Με τη χρήση αυτών των κανόνων "if-then", το ασαφές σύστημα συμπερασμάτων (FIS) μπορεί να μοντελοποιήσει ποιοτικές πτυχές της ανθρώπινης γνώσης και των διαδικασιών συλλογιστικής χωρίς να χρησιμοποιεί ποσοτικά δεδομένα ή αναλύσεις.

Επομένως, μια άλλη βασική έννοια της ασαφούς λογικής είναι αυτή μιας γλωσσικής μεταβλητής, οι τιμές της οποίας είναι λέξεις και όχι αριθμοί. Για να χρησιμοποιήσετε κάποια βασική σημείωση, οι ασαφείς κανόνες απόφασης είναι ο τρόπος με τον οποίο μια FIS συσχετίζει μια μεταβλητή εισόδου x με μια μεταβλητή εξόδου y . Στην περίπτωση που εμπλέκονται περισσότερες από μία μεταβλητές στην αρχή, η δομή του κανόνα λαμβάνει τη μορφή: εάν x_1 είναι A και x_2 είναι B , τότε y είναι Z όπου x_1 και x_2 είναι οι μεταβλητές εισόδου και A , B και Z είναι γραμμικές τιμές (μικρές ή μεγάλες κ.λπ.) που ορίζονται ως συνάρτηση μέλους (MF) στους χώρους εισόδου και εξόδου.

Στη ασαφή μοντελοποίηση, οι λειτουργίες μελών και η βάση κανόνων καθορίζονται γενικά από προσεγγίσεις δοκιμής και σφάλματος. Αν και η προσέγγιση αυτή είναι απλή, ο καθορισμός των καταλληλότερων ορίων των λειτουργιών μέλους και ο αριθμός των κανόνων είναι απαιτητικά καθήκοντα.

Γενικά, τα βήματα για τη δημιουργία ενός ασαφούς μοντέλου συμπερασμάτων είναι τα ακόλουθα:

1. Ασαφοποίηση: οι μεταβλητές εισόδου συγκρίνονται με τις μεταβλητές MF στο βασικό μέρος των ασαφών κανόνων για την εξασφάλιση της πιθανότητας χρήσης κάθε γλωσσικής ετικέτας.
2. Συνδυασμός (μέσω λογικών χειριστών) της πιθανότητας στο μέρος εκκίνησης να ληφθεί το βάρος (αντοχή στη φωτιά) κάθε κανόνα.
3. Εφαρμογή της δύναμης πυροδότησης στην παραδοχή των MF κάθε κανόνα για να προκύψουν οι κατάλληλες συνέπειες κάθε κανόνα που απομένει να πληρωθεί με βάση το βάρος τους.
4. Από-ασαφοποίηση: Αθροίζονται οι προσδιορισμένες επιπτώσεις για να δημιουργηθεί μια καθαρή απόδοση.

Λειτουργία ιδιότητας μέλους

Ορισμός: ένα γράφημα που καθορίζει τον τρόπο με τον οποίο κάθε σημείο στο χώρο εισόδου αντιστοιχίζεται στην τιμή μεταξύ 0 και 1. Ο χώρος εισόδου αναφέρεται συχνά ως το σύνολο του λόγου ή το καθολικό σύνολο (u), το οποίο περιέχει όλα τα πιθανά στοιχεία ανησυχίας σε κάθε συγκεκριμένη εφαρμογή.

Υπάρχουν σε μεγάλο βαθμό τρεις τύποι ασαφοποιητών:

1. Ασαφοποιητής μονήρης
2. Gaussian-ός ασαφοποιητής
3. Τραπεζοειδής ή τριγωνικός ασαφοποιητής

Τι είναι ο ασαφής έλεγχος;

Είναι μια τεχνική για την ενσωμάτωση των ανθρώπινων σκέψεων σε ένα σύστημα ελέγχου.

Δεν μπορεί να σχεδιαστεί για να δώσει ακριβή συλλογιστική, αλλά έχει σχεδιαστεί για να δώσει αποδεκτή συλλογιστική.

Μπορεί να μιμηθεί την ανθρώπινη αφαιρετική σκέψη, δηλαδή τη διαδικασία που χρησιμοποιούν οι άνθρωποι για να συνάγουν συμπεράσματα από αυτά που γνωρίζουν.

Οποιοσδήποτε αβεβαιότητες μπορούν εύκολα να αντιμετωπιστούν με τη βοήθεια της ασαφούς λογικής.

Πλεονεκτήματα του συστήματος ασαφούς λογικής

Αυτό το σύστημα μπορεί να λειτουργήσει με οποιοδήποτε τύπο εισόδων είτε πρόκειται για ανακριβείς, παραμορφωμένες ή θορυβώδεις πληροφορίες εισόδου.

Η κατασκευή ασαφών λογικών συστημάτων είναι εύκολη και κατανοητή.

Η ασαφής λογική έρχεται με μαθηματικές έννοιες της θεωρίας των συνόλων και η συλλογιστική της είναι αρκετά απλή.

Παρέχει μια πολύ αποτελεσματική λύση σε σύνθετα προβλήματα σε όλους τους τομείς της ζωής, καθώς μοιάζει με ανθρώπινη συλλογιστική και λήψη αποφάσεων.

Οι αλγόριθμοι μπορούν να περιγράψουν με λίγα δεδομένα, οπότε απαιτείται λίγη μνήμη.

Μειονεκτήματα των συστημάτων ασαφούς λογικής

Πολλοί ερευνητές πρότειναν διαφορετικούς τρόπους επίλυσης ενός δεδομένου προβλήματος μέσω ασαφούς λογικής που οδηγούν σε ασάφεια. Δεν υπάρχει συστηματική προσέγγιση για την επίλυση ενός δεδομένου προβλήματος μέσω ασαφούς λογικής.

Η απόδειξη των χαρακτηριστικών της είναι δύσκολη ή αδύνατη στις περισσότερες περιπτώσεις επειδή κάθε φορά δεν παίρνουμε μαθηματική περιγραφή της προσέγγισής μας.

Καθώς η ασαφής λογική λειτουργεί σε ακριβή καθώς και ανακριβή δεδομένα, έτσι ώστε οι περισσότερες φορές η ακρίβεια να διακυβεύεται.

Εφαρμογές

Χρησιμοποιείται στον αεροδιαστημικό τομέα για τον έλεγχο ύψους του διαστημικού σκάφους και του δορυφόρου.

Έχει χρησιμοποιήσει στο αυτοκίνητο σύστημα για τον έλεγχο ταχύτητας, έλεγχος κυκλοφορίας.

Χρησιμοποιείται για συστήματα υποστήριξης λήψης αποφάσεων και προσωπική αξιολόγηση στην επιχείρηση της μεγάλης εταιρείας.

Έχει την εφαρμογή στη χημική βιομηχανία για τον έλεγχο του pH, ξήρανση, χημική διαδικασία απόσταξης.

Η ασαφής λογική χρησιμοποιείται στην επεξεργασία φυσικής γλώσσας και σε διάφορες εντατικές εφαρμογές στην Τεχνητή Νοημοσύνη.

Η ασαφής λογική χρησιμοποιείται εκτενώς στα σύγχρονα συστήματα ελέγχου όπως τα συστήματα εμπειρογνομόνων.

Η ασαφής λογική χρησιμοποιείται με τα νευρωνικά δίκτυα καθώς μιμείται τον τρόπο με τον οποίο ένα άτομο θα έπαιρνε αποφάσεις, μόνο πολύ πιο γρήγορα. Αυτό γίνεται με τη συσσώματωση των δεδομένων και την αλλαγή σε πιο σημαντικά δεδομένα με τη διαμόρφωση μερικών αληθειών ως ασαφών συνόλων.

Εν ολίγοις, η ασαφής λογική είναι χρήσιμη σε διάφορες πρακτικές εφαρμογές που σχετίζονται με τον έλεγχο, την πρόβλεψη και την εκτίμηση. Τα βασικά πλεονεκτήματα της είναι: i) παρουσιάζει απλότητα και φυσική δομή, ii) βασίζεται σε αναλογικά σύνολα ή σύνολα αναλογίας που έχουν απεριόριστο αριθμό σημείων μεταξύ μηδέν και ένα (Hiebert, 2008) αντί για δυαδικές αντιθέσεις, iii) παρουσιάζει αβεβαιότητες, και iv) μπορεί αποτελεσματικά να συνδυαστεί με άλλες μεθόδους πληροφοριών για τη δημιουργία υβριδικών μοντέλων. Οι ενδιαφερόμενοι για λεπτομερέστερες πληροφορίες μπορούν να αναφερθούν στο Zimmerman (1991) και στο Ross (1995).

2.2 Νευρωνικά Δίκτυα

2.2.1 Οι Διαφορές από παραδοσιακά μοντέλα πρόβλεψης

Σε αντίθεση με τις παραδοσιακές μεθόδους βασισμένες σε μοντέλα, τα ANN είναι αυτό-προσαρμοστικές μέθοδοι που βασίζονται σε δεδομένα και αυτό από μόνο του τους δίνει πλεονέκτημα σε σχέση με γραμμικά μοντέλα ειδικά σε περιπτώσεις με λίγες προηγούμενες μελέτες.

Μαθαίνουν από τα παραδείγματα και καταλαβαίνουν τις λειτουργικές σχέσεις μεταξύ των δεδομένων ακόμα και αν αυτές είναι πολύ δύσκολο να κατανοηθούν εξ αρχής.

Αυτή η προσέγγιση μοντελοποίησης με την ικανότητα μάθησης από την εμπειρία είναι πολύ χρήσιμη για πολλά πρακτικά προβλήματα, δεδομένου ότι είναι συχνά ευκολότερο να έχουμε δεδομένα παρά να έχουμε καλές θεωρητικές εικασίες σχετικά με τους υποκείμενους νόμους που διέπουν τα συστήματα από τα οποία παράγονται τα δεδομένα.

Επιπλέον τα ANN έχουν την ικανότητα να γενικεύονται και με μετά την εκπαίδευση τους πάνω σε ένα δείγμα δεδομένων μπορούν συχνά να συμπεράνουν σωστά το αόρατο τμήμα ενός πληθυσμού, ακόμη και αν τα δεδομένα του δείγματος περιέχουν θορυβώδεις πληροφορίες.

Καθώς η πρόβλεψη πραγματοποιείται μέσω της πρόβλεψης της μελλοντικής συμπεριφοράς (το αόρατο μέρος) από παραδείγματα προηγούμενης συμπεριφοράς,

είναι ένας ιδανικός χώρος εφαρμογής για Νευρωνικά δίκτυα, τουλάχιστον κάτ. ' αρχήν.

Οποιοδήποτε μοντέλο πρόβλεψης υποθέτει ότι υπάρχει μια υποκείμενη (γνωστή ή άγνωστη) σχέση μεταξύ των εισροών (οι προηγούμενες τιμές των χρονο-σειρών ή/και άλλων σχετικών μεταβλητών) και των εξόδων (οι μελλοντικές τιμές). Συχνά, τα παραδοσιακά μοντέλα στατιστικής πρόβλεψης έχουν περιορισμούς στην εκτίμηση αυτής της υποκείμενης λειτουργίας λόγω της πολυπλοκότητας του πραγματικού συστήματος. Η ANN μπορεί να είναι μια καλή εναλλακτική μέθοδος για τον εντοπισμό αυτής της λειτουργίας.

2.2.2 Χρήσεις και βασική λειτουργία

Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να εφαρμοστούν σε διάφορα οικονομικά προβλήματα, όπως η πρόβλεψη καμπυλών απόδοσης, συναλλαγματικών ισοτιμιών, επιτοκίων ομολόγων, αποθεμάτων, βασικών εμπορευμάτων κ.λπ. Τα κύρια κίνητρα για τη χρήση τους στις προβλέψεις της αγοράς είναι διττά:

1. τα δεδομένα της αγοράς είναι εξαιρετικά σύνθετα και δυσνόητα· επομένως, ένα μη γραμμικό μοντέλο είναι ευεργετικό και
2. ένα μεγάλο σύνολο αλληλεπιδραστικών σειρών εισροών απαιτείται συχνά για να εξηγηθεί μια συγκεκριμένη αγορά, η οποία είναι κατάλληλη για τη χρήση νευρωνικών δικτύων.

Η βασική ιδέα των μοντέλων ANN είναι αυτή του εγκεφάλου που μπορεί να μάθει παρουσία ενός δασκάλου. Συνεπώς, κατά τη φάση της εκμάθησης, ο "δάσκαλος" προσδιορίζει τις σωστές απαντήσεις στα παραδείγματα εισαγωγής. Επίσης, η ANN μπορεί να διδαχθεί χωρίς δάσκαλο, με βάση τις αρχές της αυτό-οργάνωσης (Kacprzyk και Pedrycz, 2015). Υπάρχουν δύο είδη νευρώνων που αντιπροσωπεύουν θεμελιώδη δομικά στοιχεία ενός AN: εισόδου και υπολογισμού.

Οι νευρώνες εισόδου βρίσκονται στο επίπεδο εισόδου και μεσολαβούν στις εισόδους του δικτύου και στους υπολογιστικούς νευρώνες.

Οι υπολογιστικοί νευρώνες βρίσκονται εντός των κρυφών επιπέδων του συστήματος και πολλαπλασιάζουν τις εισόδους τους με τα συ σχετιζόμενα συντακτικά βάρη, υπολογίζοντας έτσι το άθροισμα του προϊόντος. Κάθε νευρώνας λειτουργεί ανεξάρτητα και εκτελεί μια προκαθορισμένη μαθηματική λειτουργία για να παράγει μία μόνο έξοδο. Το άθροισμα που προκύπτει είναι το όρισμα της λειτουργίας ενεργοποίησης.

Οι ANN αποτυπώνουν τις σχέσεις μεταξύ των συνόλων δεδομένων και τις χρησιμοποιούν για να προβλέψουν τις μελλοντικές τιμές. Επιπλέον, χρησιμοποιούν τα πραγματικά αποτελέσματα μόλις καταστούν διαθέσιμα, για να προσαρμόσουν το μοντέλο και καταλήγουν σε μια πιο ακριβή πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών. Στην πραγματικότητα, μαθαίνουν από τα λάθη τους. Επομένως, με την πάροδο του χρόνου, καθώς συνεχίζουν να συσσωρεύουν δεδομένα και ανάδραση, τα νευρωνικά δίκτυα θα επανεξετάσουν και θα βελτιστοποιήσουν το μοντέλο για να επιτύχουν πιο ακριβείς

προβλέψεις.

Στην παρούσα εργασία, χρησιμοποιούμε ένα μοντέλο που βασίζεται σε ένα νευρωνικό δίκτυο τροφοδοσίας-προώθησης με ένα μόνο κρυφό επίπεδο. Δεδομένου των εκπαιδευτικών δεδομένων $A = \{(x_i, t_i)\} \quad N \times 1$, η λειτουργία εξόδου του μοναδικού κρυφού στρώματος νευρωνικού δικτύου ανάδρασης με κρυμμένους νευρώνες L μπορεί να γραφτεί ως:

$$f(x_i) = \sum_{j=1}^L \beta_j h(a_j, b_j, x_i) = h(x_i) \quad \beta, i = 1, \dots, N \quad (1)$$

Όπου $\beta = [\beta_1, \dots, \beta_L]^T$ είναι ο σταθμισμένος πίνακας εξόδου, $h(x_i) = [h_1(a_1, b_1, x_i), \dots, h_L(a_L, b_L, x_i)]$ είναι το αποτέλεσμα δικτύου που σχετίζεται με το δείγμα εκπαίδευσης, x_i , $h_j(\cdot)$ είναι μια μη γραμμική συνεκτική λειτουργία, και $a_j \in R$ and $\beta_j \in R$ ($j = 1, 2, \dots, L$), είναι παράμετροι του κρυφού κόμβου j , αντίστοιχα. Σκοπός της εκπαίδευσης είναι να βρεθούν οι παράμετροι που ελαχιστοποιούν τη λειτουργία σφάλματος $H\beta - T$, όπου ο πίνακας εξόδου κρυφού επιπέδου και το αποτέλεσμα προορισμού, αντίστοιχα, δίνονται από:

$$H = \begin{bmatrix} h(x_1) \\ \vdots \\ h(x_N) \end{bmatrix}, \quad T = \begin{bmatrix} t_1^T \\ \vdots \\ t_N^T \end{bmatrix} \quad (2)$$

Αναλυτικές λεπτομέρειες σχετικά με την ανάπτυξη και την εφαρμογή ενός μοντέλου AN είναι διαθέσιμες, μεταξύ άλλων, Gallant (1993), Hagan and Menhaj (1994), Haykin (1994), and Kacprzyk and Pedrycz (2015).

2.3 Προσαρμοζόμενο Σύστημα Νευρο-ασαφούς Παρεμβολής (ANFIS)

Τα συστήματα Neuro-fuzzy είναι υβριδικά μοντέλα που συνδυάζουν τη λειτουργικότητα των ασαφών συστημάτων με τις μαθησιακές ικανότητες των νευρωνικών δικτύων. Τα ασαφή συστήματα συμπερασμάτων είναι επίσης γνωστά ως συστήματα που βασίζονται σε ασαφείς κανόνες, ασαφή μοντέλα, ασαφείς συσχετιστικές μνήμες (FAM) ή ασαφείς ελεγκτές όταν χρησιμοποιούνται ως ελεγκτές.

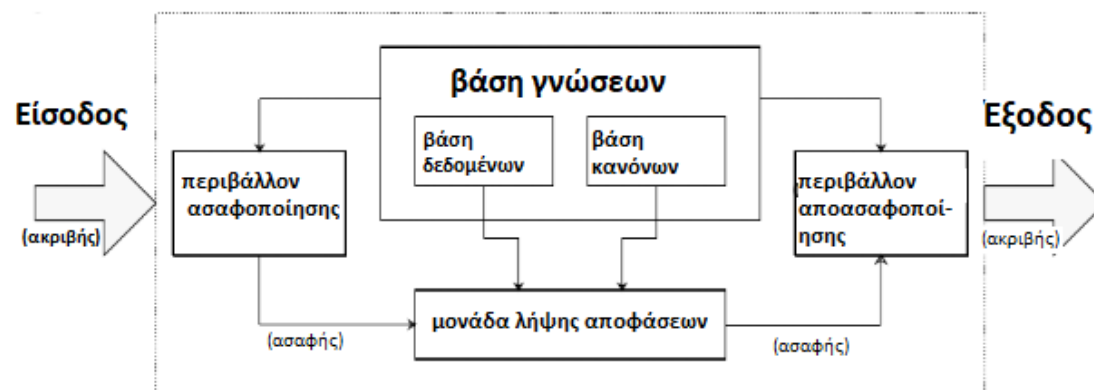
Βασικά ένα ασαφές σύστημα συμπερασμάτων αποτελείται από πέντε λειτουργικά τμήματα :

1. μια βάση κανόνων που περιέχει έναν αριθμό ασαφών κανόνων if-then;

2. μια βάση δεδομένων που ορίζει τις συναρτήσεις μελών των ασαφών συνόλων που χρησιμοποιούνται στους ασαφείς κανόνες;
3. μια μονάδα λήψης αποφάσεων που εκτελεί τις πράξεις συμπερασμάτων σχετικά με τους κανόνες;
4. μια διεπαφή ασαφοποίηση που μετατρέπει τις ακριβείς εισόδους σε βαθμούς αντιστοίχισης με τις γλωσσικές τιμές;
5. μια διεπαφή αποασαφοποίηση που μετασχηματίζουν τα ασαφή αποτελέσματα του συμπερασμού σε μια ακριβής έξοδο.

Συνήθως, η βάση κανόνων και η βάση δεδομένων αναφέρονται από κοινού ως βάση γνώσεων.

Εικόνα 1. Ασαφές σύστημα συμπερασμάτων



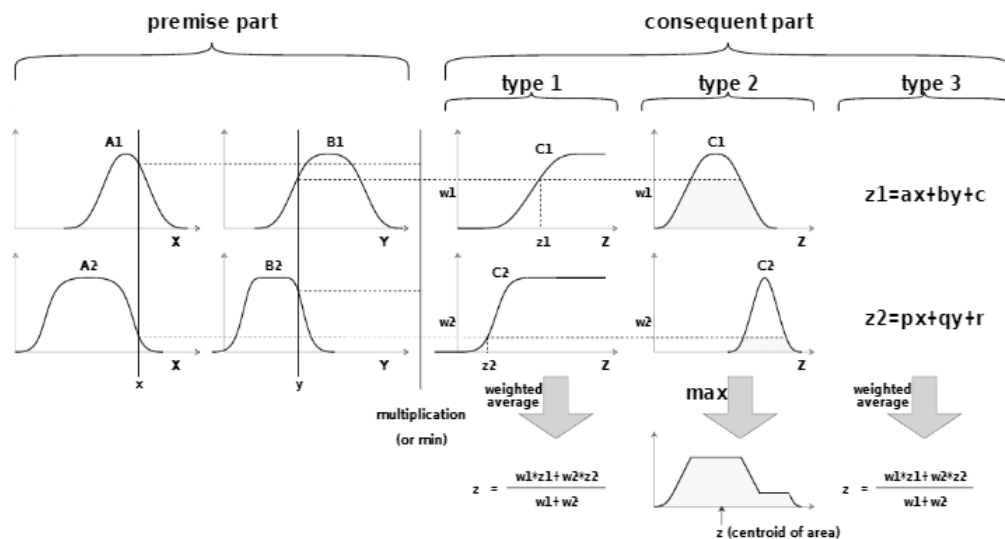
Κατά συνέπεια, ένα από τα κύρια πλεονεκτήματα ενός συστήματος με νευρώνες είναι η ικανότητά του να χρησιμοποιεί γλωσσικές μεταβλητές για να διαμορφώνει τις σχέσεις εντός εξόδου ενός δεδομένου συστήματος.

Τα βήματα της ασαφούς συλλογιστικής (πράξεις συμπερασμάτων σε ασαφείς κανόνες if-then) που εκτελούνται από ασαφή συστήματα συμπερασμάτων είναι:

1. Συγκρίνονται οι μεταβλητές εισόδου με τις συναρτήσεις μέλους στο τμήμα προϋπόθεση για να αποκτηθούν οι τιμές μέλους (ή μέτρα συμβατότητας) κάθε γλωσσικής ταμπέλας. (Αυτό το βήμα ονομάζεται συχνά ασαφοποίηση).
2. Συνδυάζονται (μέσω ενός συγκεκριμένου χειριστή t-norm, συνήθως πολλαπλασιασμού ή min.) οι τιμές των μελών στο μέρος για να πάρει τη δύναμη πυροδότησης (βάρος) του κάθε κανόνα.
3. Δημιουργείται το κατάλληλο επακόλουθο (είτε ασαφές είτε ακριβές) κάθε κανόνα ανάλογα με τη δύναμη πυροδότησης.
4. Συγκεντρώνονται τα κατάλληλα επακόλουθα για να παράγεται μια ακριβής έξοδο (Αυτό το βήμα ονομάζεται αποασαφοποίηση).

Ανάλογα με τους τύπους συλλογιστικής και τους ασαφείς κανόνες if-then που χρησιμοποιούνται, τα περισσότερα ασαφή συστήματα συμπερασμάτων μπορούν να ταξινομηθούν σε τρεις τύπους (εικόνα 2):

Εικόνα 2. Συνήθεις ασαφείς αν - τότε κανόνες και ασαφείς μηχανισμοί συλλογισμού.



Τύπος 1: η συνολική έξοδος είναι ο σταθμισμένος μέσος όρος της ευκρινούς εξόδου κάθε κανόνα που προκαλείται από τη δύναμη πυροδότησης του κανόνα(το προϊόν ή το ελάχιστο των βαθμών αντιστοίχισης με το τμήμα προϋπόθεση) και τις λειτουργίες μέλους εξόδου. Οι λειτουργίες μέλους εξόδου που χρησιμοποιούνται σε αυτό το σχήμα πρέπει να είναι μονοτονικά μη μειούμενες.

Τύπος 2: Η συνολική ασαφής έξοδος προκύπτει με την εφαρμογή της λειτουργίας "max" στις κατάλληλες ασαφείς εξόδους (κάθε μία από τις οποίες είναι ίση με την ελάχιστη ισχύ πυροδότησης και τη λειτουργία ιδιότητας μέλους εξόδου κάθε κανόνα).ορισμένα από αυτά είναι το κέντρο της περιοχής, ο διχοτόμος της περιοχής, ο μέσος όρος των μεγίστων, το μέγιστο κριτήριο κλπ.

Τύπος 3: Οι κανόνες Takagi και Sugeno's fuzzy if-then χρησιμοποιούνται. Η έξοδος κάθε κανόνα είναι ένας γραμμικός συνδυασμός μεταβλητών εισόδου συν έναν σταθερό όρο και η τελική έξοδος είναι ο σταθμισμένος μέσος όρος της εξόδου κάθε κανόνα.

Επιπλέον, χρησιμοποιώντας αλγόριθμους εκμάθησης νευρωνικού δικτύου, το ασαφές υποσύστημα μπορεί να προσαρμόσει αυτόματα τις παραμέτρους των ασαφών κανόνων, δημιουργώντας έτσι έναν κανόνα βάσει δεδομένων για ακριβέστερη πρόβλεψη. Η ασαφής λογική εφαρμόστηκε επίσης στην ανάπτυξη ελεγκτών που έχουν τα ακόλουθα πλεονεκτήματα (Mamdani & Asilian, 1975):

- 1) δεν απαιτούν να είναι ακριβώς γνωστό το μοντέλο του φυτού και
- 2) η γλωσσική τους μορφή προσεγγίζει περισσότερο τον τρόπο έκφρασης και επισημοποίησης της ανθρώπινης λογικής.

Η χρήση ασαφών αν και τότε κανόνων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν λόγω των καθολικών χαρακτηριστικών προσέγγισης της ασαφούς λογικής επιτρέπουν τη μοντελοποίηση των μη γραμμικοτήτων του συστήματος. Ωστόσο, χρησιμοποιείται ένα κατά προσέγγιση μοντέλο του συστήματος, καθώς δεν είναι δυνατή η καταγραφή όλων των πιθανών περιπτώσεων. Η κύρια πρόκληση στο σχεδιασμό ασαφών ελεγκτών είναι ο καθορισμός των παραμέτρων του ελεγκτή. Συνεπώς, έχουν προταθεί πολλές τεχνικές για την αυτόματη ρύθμιση των παραμέτρων των ελεγκτών σε τρόπο λειτουργίας δέσμης, κυρίως με τη χρήση τεχνικών εκμάθησης εκτός σύνδεσης από τον τομέα των νευρωνικών δικτύων ή των γενετικών αλγορίθμων (Pomaresetal., 2002). Οι Kasprzyk και Pedrycz (2015) παρουσιάζουν μια επισκόπηση ορισμένων προσαρμοσίμων και εξελισσόμενων προσεγγίσεων ελέγχου.

Το προσαρμοστικό σύστημα ασαφούς συμπεράσματος βάσει δικτύου (ANFIS) που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα μελέτη προτάθηκε από τον Jang (1993). Αποτελείται από πέντε επίπεδα προσαρμοστικού δικτύου με δύο εισόδους, x και y και μία έξοδο z . λόγω των ικανοτήτων αυτό-μάθησης που διαθέτει, μπορεί να καταρτιστεί χωρίς την ανάγκη πραγματογνωμοσύνης. Οι κανόνες επιτρέπουν την ανάλυση τόσο των ποιοτικών όσο και των ποσοτικών δεδομένων και είναι αρκετά απλοί ώστε να διευκολύνουν την αιτιολόγηση των αποτελεσμάτων του υποδείγματος. Επιπλέον, το ANFIS επιτρέπει ως εισροές ορισμένες "διογκωμένες" τιμές (π.χ. μικρές, μεσαίες, μεγάλες) αντί για ένα ευρύ φάσμα πραγματικών αριθμητικών τιμών, μειώνοντας έτσι το χρόνο που χρειάζεται το σύστημα για μάθηση και προσαρμογή (Jang, 1993).

Στην παρούσα εργασία, για να προσδιορίσουμε τις ασαφείς παραμέτρους των συστημάτων παρεμβολής τύπου Sugeno (Sugeno, 1985), χρησιμοποιούμε έναν υβριδικό αλγόριθμο μάθησης. Επιπλέον, το προτεινόμενο σύστημα παράγει ασαφείς λογικούς κανόνες.

Το ANFIS συνδυάζει τη μέθοδο καθόδου με κλίση προς τα άκρα των ελαχίστων τετραγώνων και αντίστροφης διάδοσης για την εκπαίδευση των παραμέτρων λειτουργίας της ιδιότητας μέλους FIS για την εξομοίωση της δοσμένης εισόδου στην έξοδο. Έτσι, είναι ένα πολύ ισχυρό, υπολογιστικά αποδοτικό εργαλείο για την αντιμετώπιση της αοριστίας και της μη γραμμικότητας.

2.3.1 Προβλέψεις με χρήση ANFIS

Συστήματα ANFIS έχουν χρησιμοποιηθεί ήδη σε αρκετές περιπτώσεις για πρόβλεψη σε διάφορους τομείς κάποιους από τους οποίους θα δούμε σύντομα.

Στον τομέα των πωλήσεων έχει γίνει η έρευνα «Μια τεχνική επιχειρηματικής ευφυΐας για την πρόβλεψη των Πωλήσεων αυτοκινήτων με την χρήση προσαρμοστικών Ευφυών Συστημάτων (ANFIS και ANN)» (Alekh Dwivedi, Maheshwari Niranjana, Kalicharan Sahu, 2013). Σε αυτή την έρευνα για τις πωλήσεις αυτοκινήτων στην Ινδία οι ερευνητές ξεκίνησαν την πρόβλεψη με κοινές μεθόδους όπως ο κινητός μέσος όρος και η εκθετική εξομάλυνση και χρησιμοποίησαν τις προβλεπόμενες τιμές από αυτές τις μεθόδους ως μεταβλητές εισόδου για το ANFIS. αφού πήρανε τις τα

προβλεπόμενα αποτελέσματα με τη μέθοδο ANFIS, συγκρίθηκαν αυτά τα αποτελέσματα με δύο άλλες μεθόδους πρόβλεψης όπως η ANN και η Γραμμική Παλινδρόμηση. Η μελέτη αυτή έδειξε ότι η απόδοση της πρόβλεψης πωλήσεων μπορεί να ενισχυθεί σημαντικά με τη χρήση ANFIS.

Για την πρόβλεψη της ξηρασίας έγινε η έρευνα «Πρόβλεψη ξηρασίας χρησιμοποιώντας ANFIS - μια μελέτη περίπτωσης στην ξηρασία επιρρεπής περιοχή του Βιετνάμ» (Nguyen, V., Li, Q., & Nguyen, L. 2017). Σε αυτή την έρευνα, ο συγγραφέας χτίζει πίνακες συσχέτισης μεταξύ των SSTAs (Οι ανωμαλίες της θερμοκρασίας της επιφάνειας της θάλασσας) σε τέσσερις ζώνες παρατήρησης δραστηριοτήτων ENSO (El Nino-Southern Oscillation). Οι αναλύσεις συσχέτισης για την επιλογή πιθανών μεταβλητών εξυπηρετούν την πρόβλεψη της ξηρασίας. Τα αποτελέσματα αυτής της έρευνας έδειξαν ότι το μοντέλο πρόβλεψης ANFIS με SSTA μπορεί να προβλέψει μακροπρόθεσμα από το μοντέλο με SOI και καθίζηση. Τα μοντέλα πρόβλεψης ANFIS με εκδηλώσεις SSTAs θα μπορούσαν να εφαρμοστούν με επιτυχία και να παρέχουν υψηλή ακρίβεια και αξιοπιστία για την πρόβλεψη της ξηρασίας στον τομέα της έρευνας.

Τέλος, σε μια έρευνα που είναι πολύ κοντά στην δική μας, έγινε η έρευνα «Οικονομική πρόβλεψη χρησιμοποιώντας δίκτυα ANFIS με βελτιστοποίηση σμήνους κβαντικών σωματιδίων» (VanHieu Nguyen, QiongFang Li & LuongBang Nguyen, (2017). Σε αυτήν την έρευνα χρησιμοποιείται σε πρώτη φάση, ένα ANFIS-wavelet συντονισμένο με QPSO χρησιμοποιείται ως ένα σύστημα πρόβλεψης ενός βήματος. Επίσης, μια νέα δυναμική χρονική στρέβλωση (DTW)-wavelet υβριδική μέθοδος προτείνεται για την αυτόματη εξαγωγή μοτίβο. Τέλος, ανάλογα με τα αποτελέσματα της προτεινόμενης μεθόδου, το σύστημα λαμβάνει ορισμένες εμπορικές αποφάσεις, όπως "αγορά", "πώληση" ή "ουδέτερη". Σε αυτό το άρθρο προσπαθήσανε να δημιουργήσουν ένα σύστημα υποστήριξης αποφάσεων που μιμείται τη συμπεριφορά των πραγματικών εμπόρων στις χρηματοπιστωτικές αγορές όπως και στην δική μας περίπτωση.

Οι δύο κύριες μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για την τεχνική ανάλυση είναι δείκτες που βασίζονται σε στατιστικές. Οι στατιστικές μέθοδοι περιλαμβάνουν τη χρήση κινητών μέσων όρων για την εξεύρεση μαθηματικής σχέσης μεταξύ προηγούμενων δεδομένων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την αξιολόγηση των μελλοντικών τιμών της αγοράς. Τέλος, εάν εμφανιστεί ένα συγκεκριμένο μοτίβο σε ένα γράφημα, η ανάλυση μοτίβων γραφημάτων μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη των μελλοντικών τάσεων.

Ο κύριος σκοπός αυτής της εργασίας ήταν να δημιουργηθεί ένα συμβουλευτικό Σύστημα Συναλλαγών Forex που χρησιμοποίησε τόσο τα πρότυπα γραφημάτων όσο και τις προηγούμενες τιμές των συναλλαγματικών ισοτιμιών στη διαδικασία λήψης αποφάσεων και που θα λειτουργούσε σαν πραγματικός έμπορος. Προτείναν μια υπερσύγχρονη μέθοδο που περιγράφει τις τιμές αγοράς ενός βήματος χρησιμοποιώντας ένα υβρίδιο ANFIS, QPSO και WT και επίσης εξήγαγε μοτίβα γραφημάτων χρησιμοποιώντας ταυτόχρονα WT και DTW. Παρατηρήσανε ότι, εφαρμόζοντας και δοκιμάζοντας την προτεινόμενη μέθοδο σε πραγματικά δεδομένα FX, μπορούν να προβλέψουν την κατεύθυνση της αγοράς και να λάβουν σωστές αποφάσεις συναλλαγών με ακρίβεια περίπου 69%. Η προτεινόμενη μέθοδος καλύπτει τους τομείς τόσο της μηχανικής μάθησης όσο και της αναγνώρισης προτύπων.

Επίσης, ακριβώς όπως θα έκανε ένας πραγματικός έμπορος, η μέθοδος πρόβλεψης χρησιμοποίησε τόσο τα ιστορικά δεδομένα όσο και τα μοτίβα διαγραμμάτων. Τα πειραματικά αποτελέσματα καταδεικνύουν ότι η προτεινόμενη μέθοδος αποδίδει καλά στην οικονομική πρόβλεψη, ειδικά στην αγορά συναλλάγματος.

2.4 Το σύστημα πρόβλεψης νευρο-ασαφών ελεγκτών PATSOS

Η βασική προσέγγιση που έγινε σε προηγούμενη μελέτη για την πρόβλεψη των τιμών του Bitcoin, είναι με το σύστημα πρόβλεψης του PATSOS neuro-fuzzy controller. Αρχικά προτάθηκε από τους Ατσαλάκης και Βαλαβάνης (2009) στην πρόβλεψη των τιμών των μετοχών, και μετέπειτα τροποποιήθηκε και εφαρμόστηκε και για το Bitcoin. Το σύστημα αυτό αποτελείται από δύο υποσυστήματα ANFIS, τα οποία αποτελούν σύστημα ανατροφοδότησης κλειστού βρόχου. Το πρώτο υποσύστημα είναι ένα μοντέλο ANFIS το οποίο αποτελεί έναν αντιστρόφως διεγερτικό νευροπαθητικό ελεγκτή που αναφέρεται ως CON-ANFIS. Το δεύτερο υποσύστημα, που ονομάζεται PR-ANFIS, παρουσιάζει τη διαδικασία ελέγχου (δηλαδή την πρόβλεψη τιμών σε bitcoin). Αυτό το διπλό σύστημα έχει εφαρμοστεί με πλήρης επιτυχία στην πρόβλεψη της χρηματιστηριακής αγοράς και της διακίνησης εμπορευμάτων αλλά και μετά απο τροποποίηση χρησιμοποιήθηκε πρώτη φορά και στο ισχυρότερο κρυπτονόμισμα της αγοράς. Στην παρούσα εργασία, εφαρμόζεται για πρώτη φορά στην πρόβλεψη των τιμών πολλαπλών κρυπτονομισμάτων.

Για την ανάπτυξη ενός ελεγκτή εκπαιδευμένου με αντίστροφη τεχνική μάθησης απαιτείται μια φάση μάθησης και εφαρμογής, επίσης γνωστή ως γενική μάθηση. Οι δύο αυτές φάσεις λειτουργούν παράλληλα (Jang, 1997). Κατά την πρώτη φάση, χρησιμοποιείται τεχνική εκτός σύνδεσης για τη διαμόρφωση της αντίστροφης δυναμικής της διαδικασίας. Κατά τη φάση εφαρμογής, ο λαμβανόμενος νευρο-ασαφής ελεγκτής αντιπροσωπεύει την εσωτερική δυναμική της διαδικασίας. Χρησιμοποιείται για τη δημιουργία ελέγχων που οδηγούν τη διαδικασία τιμολόγησης Bitcoin (PR-ANFIS) στην παραγωγή προβλέψεων. Το πλαίσιο αυτό συμπληρώνει πλήρως τα κλασικά συστήματα προσαρμοστικού ελέγχου. Το σχήμα 1 παρουσιάζει τον ελεγκτή PATSOS κατά τη φάση εκπαίδευσης. Κατά τη φάση εφαρμογής, το CON-ANFIS παράγει μια δράση ελέγχου που οδηγεί το μοντέλο PR-ANFIS να κάνει προβλέψεις σχετικά με τις τιμές Bitcoin.

2.4.1 Εκπαίδευση του ελεγκτή CON-ANFIS

Ο ελεγκτής CON-ANFIS παράγει μέτρα ελέγχου για το μοντέλο διαδικασίας PR-ANFIS, το οποίο προβλέπει την τάση της τιμής του νομίσματος κατά ένα βήμα μπροστά (δηλαδή προβλέπει την τάση της επόμενης ημέρας). Σε διακριτό χρόνο,

η συνολική διαδικασία συστήματος και οι εξισώσεις ελεγκτή εφαρμόζονται και στις δύο φάσεις:

$$y(k+1) = f(y(k), u(k)) \quad (3)$$

$$u(k) = g(y(k)) \quad (4)$$

όπου $y(k+1)$ αντιπροσωπεύει την τιμή του νομίσματος τη στιγμή $k+1$, $y(k)$ συμβολίζει την τιμή νομίσματος τη στιγμή k , και $u(k)$ είναι το σήμα ελέγχου (ενέργεια) τη στιγμή k . Θεωρείται ότι η δυναμική της διεργασίας είναι άγνωστη και σκοπός της είναι η κατασκευή ενός ANFIS πρώτης τάξεως που αντιστοιχίζει ένα δεδομένο ζεύγος εισόδου $[y(k), y(k+1)]$ σε μια επιθυμητή ενέργεια ελέγχου $u(k)$. Το υπόδειγμα CON-ANFIS είναι ένα μοντέλο πρώτης τάξεως Sugeno, το οποίο αποτελείται από δύο εισροές, $y(k+1)$ και $y(k)$ και μία εκροή. Για την κατάρτιση του CON-ANFIS, χρησιμοποιούνται τα στοιχεία του εντύπου $[y(k), y(k+1), u(k)]$. Οι εισροές του μοντέλου είναι: i) η τρέχουσα τάση της τιμής νομίσματος $y(k)$, και ii) η πραγματική τάση της επόμενης ημέρας $y(k+1)$. Το αποτέλεσμα για αυτό το μοντέλο είναι η ενέργεια ελέγχου $u(k)$ που χρησιμοποιείται ως είσοδος για το μοντέλο PR-ANFIS, η οποία οδηγεί στην τάση $y(k+1)$. Κατά τη διάρκεια της κατάρτισης, η $u(k)$ παραμένει θετική δράση ελέγχου που υπολογίζεται ως εξής:

$$u(k) = (y(k) - y(k-1) + 1) \quad (5)$$

Μετά από μια δοκιμαστική διαδικασία και μια διαδικασία σφάλματος, επιλέγουμε δύο συναρτήσεις συμμετοχής Gauss που αντιστοιχούν στους γλωσσικούς όρους: μικρό και μεγάλο. Ο συνδυασμός των δύο εισροών με τις δύο συναρτήσεις μέλους οδηγεί στους ακόλουθους τέσσερις κανόνες:

εάν το $y(k+1)$ είναι μικρό και το $y(k)$ είναι μεγάλο, τότε το (u) είναι

$$f_1 = p_1 \cdot y(k+1) + q_1 \cdot y(k) + r_1, \quad (6)$$

όπου το $\{p_1, q_1, r_1\}$ είναι μια παράμετρος που έχει υπολογιστεί και βελτιστοποιηθεί κατά τη φάση εκμάθησης.

2.4.2 Εκπαιδεύοντας την διαδικασία PR-ANFIS

Η μεταβολή των τιμών των νομισμάτων δεν είναι γραμμική, καθιστώντας τη χρήση των τεχνικών προσδιορισμού που απαιτούνται για την αποτελεσματική μοντελοποίηση. Η αναγνώριση του συστήματος βασίζεται αποκλειστικά σε μετρούμενα δεδομένα και, ως εκ τούτου, το ANFIS χρησιμοποιείται για τη διαμόρφωση της διαδικασίας (δηλαδή τιμολόγηση του νομίσματος).

Επιπλέον, το PR-ANFIS είναι εκπαιδευμένο να δημιουργεί προβλέψεις που βρίσκονται ένα βήμα μπροστά από την έξοδο της διαδικασίας. Αυτό είναι ένα

μοντέλο πρώτης παραγγελίας Sugeno με τρεις εισόδους και μία έξοδο. Οι εισροές είναι:

1. τρέχουσα τιμή $y(k)$,
2. μία βαθμίδα καθυστερημένη τιμή $y(k - 1)$ και
3. η πράξη ελέγχου της παραγωγής του ελεγκτή CON-ANFIS, $u(k)$.

Το αποτέλεσμα του μοντέλου είναι η εκτίμηση της τιμής $y(k + 1)$. Για την εκπαίδευση του PR-ANFIS, χρησιμοποιούμε ζεύγη δεδομένων κατάρτισης της ακόλουθης μορφής:

$[y(k - 1), y(k), u(k); y(k + 1)]$.

Επιπρόσθετα, επιλέγονται δύο συναρτήσεις της ιδιότητας μέλους της Gauss. Οι όροι αυτοί αντιστοιχούν στους γλωσσικούς όρους μικρούς και μεγάλους για κάθε εισροή, δίνοντας έτσι οκτώ κανόνες που:

εάν το $y(k - 1)$, είναι μικρό και το $y(k)$ είναι μικρό και το $y(u)$ είναι μικρό, τότε το $y(k + 1)$ είναι $f_1 = p_1 \cdot y(k + 1) + q_1 \cdot y(k) + s_1 \cdot u(k) + r_1$,

όπου οι παράμετροι $\{p, q, s, r\}$ βελτιστοποιούνται κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης μοντέλου.

Κατά τη διάρκεια της κατάρτισης, το μοντέλο έχει σχεδιαστεί για την πρόβλεψη των τιμών των νομισμάτων που έπονται ενός βήματος. Σύμφωνα με τις Norgaard, Ravnm και Poulsen (2003), δεδομένου ότι η εισροή ελεγκτή CON-ANFIS $y(k + 1)$ είναι άγνωστη κατά τη διάρκεια της αξιολόγησης, χρησιμοποιείται η επιθυμητή εισροή $y_d(k + 1)$. Στην προτεινόμενη μεθοδολογία, το $y_d(k + 1)$ ορίζεται ως το ποσοστό μεταβολής για τον μέσο όρο της τιμής των νομισμάτων τριών ημερών. Οι εξισώσεις (7) και (8) απεικονίζουν τον υπολογισμό του τριήμερου κινητού μέσου όρου και τον αντίστοιχο ρυθμό μεταβολής, αντιστοίχως:

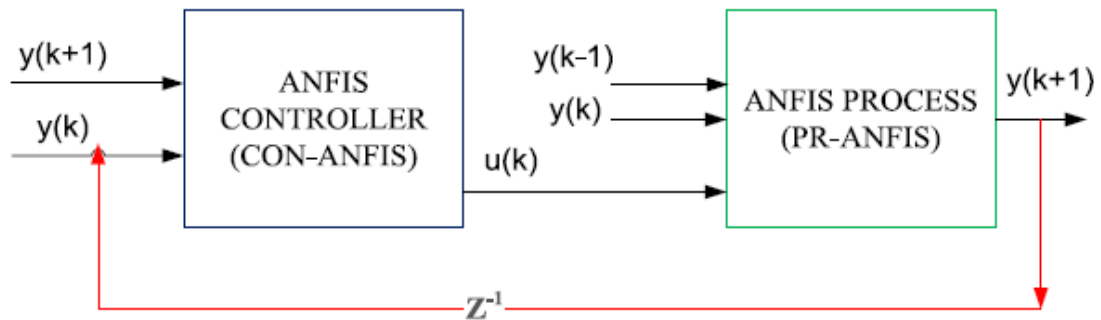
$$SMA(k) = \frac{Sum\ of\ close\ price, dayk, k - 1, k - 2}{3} \quad (7)$$

$$Moving\ average\ rate = \frac{SMA(k) - SMA(k - 1)}{SMA(k - 1)} \quad (8)$$

Κατά την αξιολόγηση εκτός δείγματος, οι εισροές για το CON-ANFIS είναι:

1. ο τριήμερος κυλιόμενος μέσος ρυθμός (διότι η εκτός αξιολόγησης εισροή $y(k+1)$ που χρησιμοποιήθηκε κατά τη διάρκεια της κατάρτισης είναι άγνωστη χρησιμοποιείται η $y_d(k+1)$) και
2. η τρέχουσα τιμή $y(k)$. Ο ελεγκτής CON-ANFIS οδηγεί το μοντέλο PR-ANFIS στην έξοδο τη στιγμή $k+1$ (Ατσαλάκης & Βαλαβάνης, 2009).

Εικόνα 3. Το σύστημα PATSOS κατά την φάση της εκπαίδευσης



3. Πρόβλεψη τιμών Κρυπτονομισμάτων

3.1 Περιγραφή δεδομένων

Τα δεδομένα χωρίστηκαν σε δύο υποσύνολα: ένα σύνολο εκπαίδευσης και ένα σύνολο ταυτότητας. Υπάρχουν διάφορες μέθοδοι για το διαχωρισμό του δείγματος. Πολλοί συγγραφείς χωρίζουν τα δεδομένα με βάση την ευκολία, για παράδειγμα: 50:50, 60:40, 70:30, 80:20 ή 90:10.

Σε αυτή την εργασία χρησιμοποιούμε καθημερινά ιστορικά δεδομένα των τιμών των κλεισιμάτων 10 νομισμάτων ως πρώτες εισροές στο μοντέλο, ώστε να προβλέψουμε την κατεύθυνση στην αλλαγή της τιμής. Τα στοιχεία είναι από 24 Σεπτεμβρίου του 2018 έως 24 Σεπτεμβρίου του 2019 και αποκτήθηκαν από το «finance.yahoo.com».

Τα δεδομένα χωρίστηκαν σε δύο υποσύνολα: τα δεδομένα «εκπαίδευσης», και τα δεδομένα «επιβεβαίωσης». Αντί να τα χωρίσουμε ποσοστιαία για παράδειγμα: 50-50, 60-40, 70-30, κρατήσαμε για εκπαίδευση τις 305 πρώτες παρατηρήσεις ώστε να κάνουμε το τεστ στις τελευταίες 60, το οποίο διάστημα αντιστοιχεί σε ορίζοντα επένδυσης-διαπραγμάτευσης τριών μηνών (εξαιρουμένων των Σάββατο-

Κύριακων).Κάνοντας χρήση ξεχωριστών δεδομένων για εκπαίδευση και δοκιμή έχουμε μια ισχυρή δοκιμή για την ικανότητα πρόβλεψης του μοντέλου. Ωστόσο, ταυτόχρονα, αυτή η δοκιμή μας παρέχει μια πραγματική εκτίμηση της ικανότητάς του αλγόριθμου να εργάζεται σαν να εφαρμοζόταν στην πράξη από έναν επενδυτή.

Με βάση την παραπάνω διαίρεση των δεδομένων, τα μοντέλα εκπαιδεύονται χρησιμοποιώντας το σύνολο εκπαίδευσης και η ικανότητά τους να προβλέπουν αξιολογείται με τη χρήση του συνόλου επικύρωσης. Πριν από κάθε «εκπαίδευση», οι σχετικές σειρές δεδομένων μεταμορφώθηκαν και υποβλήθηκαν σε προεπεξεργαζόμενες για τον υπολογισμό του ποσοστού μεταβολής της τιμής. Στη συνέχεια, οι καθυστερημένες διαφορές $u(k)$ υπολογίστηκαν για κάθε περίοδο, έτσι ώστε $u(k) = y(k) - y(k-1)$, όπου $y(k)$ είναι οποιαδήποτε μεταβλητή που παρατηρήθηκε στην περίοδο k .

3.2 Συναρτήσεις Συμμετοχής

Στη θεωρία ασαφών συνόλων, μια συνάρτηση μέλους ορίζει τον βαθμό αλήθειας (μερική αλήθεια αντί αληθούς ή ψευδούς, 0 ή 1), μιας ακριβούς τιμής σε ένα εύρος τιμών από 0 μέχρι 1. Η συνάρτηση ιδιότητας μέλους είναι μια συνάρτηση που επιστρέφει το βαθμό ιδιότητας μέλους για το πώς μια τιμή χαρτογραφείται σε ένα χώρο εισόδου. Κάθε συνάρτηση μέλους περιέχει μια καμπύλη που αντιπροσωπεύει κάθε σημείο σε ένα καθορισμένο διαμέρισμα εισόδου. Ανάλογα με το σχήμα της καμπύλης, κάθε συνάρτηση μέλους δίνεται ένα συγκεκριμένο όνομα, δηλαδή τριγωνικό, σχήμα καμπάνας, τραπεζοειδές, και Gauss-ιανή καμπύλη.

Σε αυτήν την εργασία θα χρησιμοποιήσουμε τέσσερις τέτοιες συναρτήσεις κατά τον έλεγχο και την διεργασία της CON-ANFIS.

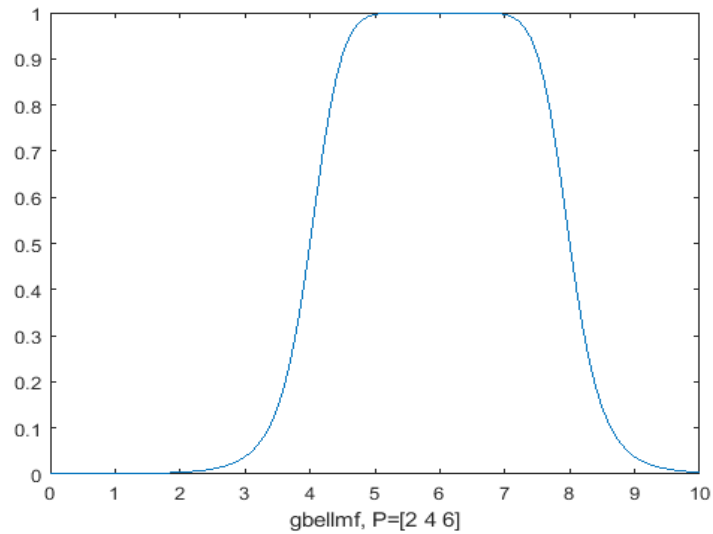
Όπως θα αναλύσουμε παρακάτω σημασία θα έχει τόσο στην έρευνα μας η επιλογή συνάρτησης που θα κάνουμε για την πρόβλεψη αλλά και ο αριθμός συμμετοχών της στον αλγόριθμο ώστε να πετύχουμε το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα.

GBELLMF

Η γενικευμένη συνάρτηση συμμετοχής σχήματος καμπάνας(Generalbell, Gbellmf) είναι ένα συμμετρικό σχήμα παρόμοιο με ένα κουδούνι. Όπως εκφράζεται από κάτω, αυτή η συνάρτηση χρησιμοποιεί τρεις παραμέτρους: το A καθορίζει το πλάτος της καμπύλης που μοιάζει με καμπάνα, το B είναι ένας θετικός ακέραιος, ενώ το c ορίζει το κέντρο της καμπύλης. Η εξίσωση εκφράζει τον μαθηματικό τύπο της συνάρτησης:

$$\text{bell}(x, a, b, c) = 1 + x - ca2b \quad (9)$$

Διάγραμμα 11. Η καμπύλη GBELL

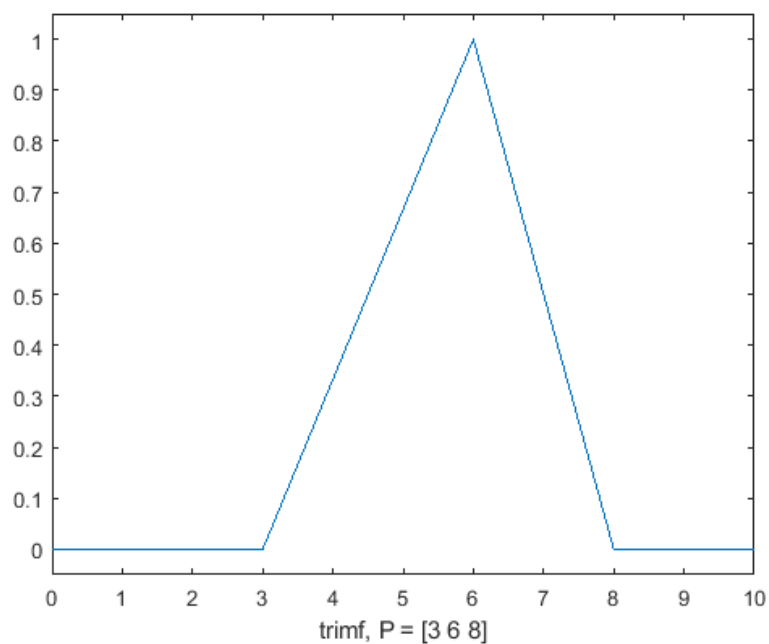


TRIMF

Η τριγωνική συνάρτηση συμμετοχής (Triangle, Trimf), με τριγωνική καμπύλη, είναι το απλούστερο σχήμα μεταξύ άλλων. Ορίζεται από τρεις παραμέτρους για τον ορισμό τριών σημείων: A και Γ για τα πόδια και B για την άκρη της καμπύλης. Η εξίσωση εκφράζει τον μαθηματικό τύπο της συνάρτησης:

$$\text{triangular}(x, a, b, c) = \max\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{c-x}{c-b}, 0\right) \quad (10)$$

Διάγραμμα 12. Η καμπύλη Triangle

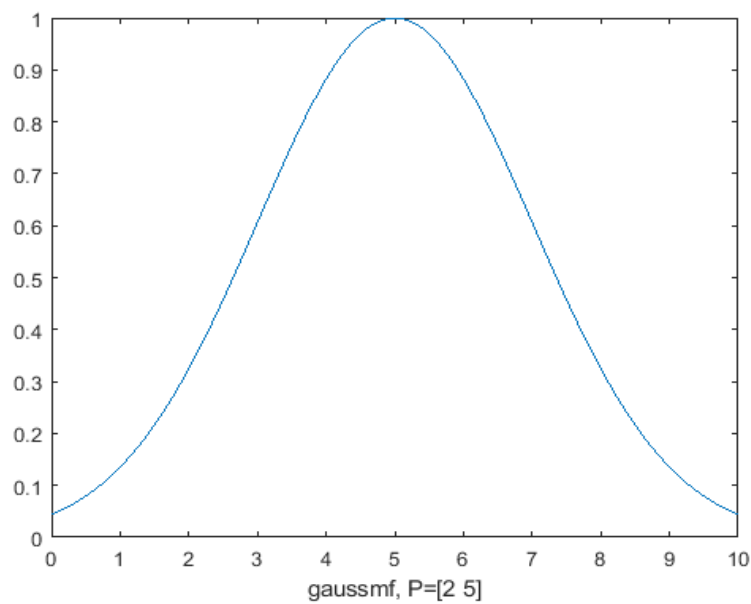


GAUSS

Η Gaussian-ή (Gaussmf) που μοιάζει με την γνωστή κανονική κατανομή, έχει επίσης μια ομαλή καμπύλη. Ωστόσο, μεταξύ των δύο συναρτήσεων συμμετοχής που αναφέρθηκαν παραπάνω, χρησιμοποιεί μόνο δύο παραμέτρους: c για τον εντοπισμό του κέντρου και σ για τον προσδιορισμό του πλάτους της καμπύλης όπως εκφράζεται μαθηματικά:

$$\text{gaussian}(x, c, \sigma) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}} \quad (11)$$

Διάγραμμα 13. Η καμπύλη GAUSS

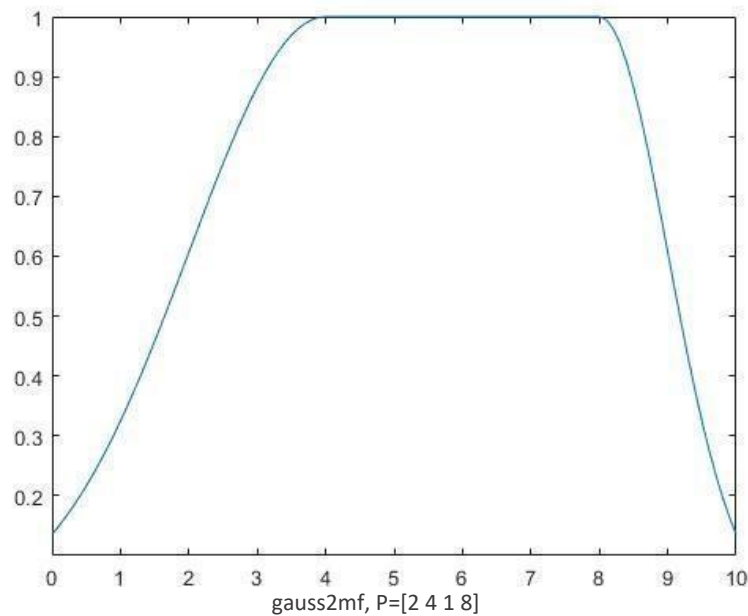


GAUSS 2

Αυτή η συνάρτηση υπολογίζει ασαφείς τιμές ιδιότητας μέλους χρησιμοποιώντας ένα συνδυασμό δύο Gaussian-ών συναρτήσεων συμμετοχής.

$$\text{Gauss2mf} = e^{-\frac{(x-c_1)^2}{2\sigma_1^2}} - e^{-\frac{(x-c_2)^2}{2\sigma_2^2}} \quad (12)$$

Διάγραμμα 14. Η καμπύλη GAUSS2



3.3 Μέτρα πρόβλεψης της επίδοσης

3.3.1 Σφάλματα

Η αξιολόγηση των μοντέλων βασίζεται σε τρεις συχνά χρησιμοποιήσιμες μετρήσεις της ANFIS:

- Μέσο τετράγωνο σφάλμα (MSE)
- Τετραγωνικό σφάλμα (RMSE)
- Μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE)

Η χρήση των μέτρων αυτών αποσκοπεί στην αξιολόγηση των αποκλίσεων μεταξύ των προβλέψεων που παρέχονται από τα μοντέλα και των αποτελεσμάτων στον πραγματικό κόσμο (δηλαδή των πραγματικών αποτελεσμάτων). Οι μαθηματικοί τύποι είναι οι ακόλουθοι:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum e^t \quad (13)$$

$$RMSE = \frac{\sqrt{1}}{n} \sum e^t{}^2 \quad (14)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum |e^t| \quad (15)$$

3.3.2 Αγοροπωλησίες – Διατήρηση κεφαλαίου (B&H)

Λόγω της έλλειψης μέτρων για την απεικόνιση του "μεγέθους" των διακυμάνσεων των τιμών, διενεργείται περαιτέρω αξιολόγηση μέσω μιας σύγκρισης των αποτελεσμάτων της PATSOS με ένα πραγματικό αποτέλεσμα από μια στρατηγική αγοράς και κράτησης των μετοχών.

Στην δική μας περίπτωση που έχουμε ως αρχική επένδυση τα 10.000 €, αν το Buy & Hold μας δώσει αποτέλεσμα -15(%) τότε το πραγματικό κεφάλαιο θα έχει φτάσει στα 7.500 € στο τέλος των 60 ημερών.

3.3.3 Ποσοστό επιτυχίας (Success trend)

Αν και τα ανωτέρω κριτήρια αποτελούν ορθές μετρήσεις των αποκλίσεων των προβλεπόμενων τιμών από τις πραγματικές τιμές, δεν μπορούν να αντικατοπτρίζουν την ικανότητα ενός μοντέλου να προβλέψει το μέγεθος της μεταβολής των τιμών. Ο υπολογισμός του ρυθμού αύξησης (κατεύθυνση μεταβολής) χρησιμοποιείται στη λήψη χρηματοοικονομικών και οικονομικών αποφάσεων. Οι έμποροι και οι αναλυτές της αγοράς θεωρούν την αλλαγή κατεύθυνσης της τιμής ως το σημαντικότερο κριτήριο. Επιπλέον, είναι πολύ πιο κατανοητό από μια συγκεκριμένη τιμή ενός στατιστικού σφάλματος. Υπολογίζεται με την προσθήκη κάθε ακριβούς πρόβλεψης που κάνει το μοντέλο σχετικά με την κατεύθυνση της τιμής και με τη διαίρεση του αριθμού αυτού διά του συνολικού αριθμού των προβλέψεων:

Ποσοστό επιτυχίας: h/n (16)

3.3.3 ROE

Μια σημαντική στρατηγική που εφαρμόζεται από πολλούς εμπόρους εμπορευμάτων είναι να χρησιμοποιούν την τάση ως βοήθεια στη λήψη εμπορικών αποφάσεων. Η υιοθέτηση αυτής της στρατηγικής βασίζεται στην υπόθεση ότι, μόλις αρχίσει μια τάση, θα συνεχιστεί. Οι έμποροι επιθυμούν να ακολουθούν τις τάσεις, ώστε να μπορούν να λαμβάνουν θέσεις σε πρώιμο στάδιο της τάσης και να διατηρούν τη θέση αυτή όσο συνεχίζεται η ίδια τάση. Μπορούν, ωστόσο, να αλλάξουν τη θέση τους όταν προβλέπουν μεταβολή της κατεύθυνσης των τιμών. Επομένως, ο πραγματικός στόχος της πρόβλεψης είναι η απόκτηση κερδών με βάση ακριβείς προβλέψεις τάσεων. Για παράδειγμα, αν έχουμε επενδύσει, και η τάση που δίνει το μοντέλο είναι αρνητική, πουλάμε. Αν δεν έχουμε επενδύσει και η τάση είναι θετική, αγοράζουμε. Διαφορετικά, δεν κάνουμε τίποτα. Εδώ, το ποσοστό απόδοσης εισάγεται ως άλλο κριτήριο αξιολόγησης. Η απόδοση ιδίων κεφαλαίων (ROE) είναι το κέρδος που προκύπτει κατά την πραγματοποίηση των συναλλαγών που προτείνονται από το μοντέλο:

$$ROE = \frac{ΚΑΘΑΡΟ ΚΕΡΔΟΣ}{ΑΡΧΙΚΗ ΕΠΕΝΔΥΣΗ} * 100$$

Στην δική μας περίπτωση που έχουμε ως αρχική επένδυση τα 10.000 €, αν το ROE μας δώσει αποτέλεσμα 8(%) τότε το πραγματικό μας κεφάλαιο θα έχει φτάσει στα 10.800€ στο τέλος των 60 ημερών.

Για τη σύγκριση του δείκτη ROE, η στρατηγική B&H υπολογίζεται για την περίοδο των 60 περιόδων λειτουργίας. Υπολογίζεται η διαφορά μεταξύ ROE και B&H (διαφορά). Επιπλέον, ο ρυθμός μεταβολής των ιδίων κεφαλαίων υπολογίζεται με δύο διαφορετικούς τρόπους, ανάλογα με το εάν το μοντέλο αυξάνει τα κέρδη:

$$(\% \text{ της διαφοράς}) = (\text{ROE} - \text{B\&H/B\&H}) * 100 \quad (17)$$

Ή μειώνει τις απώλειες:

$$(\% \text{ της διαφοράς}) = - (\text{ROE} - \text{B\&H/B\&H}) * 100 \quad (18)$$

4. Περιγραφή και ρόλος της παρούσας έρευνας

4.1 Ιστορική Αναδρομή της έρευνας

Συνοψίζοντας, να θυμίσουμε σε αυτό το σημείο το πως ξεκίνησε αυτή η εργασία και κατά συνέπεια να καταλήξουμε και στο πως εξελίχθηκε. Αυτή η εργασία, όπως προαναφέρθηκε και πιο πάνω, ήταν μια συνέχεια και μία εξέλιξη πάνω στην γενικότερη έρευνα της αποτελεσματικότητας που μπορεί να έχει ο αλγόριθμος που χρησιμοποιούμε, γενικότερα ως ANFIS, και ειδικότερα ως PATSOS πάνω σε «χρηματιστηριακού τύπου» δεδομένα. Αυτή η προσπάθεια ξεκίνησε από μετοχές σε βραχυπρόθεσμη κλίμακα στην εργασία: «Forecasting stock Market short-term trends using a neuro-fuzzy based methodology»(Atsalakis, G., &Valavanis, K. 2009), και συνεχίστηκε στην πορεία με παρόμοια έρευνα πάνω σε “commodities” του χρηματιστηρίου με την εργασία: «Commodities’ price trend forecasting by a neuro-fuzzy controller» (Atsalakis, G., Fratzis, D., &Zopounidis, C. 2016).

Τελικά με την γιγάντωση των κρυπτονομισμάτων τα τελευταία χρόνια και λόγω της ομοιότητας που διακατέχει τις τιμές τους και την διακύμανση αυτών με χρηματιστηριακές τιμές η έρευνα έγινε και στο μεγαλύτερο σε όγκο και αξία νόμισμα το Bitcoin στην εργασία: «Bitcoin price forecasting with neuro-fuzzy techniques» (George S. Atsalakis ,Ioanna G. Atsalaki ,Fotios Pasiouras , Constantin Zopounidis 2017)

4.2 Περιγραφή της έρευνας

Έτσι λόγο της επιτυχίας αυτής της έρευνας αλλά και το ενδιαφέρον το οποίο υπάρχει γενικότερα για την επιτυχής πρόβλεψη των τάσεων των κρυπτονομισμάτων αποφασίσαμε μαζί με τον κ. Ατσαλάκη να προβούμε στην ανάπτυξη αυτής σε μια πιο ευρεία κλίμακα στα 10 μεγαλύτερα σε όγκο νομίσματα (κατά την εποχή που πάρθηκαν τα δεδομένα). Πιο συγκεκριμένα η έρευνα αυτή λειτουργεί ως εξής:

Αρχικά για να «τρέξουμε» τον αλγόριθμο:

- Παίρνουμε ως δεδομένα τους πίνακες με την τιμή κλεισίματος του εκάστοτε κρυπτονομίσματος για έναν χρόνο.
- Θέτουμε αρχικό κεφάλαιο τα 10.000€
- Ως περίοδο του τεστ θέτουμε τις τελευταίες 60 μέρες των δεδομένων .
- Επιλέγουμε το είδος συνάρτησης που θα συμμετάσχει στον αλγόριθμο για την πρόβλεψη και των αριθμό συμμετοχών που θα έχει

Μετά το τρέξιμο του αλγορίθμου, με τις ρυθμίσεις που προαναφέραμε παίρνουμε τα εξής αποτελέσματα από την Matlab:

MSE_anfis_c = ...

RMSE_anfis_c = ...

MAE_anfis_c = ...

MAPE_anfis_c = ...

ROE_c = ...

epitixia_process = ...

sucess_trend = ...

epitixia_controller_process = ...

buy_hold = ...

buy_sell_c = ...

lepta = ...

από τα οποία παίρνω άμεσα:

- Τα σφάλματα :Μέσο τετράγωνο σφάλμα (MSE), Τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) και Μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE)
- Το ROE (το ποσοστό του καθαρού κέρδους ως προς την αρχική επένδυση) με χρήση του PATSOS
- Το B&H (το ποσοστό του καθαρού κέρδους ως προς την αρχική επένδυση) χωρίς αγοροπωλησίες μετά την αρχική αγορά.

- Τον αριθμό αγορο-πωλήσεων που έγιναν κατά την χρήση του αλγορίθμου στο διάστημα των 60 ημερών για να επιτευχθεί το ROE

Στα παραπάνω στοιχεία για την καλύτερη κατανόηση και σύγκριση των αποτελεσμάτων προσθέσαμε την διαφορά μεταξύ του ROE και του BUY & HOLD και το ποσοστό αυτής αλλά και την συμμετέχουσα συνάρτηση που χρησιμοποιήθηκε.

Στην συνέχεια θα σχολιάσουμε αυτό το αποτέλεσμα με χρήση των απαραίτητων γραφημάτων και πινάκων.

Τέλος θα σχολιάσουμε τις μεταβολές και την αποτελεσματικότητα του αλγορίθμου με ελαφρώς διαφοροποιημένες ρυθμίσεις για μια πιο ολοκληρωμένη εικόνα.

5. Αποτελέσματα

5.1 Αποτελέσματα ανά νόμισμα

Bitcoin

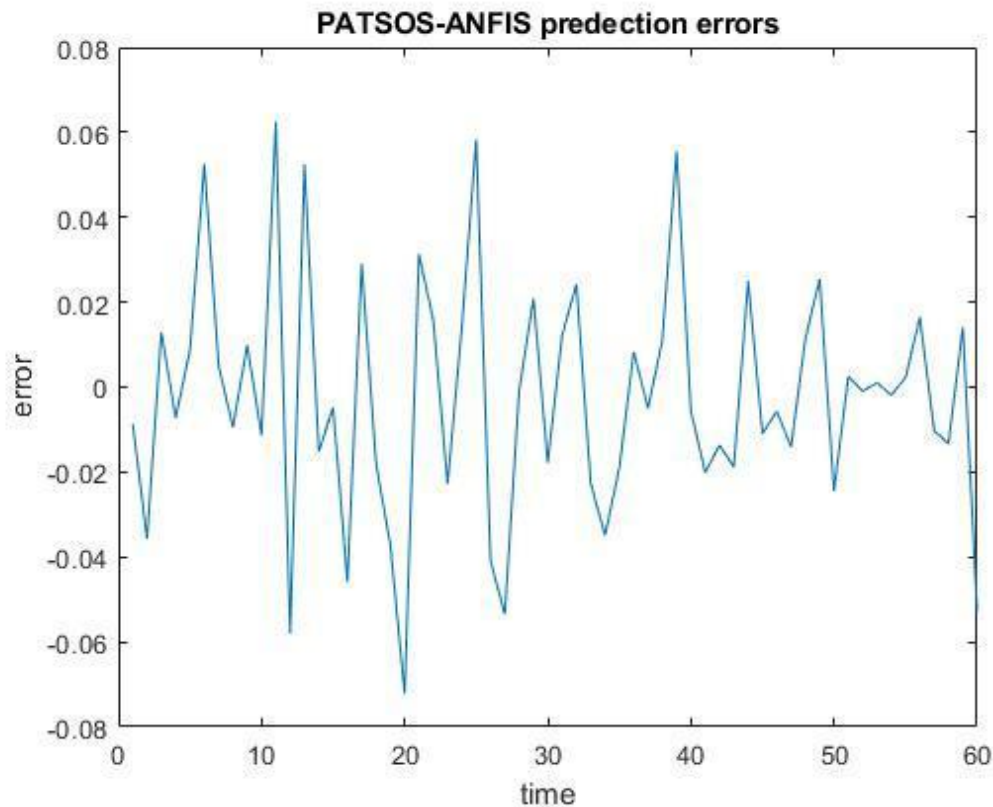
Πίνακας . Αποτελέσματα αλγορίθμου για το Bitcoin

MSE	RMSE	MAE	ROE (%)	Buy&Hold (%)	Success trend (%)	Buy&Sell	% of Difference	Difference	MF type
0,0008	0,029	0,022	25,06	-3,03	53,33	25,00	928,43	28,09	Gauss
0,0009	0,030	0,024	25,96	-3,03	56,67	25,00	958,20	28,99	Gbell
0,0009	0,030	0,023	23,98	-3,03	55,00	27,00	892,63	27,01	Triang
0,0008	0,028	0,022	17,12	-3,03	56,67	27,00	665,84	20,15	Gauss2
0,0009	0,029	0,023	23,03	-3,03	55,42	26,00	861,27	26,06	

Στον πίνακα βλέπουμε στις γραμμές τις συναρτήσεις που έτρεξαν στον αλγόριθμο και στις στήλες: μέσο τετράγωνο, τετραγωνικό και απόλυτο σφάλμα, το ποσοστό της μεταβολής του κεφαλαίο μας με τις στρατηγικές ROE και BUY&HOLD, το ποσοστό επιτυχίας, τον αριθμό αγοροπωλησιών και την ποσοτική και ποσοστιαία διαφορά των ROE και BUY&HOLD.

Όπως βλέπουμε τα σφάλματα κατά μέσο όρο είναι : **MSE: 0.009 RMSE: 0.029** και **MAE: 0.023**

Τα οποία είναι πολύ μικρά και σχεδόν ίδια ανεξαρτήτως της συμμετέχουσας συνάρτησης κατά την πρόβλεψη .



Διάγραμμα 15. Η διακύμανση του σφάλματος κατά την πρόβλεψη για το Bitcoin.

Το μέσο ποσοστό επιτυχίας της πρόβλεψης ανόδου η καθόδου του νομίσματος από τον αλγόριθμο είναι στο **55.42%**, η διακύμανση του οποίου είναι από **53.33%** έως **56.67%** αναλόγως της συνάρτησης την οποία έχουμε διαλέξει. Βλέπουμε έτσι ότι ο αλγόριθμός δούλεψε όχι απλά αποτελεσματικά αλλά και με συνέπεια κάτι που δείχνει ότι ο τρόπος με τον οποίο κινείτε το συγκεκριμένο νόμισμα είναι συμβατός με αυτόν. Στην συγκεκριμένη περίπτωση το μεγαλύτερο ποσοστό το είχαμε χρησιμοποιώντας συνάρτηση τύπου **Gbell**.

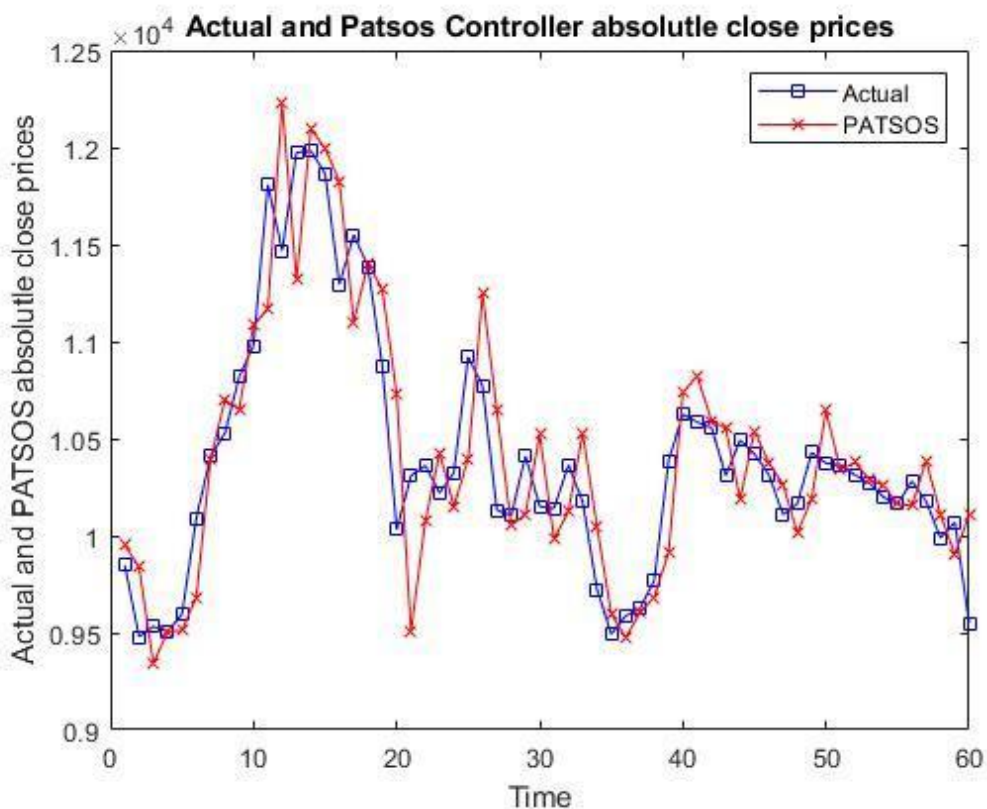
Με αυτήν την συνάρτηση λοιπόν λόγω της επιτυχίας του αλγόριθμου καταφέραμε να πάρουμε :

ROE= 25.96% και άρα το πραγματικό κεφάλαιο φτάνει στα **12,596 €** ενώ το μέσο όρο όλων των συναρτήσεων είναι στο **23.03%** το οποίο μας δίνει **12,303 €**. Από την άλλη, με την μέθοδο **Buy & Hold** έχουμε πτώση του κεφαλαίου κατά **(-)3.03%** και άρα θα πάρουμε πίσω

9,697 €.

Έτσι κατά μέσο όρο έχουμε **861.27%** και με την συνάρτηση **Gbell 958.20%** αύξηση στο ποσοστό κερδών, χρησιμοποιώντας τον συγκεκριμένο αλγόριθμο.

Ο μέσος αριθμός αγοροπωλησιών που έγιναν από τον αλγόριθμο για αυτό το αποτέλεσμα είναι **26**.



Διάγραμμα 16. Σύγκριση πρόβλεψης και πραγματικών τιμών στο Bitcoin με χρήση της συνάρτησης Gbell.

Στον άξονα Y βλέπουμε την διακύμανση των τιμών κλεισίματος του νομίσματος και στον άξονα X την ημέρα μέσα στο διάστημα των 60 ημερών που έγινε το τεστ. Από αυτό το διάγραμμα μπορούμε να αντλήσουμε τις εξής πληροφορίες:

- Η πρόβλεψη φαίνεται να ακολουθάει τις πραγματικές τιμές χωρίς πολύ μεγάλες αστοχίες.
- Όσο μεγαλύτερη η διακύμανση που παρουσίασε η τιμή του νομίσματος μεταξύ 2 σε σειρά ημερών τόσο μεγαλύτερο το σφάλμα της τιμής που προβλέπει ο αλγόριθμος (κάτι που αποδεικνύεται και από το Διάγραμμα 15).
- Η επιτυχία του αλγορίθμου να προβλέψει την τιμή που θα κλείσει την επόμενη μέρα η μετοχή είναι ανεξάρτητη του αν θα πετύχει την τάση ανόδου η καθόδου (για παράδειγμα όταν σε μία ημέρα η τιμή ανέβηκε ενώ ο αλγόριθμος πρόβλεψε πτώση και στην επόμενη μέρα ο αλγόριθμος ανεβαίνει και βρίσκει σχεδόν απόλυτα την τιμή της επόμενης ημέρας που μειώθηκε).

Ethereum

MSE	RMSE	MAE	ROE (%)	Buy&Hold (%)	Success trend (%)	Buy&Sell	% of Difference	Difference	MF type
0,0012	0,035	0,027	2,67	-12,44	50,00	28,00	121,46	15,11	Gauss
0,0013	0,036	0,027	8,34	-12,44	55,00	26,00	167,05	20,79	Gbell
0,0012	0,035	0,027	2,81	-12,44	51,67	30,00	122,61	15,26	Triang
0,0012	0,035	0,027	3,66	-12,44	48,33	28,00	129,41	16,10	Gauss2
0,0012	0,035	0,027	4,37	-12,44	51,25	28,00	135,13	16,82	

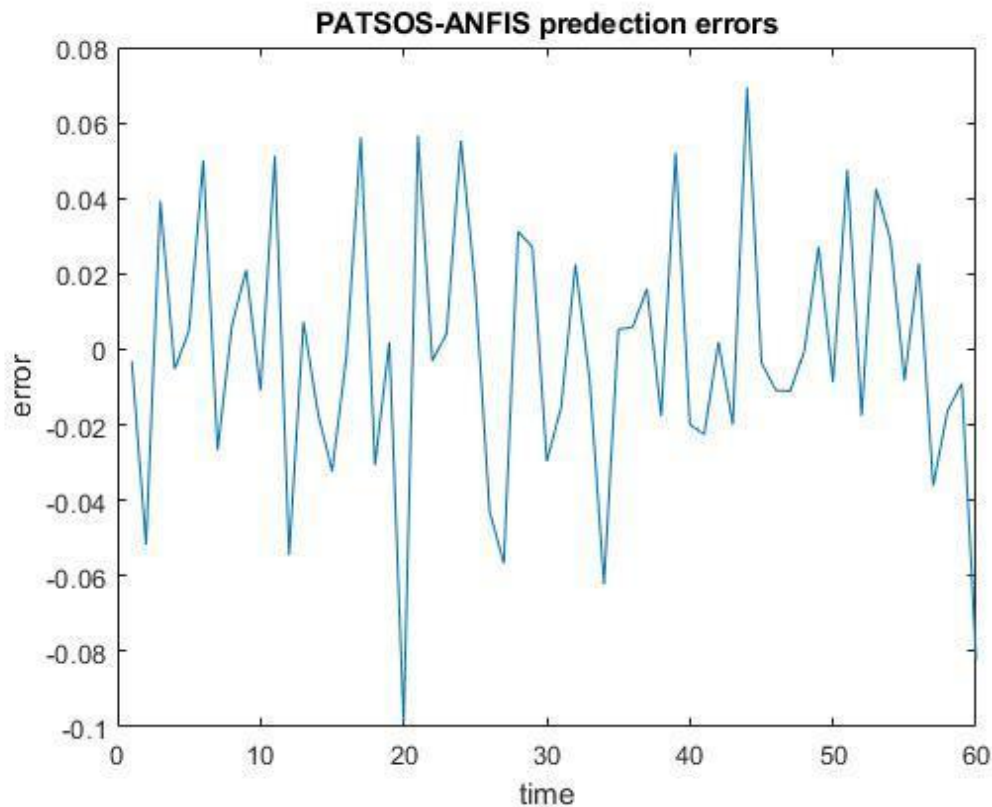
Πίνακας 3. Αποτελέσματα αλγορίθμου για το Ethereum.

Στον πίνακα βλέπουμε στις γραμμές τις συναρτήσεις που έτρεξαν στον αλγόριθμο και στις στήλες : μέσο τετράγωνο, τετραγωνικό και απόλυτο σφάλμα, το ποσοστό της μεταβολής του κεφαλαίο μας με τις στρατηγικές ROE και BUY&HOLD, το ποσοστό επιτυχίας, τον αριθμό αγοροπωλησιών και την ποσοτική και ποσοστιαία διαφορά των ROE και BUY&HOLD.

Στην πρόβλεψη του , παρατηρούμε κατά μέσο όρο τα εξής σφάλματα :

MSE : 0.0012 RMSE : 0.0352 και MAE : 0.0269 .

Όπως βλέπουμε τα σφάλματα είναι σχεδόν ίδια ανεξαρτήτως της συμμετέχουσας συνάρτησης κατά την πρόβλεψη .



Διάγραμμα 17. Η διακύμανση του σφάλματος κατά την πρόβλεψη για το Ethereum.

Το μέσο ποσοστό επιτυχίας της πρόβλεψης ανόδου η καθόδου του νομίσματος από τον αλγόριθμο είναι στο **51.25%** κάτι που περιμέναμε λόγω της χαοτικής φύσης με τον οποίο κινούνται τα νομίσματα αυτά. το ποσοστό επιτυχίας κυμαίνεται από **48.33%** έως **55%** αναλόγως της συνάρτησης την οποία έχουμε διαλέξει.

Στον άξονα Y βλέπουμε την διακύμανση των τιμών κλεισίματος του νομίσματος και στον άξονα X την ημέρα μέσα στο διάστημα των 60 ημερών που έγινε το τεστ.

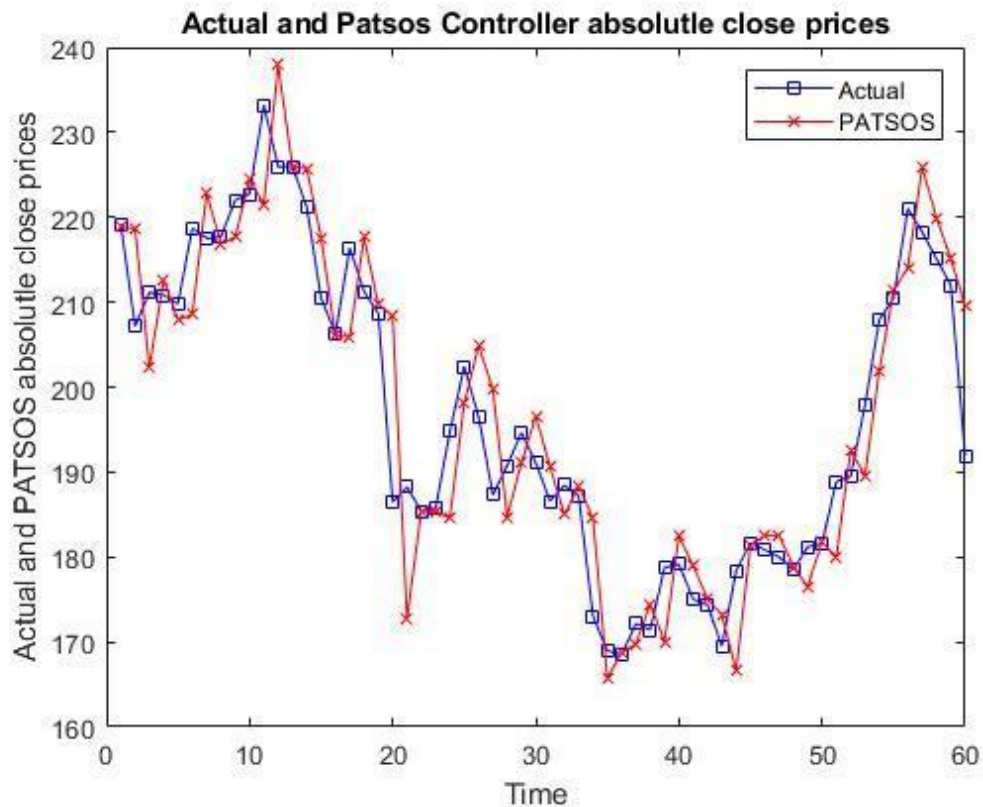
Στην συγκεκριμένη περίπτωση το μεγαλύτερο αυτό ποσοστό το είχαμε χρησιμοποιώντας συνάρτηση τύπου **Gbell**. Με αυτήν την συνάρτηση λοιπόν λόγω της επιτυχίας του αλγόριθμου καταφέραμε να πάρουμε :

ROE= 8.34% και άρα το πραγματικό κεφάλαιο φτάνει στα **10.834 €** ενώ το μέσο όρο όλων των συναρτήσεων είναι στο **4.37%** το οποίο μας δίνει **10.437 €**. Από την άλλη, με την μέθοδο **Buy & Hold** έχουμε πτώση του κεφαλαίου κατά **(-)12.44%** και άρα θα πάρουμε πίσω

8.756 €.

Έτσι κατά μέσο όρο έχουμε **135%** και με την συνάρτηση **Gbell 167.05%** αύξηση στο ποσοστό κερδών, χρησιμοποιώντας τον συγκεκριμένο αλγόριθμο.

Ο μέσος αριθμός αγοροπωλησιών που έγιναν από τον αλγόριθμο για αυτό το αποτέλεσμα είναι **28**.



Διάγραμμα 18. Σύγκριση πρόβλεψης και πραγματικών τιμών στο Ethereum με χρήση της συνάρτησης Gbell.

Στον άξονα Y βλέπουμε την διακύμανση των τιμών κλεισίματος του νομίσματος και στον άξονα X την ημέρα μέσα στο διάστημα των 60 ημερών που έγινε το τεστ. Από αυτό το διάγραμμα μπορούμε να αντλήσουμε τις εξής πληροφορίες:

- Η πρόβλεψη φαίνεται να ακολουθεί τις πραγματικές τιμές χωρίς πολύ μεγάλες αστοχίες .
- Όσο μεγαλύτερη η διακύμανση που παρουσίασε η τιμή του νομίσματος μεταξύ 2 σε σειρά ημερών τόσο μεγαλύτερο το σφάλμα της τιμής που προβλέπει ο αλγόριθμος (κάτι που αποδεικνύεται και από το Διάγραμμα 17).
- Εμφανής είναι η επιτυχία του αλγορίθμου να προσεγγίζει τις σωστές τιμές μετά από αποτυχημένες κατά πολύ ημέρες.

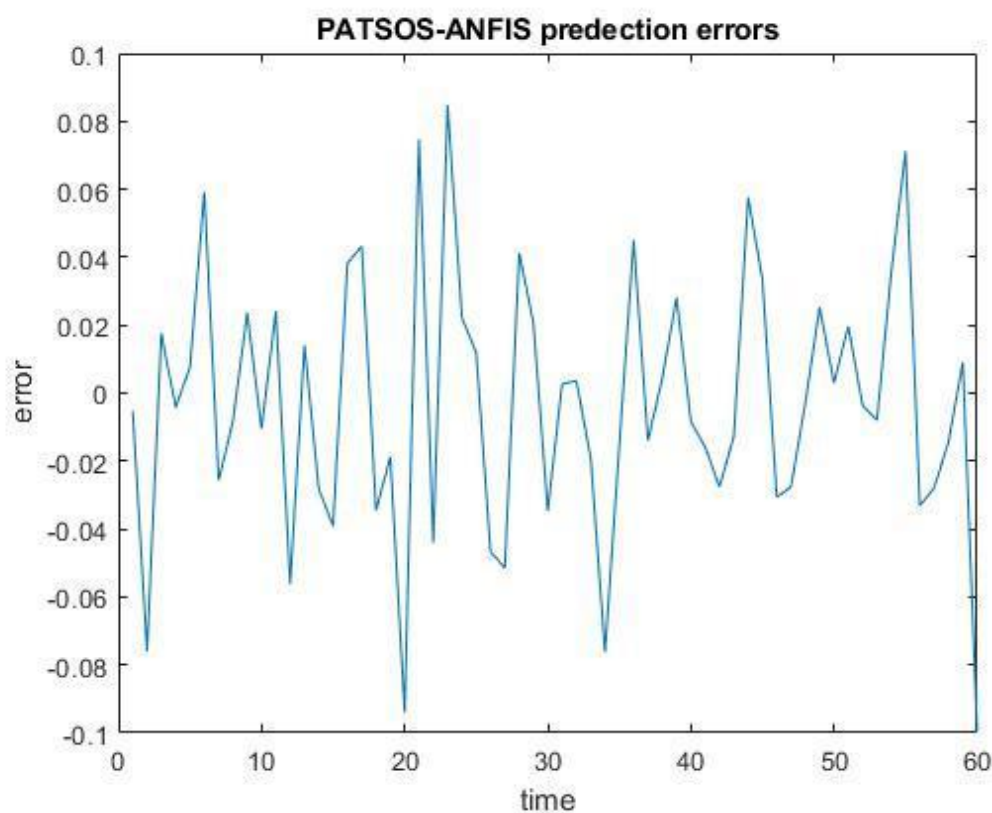
Qtum

MSE	RMSE	MAE	ROE (%)	Buy&Hold (%)	Success trend (%)	Buy&Sell	% of Difference	Difference	MF type
0,0016	0,040	0,032	-1,14	-38,73	48,33	28,00	97,06	37,59	Gauss
0,0016	0,040	0,032	1,89	-38,73	50,00	28,00	104,88	40,62	Gbell
0,0016	0,040	0,031	-0,40	-38,73	48,33	28,00	98,97	38,33	Triang
0,0015	0,039	0,031	5,26	-38,73	55,00	26,00	113,57	43,98	Gauss2
0,0016	0,040	0,031	1,40	-38,73	50,42	27,50	103,62	40,13	

Πίνακας 4. Αποτελέσματα αλγορίθμου για το Qtum.

Στον πίνακα βλέπουμε στις γραμμές τις συναρτήσεις που έτρεξαν στον αλγόριθμο και στις στήλες : μέσο τετράγωνο, τετραγωνικό και απόλυτο σφάλμα, το ποσοστό της μεταβολής του κεφαλαίου μας με τις στρατηγικές ROE και BUY&HOLD, το ποσοστό επιτυχίας, τον αριθμό αγοροπωλησιών και την ποσοτική και ποσοστιαία διαφορά των ROE και BUY&HOLD.

Όπως βλέπουμε τα σφάλματα είναι σχεδόν ίδια ανεξαρτήτως της συμμετέχουσας συνάρτησης κατά την πρόβλεψη και ελαφρώς μεγαλύτερα από τα προηγούμενα νομίσματα. Κατά μέσο όρο έχουμε : **MSE : 0.0016 RMSE : 0.040 και MAE : 0.032.**



Διάγραμμα 19. Η διακύμανση του σφάλματος κατά την πρόβλεψη για το Qtum.

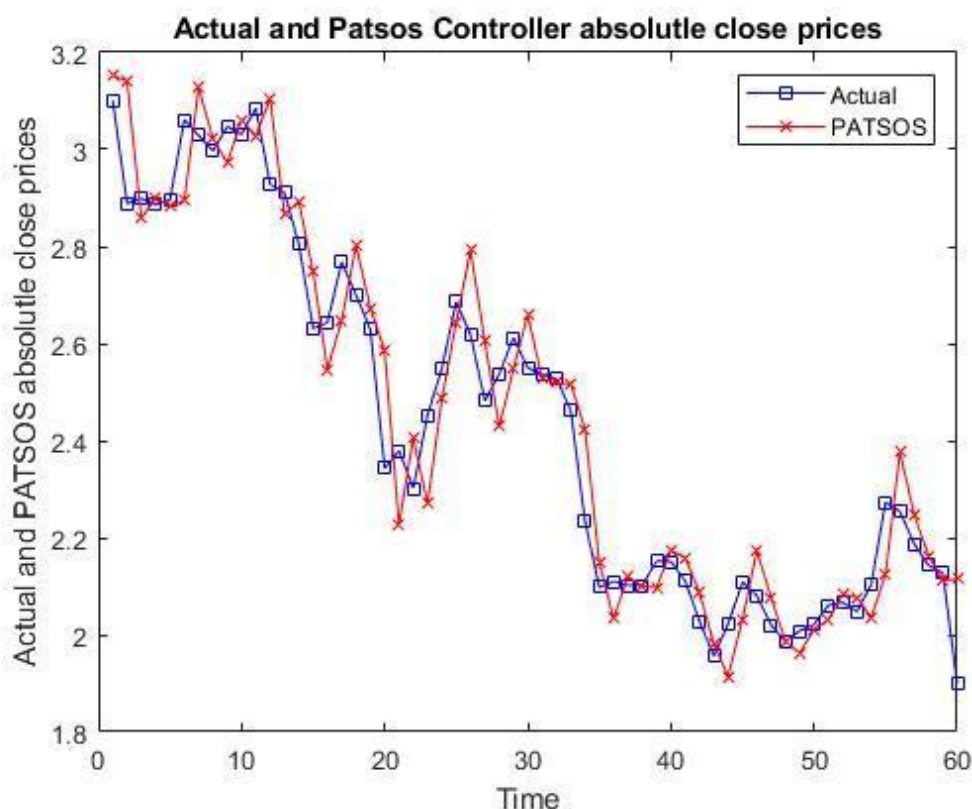
Το μέσο ποσοστό επιτυχίας της πρόβλεψης ανόδου η καθόδου του νομίσματος από τον αλγόριθμο είναι στο **50.42%**, η διακύμανση του οποίου είναι από **48.33%** έως **55%** αναλόγως της συνάρτησης την οποία έχουμε διαλέξει. Βλέπουμε έτσι ότι ο αλγόριθμός κατά μέσο όρο φαίνεται να μην αντιδράει αποτελεσματικά στις μεταβολές αφού το μέσο όρο είναι κοντά στο **50%**. Ωστόσο με μια προσεκτική ματιά μπορούμε να δούμε ότι με την σωστή επιλογή συνάρτησης μπορούμε να φτάσουμε μέχρι και το **55%** την επιτυχία το οποίο προφανώς θα αυξήσει αισθητά τα κέρδη. Στην συγκεκριμένη περίπτωση το μεγαλύτερο ποσοστό το είχαμε χρησιμοποιώντας συνάρτηση τύπου **Gauss2**.

Με αυτήν την συνάρτηση λοιπόν λόγω της επιτυχίας του αλγόριθμου καταφέραμε να πάρουμε :

ROE= 5.26% και άρα το πραγματικό κεφάλαιο φτάνει στα **10,526 €** ενώ το μέσο όρο όλων των συναρτήσεων είναι στο **1.40%** το οποίο μας δίνει **10,140 €**. Από την άλλη, με την μέθοδο **Buy & Hold** έχουμε πτώση του κεφαλαίου μας κατά **(-)38.73%** και άρα θα πάρουμε πίσω **6,126 €**. Εδώ είναι σημαντικό να παρατηρήσουμε ότι ακόμα και με μικρή κατά μέσο όρο επιτυχία έχουμε μεγάλη βελτίωση στο κεφάλαιο.

Έτσι κατά μέσο όρο έχουμε **103.62%** και με την συνάρτηση **Gbell** **113.57%** αύξηση στο ποσοστό κερδών, χρησιμοποιώντας τον συγκεκριμένο αλγόριθμο.

Ο μέσος αριθμός αγοροπωλησιών που έγιναν από τον αλγόριθμο για αυτό το αποτέλεσμα είναι **27.5**.



Διάγραμμα 20. Σύγκριση πρόβλεψης και πραγματικών τιμών στο Qtum με χρήση της συνάρτησης Gauss2.

Στον άξονα Y βλέπουμε την διακύμανση των τιμών κλεισίματος του νομίσματος και στον άξονα X την ημέρα μέσα στο διάστημα των 60 ημερών που έγινε το τεστ. Από αυτό το διάγραμμα μπορούμε να αντλήσουμε τις εξής πληροφορίες:

- Η πρόβλεψη φαίνεται να ακολουθάει τις πραγματικές τιμές χωρίς πολύ μεγάλες αστοχίες .
- Όσο μεγαλύτερη η διακύμανση που παρουσίασε η τιμή του νομίσματος μεταξύ 2 σε σειρά ημερών τόσο μεγαλύτερο το σφάλμα της τιμής που προβλέπει ο αλγόριθμος (κάτι που αποδεικνύεται και από το Διάγραμμα 19).
- Ο αλγόριθμος τείνει να κινείται πιο συντηρητικά γύρω το μέσο διακύμανσης των τιμών σε σχέση με τις πραγματικές τιμές.

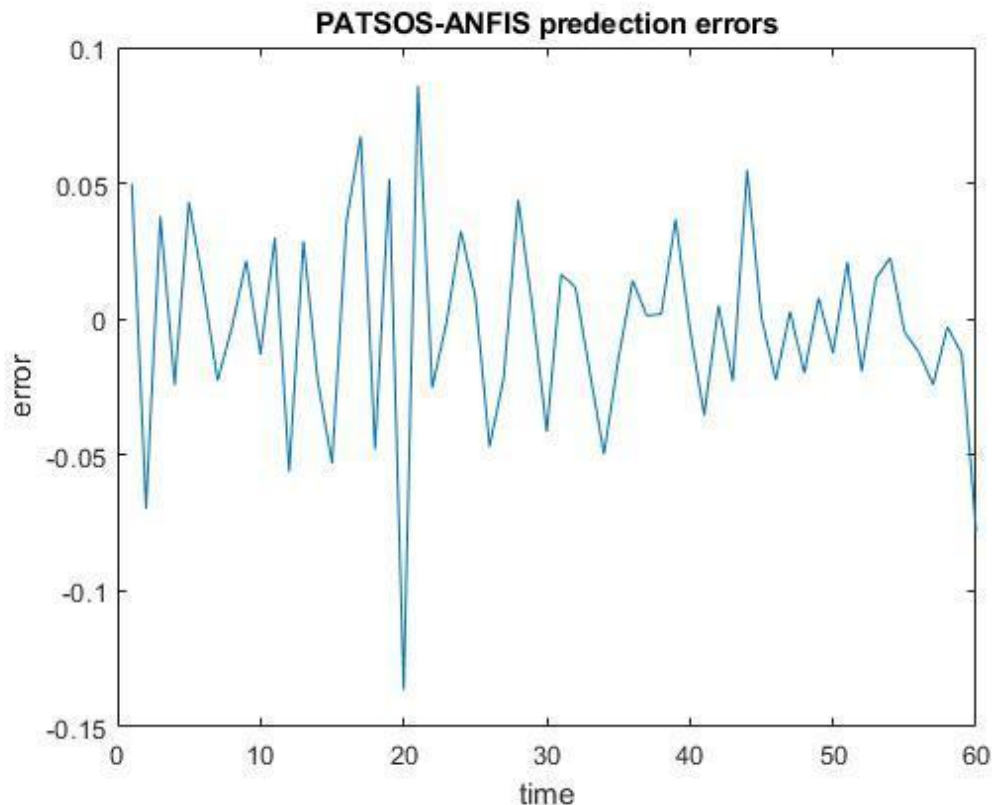
Bitcoin Cash

MSE	RMSE	MAE	ROE (%)	Buy&Hold (%)	Success trend (%)	Buy&Sell	% of Difference	Difference	MF type
0,0013	0,036	0,029	0,85	-35,85	50,00	20,00	102,37	36,70	Gauss
0,0014	0,038	0,030	-27,57	-35,85	38,33	31,00	23,09	8,28	Gbell
0,0014	0,038	0,030	-11,18	-35,85	45,00	28,00	68,82	24,67	Triang
0,0014	0,037	0,031	2,61	-35,85	51,67	22,00	107,28	38,46	Gauss2
0,0014	0,037	0,030	-8,82	-35,85	46,25	25,25	75,39	27,03	

Πίνακας 5. Αποτελέσματα αλγορίθμου για το Bitcoin Cash.

Στον πίνακα βλέπουμε στις γραμμές τις συναρτήσεις που έτρεξαν στον αλγόριθμο και στις στήλες : μέσο τετράγωνο, τετραγωνικό και απόλυτο σφάλμα, το ποσοστό της μεταβολής του κεφαλαίο μας με τις στρατηγικές ROE και BUY&HOLD, το ποσοστό επιτυχίας, τον αριθμό αγοροπωλησιών και την ποσοτική και ποσοστιαία διαφορά των ROE και BUY&HOLD.

Όπως βλέπουμε τα σφάλματα είναι σχεδόν ίδια ανεξαρτήτως της συμμετέχουσας συνάρτησης κατά την πρόβλεψη . Κατά μέσο όρο έχουμε : **MSE : 0.0014 RMSE : 0.037 και MAE : 0.030.**



Διάγραμμα 21. Η διακύμανση του σφάλματος κατά την πρόβλεψη για το Bitcoin Cash.

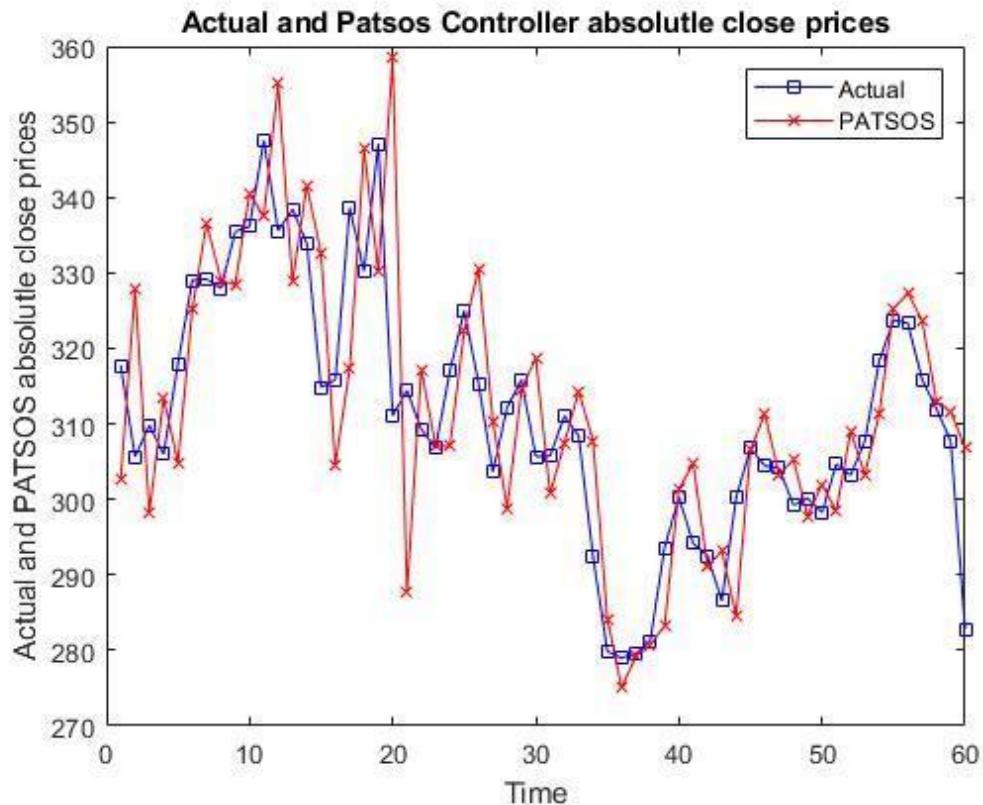
Το μέσο ποσοστό επιτυχίας της πρόβλεψης ανόδου η καθόδου του νομίσματος από τον αλγόριθμο είναι στο **47.08%**, η διακύμανση του οποίου είναι από **45%** έως **53.33%** αναλόγως της συνάρτησης την οποία έχουμε διαλέξει. Βλέπουμε ότι ο αλγόριθμός κατά μέσο όρο φαίνεται να μην αντιδράει αποτελεσματικά στις μεταβολές αφού το μέσο όρο είναι κάτω από **50%**. Ωστόσο με μια προσεκτική ματιά μπορούμε να δούμε ότι με την σωστή επιλογή συνάρτησης μπορούμε να φτάσουμε μέχρι και το **53.33%** την επιτυχία το οποίο προφανώς θα αυξήσει αισθητά τα κέρδη. Στην συγκεκριμένη περίπτωση το μεγαλύτερο ποσοστό το είχαμε χρησιμοποιώντας συνάρτηση τύπου **Gauss2**.

Με αυτήν την συνάρτηση λοιπόν λόγω της επιτυχίας του αλγόριθμου καταφέραμε να πάρουμε :

ROE= 2.61% και άρα το πραγματικό κεφάλαιο φτάνει στα **10,261 €** ενώ το μέσο όρο όλων των συναρτήσεων είναι στο **-8.82%** το οποίο μας δίνει πίσω **9,118 €**. Από την άλλη, με την μέθοδο **Buy & Hold** έχουμε πτώση του κεφαλαίου κατά **(-)35.85%** και άρα θα πάρουμε πίσω **6,415 €**. Εδώ είναι σημαντικό να παρατηρήσουμε ότι ακόμα και με μικρή κατά μέσο όρο επιτυχία έχουμε πολύ μεγάλη βελτίωση στο κεφάλαιο και μετατροπή των απωλειών σε κέρδη με 2 εκ των 4 συναρτήσεων.

Έτσι κατά μέσο όρο έχουμε **75.39%** και με την συνάρτηση **Gauss2** **107.28%** αύξηση στο ποσοστό κερδών, χρησιμοποιώντας τον συγκεκριμένο αλγόριθμο.

Ο μέσος αριθμός αγοροπωλησιών που έγιναν από τον αλγόριθμο για αυτό το αποτέλεσμα είναι **25.25**.



Διάγραμμα 22. Σύγκριση πρόβλεψης και πραγματικών τιμών στο Bitcoin Cash με χρήση της συνάρτησης Gauss2.

Στον άξονα Y βλέπουμε την διακύμανση των τιμών κλεισίματος του νομίσματος και στον άξονα X την ημέρα μέσα στο διάστημα των 60 ημερών που έγινε το τεστ. Από αυτό το διάγραμμα μπορούμε να αντλήσουμε τις εξής πληροφορίες:

- Η πρόβλεψη φαίνεται να ακολουθεί τις πραγματικές τιμές χωρίς πολύ μεγάλες αστοχίες .
- Όσο μεγαλύτερη η διακύμανση που παρουσίασε η τιμή του νομίσματος μεταξύ 2 σε σειρά ημερών τόσο μεγαλύτερο το σφάλμα της τιμής που προβλέπει ο αλγόριθμος (κάτι που αποδεικνύεται και από το Διάγραμμα 21).
- Ενώ ο αλγόριθμος πέτυχε πολύ ικανοποιητικά αποτελέσματα βλέπουμε ότι 2 συνεχόμενες μέρες με πολύ έντονες διακυμάνσεις είχαμε μεγάλη απόκλιση στην πρόβλεψη μας, κάτι το οποίο λύθηκε αμέσως με την εξομάλυνση των επόμενων τιμών.
- Τις τελευταίες 20 ημέρες παρατηρούμε και στα 2 διαγράμματα εξαιρετικά καλή επίδοση του αλγορίθμου.

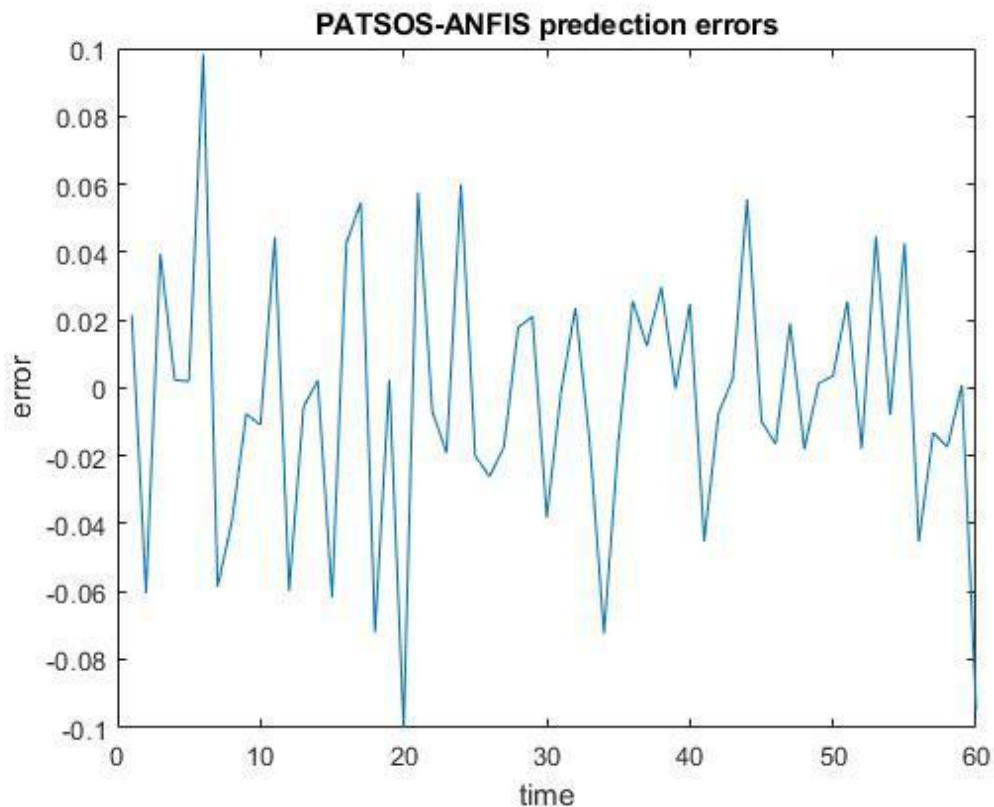
Litecoin

MSE	RMSE	MAE	ROE (%)	Buy&Hold (%)	Success trend (%)	Buy&Sell	% of Difference	Difference	MF type
0,0015	0,039	0,029	-2,72	-30,41	51,67	24,00	91,06	27,69	Gauss
0,0015	0,039	0,029	-4,82	-30,41	51,67	26,00	84,16	25,59	Gbell
0,0015	0,038	0,030	-6,77	-30,41	48,33	28,00	77,73	23,64	Triang
0,0015	0,039	0,030	-2,83	-30,41	51,67	28,00	90,68	27,58	Gauss2
0,0015	0,039	0,030	-4,29	-30,41	50,83	26,50	85,91	26,12	

Πίνακας 6. Αποτελέσματα αλγορίθμου για το Litecoin.

Στον πίνακα βλέπουμε στις γραμμές τις συναρτήσεις που έτρεξαν στον αλγόριθμο και στις στήλες : μέσο τετράγωνο, τετραγωνικό και απόλυτο σφάλμα, το ποσοστό της μεταβολής του κεφαλαίου μας με τις στρατηγικές ROE και BUY&HOLD, το ποσοστό επιτυχίας, τον αριθμό αγοροπωλησιών και την ποσοτική και ποσοστιαία διαφορά των ROE και BUY&HOLD.

Όπως βλέπουμε τα σφάλματα παραμένουν σχεδόν ίσα με τα περισσότερα από τα προηγούμενα νομίσματα. Κατά μέσο όρο έχουμε : **MSE : 0.0015 RMSE : 0.039** και **MAE : 0.030**.



Διάγραμμα 23. Η διακύμανση του σφάλματος κατά την πρόβλεψη για το Litecoin.

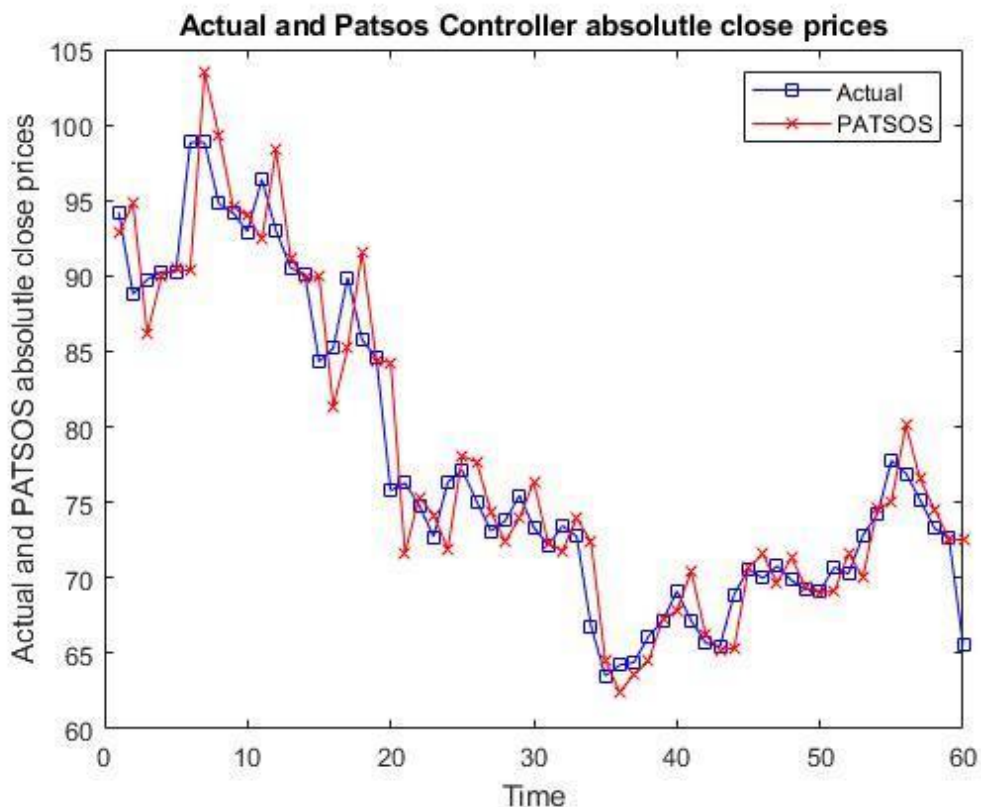
Το μέσο ποσοστό επιτυχίας της πρόβλεψης ανόδου η καθόδου του νομίσματος από τον αλγόριθμο είναι στο **50.83%**, η διακύμανση του οποίου είναι από **48.33%** έως **51.67%** αναλόγως της συνάρτησης την οποία έχουμε διαλέξει. Βλέπουμε ότι ο αλγόριθμός κατά μέσο όρο φαίνεται να μην αντιδράει αποτελεσματικά στις μεταβολές αφού το μέσο όρο είναι οριακά πάνω του **50%**. Στην συγκεκριμένη περίπτωση το **51.56%** είναι το καλύτερο αποτέλεσμα που πήραμε το οποίο το έχουμε χρησιμοποιώντας τις συναρτήσεις τύπου **Gauss** και **Gauss2**. Λόγω οριακής διαφοράς τους στο ROE θα διαλέξω να συνεχίσω με την **Gauss**.

Με αυτήν την συνάρτηση λοιπόν λόγω της επιτυχίας του αλγόριθμου καταφέραμε να πάρουμε :

ROE= -2.72% και άρα το πραγματικό κεφάλαιο πέφτει στα **9,728 €** ενώ το μέσο όρο όλων των συναρτήσεων είναι στο **-4.39%** το οποίο μας δίνει πίσω **9,561 €**. Από την άλλη, με την μέθοδο **Buy & Hold** έχουμε πτώση του κεφαλαίου κατά **(-)30.41%** και άρα θα πάρουμε πίσω **6,959 €**. Εδώ είναι σημαντικό να παρατηρήσουμε ότι ακόμα και με μικρή κατά μέσο όρο επιτυχία έχουμε μεγάλη βελτίωση στο κεφάλαιο.

Έτσι κατά μέσο όρο έχουμε **85.91%** και με την συνάρτηση **Gauss** **91.06%** αύξηση στο ποσοστό κερδών, χρησιμοποιώντας τον συγκεκριμένο αλγόριθμο.

Ο μέσος αριθμός αγοροπωλησιών που έγιναν από τον αλγόριθμο για αυτό το αποτέλεσμα είναι **36.5**.



Διάγραμμα 24. Σύγκριση πρόβλεψης και πραγματικών τιμών στο Ripple με χρήση της συνάρτησης Gauss.

Στον άξονα Y βλέπουμε την διακύμανση των τιμών κλεισίματος του νομίσματος και στον άξονα X την ημέρα μέσα στο διάστημα των 60 ημερών που έγινε το τεστ. Από αυτό το διάγραμμα μπορούμε να αντλήσουμε τις εξής πληροφορίες:

- Η πρόβλεψη φαίνεται να ακολουθάει τις πραγματικές τιμές χωρίς πολύ μεγάλες αστοχίες με τα σφάλματα όπως βλέπουμε στο διάγραμμα 23 να είναι σταθερά μικρά .
- Λόγο των σταθερών κλιμακώσεων των τιμών του νομίσματος ο αλγόριθμος κατάφερε να διατηρηθεί σε πολύ κοντινές προβλέψεις σε όλο το διάστημα που μελετάται.

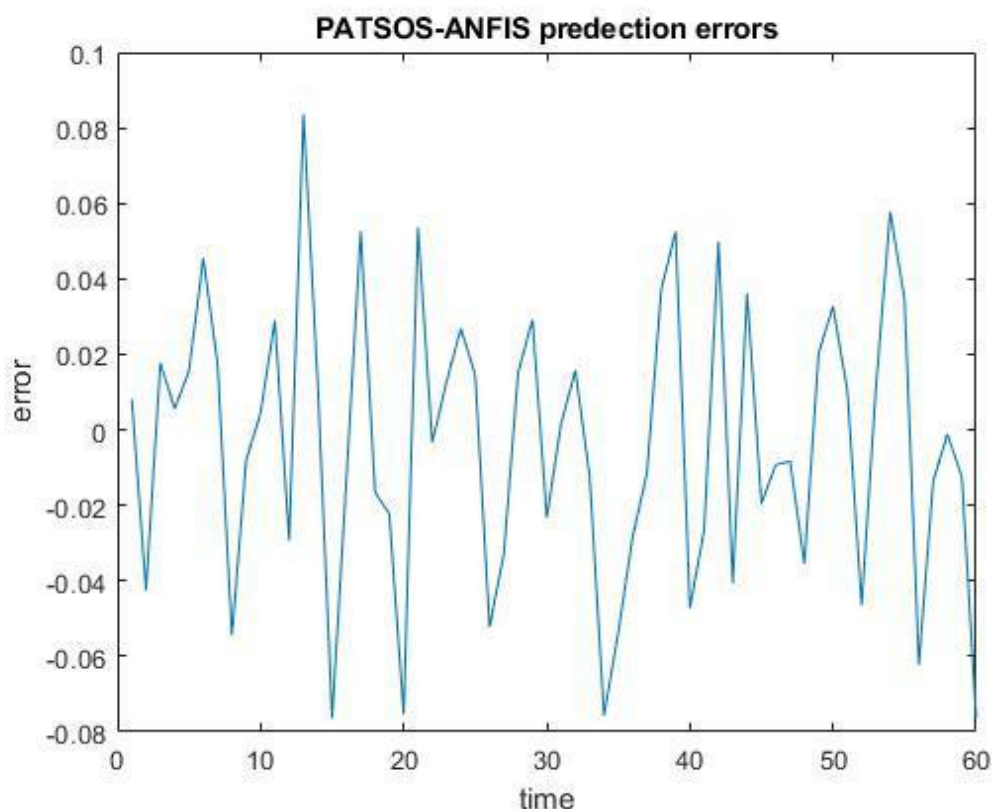
Binance Coin

MSE	RMSE	MAE	ROE (%)	Buy&Hold (%)	Success trend (%)	Buy&Sell	% of Difference	Difference	MF type
0,0013	0,036	0,029	0,85	-35,85	50,00	20,00	102,37	36,70	Gauss
0,0014	0,038	0,030	-27,57	-35,85	38,33	31,00	23,09	8,28	Gbell
0,0014	0,038	0,030	-11,18	-35,85	45,00	28,00	68,82	24,67	Triang
0,0014	0,037	0,031	2,61	-35,85	51,67	22,00	107,28	38,46	Gauss2
0,0014	0,037	0,030	-8,82	-35,85	46,25	25,25	75,39	27,03	

Πίνακας 7. Αποτέλεσμα αλγορίθμου για το Binance Coin.

Στον πίνακα βλέπουμε στις γραμμές τις συναρτήσεις που έτρεξαν στον αλγόριθμο και στις στήλες : μέσο τετράγωνο, τετραγωνικό και απόλυτο σφάλμα, το ποσοστό της μεταβολής του κεφαλαίο μας με τις στρατηγικές ROE και BUY&HOLD, το ποσοστό επιτυχίας, τον αριθμό αγοροπωλησιών και την ποσοτική και ποσοστιαία διαφορά των ROE και BUY&HOLD.

Όπως βλέπουμε τα σφάλματα παραμένουν σχεδόν ίσα με τα περισσότερα από τα προηγούμενα νομίσματα. Κατά μέσο όρο : **MSE: 0.0014 RMSE: 0.037 και MAE: 0.030.**



Διάγραμμα 25. Η διακύμανση του σφάλματος κατά την πρόβλεψη για το Binance Coin.

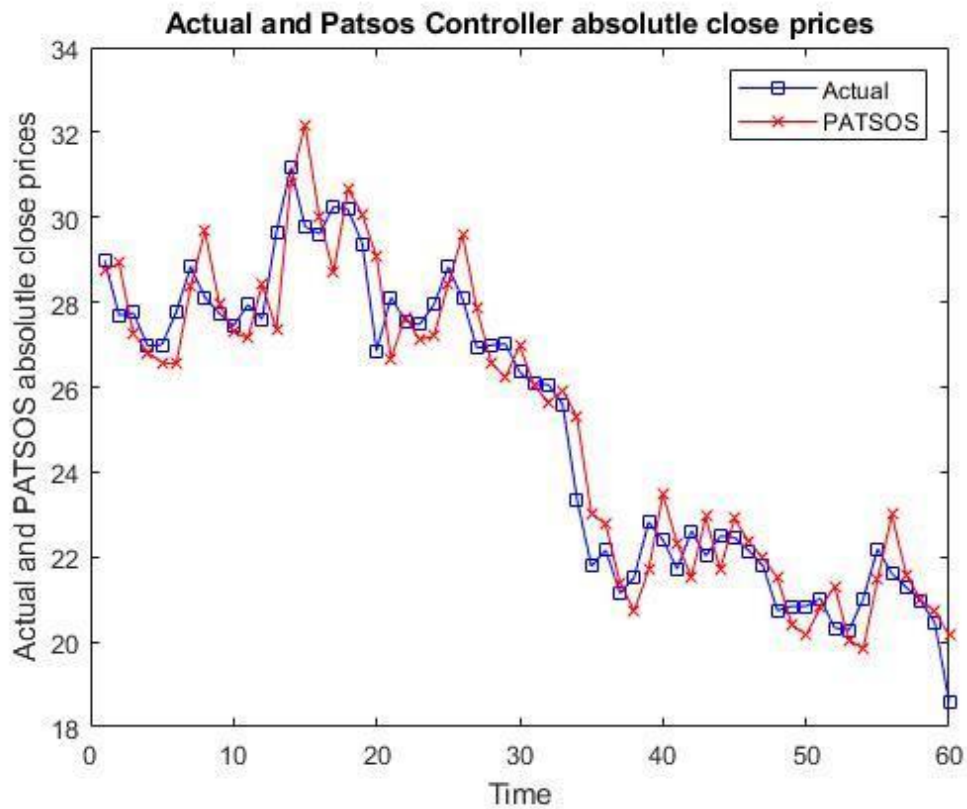
Το μέσο ποσοστό επιτυχίας της πρόβλεψης ανόδου η καθόδου του νομίσματος από τον αλγόριθμο είναι στο **46.25%**, η διακύμανση του οποίου είναι από **45%** έως **51.67%** αναλόγως της συνάρτησης την οποία έχουμε διαλέξει. Βλέπουμε ότι ο αλγόριθμός κατά μέσο όρο φαίνεται να μην αντιδράει αποτελεσματικά στις μεταβολές αφού το μέσο όρο είναι κάτω από **50%**. Έχουμε 2 συναρτήσεις κάτω από 50% μία στο όριο και μία οριακά πάνω από αυτήν το οποίο δείχνει αδυναμία του αλγορίθμου να προβλέψει αποδοτικά το συγκεκριμένο νόμισμα, Στην συγκεκριμένη περίπτωση το μεγαλύτερο ποσοστό το είχαμε χρησιμοποιώντας συνάρτηση τύπου **Gauss2**.

Με αυτήν την συνάρτηση λοιπόν λόγω της επιτυχίας του αλγόριθμου καταφέραμε να πάρουμε :

ROE= 2.61% και άρα το πραγματικό κεφάλαιο φτάνει στα **10,261 €** ενώ το μέσο όρο όλων των συναρτήσεων είναι στο **-8.82%** το οποίο μας δίνει πίσω **9,118 €**. Από την άλλη, με την μέθοδο **Buy & Hold** έχουμε πτώση του κεφαλαίου κατά **(-)35.85%** και άρα θα πάρουμε πίσω **6,415 €**. Εδώ είναι σημαντικό να παρατηρήσουμε ότι ακόμα και με μικρή κατά μέσο όρο επιτυχία έχουμε πολύ μεγάλη βελτίωση στο κεφάλαιο και μετατροπή των απωλειών σε κέρδη με 2 εκ των 4 συναρτήσεων.

Έτσι κατά μέσο όρο έχουμε **75.39%** και με την συνάρτηση **Gauss2 107.28%** αύξηση στο ποσοστό κερδών, χρησιμοποιώντας τον συγκεκριμένο αλγόριθμο.

Ο μέσος αριθμός αγοροπωλησιών που έγιναν από τον αλγόριθμο για αυτό το αποτέλεσμα είναι **25.25**.



Διάγραμμα 26. Σύγκριση πρόβλεψης και πραγματικών τιμών στο *Binance Coin* με χρήση της συνάρτησης *Gauss2*.

Στον άξονα Y βλέπουμε την διακύμανση των τιμών κλεισίματος του νομίσματος και στον άξονα X την ημέρα μέσα στο διάστημα των 60 ημερών που έγινε το τεστ. Από αυτό το διάγραμμα μπορούμε να αντλήσουμε τις εξής πληροφορίες:

- Η πρόβλεψη φαίνεται να ακολουθεί τις πραγματικές τιμές χωρίς πολύ μεγάλες αστοχίες ενώ τα σφάλματα όπως βλέπουμε στο διάγραμμα 25 να μην είναι πολύ σταθερά μικρά .
- Λόγο των σταθερών κλιμακώσεων των τιμών του νομίσματος ο αλγόριθμος κατάφερε να διατηρηθεί σε πολύ κοντινές προβλέψεις σε όλο το διάστημα που μελετάται.

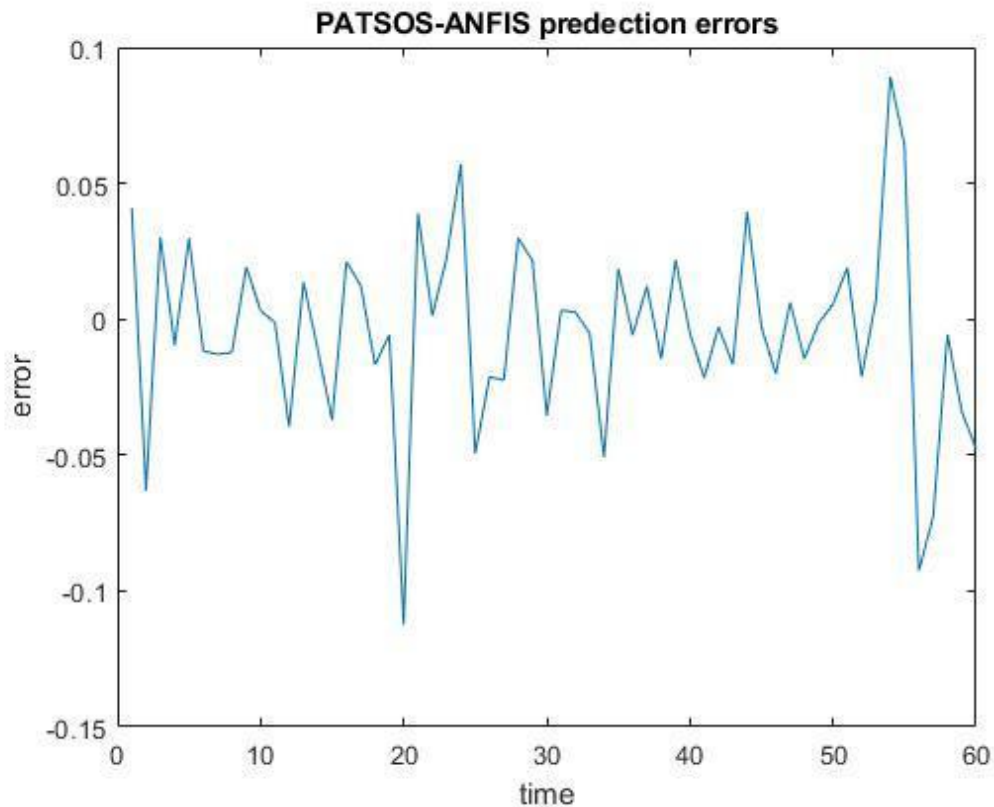
Ripple

MSE	RMSE	MAE	ROE (%)	Buy&Hold (%)	Success trend (%)	Buy&Sell	% of Difference	Difference	MF type
0,0013	0,036	0,026	1,55	-19,33	46,67	34,00	108,04	20,88	Gauss
0,0019	0,043	0,028	7,93	-19,33	46,67	34,00	141,05	27,26	Gbell
0,0010	0,032	0,023	8,87	-19,33	55,00	30,00	145,90	28,20	Triang
0,0012	0,035	0,026	3,34	-19,33	46,67	32,00	117,26	22,66	Gauss2
0,0013	0,036	0,026	5,42	-19,33	48,75	32,50	128,06	24,75	

Πίνακας 8. Αποτελέσματα αλγορίθμου για το Ripple.

Στον πίνακα βλέπουμε στις γραμμές τις συναρτήσεις που έτρεξαν στον αλγόριθμο και στις στήλες : μέσο τετράγωνο, τετραγωνικό και απόλυτο σφάλμα, το ποσοστό της μεταβολής του κεφαλαίο μας με τις στρατηγικές ROE και BUY&HOLD, το ποσοστό επιτυχίας, τον αριθμό αγοροπωλησιών και την ποσοτική και ποσοστιαία διαφορά των ROE και BUY&HOLD.

Όπως βλέπουμε τα σφάλματα έχουν μεγαλύτερες διακυμάνσεις ανάλογα την συνάρτηση που χρησιμοποιείται ενώ παραμένουν κατά μέσο όρο με τα περισσότερα από τα προηγούμενα νομίσματα. Κατά μέσο όρο έχουμε : **MSE: 0.0015 RMSE: 0.037** και **MAE: 0.026**.



Διάγραμμα 27. Η διακύμανση του σφάλματος κατά την πρόβλεψη για το Ripple.

Το μέσο ποσοστό επιτυχίας της πρόβλεψης ανόδου η καθόδου του νομίσματος από τον αλγόριθμο είναι στο **48.75%**, η διακύμανση του οποίου είναι από **46.67%** έως **55%** αναλόγως της συνάρτησης την οποία έχουμε διαλέξει. Βλέπουμε ότι ο αλγόριθμος κατά μέσο όρο φαίνεται να μην αντιδράει αποτελεσματικά στις μεταβολές αφού το μέσο όρο είναι κάτω από **50%**. Ωστόσο με μια προσεκτική ματιά μπορούμε να δούμε ότι με την σωστή επιλογή συνάρτησης μπορούμε να φτάσουμε μέχρι και το **55%** την επιτυχία το οποίο είναι υπερ-αρκετό για να έχουμε ικανοποιητικά αποτελέσματα. Στην συγκεκριμένη περίπτωση το μεγαλύτερο ποσοστό το είχαμε χρησιμοποιώντας συνάρτηση τύπου **Triang**. Εδώ είναι σημαντικό να παρατηρήσουμε ότι με την χρήση της συνάρτησης Gbell ενώ έχουμε επιτυχία 46.67 % και σχετικά ανεβασμένα σφάλματα, καταφέρεται ROE: 7.93%.

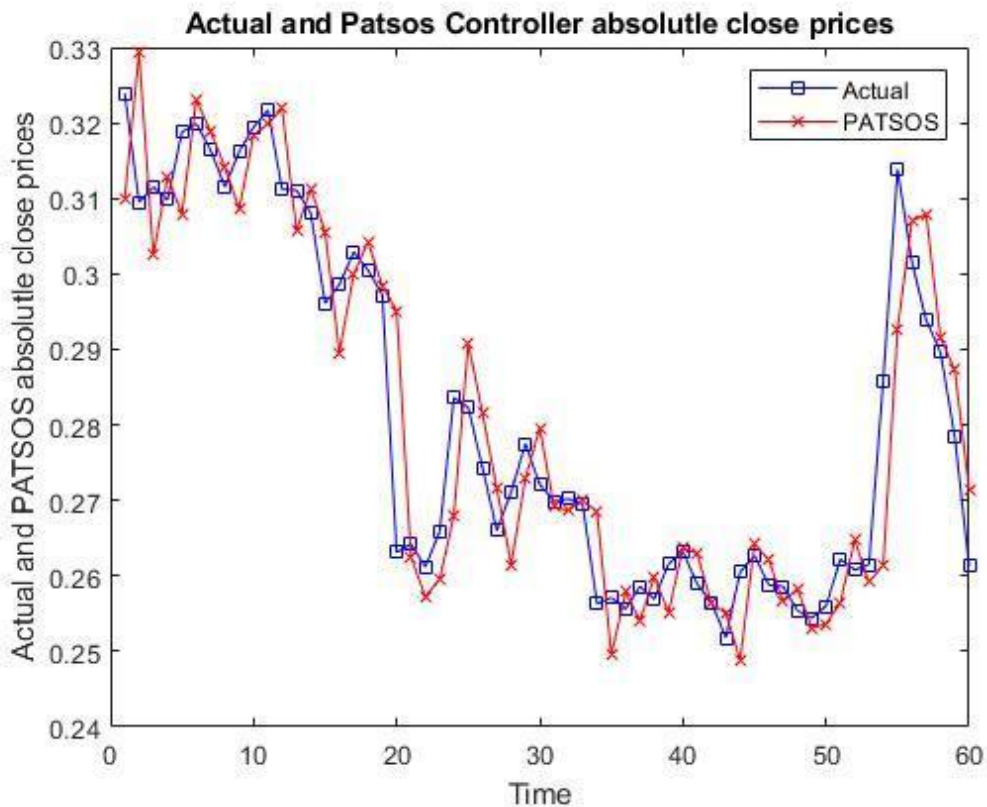
Στον άξονα Y βλέπουμε την διακύμανση των τιμών κλεισίματος του νομίσματος και στον άξονα X την ημέρα μέσα στο διάστημα των 60 ημερών που έγινε το τεστ.

Με την συνάρτηση Triang λοιπόν λόγω της επιτυχίας του αλγόριθμου καταφέραμε να πάρουμε :

ROE= 8.87% και άρα το πραγματικό κεφάλαιο φτάνει στα **10,887 €** ενώ το μέσο όρο όλων των συναρτήσεων είναι στο **5.42%** το οποίο μας δίνει πίσω **10,542 €**. Από την άλλη, με την μέθοδο **Buy & Hold** έχουμε πτώση του κεφαλαίου κατά **(-)19.33%** και άρα θα πάρουμε πίσω **8,067 €**. Εδώ είναι σημαντικό να παρατηρήσουμε ότι ακόμα και με μικρή κατά μέσο όρο επιτυχία έχουμε πολύ μεγάλη βελτίωση στο κεφάλαιο και μετατροπή των απωλειών σε κέρδη με κάθε συνάρτηση.

Έτσι κατά μέσο όρο έχουμε **128.06%** και με την συνάρτηση **Gauss** **145.90%** αύξηση στο ποσοστό κερδών, χρησιμοποιώντας τον συγκεκριμένο αλγόριθμο.

Ο μέσος αριθμός αγοροπωλησιών που έγιναν από τον αλγόριθμο για αυτό το αποτέλεσμα είναι **32.5**.



Διάγραμμα 28. Σύγκριση πρόβλεψης και πραγματικών τιμών στο Ripple με χρήση της συνάρτησης Triang.

Στον άξονα Y βλέπουμε την διακύμανση των τιμών κλεισίματος του νομίσματος και στον άξονα X την ημέρα μέσα στο διάστημα των 60 ημερών που έγινε το τεστ. Από αυτό το διάγραμμα μπορούμε να αντλήσουμε τις εξής πληροφορίες:

- Η πρόβλεψη φαίνεται να ακολουθεί τις πραγματικές τιμές χωρίς πολύ μεγάλες αστοχίες .
- Όσο μεγαλύτερη η διακύμανση που παρουσίασε η τιμή του νομίσματος μεταξύ 2 σε σειρά ημερών τόσο μεγαλύτερο το σφάλμα της τιμής που προβλέπει ο αλγόριθμος (κάτι που αποδεικνύεται και από το Διάγραμμα 27).
- Ο αλγόριθμος πέτυχε πολύ ικανοποιητικά αποτελέσματα και παρατηρούμε ότι ακόμα και μέρες με πολύ έντονες διακυμάνσεις κατάφερε ο αλγόριθμος να ακολουθήσει πολύ ικανοποιητικά τις πραγματικές τιμές.

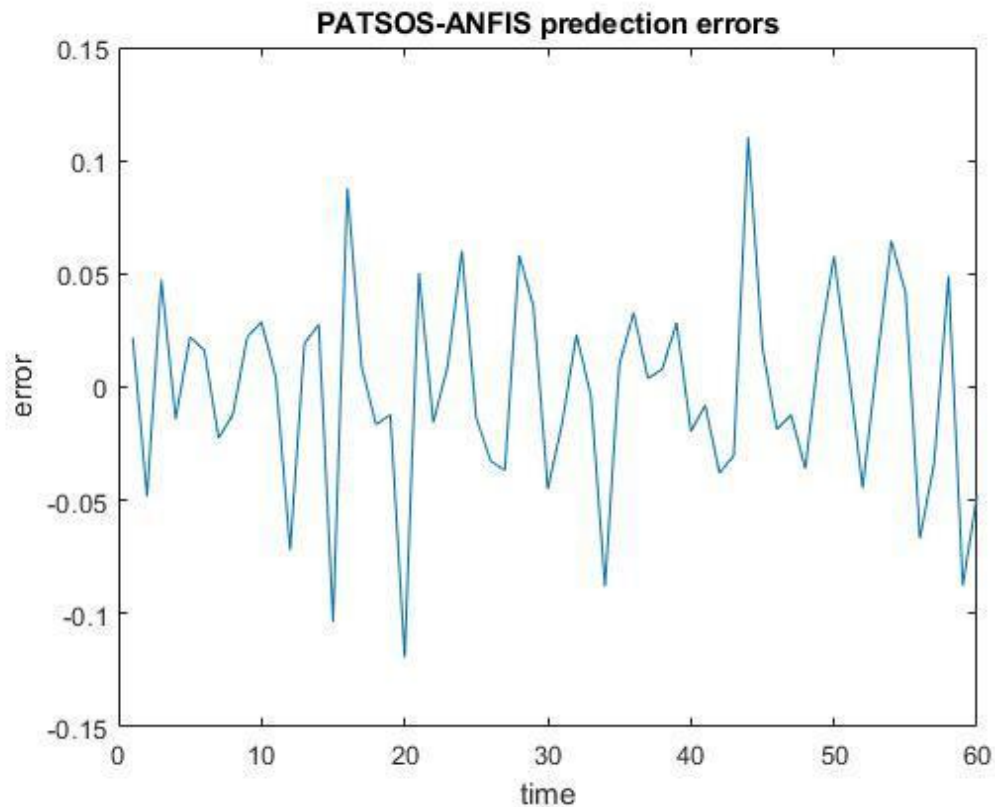
Tron

MSE	RMSE	MAE	ROE (%)	Buy&Hold (%)	Success trend (%)	Buy&Sell	% of Difference	Difference	MF type
0,0018	0,043	0,033	-12,90	-33,65	46,67	24,00	61,66	20,75	Gauss
0,0021	0,046	0,036	-13,77	-33,65	43,33	28,00	59,07	19,88	Gbell
0,0020	0,044	0,034	-15,83	-33,65	41,67	28,00	52,94	17,81	Triang
0,0020	0,045	0,035	-14,14	-33,65	45,00	24,00	57,97	19,51	Gauss2
0,0020	0,044	0,035	-14,16	-33,65	44,17	26,00	57,91	19,49	

Πίνακας 9. Αποτελέσματα αλγορίθμου για το Tron.

Στον πίνακα βλέπουμε στις γραμμές τις συναρτήσεις που έτρεξαν στον αλγόριθμο και στις στήλες : μέσο τετράγωνο, τετραγωνικό και απόλυτο σφάλμα, το ποσοστό της μεταβολής του κεφαλαίο μας με τις στρατηγικές ROE και BUY&HOLD, το ποσοστό επιτυχίας, τον αριθμό αγοροπωλησιών και την ποσοτική και ποσοστιαία διαφορά των ROE και BUY&HOLD.

Όπως βλέπουμε τα σφάλματα εμφανώς ανεβασμένα από τα προηγούμενα νομίσματα. Κατά μέσο όρο έχουμε : **MSE: 0.0020 RMSE : 0.045 και MAE: 0,035.**



Διάγραμμα 29. Η διακύμανση του σφάλματος κατά την πρόβλεψη για το Tron.

Το μέσο ποσοστό επιτυχίας της πρόβλεψης ανόδου η καθόδου του νομίσματος από τον αλγόριθμο είναι στο **44.17%**, η διακύμανση του οποίου είναι από **41.67%** έως **46.67%** αναλόγως της συνάρτησης την οποία έχουμε διαλέξει. Βλέπουμε ότι ο αλγόριθμός δεν αντιδράει καθόλου αποτελεσματικά στις μεταβολές αφού με όλες τις συναρτήσεις, η επιτυχία πρόβλεψης είναι κάτω από **50%**. Αυτή είναι και η πρώτη και μοναδική περίπτωση που βλέπουμε ότι όλες οι συναρτήσεις έμειναν κάτω από το 50% το οποίο δείχνει ότι αποτελεσματικά απέτυχε την πρόβλεψη της τάσης καθώς αν βλέπαμε τυχαιότητα θα έπρεπε να βρίσκοντε γύρω από το 50%. Στην συγκεκριμένη περίπτωση το μεγαλύτερο ποσοστό το είχαμε χρησιμοποιώντας συνάρτηση τύπου **Gauss**.

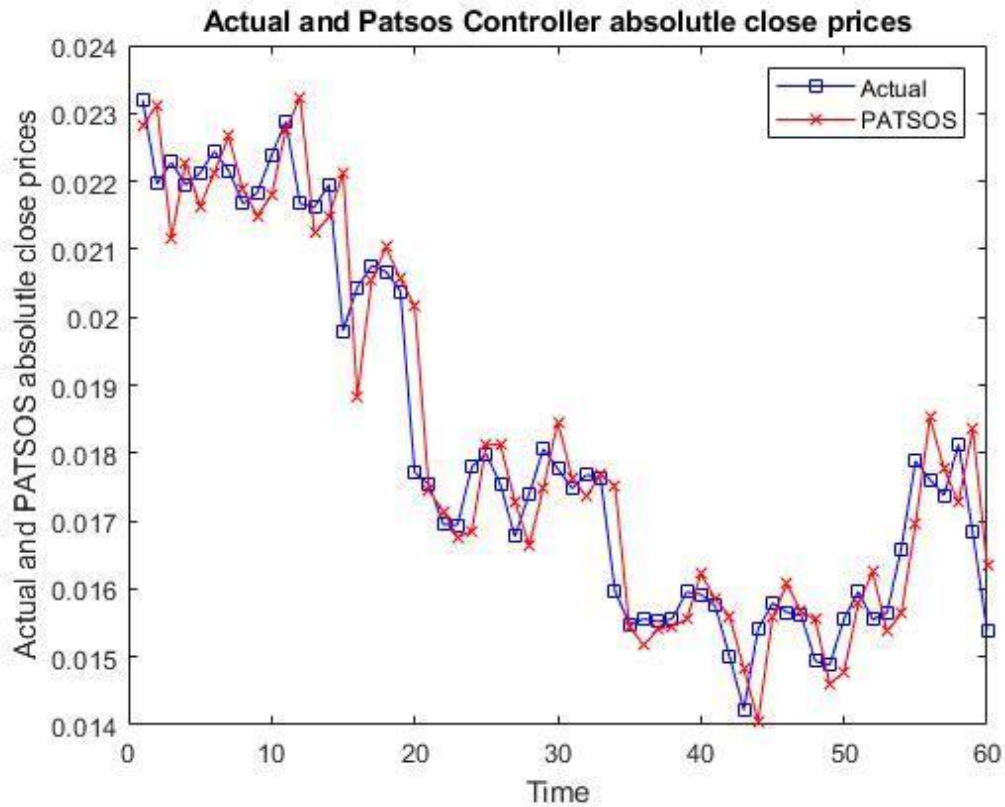
Στον άξονα Y βλέπουμε την διακύμανση των τιμών κλεισίματος του νομίσματος και στον άξονα X την ημέρα μέσα στο διάστημα των 60 ημερών που έγινε το τεστ.

Με αυτήν την συνάρτηση λοιπόν λόγο της επιτυχίας του αλγόριθμου καταφέραμε να πάρουμε :

ROE= -12.90% και άρα το πραγματικό κεφάλαιο φτάνει στα **8,710 €** ενώ το μέσο όρο όλων των συναρτήσεων είναι στο **-14.16%** το οποίο μας δίνει πίσω **8,584 €**. Από την άλλη, με την μέθοδο **Buy & Hold** έχουμε πτώση του κεφαλαίου κατά **(-)33.65%** και άρα θα πάρουμε πίσω **6,635 €**. Εδώ είναι σημαντικό να παρατηρήσουμε ότι ακόμα και με ελάχιστη κατά μέσο όρο επιτυχία έχουμε αισθητή βελτίωση στο κεφάλαιο με μείωση των απωλειών με κάθε συνάρτηση.

Έτσι κατά μέσο όρο έχουμε **57.91%** και με την συνάρτηση **Gauss 61.66%** αύξηση στο ποσοστό κερδών, χρησιμοποιώντας τον συγκεκριμένο αλγόριθμο.

Ο μέσος αριθμός αγοροπωλησιών που έγιναν από τον αλγόριθμο για αυτό το αποτέλεσμα είναι **26**.



Διάγραμμα 30. Σύγκριση πρόβλεψης και πραγματικών τιμών στο Tron με χρήση της συνάρτησης Gauss.

Στον άξονα Y βλέπουμε την διακύμανση των τιμών κλεισίματος του νομίσματος και στον άξονα X την ημέρα μέσα στο διάστημα των 60 ημερών που έγινε το τεστ. Από αυτό το διάγραμμα μπορούμε να αντλήσουμε τις εξής πληροφορίες:

- Όσο μεγαλύτερη η διακύμανση που παρουσίασε η τιμή του νομίσματος μεταξύ 2 σε σειρά ημερών τόσο μεγαλύτερο το σφάλμα της τιμής που προβλέπει ο αλγόριθμος (κάτι που αποδεικνύεται και από το Διάγραμμα 29).
- Παρατηρούμε αρκετά μεγάλα σφάλματα πέρα από το μικρό σχετικά ποσοστό επιτυχίας το οποίο τελικά όπως είδαμε στον πίνακα 9 απέδωσε μικρό ποσοστό ελάττωσης των απωλειών.

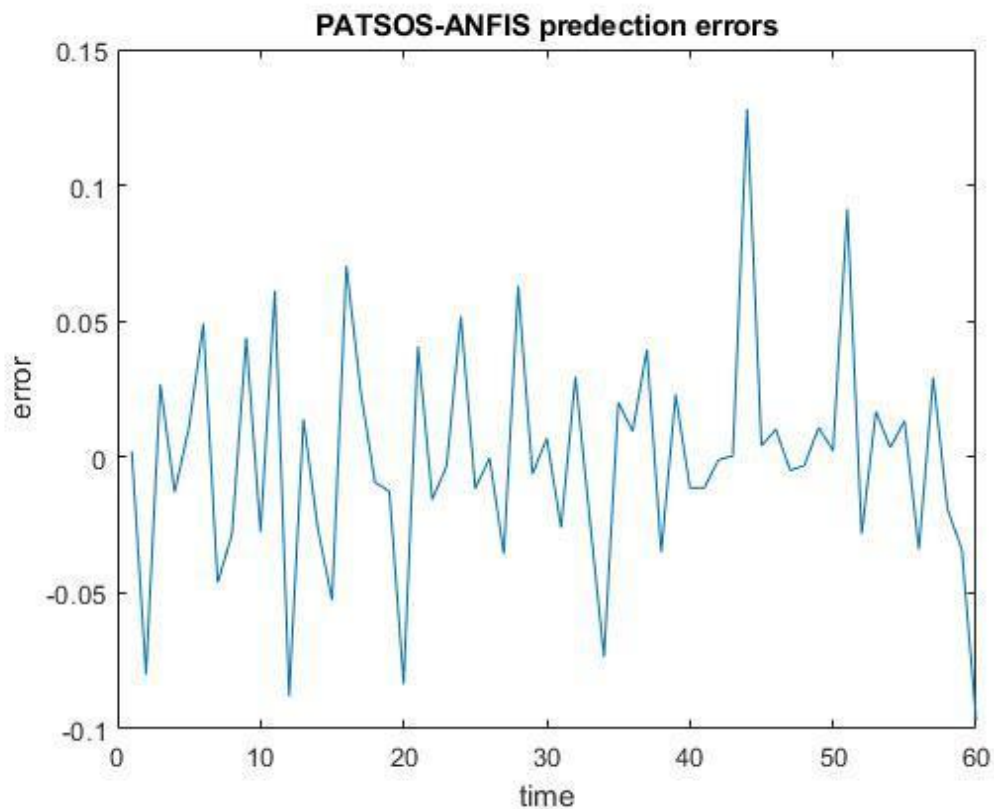
Eos

MSE	RMSE	MAE	ROE (%)	Buy&Hold (%)	Success trend (%)	Buy&Sell	% of Difference	Difference	MF type
0,0020	0,045	0,033	-7,98	-26,80	55,00	28,00	70,23	18,82	Gauss
0,0017	0,042	0,030	-10,07	-26,80	51,67	26,00	62,43	16,73	Gbell
0,0017	0,041	0,030	-10,99	-26,80	51,67	28,00	58,99	15,81	Triang
0,0017	0,042	0,031	-4,66	-26,80	55,00	32,00	82,60	22,13	Gauss2
0,0018	0,042	0,031	-8,42	-26,80	53,33	28,50	68,56	18,37	

Πίνακας 10. Αποτελέσματα αλγορίθμου για το EOS.

Στον πίνακα βλέπουμε στις γραμμές τις συναρτήσεις που έτρεξαν στον αλγόριθμο και στις στήλες : μέσο τετράγωνο, τετραγωνικό και απόλυτο σφάλμα, το ποσοστό της μεταβολής του κεφαλαίο μας με τις στρατηγικές ROE και BUY&HOLD, το ποσοστό επιτυχίας, τον αριθμό αγοροπωλησιών και την ποσοτική και ποσοστιαία διαφορά των ROE και BUY&HOLD.

Όπως βλέπουμε τα σφάλματα είναι πολύ μικρά και σχεδόν ίδια ανεξαρτήτως της συμμετέχουσας συνάρτησης κατά την πρόβλεψη. Κατά μέσο όρο : **MSE: 0.0018** **RSME: 0.043** και **MAE: 0.031**.



Διάγραμμα 31. Η διακύμανση του σφάλματος κατά την πρόβλεψη για το EOS.

Το μέσο ποσοστό επιτυχίας της πρόβλεψης ανόδου η καθόδου του νομίσματος από τον αλγόριθμο είναι στο **53.33%**, η διακύμανση του οποίου είναι από **51.67%** έως **55%** αναλόγως της συνάρτησης την οποία έχουμε διαλέξει. Βλέπουμε έτσι ότι ο αλγόριθμός δούλεψε όχι απλά αποτελεσματικά αλλά και με συνέπεια κάτι που δείχνει ότι ο τρόπος με τον οποίο κινείτε το συγκεκριμένο νόμισμα είναι συμβατός με αυτόν. Στην συγκεκριμένη περίπτωση το μεγαλύτερο ποσοστό το είχαμε χρησιμοποιώντας συνάρτηση τύπου **Gauss2**.

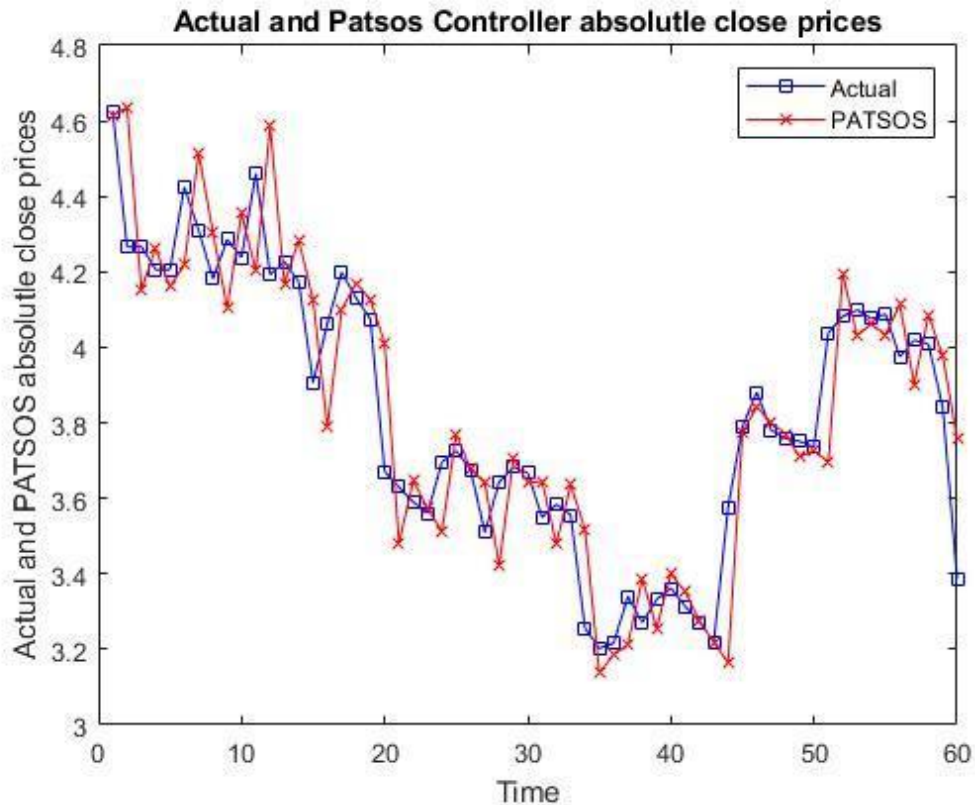
Με αυτήν την συνάρτηση λοιπόν λόγω της επιτυχίας του αλγόριθμου καταφέραμε να πάρουμε :

ROE= -4.66% και άρα το πραγματικό κεφάλαιο φτάνει στα **9,534 €** ενώ το μέσο όρο όλων των συναρτήσεων είναι στο **-8.42%** το οποίο μας δίνει **9,158 €**. Από την άλλη, με την μέθοδο **Buy & Hold** έχουμε πτώση του κεφαλαίου κατά **(-)26.80%** και άρα θα πάρουμε πίσω

7,320 €. Βλέπουμε σε αυτή την περίπτωση ότι ενώ ο αλγόριθμος κατάφερε αποτελεσματικά να προβλέψει την τάση του νομίσματος, δεν καταφέραμε να πάρουμε κέρδη ενώ έπεφτε η αξία του, κάτι το οποίο καταφέραμε σε άλλες περιπτώσεις και με μικρότερο ποσοστό επιτυχίας.

Έτσι κατά μέσο όρο έχουμε **68.56%** και με την συνάρτηση **Gauss2** **82.60%** μείωση στο ποσοστό απωλειών, χρησιμοποιώντας τον συγκεκριμένο αλγόριθμο.

Ο μέσος αριθμός αγοροπωλησιών που έγιναν από τον αλγόριθμο για αυτό το αποτέλεσμα είναι **26**.



Διάγραμμα 32. Σύγκριση πρόβλεψης και πραγματικών τιμών στο EOS με χρήση της συνάρτησης Gauss2.

Στον άξονα Y βλέπουμε την διακύμανση των τιμών κλεισίματος του νομίσματος και στον άξονα X την ημέρα μέσα στο διάστημα των 60 ημερών που έγινε το τεστ. Από αυτό το διάγραμμα μπορούμε να αντλήσουμε τις εξής πληροφορίες:

- Όσο μεγαλύτερη η διακύμανση που παρουσίασε η τιμή του νομίσματος μεταξύ 2 σε σειρά ημερών τόσο μεγαλύτερο το σφάλμα της τιμής που προβλέπει ο αλγόριθμος (κάτι που αποδεικνύεται και από το Διάγραμμα 31).
- Παρατηρούμε αρκετά μεγάλα σφάλματα και έτσι παρά το αρκετά μεγάλο ποσοστό επιτυχίας που είχε ο αλγόριθμος όσο αναφορά την πρόβλεψη της τάσης, η βελτίωση του κεφαλαίου δεν ήταν ικανοποιητική.
- Στις 20 τελευταίες ημέρες του τεστ βλέπουμε χαρακτηριστικά να πετυχαίνει ο αλγόριθμος ακριβώς μια τιμή και μετά να αστοχεί κατά πολύ μεγάλο βαθμό την επόμενη μέρα. Ωστόσο άκρος θετικό είναι πως την αμέσως επόμενη ξανά πετυχαίνει ακριβώς την τιμή.

Ethereum Classic

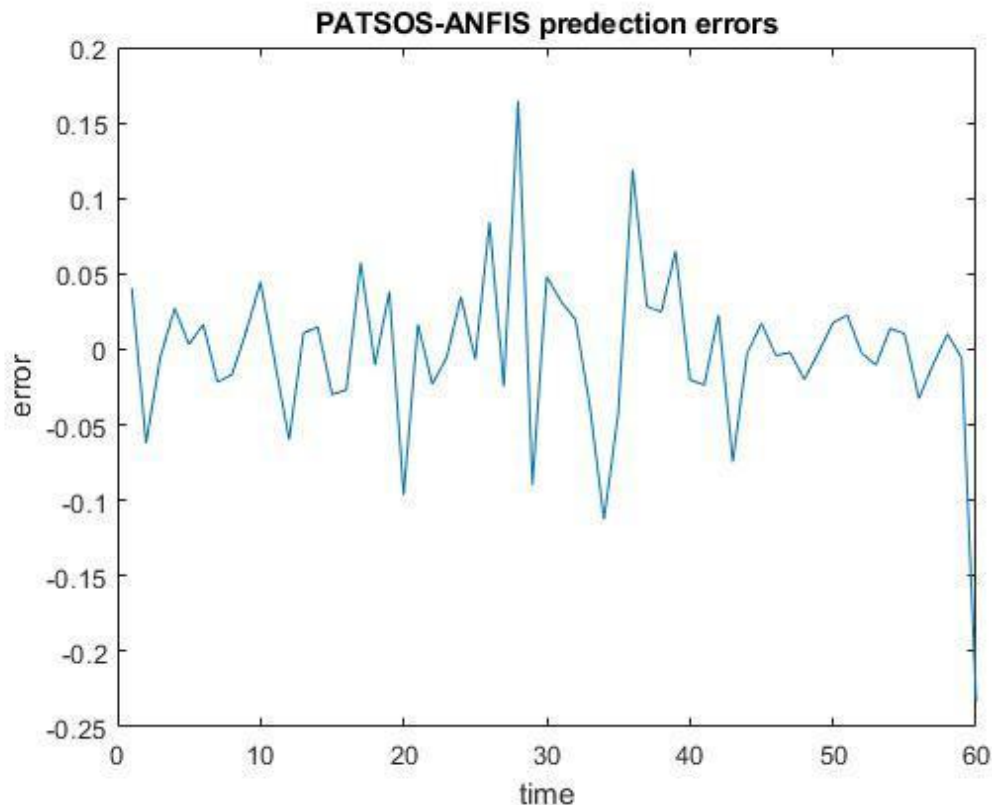
MSE	RMSE	MAE	ROE (%)	Buy&Hold (%)	Success trend (%)	Buy&Sell	% of Difference	Difference	MF type
0,0029	0,054	0,035	5,08	-26,58	51,67	22,00	119,11	31,66	Gauss
0,0029	0,054	0,035	-7,78	-26,58	48,33	24,00	70,73	18,80	Gbell
0,0039	0,063	0,037	-0,08	-26,58	55,00	28,00	99,68	26,49	Triang
0,0030	0,055	0,036	5,76	-26,58	51,67	24,00	121,66	32,34	Gauss2
0,0032	0,056	0,036	0,74	-26,58	51,67	24,50	102,79	27,32	

Πίνακας 11. Αποτελέσματα αλγορίθμου για το Ethereum Classic.

Στον πίνακα βλέπουμε στις γραμμές τις συναρτήσεις που έτρεξαν στον αλγόριθμο και στις στήλες : μέσο τετράγωνο, τετραγωνικό και απόλυτο σφάλμα, το ποσοστό της μεταβολής του κεφαλαίο μας με τις στρατηγικές ROE και BUY&HOLD, το ποσοστό επιτυχίας, τον αριθμό αγοροπωλησιών και την ποσοτική και ποσοστιαία διαφορά των ROE και BUY&HOLD.

Όπως βλέπουμε τα σφάλματα εμφανώς μεγαλύτερα από τα προηγούμενα νομίσματα που μελετήσαμε. Κατά μέσο όρο : **MSE : 0.0033 RSME: 0.057** και **MAE: 0.036**.

Ανεβασμένα βλέπουμε τα σφάλματα στην Triang συνάρτηση παρά την επιτυχής πρόβλεψη.



Διάγραμμα 33. Η διακύμανση του σφάλματος κατά την πρόβλεψη για το Ethereum Classic.

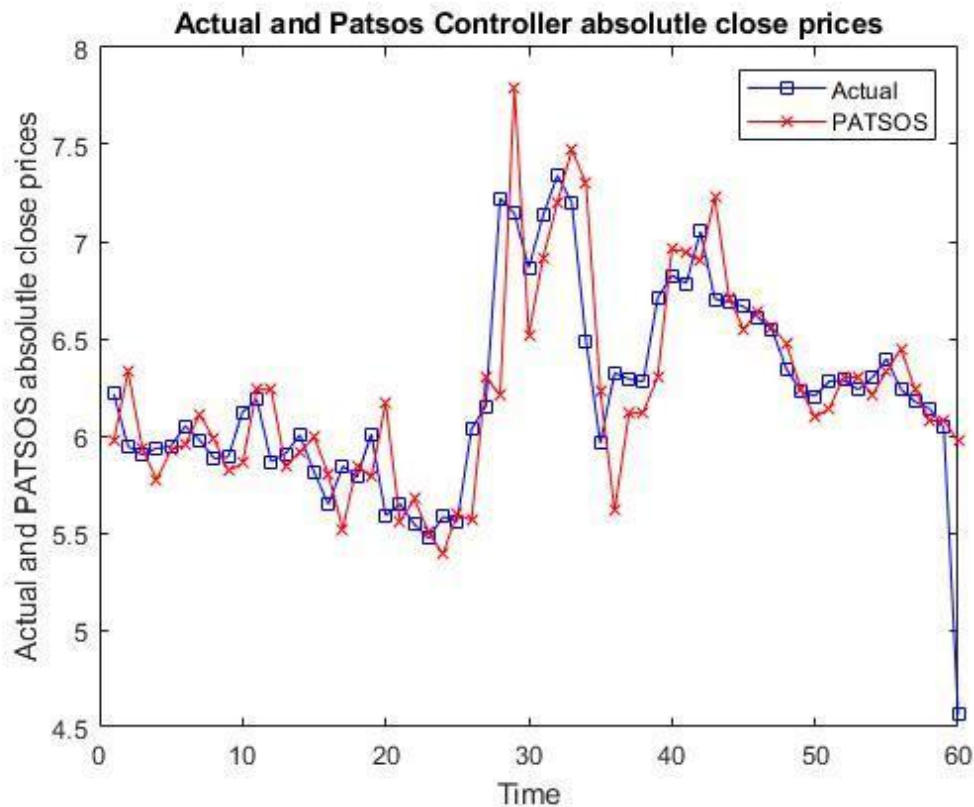
Το μέσο ποσοστό επιτυχίας της πρόβλεψης ανόδου η καθόδου του νομίσματος από τον αλγόριθμο είναι στο **51.67%**, η διακύμανση του οποίου είναι από **48.33%** έως **55%** αναλόγως της συνάρτησης την οποία έχουμε διαλέξει. Βλέπουμε ότι ο αλγόριθμός κατά μέσο όρο φαίνεται να αντιδράει σχετικά αποτελεσματικά στις μεταβολές αφού το μέσο όρο είναι πάνω από **50%**. Σε 3 περιπτώσεις από τις 4 είμαστε πάνω από το 50% και βλέπουμε ότι με την σωστή επιλογή συνάρτησης μπορούμε να φτάσουμε μέχρι και το **55%** την. Στην συγκεκριμένη περίπτωση ωστόσο η καλύτερη επενδυτικά περίπτωση δεν ήταν αυτή με το μεγαλύτερο Success Trend αφού σε 2 περιπτώσεις είχαμε καλύτερο ROE από αυτό και μάλιστα θετικό. Προχωράμε λοιπόν με γνώμονα το ROE και επιλέγουμε την **Gauss2**.

Με αυτήν την συνάρτηση λοιπόν λόγω της επιτυχίας του αλγόριθμου καταφέραμε να πάρουμε :

ROE= 5.76% και άρα το πραγματικό κεφάλαιο φτάνει στα **10,576 €** ενώ το μέσο όρο όλων των συναρτήσεων είναι στο **0.74%** το οποίο μας δίνει πίσω **10,074€**. Από την άλλη, με την μέθοδο **Buy & Hold** έχουμε πτώση του κεφαλαίου κατά **(-)26.58%** και άρα θα πάρουμε πίσω **7,332 €**. Εδώ είναι σημαντικό να παρατηρήσουμε ότι μπορεί να φαίνεται μικρό το μέσο ROE αλλά είναι ικανοποιητικό αν αναλογιστούμε την διαφορά του με την άλλη στρατηγική.

Έτσι κατά μέσο όρο έχουμε **102.79%** και με την συνάρτηση **Gauss** **121.66%** αύξηση στο ποσοστό κερδών, χρησιμοποιώντας τον συγκεκριμένο αλγόριθμο.

Ο μέσος αριθμός αγοροπωλησιών που έγιναν από τον αλγόριθμο για αυτό το αποτέλεσμα είναι **24.5**.



Διάγραμμα 34. Σύγκριση πρόβλεψης και πραγματικών τιμών στο Ethereum Classic με χρήση της συνάρτησης Gauss2.

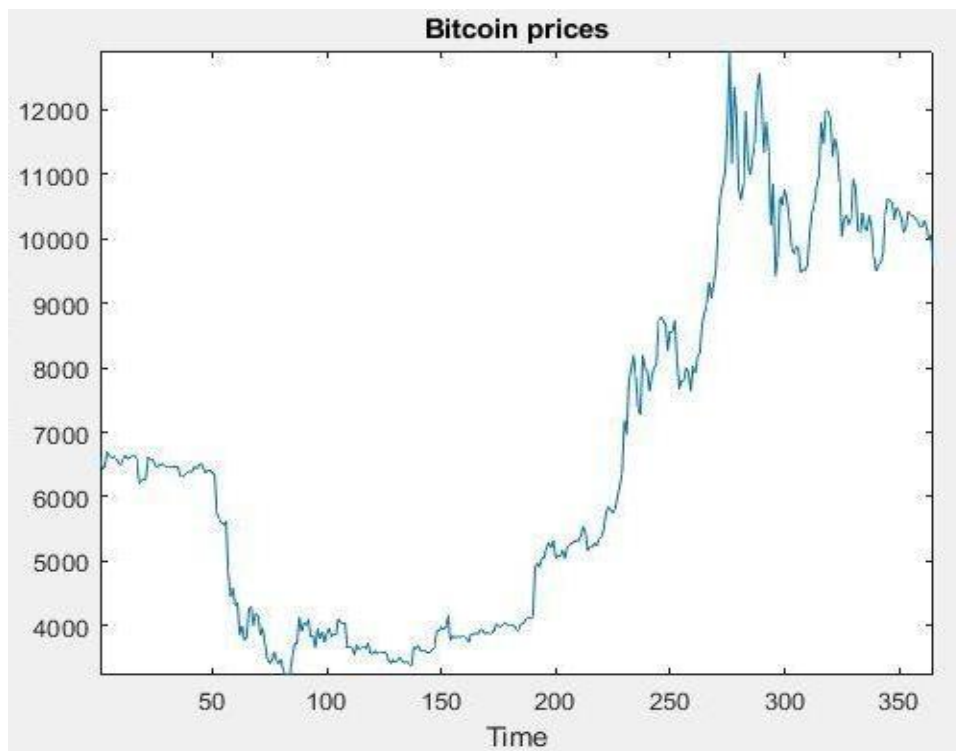
Στον άξονα Y βλέπουμε την διακύμανση των τιμών κλεισίματος του νομίσματος και στον άξονα X την ημέρα μέσα στο διάστημα των 60 ημερών που έγινε το τεστ. Από αυτό το διάγραμμα μπορούμε να αντλήσουμε τις εξής πληροφορίες:

- Όσο μεγαλύτερη η διακύμανση που παρουσίασε η τιμή του νομίσματος μεταξύ 2 σε σειρά ημερών τόσο μεγαλύτερο το σφάλμα της τιμής που προβλέπει ο αλγόριθμος (κάτι που αποδεικνύεται και από το Διάγραμμα 33).
- Τα σφάλματα τις περισσότερες ημέρες ήταν σταθερά μικρά και έτσι παρά τις αποτυχίες κάποιων μεμονωμένων ημερών φτάσαμε σε ένα ικανοποιητικό αποτέλεσμα από άποψη κεφαλαίων.
- Στις 20 τελευταίες ημέρες του τεστ βλέπουμε εμφανής μείωση των σφαλμάτων.

5.3 Συγκρίσεις Αποτελεσμάτων

Όπως είδαμε είχαμε σε όλα τα νομίσματα θετικά αποτελέσματα , σε κάποια με μεγάλη διαφορά από την άλλη στρατηγική και σε κάποια με μικρότερη. Ένα τέτοιο παράδειγμα βλέπουμε μεταξύ Bitcoin και Tron.

Στο πρώτο βλέπουμε ότι η επιτυχία κυμαίνεται μεταξύ **53.33%** - **56.56%** και το ποσοστό διαφοράς των 2 στρατηγικών έχει κατά μ.ο. **861.27%**.



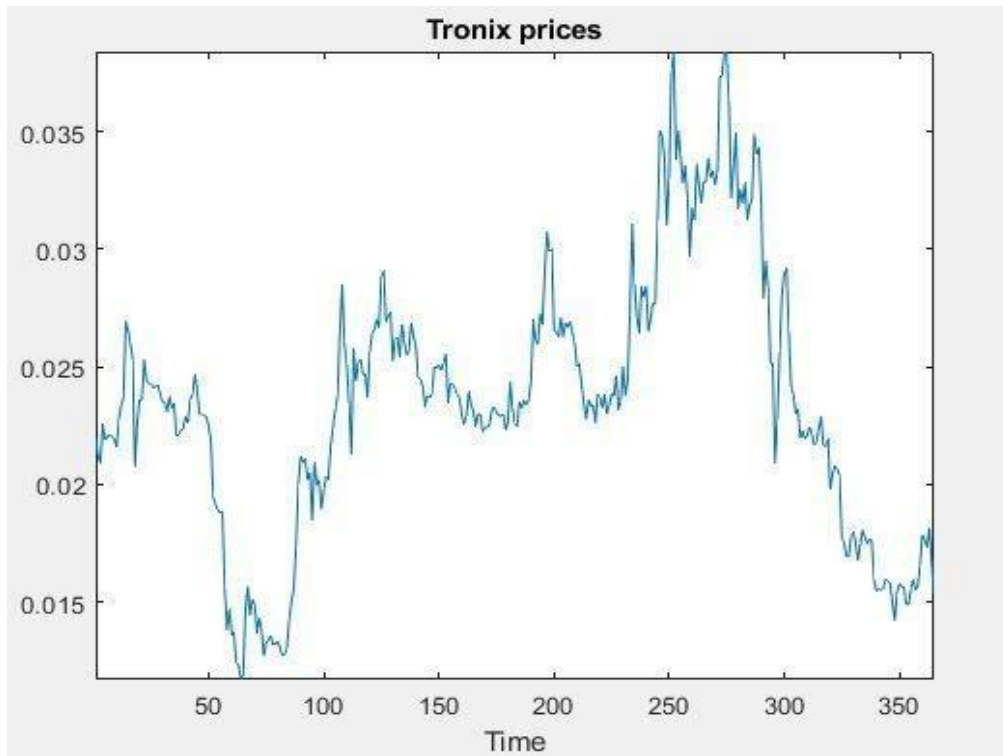
Διάγραμμα 35. Οι τιμές κλεισίματος για το Bitcoin για όλο το χρονικό διάστημα που μελετάμε.

Στον άξονα Y έχουμε τις τιμές κλεισίματος του νομίσματος σε € ενώ στον X βλέπουμε το διάστημα που μελετάμε.

Ενώ στο Tron δεύτερο βλέπουμε πως και οι 4 συναρτήσεις απέτυχαν με συνέπεια καθώς τα ποσοστά κυμαίνονται από **41.67%** - **46.67%** με αποτέλεσμα η διαφορά να είναι στο **57.91%** Αυτή η διαφορά της επιτυχίας του αλγορίθμου μεταξύ των νομισμάτων (όπως του **Bitcoin** και του **Tron**) μπορεί να μεταφραστεί από :

1. την φύση του νομίσματος και την «χαοτικότητα» την οποία παρουσιάζουν οι μεταβολές του.

2. Την διαφορά μεγέθους στις διακυμάνσεις των 2 νομισμάτων (Bitcoin : 4,000 € - 13,000€ και Tron 0.010€ – 0.040€)



Διάγραμμα 36. Οι τιμές κλεισίματος για το Tron για όλο το χρονικό διάστημα που μελετάμε.

Στον άξονα Y έχουμε τις τιμές κλεισίματος του νομίσματος σε € ενώ στον X βλέπουμε το διάστημα που μελετάμε.

Όπως βλέπουμε στα 2 σχήματα με τις τιμές κλεισίματος στο πεδίο του χρόνου το οποίο εξετάζουμε για τα 2 νομίσματα, οι τιμές του **Tron** παρουσιάζουν πιο με βραχυπρόθεσμες ποσοτικά μικρότερες μεταβολές σε σχέση με αυτές του **Bitcoin**, το οποίο λόγω της κλίμακας την οποία έχει πάρει ως οντότητα επηρεάζεται πιο μακροοικονομικά όπως και άλλες μεγάλες μετοχές.

Παρατηρούμε επίσης, ότι ενώ κατά την εποχή που επιλέξαμε για να κάνουμε το τεστ πρόβλεψης όλα τα νομίσματα κατέληξαν να χάνουν αξία, λόγω της χρήσης του αλγορίθμου, όχι απλά περιορίσαμε τις απώλειες, αλλά στο 50% των περιπτώσεων βγάλαμε θετικό πρόσημο σε σχέση με την αρχική επένδυση.

5.4 Τα νομίσματα που επέφεραν κέρδη

	ROE (%)	Buy & Hold (%)	Success trend (%)	% of Difference
<i>Bitcoin</i>	23.03	-3.03	55.42	861.27
<i>Ethereum</i>	4.37	-12.44	51.25	135.13
<i>Qtum</i>	1.4	-38.73	50.42	103.62
<i>Ripple</i>	5.42	-19.33	48.75	128.06
<i>Ethereum Classic</i>	0.74	-26.58	51.67	102.79

Πίνακας 12. Αποτελέσματα του αλγορίθμου για τα νομίσματα με θετικό ROE.

Αριστερά έχουμε τα νομίσματα τα οποία είχαν θετικό ROE και στις στήλες βλέπουμε με σειρά το ROE και BUY&HOLD και την ποσοστιαία διαφορά των ROE και BUY&HOLD.

Βλέπουμε ότι ειδικά στο **Bitcoin** έχουμε τρομερά αποτελέσματα τα οποία αποδίδουν **861%** μεγαλύτερο κέρδος από την άλλη στρατηγική, αλλά επίσης ότι σε όλα τα υπόλοιπα νομίσματα έχουμε σταθερά πάνω από **100%** κέρδος. Η επιτυχία αυτών των 5 νομισμάτων είναι ιδιαίτερος θετική για την έρευνα μας, καθώς η μετατροπή δυνητικών απωλειών σε κέρδη, καθώς η μετοχή ή το νόμισμα πέφτει, είναι το καλύτερο πιθανό αποτέλεσμα και για έναν επενδυτή θα σήμαινε ότι θα έσωζε τα κεφάλαιά του και ταυτόχρονα θα του έδινε χρόνο να αντιδράσει σε αυτές τις μεταβολές.

Ωστόσο είναι σημαντικό να σημειώσουμε ότι και στα 10 νομίσματα ο αλγόριθμος τα πήγε πολύ καλύτερα από το να διατηρήσουμε τις μετοχές σε όλο το διάστημα ελέγχου, καθώς και στα υπόλοιπα 5 νομίσματα μείωσε σημαντικά τις απώλειες.

5.5 Τα νομίσματα που μείωσαν τις απώλειες

	ROE (%)	Buy & Hold (%)	Success trend (%)	% of Difference
<i>BitcoinCash</i>	-3.54	-11.00	47.08	67.80
<i>Litecoin</i>	-4.29	-30.41	50.83	85.91
<i>Binance Coin</i>	-8.82	-35.85	46.25	75.39
<i>Tron</i>	-14.26	-33.65	44.17	57.91
<i>Eos</i>	-8.42	-26.80	53.33	68.56

Πίνακας 13. Αποτελέσματα του αλγορίθμου για τα νομίσματα με αρνητικό ROE.

Αριστερά έχουμε τα νομίσματα τα οποία είχαν αρνητικό ROE και στις στήλες βλέπουμε με σειρά το ROE και BUY&HOLD και την ποσοστιαία διαφορά των ROE και BUY&HOLD.

Βλέπουμε ότι και σε αυτές τις περιπτώσεις ενώ είχαμε σχεδόν αποκλείστηκα την επιτυχία κάτω από το 50%, καταφέραμε να μειώσουμε πάραυτα τις απώλειες κατά **71%** (μ.ο.). Αυτό παρά τη πτώση του τελικού κεφαλαίου είναι επιτυχές για τον αλγόριθμο καθώς και πάλι έχουμε σημαντική μείωση σε αυτή την πτώση.

5.6 Εναλλαγή μεταξύ των συμμετοχών της συνάρτησης μέσα στον αλγόριθμο

Επιλέγουμε στην συνέχεια 1 συνάρτηση για να συνεχίσουμε την ανάλυση μας ώστε να δούμε πως συμπεριφέρεται ανά νόμισμα αλλά και ανά τον αριθμό συμμετοχών της συνάρτησης στον αλγόριθμο.

Θα επιλέξουμε να κάνουμε αυτή την ανάλυση με την **Gauss2** καθώς κατά μέσο όρο είχε το μεγαλύτερο ROE στο σύνολο των εξεταζόμενων νομισμάτων.

5.6.1 Συμμετοχή 2 & 2 Συναρτήσεων

	MSE	RMSE	MAE	ROE (%)	Buy & Hold (%)	Success trend (%)	Buy & Sell	% of Difference	Difference
<i>Bitcoin</i>	0.0008	0.028	0.0219	17.12	-3.03	56.67	25	928.43	28.09
<i>Ethereum</i>	0.0012	0.035	0.0268	3.66	-12.44	48.33	28	121.46	15.11
<i>Qtum</i>	0.0015	0.0389	0.0306	5.26	-38.73	55.00	28	97.06	37.59
<i>Bitcoin Cash</i>	0.0014	0.0377	0.0284	5.96	-11.00	53.33	30	41.35	4.55
<i>Litecoin</i>	0.0015	0.0392	0.0297	-2.83	-30.41	51.67	24	91.06	27.69
<i>Binance Coin</i>	0.0014	0.0374	0.0306	2.61	-35.85	51.67	20	102.37	36.70
<i>Ripple</i>	0.0012	0.0350	0.0255	3.34	-19.33	46.67	34	108.04	20.88
<i>Tron</i>	0.0020	0.0449	0.0353	-14.14	-33.65	45.00	24	61.66	20.75
<i>Eos</i>	0.0017	0.0417	0.0306	-4.66	-26.80	55.00	28	70.23	18.82
<i>Ethereum Classic</i>	0.0030	0.0545	0.0357	5.76	-26.58	51.67	22	119.11	31.66
Μέσος όρος	0.00157	0.03925	0.02951	<u>2.21</u>	-23.78	<u>51.50</u>	26.30	<u>174.08</u>	24.18

Πίνακας 14. Αποτελέσματα του αλγορίθμου για όλα τα νομίσματα με 2&2 συμμετοχές της συνάρτησης Gauss2.

Στον πίνακα βλέπουμε στις γραμμές τα νομίσματα που έτρεξαν στον αλγόριθμο και στις στήλες : μέσο τετράγωνο, τετραγωνικό και απόλυτο σφάλμα, το ποσοστό της μεταβολής του κεφαλαίου μας με τις στρατηγικές ROE και BUY&HOLD, το ποσοστό επιτυχίας, τον αριθμό αγοροπωλησιών και την ποσοτική και ποσοστιαία διαφορά των ROE και BUY&HOLD.

Στον πίνακα στον οποίο η ανάλυση έγινε με (2 & 2) συμμετοχές της συνάρτησης, παρατηρούμε τα εξής:

Η καλύτερη πρόβλεψη όσο αναφορά τα σφάλματα, το ROE αλλά και το Success trend έγινε στο Bitcoin με Success trend **56.67%** σφάλματα **MSE=0.0008 RMSE=0.0284 MAE= 0.0219, ROE= 17.12%** το οποίο αποδίδει **928.43%** μεγαλύτερο ποσοστό κερδών από την στρατηγική **B&H= -3.03%**.

Η χειρότερη πρόβλεψη όσο αναφορά το ROE αλλά και το Success trend έγινε στο

Tron με **Successstrend=45%,ROE= -14.14%** το οποίο αποδίδει **61.66%** μικρότερο ποσοστό απωλειών από την στρατηγική **B&H= -33.65%.**

Η χειρότερη απόδοση όσο αναφορά τα σφάλματα έγινε στο**EthereumClassic** με **MSE=0.0030 RMSE=0.0545 MAE= 0.0357.**

Ενώ το μικρότερο ποσοστό κερδών σε σχέση με την στρατηγική B&H είχαμε στο **BitcoinCash** με **% of Difference= 41.35%,** το οποίο ωστόσο ήταν ικανό να μετατρέψει τις απώλειες σε κέρδη αφού το **ROE=5.96%** και **B&H= -11%.**

5.6.2 Συμμετοχή 2 & 3 Συναρτήσεων

	MSE	RMSE	MAE	ROE (%)	Buy & Hold (%)	Success trend (%)	Buy & Sell	% of Difference	Difference
<i>Bitcoin</i>	0.0010	0.0319	0.0243	26.60	-3.03	60.00	19	979.25	29.63
<i>Ethereum</i>	0.0018	0.0419	0.0296	11.01	-12.44	56.67	30	188.49	23.46
<i>Qtum</i>	0.0016	0.0399	0.0303	8.90	-38.73	56.67	28	122.97	47.62
<i>Bitcoin Cash</i>	0.0015	0.0387	0.0286	3.24	-11.00	55.00	34	129.49	14.24
<i>Litecoin</i>	0.0019	0.0431	0.0331	-23.13	-30.41	43.33	35	23.95	7.28
<i>Binance Coin</i>	0.0049	0.0697	0.0394	-14.77	-35.85	40.00	26	58.79	21.08
<i>Ripple</i>	0.0019	0.0433	0.0273	-0.62	-19.33	53.33	38	96.79	18.71
<i>Tron</i>	0.0025	0.0498	0.0376	-18.32	-33.65	43.33	26	45.56	15.33
<i>Eos</i>	0.0026	0.0512	0.0358	-20.44	-26.80	45.00	32	23.71	6.35
<i>Ethereum Classic</i>	0.0046	0.0681	0.0399	8.73	-26.58	56.67	32	132.85	35.31
Μέσος όρος	0.00243	0.04776	0.03259	-1.88	-23.78	51.00	30.00	180.19	21.90

Πίνακας 15. Αποτελέσματα του αλγορίθμου για όλα τα νομίσματα με 2&3 συμμετοχές της συνάρτησης Gauss2.

Στον πίνακα βλέπουμε στις γραμμές τα νομίσματα που έτρεξαν στον αλγόριθμο και στις στήλες : μέσο τετράγωνο, τετραγωνικό και απόλυτο σφάλμα, το ποσοστό της μεταβολής του κεφαλαίο μας με τις στρατηγικές ROE και BUY&HOLD, το ποσοστό επιτυχίας, τον αριθμό αγοροπωλησιών και την ποσοτική και ποσοστιαία διαφορά των ROE και BUY&HOLD.

Στον πίνακα στον οποίο η ανάλυση έγινε με (2 & 3) συμμετοχές της συνάρτησης, παρατηρούμε τα εξής:

Η καλύτερη πρόβλεψη όσο αναφορά τα σφάλματα, το ROE αλλά και το Success trend έγινε στο Bitcoin με **Success trend =60%** το οποίο είναι το μεγαλύτερο που έχουμε καταφέρει και σφάλματα **MSE=0.00010 RMSE=0.0319 MAE=0.0243,ROE= 26.60%** το οποίο αποδίδει **979.25%** μεγαλύτερο ποσοστό κερδών από την στρατηγική **B&H= -3.03%**.

Η χειρότερη πρόβλεψη όσο αναφορά το Success trend έγινε στο **Tron** με Success trend **43.33%**, **ROE= -18.32%** το οποίο αποδίδει **45.56%** μικρότερο ποσοστό απωλειών από την στρατηγική **B&H= -33.65%**.

Η χειρότερη απόδοση όσο αναφορά τα σφάλματα έγινε στο **Ethereum Classic** με **MSE=0.0046 RMSE=0.0681 MAE= 0.0399**.

5.6.3 Συμμετοχή 3 & 2 Συναρτήσεων

	MSE	RMSE	MAE	ROE (%)	Buy & Hold (%)	Success trend (%)	Buy & Sell	% of Difference	Difference
<i>Bitcoin</i>	0.0008	0.0287	0.0224	27.78	-3.03	56.67	27	1018.15	30.80
<i>Ethereum</i>	0.0013	0.0363	0.0283	-0.58	-12.44	48.33	28	95.38	11.87
<i>Qtum</i>	0.0016	0.0401	0.0316	-7.04	-38.73	48.33	22	81.81	31.68
<i>Bitcoin Cash</i>	0.0014	0.0378	0.0291	5.98	-11.00	50.00	32	154.32	16.98
<i>Litecoin</i>	0.0016	0.0400	0.0307	-6.23	-30.41	51.67	28	79.53	24.19
<i>Binance Coin</i>	0.0014	0.0373	0.0308	-9.46	-35.85	45.00	24	73.62	26.40
<i>Ripple</i>	0.0015	0.0382	0.0278	-0.79	-19.33	45.00	34	95.92	18.54
<i>Tron</i>	0.0021	0.0460	0.0367	-12.89	-33.65	43.33	26	61.69	20.76
<i>Eos</i>	0.0021	0.0456	0.0343	-7.21	-26.80	53.33	30	73.11	19.59
<i>Ethereum Classic</i>	0.0032	0.0564	0.0366	-8.25	-26.58	50.00	24	68.95	18.33
Μέσος όρος	0.0017	0.04064	0.03083	<u>-1.87</u>	-23.78	<u>49.17</u>	27.50	<u>180.25</u>	21.91

Πίνακας 16. Αποτελέσματα του αλγορίθμου για όλα τα νομίσματα με 3&2 συμμετοχές της συνάρτησης Gauss2.

Στον πίνακα βλέπουμε στις γραμμές τα νομίσματα που έτρεξαν στον αλγόριθμο και στις στήλες : μέσο τετράγωνο, τετραγωνικό και απόλυτο σφάλμα, το ποσοστό της μεταβολής του κεφαλαίο μας με τις στρατηγικές ROE και BUY&HOLD, το ποσοστό επιτυχίας, τον αριθμό αγοροπωλησιών και την ποσοτική και ποσοστιαία διαφορά των ROE και BUY&HOLD.

Στον πίνακα στον οποίο η ανάλυση έγινε με (3 & 2) συμμετοχές της συνάρτησης, παρατηρούμε τα εξής:

Η καλύτερη πρόβλεψη όσο αναφορά τα σφάλματα, το ROE αλλά και το Success trend έγινε στο Bitcoin με **Success trend =56.67%** το οποίο είναι το μεγαλύτερο που έχουμε καταφέρει και σφάλματα **MSE=0.00008 RMSE=0.0287 MAE= 0.0224, ROE= 27.78%** το οποίο αποδίδει **1018.15%** μεγαλύτερο ποσοστό κερδών από την στρατηγική **B&H= -3.03%**.

Παρατηρούμε εδώ ότι ενώ με (2 & 3) συμμετοχές της συνάρτησης στο **Bitcoin** είχαμε **60% Success trend** με **ROE=26.60%** και σφάλματα **MSE=0.00010 RMSE=0.0319 MAE= 0.0243**, με (3 & 2) συμμετοχές και μικρότερο **Success trend = 56.67%** αλλά μικρότερα επιμέρους σφάλματα **MSE=0.00008 RMSE=0.0287 MAE= 0.0224**, πετύχαμε μεγαλύτερη επίδοση επενδυτικά.

Αυτή στο σύνολο της είναι η πιο αποδοτική πρόβλεψη που κάναμε σε αυτή την έρευνα.

5.6.4 Συμμετοχή 3 & 3 Συναρτήσεις

	MSE	RMSE	MAE	ROE (%)	Buy & Hold (%)	Success trend (%)	Buy & Sell	% of Difference	Difference
<i>Bitcoin</i>	0.0010	0.0319	0.0238	15.92	-3.03	55.00	27	626.24	18.95
<i>Ethereum</i>	0.0015	0.0391	0.0288	-2.78	-12.44	51.67	34	77.63	9.66
<i>Qtum</i>	0.0019	0.0441	0.0343	-13.48	-38.73	45.00	30	65.19	25.25
<i>Bitcoin Cash</i>	0.0017	0.0409	0.0307	-13.06	-11.00	45.00	30	-18.75	-2.06
<i>Litecoin</i>	0.0019	0.0434	0.0351	-11.22	-30.41	46.67	28	63.09	19.19
<i>Binance Coin</i>	0.0055	0.0744	0.0395	-14.95	-35.85	38.33	24	58.30	20.90
<i>Ripple</i>	0.0025	0.0497	0.0318	-8.45	-19.33	46.67	38	56.29	10.88
<i>Tron</i>	0.0024	0.0490	0.0382	2.77	-33.65	48.33	26	108.23	36.42
<i>Eos</i>	0.0036	0.0601	0.0388	-15.94	-26.80	45.00	36	40.53	10.86
<i>Ethereum Classic</i>	0.0046	0.068	0.0380	-18.33	-26.58	56.67	23	31.05	8.25
Μέσος όρος	0.00266	0.05006	0.0339	-7.95	-23.78	47.83	29.60	110.78	15.83

Πίνακας 17. Αποτελέσματα του αλγορίθμου για όλα τα νομίσματα με 3&3 συμμετοχές της συνάρτησης Gauss2.

Στον πίνακα βλέπουμε στις γραμμές τα νομίσματα που έτρεξαν στον αλγόριθμο και στις στήλες : μέσο τετράγωνο, τετραγωνικό και απόλυτο σφάλμα, το ποσοστό της μεταβολής του κεφαλαίο μας με τις στρατηγικές ROE και BUY&HOLD, το ποσοστό επιτυχίας, τον αριθμό αγοροπωλησιών και την ποσοτική και ποσοστιαία διαφορά των ROE και BUY&HOLD.

Στον πίνακα στον οποίο η ανάλυση έγινε με (3 & 3) συμμετοχές της συνάρτησης, παρατηρούμε τα εξής:

Η χειρότερη πρόβλεψη όσο αναφορά το Success trend έγινε στο **BinanceCoin** με Success trend **38.33%**, **ROE= -14.95%** το οποίο αποδίδει **58.30%** μικρότερο ποσοστό απωλειών από την στρατηγική **B&H= -35.85%**.

Σε δύο πίνακες με διαφορετικές συναρτήσεις και αριθμό συμμετοχών τους, για το **Binance Coin** παρατηρούμε ότι με ίδιο **Success trend = 38.33%** έχουμε διαφορετικά αποτέλεσμα στο **ROE**.

Binance Coin									
	MSE	RMSE	MAE	ROE (%)	Buy & Hold	Success trend	Buy & Sell	% of Difference	Difference
(2 & 2) Gbell MF	0.0014	0.0380	0.0300	-27.57	-35.85	38.33	31	23.09	8.28
(3 & 3) Gauss2 MF	0.0055	0.0744	0.0395	-14.95	-35.85	38.33	24	58.3	20.9

Πίνακας 18. Σύγκριση 2 προβλέψεων του ίδιου νομίσματος.

Στις γραμμές έχουμε 2 διαφορετικές ρυθμίσεις όσο αναφορά την συνάρτηση και τον αριθμό συμμετοχής της για το ίδιο νόμισμα και στις στήλες : μέσο τετράγωνο, τετραγωνικό και απόλυτο σφάλμα, το ποσοστό της μεταβολής του κεφαλαίο μας με τις στρατηγικές ROE και BUY&HOLD, το ποσοστό επιτυχίας, τον αριθμό αγοροπωλησιών και την ποσοτική και ποσοστιαία διαφορά των ROE και BUY&HOLD.

Ενώ για το συγκεκριμένο νόμισμα η **Gauss2** με (2 & 2) συμμετοχές μας έφερε **ROE= 2.61%**.

5.7 Δοκιμαστική μελέτη σε άλλη δεσμίδα Δεδομένων

Τέλος σε μια δοκιμή του αλγορίθμου σε ένα προηγούμενο χρονικό σημείου στα δεδομένα μας , δηλαδή έχοντας 300 μέρες ως δεδομένα και άρα το τεστ από τις 240 και μετά έχουμε τα εξής:

	MSE	RMSE	MAE	ROE (%)	Buy & Hold (%)	Success trend (%)	Buy & Sell	% of Difference	Difference
<i>Bitcoin</i>	0.2947	0.5429	0.1102	23.83	32.52	55	25	-26.74	-8.70
<i>Ethereum</i>	0.0033	0.0577	0.0444	-11.12	-13.20	43.33	29	15.81	2.09
<i>Qtum</i>	0.327	0.5718	0.1407	16.14	-0.22	50	25	7401.36	16.36
<i>Bitcoin Cash</i>	0.0048	0.0691	0.0534	-39.80	-26.14	33.33	37	-52.30	-13.67
<i>Litecoin</i>	0.0047	0.0687	0.0515	10.97	8.13	51.66	29	34.91	2.84
<i>Binance Coin</i>	0.0029	0.0540	0.0420	-13.98	-10.81	50	27	-29.36	-3.17
<i>Ripple</i>	0.0023	0.0481	0.0398	-9.43	-19.49	45	29	51.64	10.07
<i>Tron</i>	0.0059	0.0769	0.0619	2.35	-1.23	43.33	25	290.52	3.58
<i>Eos</i>	0.0053	0.0729	0.0579	-16.08	-35.53	40	30	54.74	19.45
<i>Ethereum Classic</i>	0.0033	0.0573	0.0431	-20.96	-20.80	45	23	-0.81	-0.17
Μέσος όρος	0.06542	0.16194	0.06449	-5.81	-8.68	<u>45.67</u>	27.90	773.98	<u>2.87</u>

Πίνακας 19. Αποτελέσματα του αλγορίθμου για όλα τα νομίσματα με 2 & 2 συμμετοχές της συνάρτησης Gauss2 σε διαφορετικό διάστημα.

Στον πίνακα βλέπουμε στις γραμμές τα νομίσματα που έτρεξαν στον αλγόριθμο και στις στήλες : μέσο τετράγωνο, τετραγωνικό και απόλυτο σφάλμα, το ποσοστό της μεταβολής του κεφαλαίο μας με τις στρατηγικές ROE και BUY&HOLD, το ποσοστό επιτυχίας, τον αριθμό αγοροπωλησιών και την ποσοτική και ποσοστιαία διαφορά των ROE και BUY&HOLD.

Η καλύτερη πρόβλεψη όσο αναφορά τα σφάλματα έγινε στο **Binance Coin** με **MSE=0.0029 RMSE=0.054 MAE= 0.042**.

Η καλύτερη πρόβλεψη όσο αναφορά το **Bitcoin** με **55%**.

Η χειρότερη πρόβλεψη όσο αναφορά το **Success trend**, το **ROE** και το ποσοστό διαφοράς έγινε στο **Bitcoin Cash** με **Success trend** μόλις **33.33%**, **ROE= 39.80%** το οποίο αποδίδει **52.30%** μεγαλύτερο ποσοστό απωλειών από την στρατηγική **B&H= -26.14%**.

Να αναφέρουμε επίσης ότι σε αυτόν τον πίνακα έχουμε 4 περιπτώσεις στις οποίες ο αλγόριθμος δεν απέδωσε θετικά για το κεφάλαιο με μέσο όρο μείωσης των κερδών κατά **(-)6.42%**. Ενώ κατά μέσο όρο ανέβηκαν τα κεφάλαια σε σχέση με την άλλη στρατηγική κατά **2.87%**

Γενικότερα βλέπουμε πως σε αυτόν τον πίνακα το μέσο όρο του **Success trend** είναι πολύ μειωμένο **45.67%** σε σχέση με όλα τα υπόλοιπα που είδαμε στην έρευνα μας, και μαζί του και το ποσοστό των κερδών, κάτι το οποίο μπορεί να αποδοθεί ίσως στην ελάττωση των δεδομένων εκπαίδευσης για τον αλγόριθμο (239 από 305).

6. Συμπεράσματα

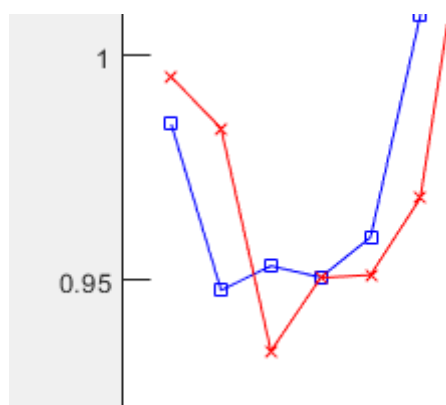
6.1 Σχολιασμός Αποτελεσμάτων

Όπως είδαμε παραπάνω, η επιτυχία του αλγόριθμου όσο αναφορά τον σκοπό του αυτόν κάθε αυτό, ως ένα βοηθητικό εργαλείο επενδυτικών αποφάσεων, είναι προφανές ότι μπορεί να επιτευχθεί.

Όσο αναφορά την επιτυχία με την οποία ο αλγόριθμος προβλέπει την άνοδο ή την κάθοδο της τιμής είναι εμφανές ότι το μέσο όρο του είναι πολύ κοντά στο 50%, κάτι που εν μέρη δείχνει ότι ο αλγόριθμος δεν είναι σε θέση να κατανοήσει και να προβλέψει τον μηχανισμό τον οποίο κινεί αυτά τα νομίσματα.

Ωστόσο βλέπουμε για παράδειγμα ότι στο Bitcoin σε όλες τις παραλλαγές που κάναμε έχει 53-60% ενώ το Tron έχει 38-43%. Αυτό είναι πολύ θετικό για την έρευνα μας γιατί βλέπουμε ότι μπορούμε μετά από μελέτη να βρούμε τα κατάλληλα νομίσματα που θα επιλέξουμε να επενδύσουμε και να προβλέψουμε με τα οποία ο αλγόριθμός θα δουλεύει βέλτιστα.

Επιπλέον στα διαγράμματα στα οποία συγκρίνονται οι πραγματικές τιμές με τις τιμές πρόβλεψης συνειδητοποιούμε το εξής σημαντικό: Στην ουσία το αποτέλεσμα του Success Trend δεν δείχνει μια ολοκληρωμένη εικόνα του πόσο αποτελεσματική ήταν η πρόβλεψη μας, καθώς όπως παρατηρούμε στην Εικόνα 4. :



Εικόνα 4. Κομμάτι από το διάγραμμα των πραγματικών τιμών του Bitcoin σε σύγκριση με αυτές που προέβλεψε ο αλγόριθμος.

Στην δεύτερη ημέρα ο αλγόριθμος προβλέπει σωστά την αρνητική τάση του νομίσματος αλλά αποτυγχάνει στο μέγεθος αυτής, ενώ την τρίτη ημέρα πρόβλεψης ο αλγόριθμος αποτυγχάνει να βρει προς τα που θα κινηθεί η τιμή του νομίσματος. Έτσι την τέταρτη ημέρα βρίσκει ακριβώς την τιμή στην οποία θα κλείσει η τιμή του νομίσματος, θεωρητικά απέτυχε στην πρόβλεψη της τάσης του αφού ανέβηκε για να βρει αυτήν την μετοχή την ίδια στιγμή που η πραγματική τάση του νομίσματος ήταν πτωτική.

Όσο αναφορά τα κέρδη ή τις μειώσεις απωλειών που είχαμε με την χρήση του αλγορίθμου, στην συγκεκριμένη έρευνα καθώς έτυχε να μελετάμε μια περίοδο στην

οποία όλη η αγορά των νομισμάτων είχε πτώση, είδαμε πως θα καταφέρναμε σημαντική μείωση των απωλειών στα μισά νομίσματα τα οποία μελετήσαμε και πιο συγκεκριμένα **μείωση κατά 71%** αλλά και **μετατροπή των απωλειών σε κέρδη** στα άλλα μισά νομίσματα με το τελικό κεφάλαιο να διαφέρει από την άλλη στρατηγική κατά 265% και σταθερά **πάνω από 100%**.

Τα αποτελέσματα αυτά είναι πάρα πολύ θετικά και δείχνουν ότι ο αλγόριθμος είναι ικανός να εκμεταλλευτεί τις στιγμιαίες μεταβολές και διακυμάνσεις των τιμών καθώς αυτή κατεβαίνει και τελικώς όχι απλά να μειώσει τις απώλειες, αλλά και να βγάλει κέρδη σε μια περίοδο πτώσης.

Αυτό είναι και το βασικό πόρισμα που μπορούμε να λάβουμε από την παρούσα έρευνα. Η χρήση του αλγορίθμου στην κατά την περίοδο που έγιναν οι δοκιμές και με τις ρυθμίσεις που χρησιμοποιήθηκαν, υποδεικνύουν και ενισχύουν τις υποθέσεις μας ότι μπορεί να λειτουργήσει αποτελεσματικά ο αλγόριθμος στο εξής περιβάλλον και ενθαρρύνει περεταίρω έρευνα.

6.2 Προτάσεις για συνέχεια των ερευνών

Πιο συγκεκριμένα η πρόταση μου για την συνέχεια αυτής της αλυσίδας των ερευνών είναι:

- Η μελέτη αυτή να γίνει και σε αναδυόμενα ενδιαφέροντα νομίσματα και όχι μόνο σε αυτά που είναι αυτή τη στιγμή στην κορυφή.
- Το ξεσκαρτάρισμα των νομισμάτων στα οποία ο αλγόριθμος ταιριάζει καλύτερα αλλά και ο λόγος που συμβαίνει αυτό.
- Η μελέτη κατά την διάρκεια ήπιων αυξομειώσεων των τιμών χωρίς προφανές πρόσημο.
- Η μελέτη με αρχικά δεδομένα τα οποία έχουμε λάβει με πρότερη πρόβλεψη άλλων τύπων.
- Η βελτιστοποίηση στην τελική παρουσίαση των αποτελεσμάτων και η επενδυτική πρόταση σε ένα φιλικό προς τον χρήστη περιβάλλον.

7. Βιβλιογραφία

Alekh Dwivedi, Maheshwari Niranjana, Kalicharan Sahu (2013). A Business Intelligence Technique for Forecasting the Automobile Sales using Adaptive Intelligent Systems (ANFIS and ANN). 10.5120/12911-9383

Atsalakis, G., & Valavanis, K. (2009). Forecasting stock Market short-term trends using a neuro-fuzzy based methodology. *Expert Systems with Applications*, 36, 10696–10707

Atsalakis, G., Fratzis, D., & Zopounidis, C. (2016). Commodities' price trend forecasting by a neuro-fuzzy controller. *Energy Systems*, 7, 73–102.

Azadeh, A., Moghaddam, M., Khakzad, M., & Ebrahimipour, V. (2012). A flexible neural network-fuzzy mathematical programming algorithm for improvement of oil price estimation and forecasting. *Computers and Industrial Engineering*, 62, 421–430.

Bagheri, A., Mohammadi Peyhani, H., & Akbari, M. (2014). Financial forecasting using ANFIS networks with Quantum-behaved Particle Swarm Optimization. *Expert Systems with Applications*, 41(14), 6235–6250. doi:10.1016/j.eswa.2014.04.003

Balcilar, M., Bouri, E., Gupta, R., & Roubaud, D. (2017). Can volume predict Bitcoin returns and volatility? A quantiles-based approach. *Economic Modelling*, 64, 74–81.

Bouri, E., Gupta, R., Lahiani, A., & Shahbaz, M. (2018). Testing for asymmetric nonlinear short- and long-run relationships between Bitcoin, aggregate commodity and gold prices. *Resources Policy*, 57, 224–235.

Bouri, E., Jalkh, N., Molnár, P., & Roubaud, D. (2017a). Bitcoin for energy commodities before and after the December 2013 crash: Diversifier, hedge or safe haven? *Applied Economics*, 49, 5063–5073.

Demir, E., Gozgor, G., Lau, C. K. M., & Vigne, S. A. (2018). Does economic policy uncertainty predict the Bitcoin returns? An empirical investigation. *Finance Research Letters*, 26, 145–149.

George S. Atsalakis, Ioanna G. Atsalakis, Fotios Pasiouras, Constantin Zopounidis. Bitcoin price forecasting with neuro-fuzzy techniques. *European Journal of Operational Research* Volume 276, Issue 2

Georgoula, I., Pournarakis, D., Bilanakos, C., Sotiropoulos, D., & Giaglis, G. (2015). Using time-series and sentiment analysis to detect the determinants of Bitcoin prices. Available at 10.2139/ssrn.2607167.

Habibnia, A. (2010). Forecasting the world gold price using optimized neuro-fuzzy with genetic algorithm (Ga-Anfis) and smooth transition regression with long memory (Fi-Star) modelling. Available at https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2010545

Kristoufek, L. (2015). What are the main drivers of the Bitcoin price? Evidence from wavelet coherence analysis. *PLoS ONE*, 10(4), E0123923. doi:10.1371/journal.pone.0123923

Makrichoriti, P., & Moratis, G. (2016). BitCoin's roller coaster: systemic risk and market sentiment. Available at SSRN: 10.2139/ssrn.2808096

Nguyen, V., Li, Q., & Nguyen, L. (2017). Drought forecasting using ANFIS- a case study in drought prone area of Vietnam. *Paddy and Water Environment*, 15(3), 605–616. doi:10.1007/s10333-017-0579-x

NoureenTalpur, Mohd Najib Mohd Salleh, Kashif Hussain. (2017). An investigation of membership functions on performance of ANFIS for solving classificationproblems

Polasik, M., Piotrowska, A. I., Wisniewski, T. P., Kotkowski, R., & Lightfoot, G. (2015). Price fluctuations and the use of Bitcoin: An empirical inquiry. *International Journal of Electronic Commerce*, 20, 9–49.

Rubio, A., Bermudez, J. D., & Vercher, E. (2017). Improving stock index forecasts by using a new weighted fuzzy-trend time series method. *Expert Systems with Applications*, 76, 12–20.

Usman W. Chohan(2017). A History of Bitcoin

Zhang, G., Eddy Patuwo, B., & Y. Hu, M. (1998). Forecasting with artificial neural networks: *International Journal of Forecasting*, 14(1), 35–62.

Zhu, Y., Dickinson, D., & Li, J. (2017). Analysis on the influence factors of Bitcoin's price based on VEC model. *Financial Innovation*, 3, 3. doi:10.1186/ s40854-017-0054-0

Jyh-Shing R Jang (1993). *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics* 23(3):665 - 685

*¹: ως τις 1 Μαΐου 2020

*²: δεδομένα Νοεμβρίου 2020