



ΣΧΟΛΗ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ ΚΑΙ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗΣ
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ ΣΤΗΝ ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΗ
ΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΚΑΙ ΕΛΕΓΚΤΙΚΗ

Διπλωματική Εργασία

**Τεχνητή Νοημοσύνη και Κρυπτονομίσματα: Μια εμπειρική μελέτη για την πρόβλεψη
τιμών και αποδόσεων του Bitcoin με νευρωνικά δίκτυα**

του/της

ΜΙΑΗ ΦΩΤΕΙΝΗ

Επιβλέπων Καθηγητής: Ευστράτιος Λιβάνης

Υποβλήθηκε ως απαιτούμενο για την απόκτηση του Μεταπτυχιακού Διπλώματος στην
Εφαρμοσμένη Λογιστική και Ελεγκτική

Νοέμβριος 2023

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα εργασία πραγματοποιήθηκε για την απόκτηση του μεταπτυχιακού τίτλου σπουδών της Εφαρμοσμένης Λογιστικής και Ελεγκτικής. Η εργασία εξετάζει τις εφαρμογές της Τεχνητής Νοημοσύνης (AI) και τα κρυπτονομίσματα που στην εποχή των τεχνολογικών εξελίξεων, αυτές οι δύο τεχνολογίες αιχμής έχουν αναδειχθεί ως παράγοντες αλλαγής του παιχνιδιού στους αντίστοιχους τομείς τους. Η τεχνητή νοημοσύνη, ένας τομέας της επιστήμης των υπολογιστών, επικεντρώνεται στη δημιουργία έξυπνων μηχανών που μπορούν να προσομοιώσουν την ανθρώπινη νοημοσύνη. Το κρυπτονόμισμα, από την άλλη πλευρά, είναι μια ψηφιακή μορφή νομίσματος που αξιολογεί την κρυπτογραφία για ασφαλείς οικονομικές συναλλαγές.

Η εργασία ξεκινάει με την βιβλιογραφική επισκόπηση που σκοπό έχει την ανάδειξη τις εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης και συνεχίζει με την παρουσίαση των κρυπτονομισμάτων. Τέλος, πραγματοποιείται μια εμπειρική μελέτη για να διερευνήσουμε τη σχέση μεταξύ αυτών των δύο τεχνολογιών και να εμβαθύνουμε στο πώς η ενσωμάτωση τους έχει τη δυνατότητα να φέρει επανάσταση στον κόσμο των οικονομικών. Ειδικότερα επιχειρείται η πρόβλεψη των τιμών και αποδόσεων του Bitcoin χρησιμοποιώντας νευρωνικά δίκτυα.

Λέξεις – Κλειδιά : τεχνητή νοημοσύνη, τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, κρυπτονομίσματα, altcoins, bitcoin, blockchain, νευρωνικό δίκτυο οπίσθιας διάδοσης.

ABSTRACT

This work was carried out for the acquisition of the master's degree in Applied Accounting and Auditing. The dissertation deals with Artificial Intelligence (AI) and cryptocurrencies which in the era of technological developments, these two cutting-edge innovations have emerged as game changers in their respective fields. Artificial intelligence, a field of computer science, focuses on creating intelligent machines that mimic human intelligence. On the other hand, cryptocurrency is a digital form of money that uses cryptography for secure financial transactions.

The work begins with the bibliographic overview that aims to highlight the applications of artificial intelligence and continues with the presentation of cryptocurrencies. Finally, we apply an empirical study to explore the relationship between these two pioneering technologies and how their integration has the potential to revolutionize the world of finance. In particular, we attempt to predict Bitcoin prices and returns using neural networks.

Keywords: artificial intelligence, artificial neural network, cryptocurrencies, Altcoins, bitcoin, blockchain, backpropagation neural network.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή.....	1
1.1. Εισαγωγή.....	1
1.2. Ερευνητικά Ερωτήματα.....	2
1.3 Δομή Διπλωματικής.....	3
Κεφάλαιο 2: Βιβλιογραφική Επισκόπηση.....	4
2.1. Έννοια.....	4
2.2. Ιστορική Εξέλιξη.....	5
2.3. Τεχνικές εφαρμογής της Τεχνητής Νοημοσύνης.....	7
2.4. Έρευνες σχετικά με την τεχνητή νοημοσύνη και τις χρηματοοικονομικές επενδύσεις.....	13
Κεφάλαιο 3: Κρυπτονομίσματα.....	21
3.1. Ορισμός Κρυπτονομισμάτων.....	21
3.2. Βασικά κρυπτονομίσματα.....	23
3.2.1 Bitcoin (BTC).....	23
3.2.2 Ethereum (ETH).....	25
3.2.3 Tether (USDT).....	26
3.2.4 Solana (SOL).....	27
3.2.5 Ripple (XRP).....	28
3.2.6 Cardano (ADA).....	29
3.3. Συγκριτική Μελέτη.....	29
3.4. Τεχνολογία Blockchain.....	33
3.5. Ανάλυση της μεθόδου Backpropagation και Bitcoin.....	38
Κεφάλαιο 4: Εμπειρική Μελέτη.....	44
Κεφάλαιο 5: Συμπεράσματα.....	49
Βιβλιογραφία	51
Παράρτημα	58

Κατάλογος Διαγραμμάτων:

Διάγραμμα 1: Κεφαλαιοποίηση των δημοφιλέστερων κρυπτονομισμάτων	32
Διάγραμμα 2: Πρόβλεψη τιμών Bitcoin (Training Sample)	45
Διάγραμμα 3: Πρόβλεψη τιμών Bitcoin (Test Sample)	45
Διάγραμμα 4: Πρόβλεψη αποδόσεων Bitcoin (Training Sample)	47
Διάγραμμα 5: Πρόβλεψη αποδόσεων Bitcoin (Test Sample)	47

Κατάλογος Πινάκων:

Πίνακας 1: Training Sample Statistics (Prices)	44
Πίνακας 2: Test Sample Statistics (Prices)	45
Πίνακας 3: Training Sample Statistics (Returns)	46
Πίνακας 4: Test Sample Statistics (Returns)	47

Κατάλογος Εικόνων:

Εικόνα 1: Λειτουργίες Τεχνητής Νοημοσύνης.....	8
Εικόνα 2: Κρυπτονομίσματα.....	22
Εικόνα 3: Απλοποιημένη αλυσίδα μπλοκ Bitcoin.....	38
Εικόνα 4: Αρχιτεκτονική τριών επιπέδων οπισθοδιάδοσης.....	39

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1. Εισαγωγή

Τα τελευταία 60 χρόνια, έχει σημειωθεί μεγάλη πρόοδος στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης. Ωστόσο, η μηχανική νοημοσύνη, χτισμένη στη βάση της βεβαιότητας ή της ακρίβειας, περιορίζεται σοβαρά από το τυπικό σύστημα αξιωμάτων της, η ακρίβεια του οποίου δεν είναι σε θέση να προσομοιώσει την αβεβαιότητα των ανθρώπινων διαδικασιών σκέψης (Deyi & Yi, 2017).

Η τεχνητή νοημοσύνη είναι μια διάχυτη δύναμη που όχι μόνο έχει κατακτήσει την καθημερινότητα μας, καθώς γίνεται ολοένα και πιο έξυπνη και αυτόνομη, αλλά είναι έτοιμη να συγκαταλεχτεί στις πιο μεταμορφωτικές τεχνολογίες στην ιστορία. Αυτό που την κάνει να διαφέρει από τις αντίστοιχες τεχνολογίες πληροφορικής είναι ότι έχει σημειώσει σημαντική πρόοδο στους τομείς της αντίληψης, της γνώσης και της επίλυσης προβλημάτων.

Η υγειονομική κρίση επιτάχυνε και ενέτεινε την τάση ψηφιοποίησης που είχε ήδη παρατηρηθεί πριν από την πανδημία, συμπεριλαμβανομένης της χρήσης τεχνητής νοημοσύνης. Η αυξανόμενη υιοθέτηση της τεχνητής νοημοσύνης στον χρηματοπιστωτικό τομέα σε τομείς όπως η διαχείριση περιουσιακών στοιχείων, οι αλγοριθμικές συναλλαγές, η υπογραφή πιστώσεων και οι χρηματοπιστωτικές υπηρεσίες που βασίζονται σε blockchain καθίσταται δυνατή από την αφθονία των διαθέσιμων δεδομένων και την πιο προσιτή ανάπτυξη και υπολογιστική ικανότητα.

Ωστόσο, η ενσωμάτωση της τεχνητής νοημοσύνης στη χρηματοδότηση θέτει επίσης προκλήσεις και ηθικούς λόγους. Η στήριξη σε συστήματα τεχνητής νοημοσύνης ενέχει τον κίνδυνο αλγοριθμικών μεροληψιών, παραβιάσεων δεδομένων και πιθανής μετατόπισης θέσεων εργασίας. Συγκεκριμένα, τα κρυπτονομίσματα που γεννώνται μέσω της τεχνητής νοημοσύνης, αποτελούν ουσιαστικά μάρκες που τροφοδοτούν πλατφόρμες blockchain AI όπως το The Graph και το SingularityNET. Οι χρήστες ξοδεύουν μάρκες για να χρησιμοποιήσουν τις πλατφόρμες και τα οφέλη της ενσωματωμένης τεχνητής νοημοσύνης τους.

Συνεπώς, τα παραπάνω είναι ζωτικής σημασίας για τους επαγγελματίες του χρηματοπιστωτικού τομέα να κατανοήσουν τους περιορισμούς της τεχνητής νοημοσύνης και να διασφαλίσουν την κατάλληλη εποπτεία και λογοδοσία κατά την εφαρμογή της. Βέβαια υπάρχουν ορισμένοι που αμφιταλαντεύονται αν η τεχνητή νοημοσύνη εξελίσσει και συμβάλλει τελικά στην αποτελεσματικότερη λειτουργία του χρηματοπιστωτικού τομέα.

Τέλος, βασικές υποθέσεις της μελέτης αυτής είναι ότι η τεχνητή νοημοσύνη (AI) έχει μεταμορφώσει σημαντικά το χρηματοοικονομικό επάγγελμα στη σύγχρονη εποχή αυτοματοποιώντας εργασίες ρουτίνας και ενισχύοντας τις διαδικασίες λήψης αποφάσεων και ότι οι αλγόριθμοι με τεχνητή νοημοσύνη και οι τεχνικές μηχανικής μάθησης έχουν βελτιώσει τις χρηματοοικονομικές προβλέψεις και τις επενδυτικές στρατηγικές, οδηγώντας σε καλύτερες αποδόσεις και διαχείριση κινδύνου στον χρηματοπιστωτικό κλάδο.

Με την πάροδο του χρόνου πολλοί επενδυτές στρέφουν το ενδιαφέρον τους σε άλλες μορφές επενδύσεων όπως είναι τα κρυπτονομίσματα. Το οικοσύστημα των κρυπτονομισμάτων είναι στην πραγματικότητα ένα ιδιωτικό σύστημα για την υποβοήθηση της προόδου των συναλλαγών μεταξύ ανθρώπων, χωρίς την παρουσία κεντρικών συναλλαγών ή ενδιάμεσων ιδρυμάτων. Για αυτό τον λόγο, γίνονται έρευνες στα μοντέλα πρόβλεψης τιμών ψηφιακών νομισμάτων με λιγότερα σφάλματα και μεγαλύτερη ακρίβεια έτσι ώστε οι επενδυτές να αναλαμβάνουν λιγότερο ρίσκο και να αποκομίζουν περισσότερα κέρδη.

1.2. Ερευνητικά Ερωτήματα

Στη παρούσα εργασία θα χρησιμοποιήσουμε τα νευρωνικά δίκτυα προ τροφοδότησης (BPNN) για να προβλέψουμε την τιμή του Bitcoin. Από μια σειρά ερευνητικών διαδικασιών προκύπτουν οι παρακάτω ερευνητικοί στόχοι σχετικά με το θέμα αυτής της έρευνας:

1. Ο τρόπος με τον οποίο η οπισθοδιάδοση μπορεί να προβλέψει την τιμή του Bitcoin
2. Πως μπορεί το σύστημα πρόβλεψης των τεχνητών νευρωνικών δικτύων με τη μέθοδο BPNN να βοηθήσει τους επενδυτές να λάβουν πληροφορίες σχετικά με την τιμή του Bitcoin.

1.3. Δομή Διπλωματικής

Η παρούσα διπλωματική εργασία αποτελείται από τέσσερα κεφάλαια. Αρχικά, στο πρώτο κεφάλαιο αποτυπώνεται στην ενότητα 1.1 η εισαγωγή στο ζήτημα που θα μελετηθεί, στη 1.2 τα ερευνητικά ερωτήματα και στη 1.3 η δομή της διπλωματικής. Στο δεύτερο κεφάλαιο αναλύεται στην ενότητα 2.1 η έννοια της τεχνητής νοημοσύνης, στη 2.2 η ιστορική της εξέλιξη και στη 2.3 οι τεχνικές εφαρμογής της, ενώ στην ενότητα 2.4 παρατίθενται οι προηγούμενες έρευνες.

Στη συνέχεια, στο τρίτο κεφάλαιο γίνεται αναφορά στα κρυπτονομίσματα, με ειδική μνεία στην ενότητα 3.1 στον ορισμό τους, στην 3.2 τα βασικά κρυπτονομίσματα και τα χαρακτηριστικά τους, αλλά και αποτυπώνεται στην 3.4 η συγκριτική προσέγγιση μεταξύ αυτών. Ακόμη, στο ίδιο κεφάλαιο στην ενότητα 3.5 γίνεται λόγος για την τεχνολογία blockchain και στην 3.6 αναλύεται η χρήση των νευρωνικών δικτύων σε σχέση με τα bitcoin. Στο τέταρτο κεφάλαιο, γίνεται η εφαρμογή της μελέτης στην πρόβλεψη τιμών του bitcoin με τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και πιο συγκεκριμένα με τον αλγόριθμο οπισθοδιάδοσης (backpropagation neural network). Τέλος, ολοκληρώνουμε την παρούσα εργασία με το κεφάλαιο 5 όπου αποτυπώνονται τα συμπεράσματα από την μελέτη που πραγματοποιήσαμε.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ

2.1. Έννοια

Η Τεχνητή Νοημοσύνη (Artificial Intelligence) είναι ένας κλάδος της επιστήμης των υπολογιστών που ασχολείται με την κατασκευή έξυπνων μηχανών ικανών να διεκπεραιώνουν εργασίες που γενικότερα απαιτούν ανθρώπινη νοημοσύνη. Πιο συγκεκριμένα, σύμφωνα με τον Dr JARVIS η τεχνητή νοημοσύνη ορίζεται ως ένα προηγμένο σύστημα υπολογιστή που χρησιμοποιεί αλγόριθμους και στατιστικά μοντέλα για την ταχεία ανάλυση μεγάλης ποσότητας δεδομένων προκειμένου να εκτελεί αντιληπτικές, γνωστικές, συνομιλητικές λειτουργίες που είναι παρόμοιες με την ομιλία, την οπτική αναγνώριση, τη λογική και την επίλυση προβλημάτων που παρουσιάζουν οι άνθρωποι. Ένα τέτοιο σύστημα υπολογιστή περιλαμβάνει πλήρως τόσο αυτόνομη κρίση όσο και λήψη αποφάσεων, καθώς έχει την ικανότητα και την ελευθερία να κάνει συστάσεις και επιλογές χωρίς την ανάγκη τακτικής ανθρώπινης επίβλεψης.

Η τεχνητή νοημοσύνη είναι ενσωματωμένη σε προϊόντα/υπηρεσίες σε ποικίλους τομείς (π.χ. υγειονομική περίθαλψη, αυτοκίνητα, καταναλωτικά προϊόντα, διαδίκτυο των πραγμάτων (IoT)) και αναπτύσσεται όλο και περισσότερο από παρόχους χρηματοπιστωτικών υπηρεσιών σε διάφορους κλάδους του χρηματοπιστωτικού τομέα: στη λιανική και εταιρική τραπεζική (προσαρμοσμένα προϊόντα, κουτιά συνομιλίας για την εξυπηρέτηση πελατών, αναδοχή και βαθμολόγηση πιστώσεων, πρόβλεψη πιστωτικών ζημιών, καταπολέμηση της νομιμοποίησης εσόδων από παράνομες δραστηριότητες, παρακολούθηση και εντοπισμός απάτης, εξυπηρέτηση πελατών), διαχείριση περιουσιακών στοιχείων (ρομποτικές συμβουλές, διαχείριση στρατηγικών χαρτοφυλακίου, διαχείριση κινδύνων), συναλλαγές (αλγοριθμικές συναλλαγές), ασφάλιση (robo-advice, διαχείριση απαιτήσεων).

Ωστόσο, η τεχνητή νοημοσύνη είναι ένα αμφιλεγόμενο θέμα που φέρνει τους ειδικούς σε αντιπαράθεση και χωρίζει τις απόψεις τους σε τρεις σχολές σκέψεων. Η πρώτη ομάδα θεωρεί την τεχνητή νοημοσύνη ως μια χρήσιμη τεχνολογία που βοηθά στη λήψη αποφάσεων (Dejoux & Léon, 2018) και ότι οι διευθυντές θα πρέπει να την αντιμετωπίζουν ως συνάδελφο.

Η δεύτερη αναμένει τη συγχώνευση μεταξύ της τεχνητής νοημοσύνης και του ανθρώπου προκειμένου να βελτιώσει την ανθρωπότητα (Dejoux & Léon, 2018). Η τελευταία θεωρεί την τεχνητή νοημοσύνη ως απειλή για την ανθρωπότητα διότι μπορεί να αντικαταστήσει τις ανθρώπινες εργασίες με την αυτοματοποίηση των εργασιακών τους καθηκόντων (Jarrahi, 2018). Σύμφωνα με αυτήν την ομάδα οι προγραμματιστές της τεχνητής νοημοσύνης θα πρέπει να έχουν κατά νου διάφορα ηθικά και κοινωνικά ζητήματα ενώ δημιουργούν αυτές τις έξυπνες μηχανές.

2.2. Ιστορική Εξέλιξη

Για περισσότερα από 2000 χρόνια, φιλόσοφοι όπως ο Αριστοτέλης, ο Ηράκλειτος, ο Καρτέσιος και άλλοι προσπάθησαν να εξηγήσουν τους μηχανισμούς μάθησης, απομνημόνευσης, όρασης, αντίληψης και συλλογιστικής. Η προέλευση της τεχνητής νοημοσύνης (AI) ανάγεται στους συλλογισμούς του Αριστοτέλη (384-322 π.Χ.), ο οποίος παρείχε μοντέλα εκφράσεων που έδιναν πάντα σωστά συμπεράσματα από σωστές υποθέσεις βασισμένες στη συλλογιστική του. Οι ερευνητικές περιοχές που εξετάζονται από την τεχνητή νοημοσύνη βασίζονται ακριβώς σε αυτές τις δεξιότητες.

Ειδικότερα, η πρώτη ουσιαστική πρόοδος σημειώθηκε στα τέλη του 19^{ου} αιώνα από τον Γερμανό φιλόσοφο Gottlieb Frege, ο οποίος πρότεινε ένα σύστημα αυτόματης συλλογιστικής, το οποίο έθεσε τα θεμέλια της προκαθορισμένης συλλογιστικής. Αναμφίβολα, όμως, η πρώτη σοβαρή εργασία στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης ήταν το 1943 από τους Warren McCullough και Walter Pitts, η οποία παρουσίασε τη συσχέτιση των βιολογικών νευρώνων στον εγκέφαλο με απλά υπολογιστικά δεδομένα, προτείνοντας ένα μοντέλο τεχνητών νευρώνων που υπολόγιζαν και μάθαιναν κάθε υπολογίσιμη λειτουργία. Έξι χρόνια αργότερα, ο Donald Heb πρότεινε έναν απλό κανόνα για την αλλαγή της δεσμευτικής δύναμης των νευρώνων προκειμένου να επιτευχθεί η μάθηση. Το 1951, το πρώτο δίκτυο 40 νευρώνων, γνωστό ως SNARC, υλοποιήθηκε από τους Marvin Minsky και Dean Edmonds.

Ωστόσο, η πιο κρίσιμη στιγμή στην ιστορία της τεχνητής νοημοσύνης ήταν στο Πανεπιστήμιο της Μασαχουσέτης Dartmouth το 1956, όπου οι ερευνητές McCarthy, Minsky, Claude Shannon και Nathaniel Rochester παρουσίασαν μια μελέτη για τα αυτόματα, νευρωνικά δίκτυα και τη νοημοσύνη. Ο όρος AI χρησιμοποιήθηκε για πρώτη φορά από τον

John McCarthy το 1956 για να περιγράψει ένα καλοκαιρινό εργαστήριο που ονομάζεται «Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence» στο οποίο συζητήθηκε το κύριο θέμα των «σκεπτόμενων μηχανών. Θεωρήθηκε ως το πρώτο συνέδριο της AI και ήταν ζωτικής σημασίας για τη γέννηση και την εφαρμογή της.

Το 1958, από το Πανεπιστήμιο MIT, ο McCarthy όρισε τη δυναμική γλώσσα LISP, η οποία κυριάρχησε επίσης ως γλώσσα προγραμματισμού της τεχνητής νοημοσύνης. Ταυτόχρονα, ο McCarthy παρουσίασε την εργασία του με τίτλο "General Knowledge Programs" στην οποία περιέγραψε ένα υποθετικό σύστημα που ονομάζεται AdvisorTaker, το πρώτο πλήρες σύστημα AI που χρησιμοποίησε τη γνώση για την επίλυση προβλημάτων. Τέλος, το 1963 ίδρυσε ένα εργαστήριο τεχνητής νοημοσύνης στο Στάνφορντ και αποφάσισε να χρησιμοποιήσει τη λογική ως εργαλείο για την εφαρμογή συμβουλευτικών υπηρεσιών. Στο Ινστιτούτο Ερευνών του Στάνφορντ (SRI), εφαρμόστηκε το πρώτο ρομπότ, το Sheikhi, η πρώτη ενσωμάτωση απρόβλεπτης λογικής και σωματικής δραστηριότητας (Russell, 2019).

Από το 1959 έως το 1974, η τεχνητή νοημοσύνη γνώρισε κάποια ανάπτυξη. Οι υπολογιστές έχουν πλέον τη δυνατότητα να συλλέγουν περισσότερες πληροφορίες καθώς κινούνται ταχύτερες, φθηνότερες και πιο προσιτές ταχύτητες. Στον τομέα της μηχανικής μάθησης, οι αλγόριθμοι βελτιώθηκαν, αλλά οι άνθρωποι απέκτησαν περισσότερες γνώσεις σχετικά με τον αλγόριθμο που χρησιμοποιούν για την επίλυση προβλημάτων. Το σύστημα Eliza του Joseph Weizenbaum υποσχόταν τρόπους επίλυσης προβλημάτων.

Από τη δεκαετία του 1980, η τεχνητή νοημοσύνη έχει δείξει σημάδια αναζωπύρωσης. Ο John Hopfield και ο David Rumelhart εισήγαγαν νέες τεχνικές βαθιάς μάθησης που επέτρεψαν στους υπολογιστές να μάθουν χρησιμοποιώντας εμπειρίες. Ταυτόχρονα, ο Edward Feigenbaum εισήγαγε καινοτόμα συστήματα που αναπαράγουν τη μέθοδο λήψης αποφάσεων από έναν εξειδικευμένο επιστήμονα. Το πρόγραμμα ζητά από ειδικούς διάφορων τομέων προτάσεις για το πώς να ανταποκριθεί σε πιθανές καταστάσεις. Μόλις έχει πληροφορίες σχετικά με οποιαδήποτε πιθανή περίπτωση, μπορεί να συμβουλευτεί μη ειδικούς που αναζητούν λύσεις σε παρόμοιες καταστάσεις (Βλαχάβα, 2002).

2.3. Τεχνικές εφαρμογής της τεχνητής νοημοσύνης

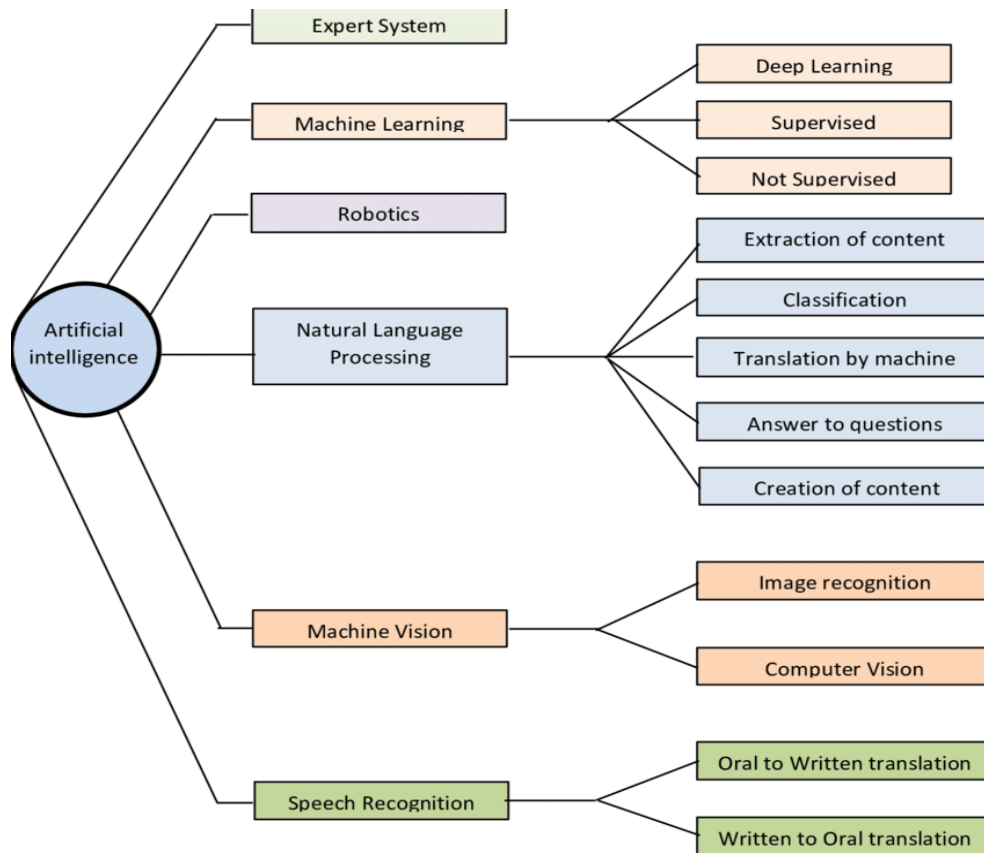
Η τεχνητή νοημοσύνη έχει αξιοποιηθεί εδώ και καιρό από εγχώριους και ξένους μελετητές στη χρηματοοικονομική έρευνα, με στόχο την επίτευξη μιας αξιόπιστης διαδικασίας λήψης αποφάσεων μέσω επιστημονικών προσεγγίσεων. Με την ικανότητα υπολογισμού υψηλής ταχύτητας, μνήμης, μάθησης και ανοχής σφαλμάτων, το σύστημα υπολογιστή είναι μια καλή λύση για περίπλοκη ταξινόμηση ή πρόβλεψη (Yen, 1999).

Σήμερα, εκτός του τομέα της τεχνολογίας, ο κλάδος των χρηματοπιστωτικών υπηρεσιών δαπανά για υπηρεσίες τεχνητής νοημοσύνης και γνωρίζει πολύ γρήγορη ανάπτυξη (Citi, 2018). Μέχρι πρόσφατα, τα hedge funds και η εταιρεία HFT (Τεχνικοί Επιχειρησιακοί Σύμβουλοι) ήταν ο κύριος χρήστης της τεχνητής νοημοσύνης στη χρηματοδότηση, αλλά οι εφαρμογές έχουν πλέον εξαπλωθεί σε άλλους τομείς, συμπεριλαμβανομένων των τραπεζών, των ρυθμιστικών αρχών, της Fintech και των ασφαλιστικών εταιρειών.

Στον κλάδο των χρηματοπιστωτικών υπηρεσιών, οι εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης περιλαμβάνουν αλγοριθμικές συναλλαγές, σύνθεση και βελτιστοποίηση χαρτοφυλακίου, επικύρωση μοντέλων, ρομποτικές συμβουλές, εικονικούς βοηθούς πελατών, ανάλυση επιπτώσεων στην αγορά, κανονιστική συμμόρφωση και δοκιμές αντοχής. _Ειδικότερα, συζητούνται τρεις συγκεκριμένοι τομείς στους οποίους η τεχνητή νοημοσύνη περικλείει επί του παρόντος τον κλάδο των χρηματοπιστωτικών υπηρεσιών, και συγκεκριμένα : (1) ανίχνευση απάτης και συμμόρφωση, (2) τραπεζικά chatbots και ρομπο-συμβουλευτικές υπηρεσίες και (3) αλγοριθμικές συναλλαγές (Citi, 2018).

Ως επιστημονικός κλάδος, η τεχνητή νοημοσύνη περιλαμβάνει διάφορες προσεγγίσεις και τεχνικές, όπως τα Εξειδικευμένα συστήματα τα οποία είναι σχεδιασμένα να προσομοιώνουν τη συμπεριφορά επίλυσης προβλημάτων του ανθρώπου, τη Μηχανική μάθηση που είναι η ικανότητα ενός υπολογιστή να βελτιώνει αυτόματα τις μεθόδους του αλλά και να βελτιώνει τα αποτελέσματα του όσο παίρνει περισσότερα δεδομένα (Brynjolfsson & McAfee, 2014), η Επεξεργασία φυσικής γλώσσας η οποία είναι σχεδιασμένη να κατανοεί και να αναλύει τη γλώσσα όπως χρησιμοποιείται από ανθρώπους και παράλληλα θεωρείται ότι είναι η βάση για το Speech Recognition AI, η Οπτική μάθηση που είναι αλγοριθμική επιθεώρηση και ανάλυση εικόνας (Jarrahi, 2018), και τέλος την

αναγνώριση ομιλίας που μετατρέπει την μετάφραση από προφορική σε γραπτή και το αντίστροφο.



Εικόνα 1: Λειτουργίες Τεχνητής Νοημοσύνης (Dejoux, Léon, 2018, σελ.188)

Η τεχνητή νοημοσύνη επιτρέπει στις μηχανές να μαθαίνουν από την εμπειρία, να προσαρμόζονται σε νέες εισροές και να εκτελούν ανθρώπινες εργασίες. Τα περισσότερα παραδείγματα τεχνητής νοημοσύνης για τα οποία ακούγονται σήμερα - από υπολογιστές που παίζουν σκάκι έως αυτο-οδηγούμενα αυτοκίνητα - βασίζονται σε μεγάλο βαθμό στη βαθιά μάθηση και την επεξεργασία φυσικής γλώσσας.

Τέλος, εφαρμόζονται τρεις τομείς αξιολόγησης: η πιστοληπτική ικανότητα, η διαχείριση χαρτοφυλακίου και η χρηματοοικονομική πρόβλεψη, όπου αναλύονται παρακάτω :

- Αξιολόγηση Πιστοληπτικής Ικανότητας

Η μέθοδος της πιστοληπτικής ικανότητας εφαρμόζεται κυρίως στην αποτίμηση και κατάταξη μεγάλων επιχειρήσεων, δηλαδή μικρού αριθμού δανειοληπτών, αλλά ιδιωτών με μεγάλο ύψος κεφαλαίων. Οι εταιρείες θα πρέπει να εξετάσουν τον τρόπο με τον οποίο οι εναλλακτικές μέθοδοι χρηματοδότησης που χρησιμοποιούνται θα επηρεάσουν την αξιολόγηση των τίτλων.

Οι τίτλοι αυτοί καθορίζονται από αξιολογήσεις που δημιουργούνται από ειδικούς οργανισμούς αξιολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας. Αυτές οι αξιολογήσεις προσφέρουν σημαντικά οφέλη στους παράγοντες της αγοράς και στους δημόσιους οργανισμούς. Είναι επίσης οικονομικά αποδοτική η χρήση αξιολογήσεων πιστοληπτικής ικανότητας, διότι οι οργανισμοί αξιολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας επωφελούνται από οικονομίες κλίμακας για τις αξιολογήσεις πιστωτικού κινδύνου. Ωστόσο, αυτές οι αξιολογήσεις δεν είναι ο καλύτερος δείκτης πιστωτικού κινδύνου. Οι οργανισμοί αξιολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας έχουν επικριθεί περιοδικά, ιδίως επειδή εμπιστεύονται υπερβολικά τις πληροφορίες του παρελθόντος και καθυστερούν να αντιδράσουν σε νέες πληροφορίες.

Σύμφωνα με αυτή τη μέθοδο, η αξιολόγηση πραγματοποιείται από επαγγελματίες υπαλλήλους της τράπεζας, με βάση την προσωπική εμπειρία, τις γνώσεις και τη συνεχή παρακολούθηση κάθε δανειολήπτη. Για το λόγο αυτό, αυτή η μέθοδος είναι γνωστή ως υποκειμενική μέθοδος επειδή περιλαμβάνει πολλά υποκειμενικά στοιχεία. Οι αξιολογήσεις πιστοληπτικής ικανότητας φέρνουν ακριβέστερα αποτελέσματα, επομένως η κατάταξη κάθε δανειολήπτη σε μία από τις κατηγορίες πιστωτικού κινδύνου ενσωματώνει σημαντικούς παράγοντες που δεν μπορούν να συμπεριληφθούν σε μια πιο ακριβή και αντικειμενική μέθοδο.

Οι επενδυτές βασίζονται στις αξιολογήσεις πιστοληπτικής ικανότητας για την παροχή πληροφοριών σχετικά με τον πιστωτικό κίνδυνο των περιουσιακών στοιχείων. Οι ακριβείς και έγκαιρες αξιολογήσεις διευκολύνουν την κατανομή του κεφαλαίου και έχουν πραγματικά αποτελέσματα (Kisgen 2006, Kisgen & Strahan, 2010). Οι αξιολογήσεις διαδραματίζουν επίσης σημαντικό ρόλο στις εκτιμήσεις κινδύνου που διενεργούν οι ρυθμιστικές αρχές και οι αγορές στα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα (Ευρωπαϊκή Επιτροπή 2015). Παρά τη σημασία των

αξιολογήσεων για το χρηματοπιστωτικό σύστημα, οι ρυθμιστικές προσπάθειες υπήρξαν σε μεγάλο βαθμό αναποτελεσματικές.

Μελέτες εξετάζουν την επίδραση των διαφόρων πηγών πληροφοριών στις αξιολογήσεις πιστοληπτικής ικανότητας. Οι Badoer και Demiroglu (2019), διαπιστώνουν ότι η εισαγωγή του εμπορίου, το οποίο διέδωσε πληροφορίες σχετικά με τις εξωχρηματιστηριακές συναλλαγές εταιρικών ομολόγων, καθιστά τις υποβαθμίσεις των αξιολογήσεων καλύτερους προγνωστικούς δείκτες χρεοκοπίας και πιο ευαίσθητες στις μεταβολές των πιστωτικών περιθωρίων.

Οι Gopalan, Gopalan και Koharki (2017) κάνουν διάκριση μεταξύ εισηγμένων και μη εισηγμένων επιχειρήσεων (η καταχώριση καθιστά ευκολότερη την εύρεση πληροφοριών για τους συμμετέχοντες στην αγορά) και διαπιστώνουν ότι οι αξιολογήσεις των μη εισηγμένων εταιρειών στην Ινδία είναι υψηλότερες, λιγότερο ευαίσθητες στις χρηματοπιστωτικές συνθήκες και περιέχουν λιγότερες πληροφορίες σχετικά με μεταγενέστερες αθετήσεις υποχρεώσεων από τις αξιολογήσεις εισηγμένων εταιρειών.

Οι Fong et al. (2014) δείχνουν ότι μια εύλογα εξωγενής μείωση των πληροφοριών οδηγεί σε λιγότερο ακριβείς αξιολογήσεις όταν οι συγχωνεύσεις μειώνουν τον αριθμό των αναλυτών μετοχών, έτσι οι αξιολογήσεις γίνονται λιγότερο ενημερωτικές σχετικά με τις αθετήσεις υποχρεώσεων και τις μελλοντικές υποβαθμίσεις. Οι Bonsall, Green και Muller (2018) διαπιστώνουν ότι οι επιχειρήσεις με μεγαλύτερη κάλυψη από τα μέσα ενημέρωσης λαμβάνουν πιο ακριβείς αξιολογήσεις.

- Διαχείριση Χαρτοφυλακίου

Η διαχείριση χαρτοφυλακίου είναι η συντονισμένη διαχείριση ενός ή περισσότερων χαρτοφυλακίων για την επίτευξη οργανωτικών στρατηγικών και στόχων. Περιλαμβάνει αλληλένδετες οργανωτικές διαδικασίες με τις οποίες ένας οργανισμός αξιολογεί, επιλέγει, ιεραρχεί και κατανέμει τους περιορισμένους εσωτερικούς πόρους του για την καλύτερη επίτευξη οργανωτικών στρατηγικών σύμφωνα με το όραμα, την αποστολή και τις αξίες του.

Επιπλέον, παράγει πολύτιμες πληροφορίες για την υποστήριξη ή την τροποποίηση οργανωτικών στρατηγικών και επενδυτικών αποφάσεων. Η διαχείριση χαρτοφυλακίου παρέχει την ευκαιρία σε ένα διοικητικό όργανο να λαμβάνει αποφάσεις που ελέγχουν ή

επηρεάζουν την κατεύθυνση μιας ομάδας συνιστωσών χαρτοφυλακίου καθώς εργάζονται για την επίτευξη συγκεκριμένων αποτελεσμάτων. Ένας οργανισμός χρησιμοποιεί τις διαδικασίες, τα εργαλεία και τις τεχνικές που περιγράφονται σε αυτό το πρότυπο για τον προσδιορισμό, την επιλογή, την ιεράρχηση, τη διακυβέρνηση, την κατανομή πόρων, παρακολουθεί και αναφέρει τη συμβολή των στοιχείων του χαρτοφυλακίου στους οργανωτικούς στόχους και τη σχετική ευθυγράμμισή τους με αυτούς.

Μάλιστα, εξισορροπεί τις αντικρουόμενες απαιτήσεις μεταξύ προγραμμάτων και έργων, κατανέμει πόρους (π.χ. ανθρώπους, χρηματοδότηση) με βάση τις οργανωτικές προτεραιότητες και ικανότητες και τις διαχειρίζεται έτσι ώστε να επιτύχει τα οφέλη που εντοπίζονται. Η εστίαση της διαχείρισης προγράμματος είναι στην επίτευξη του κόστους, του χρονοδιαγράμματος και των στόχων απόδοσης των έργων στο πλαίσιο του προγράμματος ή του χαρτοφυλακίου. Η διαχείριση έργων ασχολείται σε μεγάλο βαθμό με την επίτευξη συγκεκριμένων παραδοτέων που υποστηρίζουν συγκεκριμένους οργανωτικούς στόχους.

Ακόμη, αναγνωρίζεται ως μια σημαντική ανακάλυψη και το μεγαλύτερο άλμα στον τομέα της διαχείρισης έργων από την ανάπτυξη του PERT (Τεχνική αξιολόγησης και αναθεώρησης προγράμματος - Program Evaluation and Review Technique) και του CPM (Μέθοδος κρίσιμης διαδρομής (μονοπατιού) - Critical Path Method) στα τέλη της δεκαετίας του 1950 (Levine, 2005). Το 60% των οργανισμών χρησιμοποιούν δομές χαρτοφυλακίου για τη διαχείριση των έργων τους με μεγαλύτερη ορατότητα, ενώ οι εταιρείες υψηλής απόδοσης αναγνωρίζουν τη διαχείριση χαρτοφυλακίου ως ανταγωνιστική στρατηγική για να μετατρέψουν τις στρατηγικές τους προθέσεις σε πραγματικότητα (KPMG, 2017).

Ενώ το ποσοστό των αποτυχιών του έργου παραμένει τρομακτικό για τους επαγγελματίες και τους ερευνητές, οι υπάρχουσες μελέτες σχετικά με την επιτυχία του έργου έχουν επεκταθεί σε διάφορα πλαίσια, συμπεριλαμβανομένων των βιομηχανιών, των γεωγραφικών περιοχών, των επιστημονικών κλάδων και των εξελισσόμενων κρίσιμων παραγόντων επιτυχίας και κριτηρίων επιτυχίας (Zaman, et al., 2019b). Ωστόσο, προκειμένου να διασφαλιστεί ότι τα μεμονωμένα έργα ανταποκρίνονται στη θεμελιώδη ζήτηση του επιχειρηματικού τους αντίκτυπου, οι μητρικοί οργανισμοί απαιτούν συστήματα διαχείρισης χαρτοφυλακίου για την αποτελεσματική επίτευξη στρατηγικής ευθυγράμμισης των έργων τους (Hristova & Müller, 2009, Kock & Gemünden, 2019, Korpmann, et al., 2017). Μεμονωμένα έργα που έχουν γλιστρήσει άσχημα στο χρόνο και έχασαν το παράθυρο

ευκαιρίας τους πρέπει να τερματιστούν, αντί να καταβάλουν περισσότερες προσπάθειες και σπατάλη πρόσθετων πόρων για να τα καταστήσουν επιτυχημένα. Ως εκ τούτου, η διαχείριση χαρτοφυλακίου διευκολύνει την προσέγγιση σε μηδενικές αποτυχίες έργων σε μια όλο και πιο ανταγωνιστική και ευέλικτη οργάνωση έργων (Levine, 2005).

- Χρηματοοικονομική Πρόβλεψη

Οι χρηματοοικονομικές προβλέψεις είναι μια διαδικασία σχεδιασμού με την οποία η διοίκηση της εταιρείας τοποθετεί τις μελλοντικές δραστηριότητες της εταιρείας της που σχετίζονται με το αναμενόμενο οικονομικό, τεχνικό, ανταγωνιστικό και κοινωνικό περιβάλλον. Ο συνηθέστερος τύπος οικονομικής πρόβλεψης είναι μια κατάσταση λογαριασμού αποτελεσμάτων. Ωστόσο, σε ένα πλήρες οικονομικό μοντέλο, προβλέπονται και οι τρεις οικονομικές καταστάσεις (Ισολογισμός, Αποτελέσματα Χρήσεως, Πίνακας Χρηματικών Ροών).

Τα επιχειρηματικά σχέδια έχουν πάντα στρατηγικές και ενέργειες για την επίτευξη επιθυμητών βραχυπρόθεσμων, ενδιάμεσων και μακροπρόθεσμων αποτελεσμάτων. Αυτά χαρακτηρίζονται από μια οικονομική άποψη, με τη μορφή προβλεπόμενων οικονομικών καταστάσεων (pro forma statements) και ποικίλων επιχειρησιακών προϋπολογισμών.

Βασικά, υπάρχουν τρεις κύριες τεχνικές για οικονομικές προβλέψεις. Πρόκειται για τις άτυπες οικονομικές καταστάσεις, τους προϋπολογισμούς μετρητών και τους προϋπολογισμούς λειτουργίας. Οι pro forma καταστάσεις είναι προβλεπόμενες οικονομικές καταστάσεις που ενσωματώνουν παραδοχές σχετικά με τις μελλοντικές επιδόσεις και τις απαιτήσεις χρηματοδότησης μιας εταιρείας. Οι προϋπολογισμοί μετρητών είναι λεπτομερείς προβλέψεις της συγκεκριμένης συχνότητας των μετρητών που εισέρχονται και εξέρχονται από την επιχείρηση. Οι λειτουργικοί προϋπολογισμοί είναι λεπτομερείς προβλέψεις των εσόδων ή/και των εξόδων του τμήματος και είναι επικουρικοί τόσο στις pro forma καταστάσεις όσο και στις καταστάσεις ταμειακών ροών.

Στο σημερινό περιβάλλον, οι οικονομικές προβλέψεις στο επίπεδο της εταιρείας, προϋποθέτουν την εφαρμογή των γνωστών τεχνικών που περιγράφονται στις σχετικές αναφορές για την ανάλυση της χρηματοοικονομικής λογιστικής, τη χρηματοοικονομική ανάλυση και τη χρηματοοικονομική διαχείριση (Brealey et al., 2017, Brooks, 2014, Higgins,

et al., 2016, Subramanyam, 2014, Van Horne & Wachowicz, 2009), όπως ο προϋπολογισμός, η τεχνική ποσοστού εσόδων και η λεγόμενη οικονομική-μαθηματική τεχνική που ενσωματώνει μαθηματικές μεθόδους επεξεργασίας χρόνου, χώρου και χρόνου-χωρικού συνόλου. Στον προϋπολογισμό, η τεχνική του ποσοστού των εσόδων χρησιμοποιείται ως βραχυπρόθεσμα εργαλεία χρηματοοικονομικής πρόβλεψης και η οικονομική-μαθηματική τεχνική αντιμετωπίζεται ως το μέσο για τις μεσοπρόθεσμες και μακροπρόθεσμες οικονομικές προβλέψεις.

2.4. Έρευνες σχετικά με την τεχνητή νοημοσύνη και τις χρηματοοικονομικές επενδύσεις

Η τεχνητή νοημοσύνη χρησιμοποιείται για τον προληπτικό έλεγχο και την αποφυγή διαφόρων περιπτώσεων ψευδούς δήλωσης, παράνομης φοροαποφυγής, αμέλειας και εντοπισμού πιθανών κινδύνων. Για παράδειγμα, οι εταιρείες χρησιμοποιούν τα δεδομένα και τη συμπεριφορά του ατόμου για να αναγνωρίσουν μοτίβα και να εντοπίσουν παράτυπες συναλλαγές. Στο πλαίσιο του δικτύου νομισματικών υπηρεσιών της, η Mastercard εργάζεται για την ενσωμάτωση της τεχνολογίας ΑΙ στην «αναγνώριση» απάτης των ατόμων (Goudarzi, et al., 2018.)

Το σύστημα ΑΙ είναι ένας ισχυρός σύμμαχος στην αξιολόγηση λειτουργιών σε πραγματικό χρόνο σε οποιαδήποτε συγκεκριμένη βιομηχανία ή περιβάλλον. Οι εκτιμήσεις της ακρίβειας και οι ολοκληρωμένες προβλέψεις επικεντρώνονται σε διάφορους παράγοντες και είναι απαραίτητες για τον εταιρικό σχεδιασμό. Οι αλγόριθμοι διερευνούν το υπόβαθρο των κινδύνων και αναγνωρίζουν πρώιμες ενδείξεις πιθανών μελλοντικών προβλημάτων. Η Crest Financial, μια αμερικανική εταιρεία χρηματοδοτικής μίσθωσης, χρησιμοποίησε ΑΙ στην πλατφόρμα Amazon Web Service και παρατήρησε αμέσως σημαντικές βελτιώσεις στην ανάλυση κινδύνου χωρίς καθυστερήσεις που συνδέονται με συμβατικές μεθόδους επιστήμης δεδομένων (Bachinskiy, 2019).

Η τεχνητή νοημοσύνη έχει λύσει το πρόβλημα της εξαπάτησης και της απάτης. Τα οικονομικά δεδομένα είναι ο πιο κρίσιμος παράγοντας που πρέπει να προστατεύσει ο οργανισμός για τον πελάτη του. Έτσι, το ΑΙ μπορεί να ανιχνεύσει την απάτη αναλύοντας τα προηγούμενα δεδομένα και το ιστορικό. Το Feedzai, για παράδειγμα, χρησιμοποιεί ΜΛ

(Machine Learning - Μηχανική μάθηση) για την αξιολόγηση των λειτουργιών σε πραγματικό χρόνο. Ο οργανισμός διατηρεί ένα λειτουργικό μοντέλο και ένα μοντέλο αμφισβήτησης που αναπτύσσεται καθώς οι απειλές κινούνται συνεχώς. Μια άλλη εταιρεία, η ThetaRay, παρέχει μια πλατφόρμα για τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα να εντοπίζουν κινδύνους όπως απάτη δανείων, παραβιάσεις ATM, ξέπλυμα χρήματος και επιθέσεις στον κυβερνοχώρο (Narrative Science, 2018).

Η τεχνητή νοημοσύνη προσφέρει ταχύτερη και ακριβέστερη αξιολόγηση με χαμηλότερο κόστος για έναν υποψήφιο δανειολήπτη και αντικατοπτρίζει ένα ευρύτερο φάσμα μεταβλητών που οδηγούν σε μια καλύτερα ενημερωμένη απόφαση βασισμένη σε δεδομένα. Η βαθμολόγηση πιστοληπτικής ικανότητας της τεχνητής νοημοσύνης βασίζεται σε πιο περίπλοκους και προηγμένους κανόνες σε αντίθεση με τα παραδοσιακά συστήματα βαθμολόγησης δανείων. Επιτρέπει να διακριθούν οι δανειστές μεταξύ των υποψηφίων υψηλού κινδύνου αθέτησης και εκείνων που είναι άξιοι πίστωσης, αλλά δεν διαθέτουν πιστωτικό ιστορικό. Η αντικειμενικότητα είναι ένα ακόμη πλεονέκτημα του συστήματος τεχνητής νοημοσύνης. Σε αντίθεση με ένα άτομο, μια μηχανή είναι απίθανο να είναι μερολιπτική. Οι ψηφιακές τράπεζες και οι εφαρμογές έκδοσης δανείων χρησιμοποιούν αλγόριθμους μηχανικής μάθησης για να αναλύσουν την πιστωτική κατάσταση με προαιρετικές πληροφορίες (π.χ. δεδομένα smartphone) για να ελέγξουν την επιλεξιμότητα του δανείου και να προσφέρουν προσαρμοσμένες επιλογές (Bachinskiy, 2019).

Οι αλγοριθμικές συναλλαγές χρησιμοποιούν προγράμματα λογισμικού συναλλαγών υψηλής ταχύτητας και όγκου, ανάλογα με μια σειρά προκαθορισμένων απαιτήσεων, όπως αποθέματα, ποσοστά και ορισμένες επιχειρηματικές συνθήκες. Ένα σημαντικό πλεονέκτημα των αλγοριθμικών συναλλαγών είναι η αυτοματοποίηση των συναλλαγών και η εκτέλεσή τους σε συνθήκες που θεωρούνται βέλτιστες για αγορά ή πώληση. Δεδομένου ότι οι παραγγελίες τίθενται αμέσως, οι επενδυτές μπορούν να διασφαλίσουν ότι δεν θα χαθούν σημαντικές ευκαιρίες (Motle Fool, 2019).

Ειδικότερα, οι συνδέσεις peer-to-peer, οι συναλλαγές, οι συνομιλίες και οι ανταλλαγές προστατεύονται από εξαιρετικά ασφαλείς μεθόδους κρυπτογράφησης και αποκρυπτογράφησης. Κατά την ανάπτυξη των χαρακτηριστικών αναδιανομής και λογοδοσίας του blockchain στο συμβατικό σύστημα κρυπτογράφησης είναι δύσκολο να χειριστεί από την κεντρική εξουσία. Αυτή η διαδικασία επικυρώνει τον μηχανισμό συναίνεσης του blockchain,

εξαλείφοντας το ζήτημα της εμπιστοσύνης των ενδιαφερόμενων μελών του δικτύου. Η τιμή των κρυπτονομισμάτων έχει γίνει ένα αμφιλεγόμενο ζήτημα μεταξύ των ακαδημαϊκών σε όλο τον κόσμο. Διάφοροι παράγοντες επηρεάζουν τις διακυμάνσεις των τιμών, συμπεριλαμβανομένων των τελών συναλλαγής, των εμποδίων επεξεργασίας, του ανταγωνιστικού τοπίου, της ρευστότητας και των εναλλακτικών νομισμάτων (Sovbetov, 2018).

Ο χρηματοπιστωτικός και ο τραπεζικός τομέας ενσωματώνουν εναλλακτικές λύσεις που βασίζονται στην τεχνητή νοημοσύνη στα τρέχοντα οικονομικά τους ζητήματα. Συνεπώς, με την ανάγκη εφαρμογής ενός ανταγωνιστικού πλεονεκτήματος στην τεχνολογία, οι τράπεζες και οι χρηματοπιστωτικές επιχειρήσεις αρχίζουν τώρα σταδιακά να αγκαλιάζουν τα chatbots στο σύστημά τους. Ο αντίκτυπος είναι τόσο μεγάλος που τα chatbots θεωρούνται πλέον ως «βιομηχανικό πρότυπο». Για τις επιχειρήσεις, τα chatbots είναι το σημείο εκκίνησης της τεχνητής νοημοσύνης. Χρησιμοποιούνται κυρίως για σκοπούς εξυπηρέτησης πελατών τους ως «εικονικός βοηθός». Ορισμένες μελέτες διαπίστωσαν ότι οι πελάτες της γενιάς millennials είναι πολύ χαρούμενοι που χρησιμοποιούν την τεχνητή νοημοσύνη για να παραμείνουν σε επαφή με την τράπεζά τους, αντί να αλληλεπιδρούν με ένα πραγματικό πρόσωπο. Μόνο το 12% προτιμά να χρησιμοποιεί το τηλέφωνο από αυτή την ομάδα, ενώ πολλοί επιλέγουν να συνομιλήσουν, να μπουκ στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης ή να στείλουν μηνύματα. (Mubarak, 2019).

Ο απώτερος στόχος των επενδυτών είναι η επίτευξη κέρδους, αυτό έχει ως αποτέλεσμα, πολλοί ερευνητές αναζητούν δυνατότητες πρόβλεψης της αγοράς με διάφορους τρόπους (Prasanna & Ezhilmaran, 2013). Σύμφωνα με προηγούμενες μελέτες, το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN) φαίνεται μια καλή και λογικά επικυρωμένη μέθοδος στην πρόβλεψη της τιμής της μετοχής (Idris et al., 2015). Τα τρία πιο δημοφιλή τεχνητά νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη αποθεμάτων είναι το επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο (RNN) (Saad et al., 1998), η συνάρτηση ακτινικής βάσης (RBF) (Han et al., 2001), και πολυστρωματικό perceptron (MLP).

Το κύριο πλεονέκτημα των νευρωνικών δικτύων έναντι άλλων μεθόδων, όπως τα έμπειρα συστήματα, είναι ότι αυτά τα φορτία δεν χρειάζεται να καθοριστούν από τον ίδιο τον χρήστη, αλλά προσαρμόζονται αυτόματα στα δεδομένα με βάση τον κανόνα μάθησης. Ένας

τρόπος για να εξεταστεί η διαδικασία μάθησης στο πλαίσιο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι η διαδικασία βελτιστοποίησης.

Υπάρχουν πολλές μέθοδοι για την εκπαίδευση του τεχνητού νευρωνικού δικτύου και μερικές από αυτές είναι καλύτερες από τις άλλες στην εύρεση της γραμμικής και μη γραμμικής σχέσης. Το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιεί δύο κατώτατα όρια για τη διερεύνηση γραμμικών και μη γραμμικών προσόντων. Ο αριθμός των επιπέδων είναι πολύ σημαντικός στην προβλεψιμότητα. Εάν χρησιμοποιήσουμε πάρα πολλά στρώματα, το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο δεν θα μπορεί να βρει την καταλληλότερη επιλογή και η δομή θα είναι περίπλοκη.

Επιπλέον, πολύ λίγα επίπεδα σημαίνουν ότι το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο δεν είναι σε θέση να βρει την παγκόσμια λύση και τις μη γραμμικές σχέσεις. Οι ερευνητές προσπάθησαν να ανακαλύψουν κάποιες μεθόδους που έχουν υψηλή ταχύτητα με υψηλή ακρίβεια και να μειώνουν το σφάλμα. Για το λόγο αυτό, χρησιμοποιούνται οι μεταερευνητικοί αλγόριθμοι. Αυτές οι μέθοδοι χρησιμοποιούνται για τη βελτιστοποίηση του δικτύου και την εύρεση του καλύτερου αριθμού εισόδου και κρυφών επιπέδων. Τα μοντέλα τεχνητών νευρωνικών δικτύων στην πρόβλεψη της τιμής των μετοχών, της απόδοσης των μετοχών, της συναλλαγματικής ισοτιμίας, του πληθωρισμού και των εισαγωγών λειτουργούν καλύτερα από τα παραδοσιακά στατιστικά μοντέλα (Yim & Mitchell, 2002).

Οι Zhu & Wang (2010) πρότειναν ένα έξυπνο σύστημα συναλλαγών χρησιμοποιώντας παλινδρόμηση φορέα υποστήριξης βελτιστοποιημένη από γενετικούς αλγόριθμους (SVR-GA) και πολυστρωματικό perceptron βελτιστοποιημένο με GA (MLP-GA). Τα πειραματικά αποτελέσματα έδειξαν ότι και οι δύο προσεγγίσεις ξεπέρασαν τα συμβατικά συστήματα συναλλαγών χωρίς πρόβλεψη και ένα πρόσφατο ασαφές σύστημα συναλλαγών όσον αφορά τα τελικά ίδια κεφάλαια και τη μέγιστη ανάληψη για τον χρηματιστηριακό δείκτη Hong Kong, Hang Seng.

Οι He et al. (2013) προχώρησαν σε έρευνες σχετικά με τις αρχές και τις θεωρίες στον τομέα της χρηματοπιστωτικής αγοράς και τις βασικές μεθοδολογίες τεχνικής ανάλυσης στη χρηματιστηριακή αγορά. Αυτές μελετήθηκαν και εφαρμόστηκαν με τη βοήθεια αλγορίθμων επιλογής χαρακτηριστικών χρησιμοποιώντας τα δεδομένα του Shanghai Stock Exchange Composite Index (SSECI) από τις 24 Μαρτίου 1997 έως τις 23 Αυγούστου 2006 για να μετρήσουν δώδεκα τεχνικούς δείκτες για μεταγενέστερη έρευνα. Έτσι, υπολογίστηκαν οι

δώδεκα επιλεγμένοι τεχνικοί δείκτες και τα αποτελέσματα ελήφθησαν ως είσοδος των αλγορίθμων επιλογής χαρακτηριστικών. Μελετήθηκαν τα τρία είδη αλγορίθμων επιλογής χαρακτηριστικών: η ανάλυση βασικών συνιστωσών (PCA), ο γενετικός αλγόριθμος (GA) και η διαδοχική επιλογή προς τα εμπρός (SFS). Σύμφωνα με τα αποτελέσματα και την ανάλυση, το PCA ήταν το πιο αξιόπιστο, αλλά μπορεί να είναι χρονοβόρο εάν η είσοδος έχει πολύ μεγάλες διαστάσεις. Ο γενετικός αλγόριθμος είχε καλύτερη απόδοση, δεδομένου ότι εκμεταλλεύεται την τυχαιότητα σε μια τέτοια κατάσταση και το SFS θα μπορούσε να δημιουργήσει την τοπική βέλτιστη λύση, αλλά με κίνδυνο «προβλήματος φωλιάσματος».

Οι Zheng et al. (2013) διερεύνησαν την εφαρμογή ενός νευρωνικού δικτύου κυματιδίων (WNN), του οποίου το κρυφό στρώμα αποτελείται από νευρώνες με ρυθμιζόμενα κυματίδια ως λειτουργίες ενεργοποίησης, στην πρόβλεψη αποθεμάτων. Συζήτησαν ορισμένες βασικές λογικές πίσω από την τεχνική ανάλυση, βάσει των οποίων επιλέχθηκαν προσεκτικά οι εισροές του συστήματος πρόβλεψης. Αυτό το σύστημα δοκιμάστηκε στον Εθνικό Δείκτη 100 του Χρηματιστηρίου της Κωνσταντινούπολης και συγκρίθηκε με τα παραδοσιακά νευρωνικά δίκτυα. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το WNN θα μπορούσε να επιτύχει πολύ καλή ακρίβεια πρόβλεψης.

Οι Fang et al. (2014), βελτίωσαν την πρόβλεψη της χρηματιστηριακής αγοράς με βάση τους γενετικούς αλγορίθμους (GA) και τα νευρωνικά δίκτυα κυματιδίων (WNN) και ανέφεραν σημαντικά καλύτερες ακρίβειες σε σύγκριση με τις υπάρχουσες προσεγγίσεις στην πρόβλεψη της χρηματιστηριακής αγοράς, συμπεριλαμβανομένου του ιεραρχικού GA (HGA) WNN. Συγκεκριμένα, πρόσθεσαν πληροφορίες όπως ο όγκος συναλλαγών ως εισόδους και χρησιμοποίησαν τη συνάρτηση κυματιδίων Morlet αντί της συνάρτησης κυματιδίων Morlet-Gaussian στο μοντέλο πρόβλεψής τους. Χρησιμοποίησαν επίσης μικρότερο αριθμό κρυφών κόμβων στο WNN σε σύγκριση με άλλες ερευνητικές εργασίες. Το σύστημα πρόβλεψης δοκιμάστηκε χρησιμοποιώντας δεδομένα Shenzhen Composite Index.

Οι Göçken et al. (2016) προέβλεψαν τον τουρκικό δείκτη τιμών μετοχών χρησιμοποιώντας τεχνικούς δείκτες και υβριδικό ANN με βάση την αναζήτηση GA και αρμονίας (HS). Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το σφάλμα των υβριδικών μεταερευνητικών αλγορίθμων είναι μικρότερο από το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο. Συνέκριναν το υβριδικό μοντέλο ANN-HS και ANN-GA και διαπίστωσαν ότι το σφάλμα του ANN-HS είναι μικρότερο από το ANN-GA. Λαμβάνοντας υπόψη το πρόβλημα της αντιμετώπισης

χαρακτηριστικών με παρόμοια συμβολή, το χαρακτηριστικό σταθμισμένο SVM (FWSVM) και το σταθμισμένο χαρακτηριστικό K-πλησιέστερος γείτονας (FWKNN) προτείνονται για την πρόβλεψη δεικτών αγοράς μετοχών εκχωρώντας διαφορετικά βάρη σε διαφορετικά χαρακτηριστικά (Chen & Hao, 2017).

Οι Goli et al (2018) χρησιμοποίησαν διάφορους μετα-ευρετικούς αλγόριθμους για τη βελτίωση των αποτελεσμάτων και την πρόβλεψη της ζήτησης και στη γαλακτοκομική βιομηχανία. Αυτή η μελέτη χρησιμοποίησε δύο δημοφιλείς μετα-ευρετικούς αλγόριθμους, όπως ο GA και ο PSO, μαζί με δύο πιο πρόσφατους αλγόριθμους με τίτλο επεμβατική βελτιστοποίηση ζιζανίων (IWO) και πολιτισμικός αλγόριθμος (CA) ως επιλογή χαρακτηριστικών και πρόβλεψη ζήτησης στη γαλακτοκομική βιομηχανία. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα, το PSO έδειξε την καλύτερη απόδοση στην επιλογή χαρακτηριστικών, ενώ το IWO μπορεί να βελτιώσει σημαντικά το σφάλμα πρόβλεψης.

Οι Sin & Wang (2017) διερεύνησαν τη σχέση μεταξύ των χαρακτηριστικών του Bitcoin και της αλλαγής της τιμής του Bitcoin την επόμενη μέρα χρησιμοποιώντας μια προσέγγιση συνόλου τεχνητών νευρωνικών δικτύων που ονομάζεται Genetic Algorithm-based Selective Neural Network Ensemble, χρησιμοποιώντας Multi-Layered Perceptron ως βασικό μοντέλο για κάθε ένα από τα νευρωνικά δίκτυα του συνόλου. Συνεπώς, προκειμένου να κατανοηθεί καλύτερα η πρακτικότητα και αποτελεσματικότητά του στην πραγματική εφαρμογή, το σύνολο χρησιμοποιήθηκε για να προβλέψει την κατεύθυνση της τιμής του Bitcoin την επόμενη μέρα, δεδομένου ενός συνόλου περίπου 200 χαρακτηριστικών του κρυπτονομίσματος σε διάστημα 2 ετών. Στο διάστημα των 50 ημερών, μια στρατηγική συναλλαγών με βάση το σύνολο συγκρίθηκε με μια στρατηγική συναλλαγών «προηγούμενης ημέρας που ακολουθεί» μέσω εκ των υστέρων δοκιμών. Η στρατηγική συναλλαγών παρήγαγε σχεδόν 85% αποδόσεις, ξεπερνώντας τη στρατηγική συναλλαγών «προηγούμενης ημέρας που ακολουθεί» που παρήγαγε περίπου 38% αποδόσεις και μια στρατηγική συναλλαγών που ακολουθεί το μοναδικό, καλύτερο μοντέλο MLP στο σύνολο που δημιούργησε περίπου 53% σε αποδόσεις.

Οι Chong et al. (2017) προσέφεραν μία συστηματική ανάλυση στη χρήση δικτύων βαθιάς μάθησης για ανάλυση και πρόβλεψη χρηματιστηριακής αγοράς, ενώ εφάρμοσαν τρεις μεθόδους: την ανάλυση κυρίων συστατικών (PCA), τη περιορισμένη μηχανή Boltzmann (RBM) και τον αυτόματο κωδικοποιητή. Για να εξαγωγήσουν τα χαρακτηριστικά

χρησιμοποίησαν τέσσερις λειτουργίες απώλειας όπως τη ρίζα του μέσου τετραγώνου σφάλματος (RMSE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), την αμοιβαία πληροφορία (MI) και το κανονικοποιημένο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (NMSE), ώστε να προβλέψουν τη μελλοντική τάση της αγοράς της Νότιας Κορέας. Χρησιμοποίησαν ενδοημερήσιες αποδόσεις αποθεμάτων υψηλής συχνότητας ως δεδομένα εισόδου και εξέτασαν τις επιδράσεις αυτών των μεθόδων εξαγωγής μη εποπτευόμενων χαρακτηριστικών στη συνολική ικανότητα του δικτύου να προβλέπει τη μελλοντική συμπεριφορά της αγοράς. Τα εμπειρικά αποτελέσματα έδειξαν ότι τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα μπορούν να εξαγάγουν πρόσθετες πληροφορίες από τα υπολείμματα του αυτοπαλινδρόμησης μοντέλου και να βελτιώσουν την απόδοση πρόβλεψης. Η εκτίμηση της συνδιακύμανσης βελτιώνεται επίσης αισθητά όταν το προγνωστικό δίκτυο εφαρμόζεται στην ανάλυση της δομής της αγοράς βάσει συνδιακύμανσης.

Οι Sezer et al. (2017) χρησιμοποίησαν το GA για το σύστημα διαπραγμάτευσης μετοχών με βάση το βαθύ νευρωνικό δίκτυο (DNN) για να προβλέψουν την αγορά, τη πώληση και τη διακράτηση. Το GA χρησιμοποιήθηκε ως επιλογή χαρακτηριστικών και δημιουργεί το σημείο αγοράς-πώλησης στο αναφερόμενο σύστημα. Αργότερα, ο Dixon (2018) χρησιμοποίησε επίσης ένα δίκτυο μακροπρόθεσμης-βραχυπρόθεσμης μνήμης (LSTM) και προέβλεψε βραχυπρόθεσμες κινήσεις τιμών.

Οι Zhang et al. (2018) σχεδίασαν ένα σύστημα πρόβλεψης της τάσης των τιμών των μετοχών, το οποίο θα μπορούσε να προβλέψει την κίνηση των τιμών των μετοχών και το διάστημα τάσης αύξησης ή μείωσης κατά τη διάρκεια προκαθορισμένων περιόδων. Χρησιμοποίησαν τυχαίο δασικό μοντέλο και το εκπαίδευσαν σε ιστορικά δεδομένα από μια αγορά της Κίνας για να κατηγοριοποιήσουν τα πολλαπλά κλιπ μετοχών σε τέσσερις μεγάλες ομάδες όσον αφορά τα διαφορετικά είδη των κοντινών τιμών τους. Το αποτέλεσμα δείχνει τη βελτίωση στην πρόβλεψη της μεταβλητότητας στην αγορά και ορισμένα πλεονεκτήματα όπως η ακρίβεια και η απόδοση ανά συναλλαγή.

Οι Baek & Kim (2018) πρότειναν ένα πλαίσιο, με τίτλο ModAugNet, αποτελούμενο από δύο ενότητες βασισμένες στο LSTM, μία για την πρόληψη και μία για την πρόβλεψη. Το πλαίσιο δοκιμάζεται σε δύο κορεατικά σύνολα δεδομένων μετοχών. Τα ληφθέντα αποτελέσματα δείχνουν βελτίωση των διαφόρων μέτρων σφάλματος.

Οι Ghanbari & Arjan (2019) χρησιμοποίησαν υποστήριξη διανυσματικής παλινδρόμησης (SVR) και αλγόριθμο βελτιστοποίησης πεταλούδας (BOA) στην πρόβλεψη

της χρηματιστηριακής αγοράς. Παρουσίασαν ένα νέο μοντέλο BOA-SVR βασισμένο στο BOA και το συνέκριναν με τα αποτελέσματα 11 μεταερευνητικών αλγορίθμων σε δεδομένα NASDAQ. Το αποτέλεσμα έδειξε ότι το εξεταζόμενο μοντέλο μπορεί να βελτιώσει τα αποτελέσματα και να βελτιστοποιήσει τις παραμέτρους SVR. Παράλληλα, αυτό το μοντέλο έχει λειτουργήσει πολύ καλά με υψηλότερη ακρίβεια απόδοσης και χαμηλότερη κατανάλωση χρόνου σε σύγκριση με άλλα μοντέλα.

Ο Chandana (2019) χρησιμοποίησε μια νέα προσέγγιση βασισμένη στην παλινδρόμηση διανύσματος υποστήριξης ελαχίστων τετραγώνων (LSSVR) και στη μηχανική μάθηση. Αποφάσισε να σχεδιάσει ένα έμπειρο σύστημα για την πρόβλεψη της τιμής της μετοχής και ήλπιζε να βοηθήσει στην ενίσχυση της πρόβλεψης με τη βελτίωση της δύναμης της ακρίβειας. Το σύστημά τους ήταν επιτυχές επειδή ο υπολογισμός έγινε λιγότερος και απλούστερος.

Οι Rajesh et al. (2019) χρησιμοποίησαν τεχνικές εκμάθησης συνόλου για την πρόβλεψη της τάσης των μετοχών εστιάζοντας στο ποσοστό μεταβολής της τιμής της μετοχής. Προέβλεψαν το S&P500 και τη μελλοντική του τάση με τη μάθηση συνόλων. Για το σκοπό αυτό, εξέτασαν δύο προβλεπόμενες μεθόδους: την εκμάθηση συνόλου και τον χάρτη θερμότητας. Τα στοιχεία δείχνουν ότι η μηχανή διανυσμάτων υποστήριξης (SVM), το τυχαίο δάσος και οι ταξινομητές του K-neighbor έχουν πιο ελπιδοφόρα αποτελέσματα σε σύγκριση με άλλες μεθόδους. Η ακρίβεια του μοντέλου πρόβλεψης φαίνεται να υπερβαίνει το 51%, γεγονός που δείχνει αύξηση 23% στην ακρίβεια πρόβλεψης.

Οι Pal & Kar (2019) χρησιμοποίησαν μια υβριδική προσέγγιση για την πρόβλεψη χρονοσειρών της τιμής της μετοχής χρησιμοποιώντας διακριτοποίηση δεδομένων βασισμένη σε ασαφή λογική, όπου χρησιμοποιείται η προσέγγιση αθροιστικής κατανομής πιθανότητας (CPDA) για τη λήψη των διαστημάτων στις γλωσσικές τιμές. Πραγματοποιήθηκε ασαφής δημιουργία κανόνων πρώτης τάξης και μείωση των συνόλων κανόνων με την πρόχειρη θεωρία συνόλων. Στη συνέχεια, η πρόβλεψη των δεδομένων χρονοσειρών υπολογίζεται από την αποασάφεια χρησιμοποιώντας μειωμένη βάση κανόνων και τα ιστορικά στοιχεία της. Η προτεινόμενη προσέγγιση εφαρμόζεται σε χρηματιστηριακούς δείκτες τιμών δεδομένων τριών χρονοσειρών (BSE, NYSE και TAIEX) ως πειραματικά σύνολα δεδομένων και τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η μέθοδος είναι πιο αποτελεσματική από τις αντίστοιχες.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΚΡΥΠΤΟΝΟΜΙΣΜΑΤΑ

3.1. Ορισμός Κρυπτονομισμάτων

Τα κρυπτονομίσματα είναι ένα σύστημα ψηφιακών ανταλλαγών peer-to-peer στο οποίο η κρυπτογραφία χρησιμοποιείται για τη δημιουργία και τη διανομή νομισματικών μονάδων. Παρά ορισμένους από τους όρους που χρησιμοποιούνται, δεν υπάρχουν νομίσματα ή τραπεζογραμμάτια που εκδίδονται σε κρυπτονομίσματα - είναι μια εντελώς ηλεκτρονική έννοια. Ουσιαστικά δίνουν αξία σε μια συγκεκριμένη οικονομική συναλλαγή μεταξύ δύο χρηστών σε μια συγκεκριμένη χρονική στιγμή.

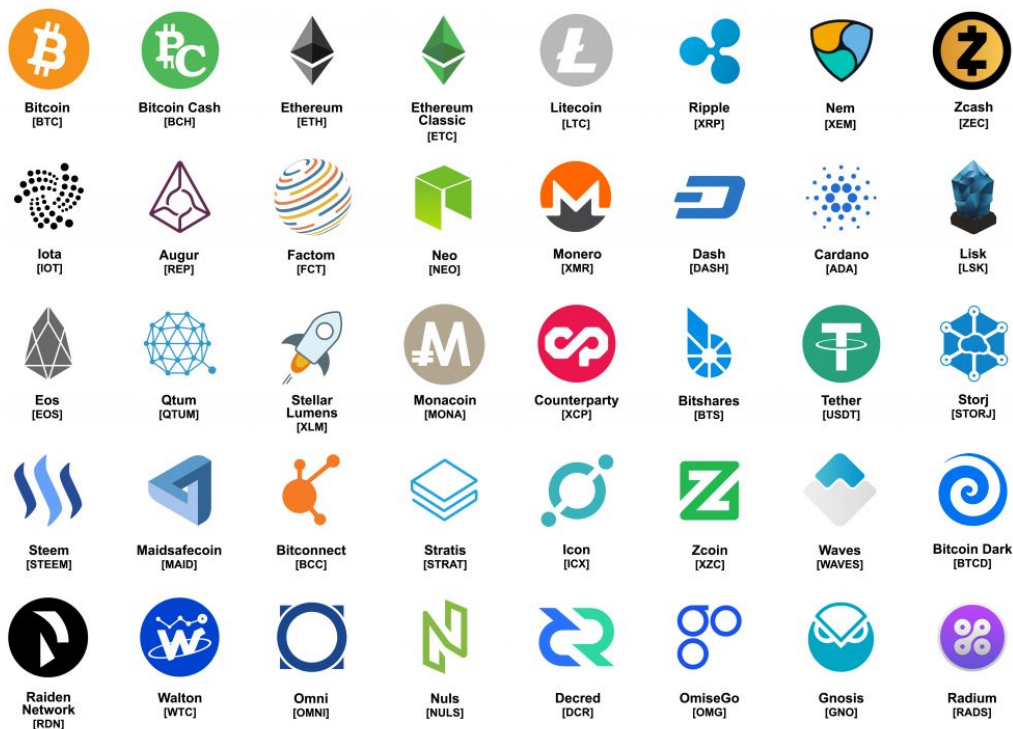
Το όνομα «κρυπτονόμισμα» προκύπτει από τη χρήση κρυπτογραφικών μεθόδων κρυπτογράφησης – δηλαδή ηλεκτρονικών μεθόδων για την κωδικοποίηση πληροφοριών και τη διασφάλιση της ασφάλειας (Browning, 2023). Αρχικά τα κρυπτονομίσματα προορίζονταν να ξεπεράσουν ορισμένους από τους αντιληπτούς περιορισμούς των υφιστάμενων νομισμάτων και προσεγγίσεων στις χρηματοπιστωτικές συναλλαγές.

Τα παραδοσιακά νομίσματα είτε έχουν εγγενή αξία (δηλαδή, κατασκευάζονται από πολύτιμα μέταλλα ή είναι ανταλλάξιμα με τέτοια μέταλλα, συνήθως χρυσό) είτε, συνηθέστερα, λειτουργούν ως νομίσματα fiat, των οποίων η αξία βασίζεται στην εμπιστοσύνη που προκύπτει από την υποστήριξη των αρχών - κυβερνήσεων και αποθεματικών τραπεζών. Όπως τα νομίσματα fiat, τα κρυπτονομίσματα βασίζονται εξ ολοκλήρου στην εμπιστοσύνη. Αλλά διαφέρουν στο ότι η εμπιστοσύνη προκύπτει με διαφορετικούς τρόπους.

Ενώ πολλές κεντρικές τράπεζες διερευνούν την ιδέα των ψηφιακών νομισμάτων, τα κρυπτονομίσματα (συνγά αναφέρονται ως «νομίσματα») αναδύονται και λειτουργούν εντελώς ανεξάρτητα από τις εθνικές αρχές. Το πιο γνωστό κρυπτονόμισμα είναι το Bitcoin (Browning, 2023). Πριν από αυτό δημοσιεύτηκαν άρθρα σχετικά με τα συστήματα νομισμάτων peer-to-peer αλλά κανένα δεν εφαρμόστηκε. Όμως μετά την επιτυχία του bitcoin πολλά άλλα εμφανίστηκαν.

Οι ιστορικοί κρυπτονομισμάτων θεωρούν ευρέως το δίκτυο Namecoin ως το πρώτο altcoin και ο όρος «altcoin» φέρεται να περιγράφηκε για πρώτη φορά από τον προγραμματιστή Andrew Chow. Τα Altcoins ορίζονται γενικά ως όλα τα κρυπτονομίσματα εκτός από το Bitcoin (BTC). Ωστόσο, μερικοί άνθρωποι θεωρούν ότι τα altcoins είναι όλα κρυπτονομίσματα εκτός από το Bitcoin και το Ethereum (ETH), επειδή τα περισσότερα κρυπτονομίσματα είναι forked από ένα από τα δύο. Δηλαδή, διασπώνται τα δίκτυα του Bitcoin ή του Ethereum και και δημιουργούνται δυο ξεχωριστά “υποκαταστήματα”, το καθένα με το δικό του πρωτόκολλο. Το ένα υποκατάστημα θα συνεχίσει να ακολουθεί το πρωτόκολλο pre-fork ενώ το άλλο θα ακολουθήσει ένα νέο πρωτόκολλο με διαφορετικούς κανόνες).

Ορισμένα altcoins χρησιμοποιούν διαφορετικούς μηχανισμούς συναίνεσης για να επικυρώσουν συναλλαγές και να ανοίξουν νέα μπλοκ ή να προσπαθήσουν να ξεχωρίσουν από το Bitcoin και το Ethereum παρέχοντας νέες ή πρόσθετες δυνατότητες ή σκοπούς (Redman, 2020). Μερικοί από τους κύριους τύπους altcoins περιλαμβάνουν κρυπτονομίσματα που βασίζονται σε mining, stablecoins, security tokens, utility tokens και CBDCs (Types of Cryptocurrencies, 2020).



Εικόνα 2: Κρυπτονομίσματα ([shutterstock.com](https://www.shutterstock.com))

Υπάρχουν δύο κύριες προσεγγίσεις (Browning, 2023):

- Στην περίπτωση του Bitcoin, για παράδειγμα, οι χρήστες βασίζονται στη συμμετοχή ενός ευρέος δικτύου συνδεδεμένων υπολογιστών («ανθρακωρύχων») και πολύπλοκων τεχνολογικών προσεγγίσεων. Οι ανθρακωρύχοι συνεργάζονται για να εγγυηθούν την ακρίβεια των συναλλαγών που πραγματοποιούνται, ενώ ένας υποκείμενος δημοσιευμένος αλγόριθμος διέπει την κυκλοφορία νέου «νομίσματος» στους ανθρακωρύχους. Δεν υπάρχει κεντρική αρχή για να διατηρήσει τη φήμη και την αξία του κρυπτονομίσματος (ούτε να κατηγορηθεί για αποτυχία νομίσματος). Αυτό είναι γνωστό ως «αποκεντρωμένη» προσέγγιση.

- Άλλα κρυπτονομίσματα, γνωστά ως stablecoins, έχουν σχεδιαστεί για να ξεπεράσουν την αστάθεια που σχετίζεται με την προσέγγιση του Bitcoin. Ο σχεδιασμός τους προσπαθεί να σταθεροποιήσει την αξία του «νομίσματος» - συνήθως με την αντιστοίχιση της προσφοράς με τα αποθέματα νομισμάτων fiat ή άλλων περιουσιακών στοιχείων ή με την οικοδόμηση αλγορίθμων που ελέγχουν την προσφορά του νομίσματος προκειμένου να διατηρηθεί μια σταθερή αξία. Τέτοιες προσεγγίσεις μπορεί να περιλαμβάνουν διαφορετικά επίπεδα αποκέντρωσης, αλλά η εγγύηση των αποθεμάτων σε νομίσματα fiat θα περιλαμβάνει συνήθως κάποιο είδος ανθρώπινης εποπτείας. Αυτό με τη σειρά του απαιτεί από τους χρήστες να εμπιστεύονται αυτήν την οντότητα καθώς και τον υποκείμενο αλγόριθμο.

3.2. Βασικά Κρυπτονομίσματα

3.2.1. BITCOIN (BTC)

Το Bitcoin, το πιο γνωστό κρυπτονόμισμα, είναι ένα αποκεντρωμένο δίκτυο ψηφιακών νομισμάτων που χρησιμοποιεί τεχνολογία blockchain για να διευκολύνει τις ψηφιακές μεταφορές αξίας, χωρίς την ανάγκη κεντρικού ή αξιόπιστου μεσάζοντα. Το Bitcoin, μαζί με την υποκείμενη τεχνολογία blockchain, αναπτύχθηκε από έναν ή περισσότερους προγραμματιστές, οι οποίοι χρησιμοποίησαν το ψευδώνυμο Satoshi Nakamoto και

δημοσίευσαν μια λευκή βίβλο και συνοδευτικό κώδικα ανοιχτού κώδικα στις 31 Οκτωβρίου 2008. Το δίκτυο Bitcoin είναι ανοιχτό στο κοινό (δηλαδή, ο καθένας μπορεί να αγοράσει ή να μεταφέρει bitcoin) και επιτρέπει χωρίς άδεια, αξιόπιστες και ασφαλείς συναλλαγές σε όλο τον κόσμο (Dwyer, 2015).

Τα χαρακτηριστικά ασφαλείας του Bitcoin είναι διττά: Η ασφάλεια του Bitcoin βασίζεται: (i) στην κρυπτογραφία και (ii) στην αλυσίδα μπλοκ (δηλαδή, στο κατακερματισμένο δημόσιο καθολικό). Η κρυπτογραφία μετατρέπει τα συνηθισμένα δεδομένα σε μια μοναδική σειρά αριθμών και γραμμάτων που είναι ακατανόητη χωρίς αποκρυπτογράφηση. Η Εθνική Υπηρεσία Ασφαλείας έχει αναπτύξει διάφορους κρυπτογραφικούς αλγόριθμους, συμπεριλαμβανομένου του Secure Hash Algorithm 256, ο οποίος είναι ένα ευρέως χρησιμοποιούμενο κρυπτογραφικό πρότυπο κατακερματισμού που χρησιμοποιείται από το Bitcoin (Dwyer, 2015).

Ο αλγόριθμος κατακερματισμού του Bitcoin επιστρέφει πάντα ένα μοναδικό, αλλά ακατανόητο, αποτέλεσμα εξόδου για οποιοδήποτε μοναδικό, μη κρυπτογραφημένο, περιεχόμενο εισόδου. Δηλαδή, δύο διαφορετικές εισοδοί δεν θα επιστρέψουν ποτέ την ίδια έξοδο. Επιπλέον, ακόμη και μια μικρή διαφορά στις εισροές παράγει μια μαζικά διαφορετική παραγωγή. Οι ειδικοί πιστεύουν ότι η παραβίαση του αλγορίθμου για την αναπαραγωγή της αρχικής εισόδου είναι αδύνατη με την τρέχουσα τεχνολογία υπολογιστών. Επίσης, οι συναλλαγές Bitcoin υπόκεινται σε επαλήθευση πριν εκκαθαριστούν για να συμπεριληφθούν στο blockchain (Dwyer, 2015).

Το καθολικό blockchain είναι το ίδιο κρυπτογραφικά κατακερματισμένο και διανέμεται επίσης σε κατακερματισμένη μορφή σε πολλούς ανεξάρτητους διακομιστές υπολογιστών. Αυτό καθιστά το blockchain αδιαπέραστο σύμφωνα με τους ειδικούς, κερδίζοντας το παρατσούκλι «αμετάβλητο καθολικό». Ως εκ τούτου, οι συναλλαγές κρυπτονομισμάτων που αποθηκεύονται σε ένα καθολικό blockchain θεωρούνται αδιαπέραστες από παραποίηση ή αλλοίωση (Dyhrberg, 2016).

3.2.2 ETHEREUM (ETH)

Το Ethereum είναι μια αποκεντρωμένη πλατφόρμα που ασχολείται με τα λεγόμενα «έξυπνα συμβόλαια». Ένα έξυπνο συμβόλαιο είναι μια εφαρμογή ή σύμβαση που εκτελείται ακριβώς όπως έχει προγραμματιστεί, χωρίς πιθανότητα διακοπής, λογοκρισίας, παρέμβασης τρίτων ή συμμετοχής σε απάτη. Στην ουσία, το Ethereum μοιάζει πολύ με ένα λειτουργικό σύστημα που υπάρχει σε έξυπνες συσκευές (όπως smartphones) στις οποίες μπορούν να κατασκευαστούν πολλές εφαρμογές λογισμικού. Τεχνικά, η πλατφόρμα Ethereum δεν περιλαμβάνει τεχνολογία κρυπτογράφησης, αλλά όπως και άλλες ανοιχτές πλατφόρμες, δεν διαθέτει άδεια blockchain, η οποία απαιτεί κάποιο είδος αξίας blockchain για να παρέχει κίνητρο για συναλλαγές εντός αυτής της πλατφόρμας. Όχι μόνο το νόμισμα Ether επιτρέπει τη δημιουργία έξυπνων συμβολαίων, αλλά χρησιμεύει επίσης ως ένα πιο κοινό νόμισμα συναλλαγών, το οποίο μπορεί να ειπωθεί ότι βασίζεται στη λογική που χρησιμοποιεί η ομάδα Nakamoto με το Bitcoin (Hung, et al, 2021).

Το blockchain είναι χτισμένο πάνω από την πλατφόρμα Ethereum και μπορεί να μεταφερθεί μεταξύ λογαριασμών χρηστών. Μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για επενδύσεις ως ένα είδος αντιστάθμισης για κόμβους που χρησιμοποιούνται για εξόρυξη με αυτόν τον υπολογισμό. Το Ethereum μπορεί να παρέχει κατανεμημένες εικονικές μηχανές που εκτελούν σενάρια σε ένα διεθνές δίκτυο κόμβων. Φυσικά, και εδώ υπάρχουν μηχανισμοί για την προστασία του δικτύου, την αποφυγή "spam" και τη σωστή κατανομή των πόρων του δικτύου. Το "αέριο" είναι ένας από τους μηχανισμούς για την εκτέλεση εσωτερικής τιμολόγησης. Όπως και το Bitcoin, το Ethereum χρησιμοποιεί έναν μηχανισμό PoW, αλλά θέλει επίσης να υιοθετήσει έναν μηχανισμό PoS, το λεγόμενο πρωτόκολλο Casper (Hung, et al, 2021).

Οι πρώτοι άνθρωποι που πρότειναν το Ethereum ήταν ο Vitalik Buterin και ο Charles Hoskinson στα τέλη του 2013, οι οποίοι είναι ερευνητές και δημιουργοί του κρυπτονομίσματος. Η επακόλουθη ανάπτυξη του νομίσματος χρηματοδοτήθηκε από διαδικτυακή χρηματοδότηση με τη μορφή δημοπρασίας από τον Ιούλιο έως τον Αύγουστο του 2014 και στις 30 Ιουλίου 2015, δημιουργήθηκε από αυτά τα κεφάλαια με 11,9 εκατομμύρια προ-εξορυσσόμενα κέρματα, τα οποία αντιπροσώπευαν το 13% της συνολικής κυκλοφορούσας προσφοράς (Hung, et al, 2021).

Από την κατάρρευση του Decentralized Autonomous Organization Project το 2016, το Ethereum έχει χωριστεί σε δύο ξεχωριστές αλυσίδες μπλοκ, το νέο Ethereum (ETH) και το Ethereum Classic (ETC), το οποίο προκάλεσε αύξηση τιμών άνω του 13.000% το 2017. Το έργο του Αποκεντρωμένου Αυτόνομου Οργανισμού είχε ως στόχο να διασφαλίσει ότι κανείς δεν θα αποκλειστεί και ότι όλοι οι χρήστες θα είχαν λόγο στη συμμετοχή τους. Συμπερασματικά, το Ethereum, όπως και το Bitcoin, είναι αποδεκτό από διάφορους μεγάλους εμπόρους και μπορεί επίσης να θεωρηθεί ανώνυμο ή ψεύτικο ανώνυμο κρυπτονόμισμα (Hung, et al, 2021).

3.2.3 TETHER (USDT)

Σε αντίθεση με τα παραπάνω κρυπτονομίσματα, το Tether είναι ένα νόμισμα σταθερής αξίας. Αυτό σημαίνει ότι είναι δυνατόν να διατηρηθεί η αξία του σε σχετικά σταθερό επίπεδο, δηλαδή το εύρος μεταβλητότητας της τιμής δεν είναι πολύ ευρύ. Είναι επίσης απαραίτητο να αναφέρουμε την ικανότητά του να υποστηρίζεται από νομίσματα fiat όπως το δολάριο ΗΠΑ ή το ευρώ, οπότε η αξία του παραμένει σταθερή ανάλογα με την ονομαστική αξία αυτού του νομίσματος. Αυτός είναι ο λόγος για τον οποίο προτιμάται από τους επενδυτές επειδή ξεπερνά το πρόβλημα της υψηλής μεταβλητότητας των τιμών σε σύγκριση με άλλα κρυπτονομίσματα (Böhme, et al., 2015).

Ο αρχικός σχεδιασμός του Tether ήταν να διασφαλίσει ότι η αξία του θα ήταν πάντα σε δολάρια ΗΠΑ. Γενικά, το κρυπτονόμισμα Tether και οι εταιρείες που το υποστηρίζουν θεωρούνται αμφίβολης αξιοπιστίας λόγω των προσπαθειών χειραγώγησης της τιμής του Bitcoin. Ωστόσο, το 2019, το Tether ξεπέρασε το Bitcoin σε όγκο συναλλαγών και όλα τα άλλα κρυπτονομίσματα. Έρευνες έχουν δείξει ότι οι συναλλαγές που σχετίζονται με την αύξηση του ποσού του Tether στο ανταλλακτήριο Bitfinex συνέβαλαν επίσης στην αύξηση της τιμής του Bitcoin στα τέλη του 2017. Αν και δεν είναι το μόνο χρηματιστήριο που είδε οποιαδήποτε απάτη, το Χρηματιστήριο Kraken φαίνεται να έχει παραποιήσει δεδομένα σχετικά με το Tether και ανακαλύφθηκε από δημοσιογράφους του Bloomberg, ύποπτοι για προηγούμενες φήμες (Hung, et al, 2021).

Το Tether βασίστηκε στο πρωτόκολλο Mastercoin και δημιουργήθηκε από τους ανθρώπους που εμπλέκονται στο Mastercoin. Οι ιδρυτές του Tether είναι ο Brock Pierce,

μέλος του Ιδρύματος Mastercoin, ο Craig Sellars και ο Reeve Collins, επικεφαλής τεχνολογίας του ιδρύματος. Το νόμισμα, που κυκλοφόρησε τον Ιούνιο του 2014, ονομάστηκε "Realcoin" και εκδόθηκε τον Οκτώβριο του 2014, λίγο αργότερα μετονομάστηκε σε Tether στα τέλη Νοεμβρίου του ίδιου έτους (Böhme, et al., 2015).

3.2.4 SOLANA (SOL)

Το κρυπτονόμισμα Solana είναι επίσης ένα νόμισμα ανοιχτού κώδικα που βασίζεται στην τεχνολογία blockchain και δημιουργήθηκε για να παρέχει αποκεντρωμένη χρηματοδότηση (DeFi), αποκεντρωμένες εφαρμογές (DApps) και έξυπνα συμβόλαια. Το νόμισμα κυκλοφόρησε το 2017, αλλά κυκλοφόρησε για πρώτη φορά το 2020 από το Ίδρυμα Solana στη Γενεύη της Ελβετίας (Hung, et al, 2021).

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, αυτό το νόμισμα έχει τα χαρακτηριστικά της αποκέντρωσης και βρίσκεται μεταξύ συναίνεσης μέσω της απόδειξης της ιστορίας (PoH) και της απόδειξης συμμετοχής (PoS) στο blockchain, το οποίο είναι θετικό για την επεκτασιμότητα καθώς παρέχει γρήγορες και ασφαλείς συναλλαγές. Αυτός είναι ένας από τους κύριους λόγους για τους οποίους προτιμάται από μικρούς και θεσμικούς επενδυτές (Hung, et al, 2021).

Η απόδειξη του ιστορικού παρέχει μεγαλύτερη επέκταση του πρωτοκόλλου Solana και καταγράφει τις επιτυχημένες λειτουργίες και τον χρόνο που έχει παρέλθει μεταξύ τους, διασφαλίζοντας την αξιοπιστία του blockchain και διευκολύνοντας τη χρήση του από το ευρύ κοινό. Η απόδειξη συμμετοχής είναι μια απόδειξη ιστορικού που παρακολουθεί και επαληθεύει τη διαδικασία συναίνεσης και επικυρώνει όλες τις ακολουθίες που συμβαίνουν. Επιπλέον, πολλές επενδυτικές βιομηχανίες, ακόμη και ιδρύματα, έχουν δείξει ενδιαφέρον επειδή η εκτέλεση συναλλαγών είναι πολύ γρήγορη και αξιόπιστη (Hung, et al, 2021).

Μέσα σε δύο χρόνια από την κυκλοφορία του, έχει αυξήσει την τιμή του κατά περίπου 0.77% από 0.77 \$ σε 101 \$ έως την 1η Μαρτίου 2022, 13,000. Το Solano έχει χαμηλό κόστος συναλλαγής σε σύγκριση με άλλα νομίσματα, γι' αυτό συμμετέχουν πολλοί μικροεπενδυτές. Οι ιδρυτές αυτού του νομίσματος ήταν ο Anatoli Yakovenko και ο Greg Fitzgerald, οι οποίοι ήταν εταίροι της Qualcomm και ίδρυσαν τα Solana Labs το 2017, λανσάροντας το νόμισμα το 2020, αφού ένας άλλος πρώην συνεργάτης της Qualcomm εντάχθηκε στην εταιρεία (Hung,

et al, 2021). Η κεφαλαιοποίηση της αγοράς του νομίσματος Solano το 2021 ήταν πάνω από 33 δισεκατομμύρια δολάρια ενώ το 2023 βρίσκεται λίγο πιο πάνω από τα 25 δισεκατομμύρια δολάρια.

3.2.5 RIPPLE (XRP)

Το Ripple (XRP) δημιουργήθηκε από τον ίδιο ιδρυτή της εταιρείας Ripple. Η εταιρεία ασχολείται με την ψηφιακή τεχνολογία και την επεξεργασία πληρωμών. Το Ripple είναι μια ηλεκτρονική πλατφόρμα ψηφιακών πληρωμών, όπου οι συναλλαγές είναι άμεσες και μπορούν να γίνουν ανεξάρτητα από το νόμισμα του κατόχου. Η Ripple Labs ξεκίνησε το 2012 με τη δημιουργία και την εξέλιξη του πρωτοκόλλου. Ο αρχικός σκοπός των νομισμάτων ήταν να διευκολύνουν την ανταλλαγή μεταξύ διαφορετικών νομισμάτων, όπως τα νομίσματα fiat και άλλα σημαντικά νομίσματα (El Montasser, 2022).

Το Ripple δεν βασίστηκε στον τρόπο λειτουργίας άλλων νομισμάτων και δημιούργησε το δικό του πρωτόκολλο για την επαλήθευση συναλλαγών. Αυτό το νόμισμα δεν χρειάζεται να εξορύσσεται όπως άλλα νομίσματα, είναι ένα νόμισμα που έχει ήδη εξορυχθεί από την ίδια την εταιρεία κατά τη στιγμή της κυκλοφορίας. Συνολικά έχουν εκδοθεί 99.992.233.977 κέρματα, εκ των οποίων 8.102.265.714 βρίσκονται στην κατοχή της ίδιας της εταιρείας, 39.189.968.239 κέρματα έχουν διανεμηθεί στο κοινό και 52.700.000.024 κέρματα έχουν δεσμευτεί ως εγγύηση για την επάρκεια της συναλλαγής. Στις αρχές του 2017, το XRP είχε τιμή 0.006 \$ και από τον Μάρτιο του 2022, η τιμή είναι 0.80 \$, αύξηση άνω του 12,600% και το μετοχικό κεφάλαιο του νομίσματος που κυκλοφορούσε στην αγορά υπερέβαινε τα 37 δισεκατομμύρια δολάρια. Σήμερα, τον Νοέμβριο του 2023 η τιμή έχει πέσει στα 0.665 \$ ενώ το μετοχικό κεφάλαιο βρίσκεται στα 35.6 δισεκατομμύρια δολάρια.

Αξίζει επίσης να σημειωθεί ότι το Ripple ήταν το πρώτο νόμισμα που απέκτησε «BitLicense» από το Τμήμα Οικονομικών Υπηρεσιών της Νέας Υόρκης για την πιστοποιημένη χρήση ψηφιακών περιουσιακών στοιχείων. Με άλλα λόγια, το Ripple λειτουργεί σε ένα εξουσιοδοτημένο blockchain και μπορεί να ελέγξει ποιος έχει την εξουσία να επικυρώνει τις συναλλαγές που πραγματοποιούνται στο δίκτυο. Οι αλυσίδες μπλοκ θεωρούνται επίσης δημόσιες και μπορούν να παρέχουν ορισμένες πληροφορίες σε χρήστες χωρίς έλεγχο ταυτότητας.

3.2.6 CARDANO (ADA)

Το Cardano είναι ένα δίκτυο κρυπτονομισμάτων και, όπως το Ethereum, στοχεύει στη διαχείριση μιας δημόσιας πλατφόρμας blockchain για έξυπνα συμβόλαια. Το εσωτερικό κρυπτονόμισμα αυτού του νομίσματος ονομάζεται Ada και βρίσκεται στο Zug της Ελβετίας. Η πλατφόρμα ξεκίνησε το 2015 και από τον Charles Hoskinson ξεκίνησε το 2017, ο οποίος συνίδρυσε το Ethereum και το Bitshare. Η συνεργασία του Ethereum με τον Buterin δεν λειτούργησε επειδή ο Hoskinson ήθελε να πάρει τα επενδυτικά κεφάλαια και να τα χρησιμοποιήσει ως κερδοσκοπικό οργανισμό, ενώ ο Buterin ήθελε να συνεχίσει να λειτουργεί ως μη κερδοσκοπικός οργανισμός (Hung, et al, 2021).

Μέχρι το 2017, το νόμισμα είχε κεφαλαιοποίηση αγοράς 10 δισεκατομμυρίων δολαρίων, φθάνοντας τα 33 δισεκατομμύρια δολάρια το 2018 πριν υποχωρήσει στα 10 δισεκατομμύρια δολάρια. Το 2021, είχε κεφάλαιο σχεδόν 40 δισεκατομμυρίων δολαρίων, καθιστώντας το ένα από τα 10 κορυφαία νομίσματα στον κόσμο βάσει κεφαλαίου και το 2022 έχει κεφάλαιο 39 δισεκατομμυρίων δολαρίων. Με βάση τις μέχρι τώρα πληροφορίες, το νόμισμα έχει παρατηρηθεί ότι ξεπερνά τις δυσκολίες του Bitcoin και του Ethereum με την ταχύτητα, την ευελιξία και το επίπεδο ασφάλειάς τους, αντίστοιχα (El Montasser, et al., 2022). Παρόλα αυτά, σήμερα η τιμή του κυμαίνεται στα 0.38 \$ και η κεφαλαιακή αφορά του βρίσκεται 13.5 δισεκατομμύρια δολάρια.

3.3. Συγκριτική Προσέγγιση

Τα τελευταία 13 χρόνια, τα κρυπτονομίσματα έχουν εξελιχθεί από μια εξειδικευμένη τεχνολογική πρόταση για πληρωμές peer-to-peer σε μια κατηγορία χρηματοοικονομικών περιουσιακών στοιχείων που διαπραγματεύονται εκατομμύρια χρήστες σε όλο τον κόσμο. Το μεγαλύτερο κρυπτονόμισμα με βάση την κεφαλαιοποίηση της αγοράς παραμένει το Bitcoin, που εισήχθη το 2009 από έναν ανώνυμο προγραμματιστή με το ψευδώνυμο Satoshi Nakamoto (2008). Η τιμή του Bitcoin αυξήθηκε από 1 δολάριο τον Φεβρουάριο του 2011 στο ανώτατο όριο των 69.000 δολαρίων τον Νοέμβριο του 2021. Σε παγκόσμιο επίπεδο,

εκτιμάται ότι πάνω από 220 εκατομμύρια άνθρωποι κατείχαν κρυπτονόμισμα τον Ιούνιο του 2021 – από 5 εκατομμύρια το 2016 (Blandin et al (2021), de Best (2022)).

Μέχρι σήμερα, η ασταθής τιμή των κρυπτονομισμάτων εμποδίζει την ευρεία χρήση τους ως μέσο πληρωμής. Τα κρυπτονομίσματα δεν χρησιμοποιούνται ως λογιστική μονάδα. Η ίδια μεταβλητότητα καθιστά ανέφικτο τον καθορισμό μιας σταθερής τιμής σε ένα συγκεκριμένο κρυπτονόμισμα ή τη χρήση κρυπτονομισμάτων ως μέτρο σύγκρισης για την αποτίμηση των ροών της πραγματικής οικονομίας. Επιπλέον, το σύστημα εξακολουθεί να είναι σε μεγάλο βαθμό αυτοαναφορικό και συχνά δεν χρηματοδοτεί πραγματικές επενδύσεις (Aramonte et al (2022)).

Σύμφωνα με τους Kogan et al (2023), οι οποίοι επικεντρώνονται στη συναλλακτική συμπεριφορά των επενδυτών κρυπτογράφησης. Σε ένα δείγμα 200.000 εμπόρων λιανικής στο ανταλλακτήριο κρυπτογράφησης, δείχνουν ότι οι έμποροι κρυπτογράφησης ακολουθούν μια στρατηγική που μοιάζει με δυναμική στα κρυπτονομίσματα, ακόμη και όταν είναι αντίθετη η τιμή σε μετοχές και χρυσό. Σχετικά με την απόφαση των επενδυτών να αγοράσουν κρυπτονομίσματα και μετοχές, τα οποία βοηθούν στην εξήγηση της πρόσφατης θετικής συσχέτισης στις κινήσεις των τιμών (Somoza & Didisheim, 2022). Επιπλέον, η είσοδος μικροεπενδυτών θα μπορούσε να τροφοδοτήσει περαιτέρω αυξήσεις τιμών, όπως διαπιστώθηκε στις Benetton και Compinai (2022).

Το γεγονός ότι οι μεγαλύτεροι επενδυτές πωλούν σε μικρότερους επενδυτές καθώς αυξάνονται οι τιμές υποδηλώνει ότι οι εξελιγμένοι επενδυτές είναι σε θέση να επωφεληθούν εις βάρος των μικροεπενδυτών στην κρυπτογράφηση. Συγκεκριμένα, οι Liu et al (2023) χρησιμοποιούν δεδομένα από το blockchain και διαπιστώνουν ότι οι πλουσιότεροι και πιο εξελιγμένοι επενδυτές έτρεξαν πρώτοι και παρουσίασαν μικρότερες απώλειες, ενώ οι μικρότεροι επενδυτές έτρεξαν αργότερα και βίωσαν μεγαλύτερες απώλειες. Τα αποτελέσματά για ένα μεγάλο δείγμα χωρών γενικεύουν αυτά τα ευρήματα σε περιόδους εκτός δραματικών κρίσεων στον χώρο των κρυπτονομισμάτων. Ακόμη και σε πιο ήρεμες περιόδους, οι μεγαλύτεροι επενδυτές φαίνεται να εξαργυρώνουν εις βάρος των μικρότερων επενδυτών.

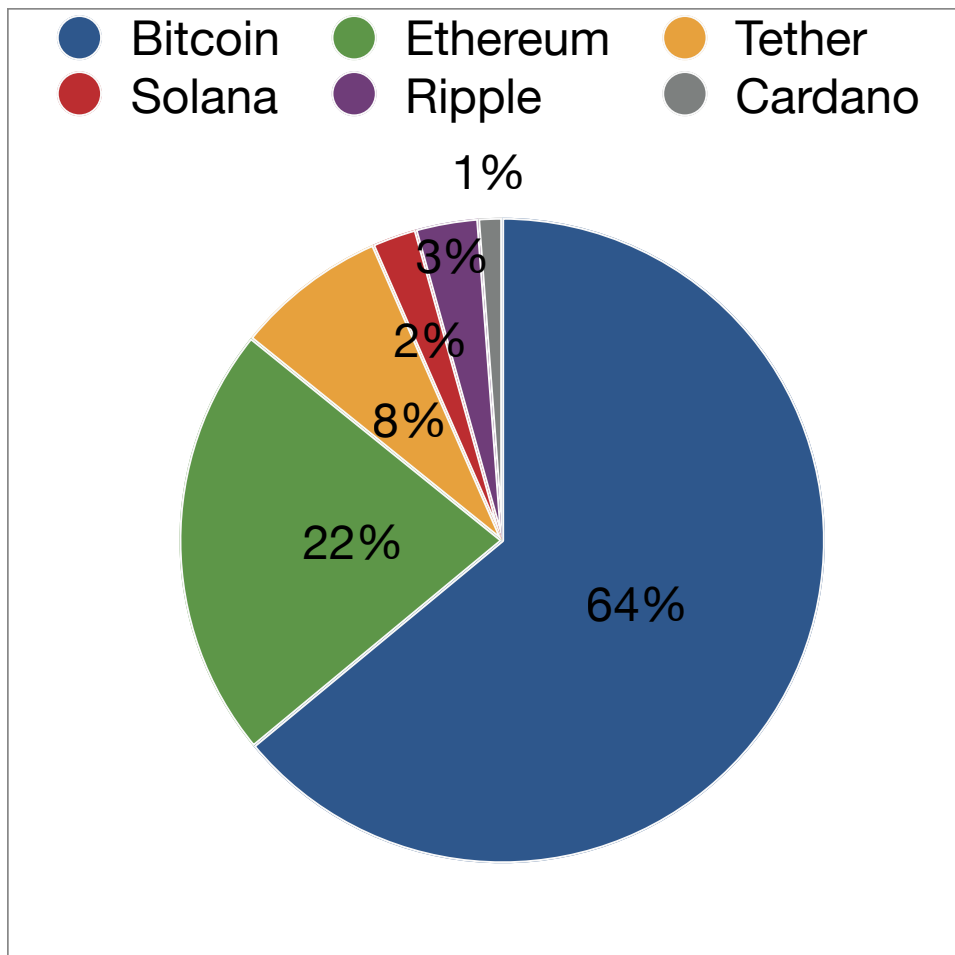
Συνολικά, μπορούμε να αναφερθούμε σε κάθε χαρακτηριστικό κάθε νομίσματος για να κατανοήσουμε καλύτερα τις διαφορές. Συγκεκριμένα, όσον αφορά τη χρηματοδότηση κάθε νομίσματος, μπορούμε να πούμε ότι το Bitcoin πωλήθηκε αρχικά ως ελεύθερο λογισμικό, ενώ το Ethereum χρηματοδοτήθηκε μέσω διαδικασίας δημοπρασίας. Το Tether χρηματοδοτήθηκε

από την ίδια εταιρεία που ξεκίνησε την Tether Limited, το Solana χρηματοδοτήθηκε από την Solana Labs και το Ripple χρηματοδοτήθηκε ιδιωτικά από την Ripple, μια εταιρεία που ασχολείται με την ψηφιακή τεχνολογία και τη διαχείριση πληρωμών. Τέλος, το Cardano αναπτύσσεται και εποπτεύεται από το Ίδρυμα Cardano.

Ανάλογα με το πώς λειτουργούν αυτά τα νομίσματα, μπορούμε να πούμε ότι το Bitcoin ανήκει στην κατηγορία PoW, όπως και το Ethereum, αλλά η διαφορά είναι ότι το Ethereum επιδιώκει να προωθήσει την υιοθέτηση του μηχανισμού PoS. Το Tether ανήκει στα stablecoins και το Solana έχει υιοθετήσει μηχανισμούς PoH και PoS. Τέλος, το Ripple έχει δημιουργήσει το δικό του πρωτόκολλο και δεν απαιτεί νόμισμα για τη διεξαγωγή συναλλαγών, ενώ το Cardano έχει υιοθετήσει τεχνολογίες Bitcoin και Ethereum. Από την πλευρά των πληρωμών, είναι παρόμοιο με το Bitcoin επειδή παρακολουθούνται οι συναλλαγές που πραγματοποιούνται και από την πλευρά του υπολογισμού, είναι παρόμοιο με το Ethereum επειδή εκτελούνται έξυπνα συμβόλαια, συμβόλαια και εφαρμογές.

Όσον αφορά την εξόρυξη, μπορούμε να αναφέρουμε ότι το Bitcoin δεν μπορεί να εξορυχθεί ανεξέλεγκτα αφού η μέγιστη ποσότητα του είναι 21 εκατομμύρια νομίσματα. Το Ethereum βασίστηκε επίσης στη λογική του Bitcoin, αλλά δεν έθεσε συγκεκριμένο όριο για την εξόρυξη νομισμάτων. Το Tether και το Cardano δεν έχουν όριο εξόρυξης νομισμάτων, αλλά το Ripple δεν χρησιμοποιεί εξόρυξη για νέα νομίσματα, επειδή ο συνολικός αριθμός νομισμάτων ορίστηκε όπως έκανε το Solana όταν η εταιρεία έκανε το ντεμπούτο της.

Εκτός από όλα όσα αναφέρονται παραπάνω, πρέπει να προσθέσετε το ποσό κεφαλαίου που έχει κάθε νόμισμα. Στην πρώτη θέση μέχρι στιγμής βρίσκεται το δημοφιλέστερο όλων, το Bitcoin με κεφάλαιο 726.258 δισεκατομμυρίων δολαρίων, στη δεύτερη θέση το Ethereum με κεφάλαιο 247.41 δισεκατομμυρίων δολαρίων, στη τρίτη το Tether με 86.828 δισεκατομμύρια δολάρια, στη τέταρτη το Ripple με κεφάλαιο 35.689 δισεκατομμυρίων δολαρίων, ενώ ακολουθεί το Solana στη πέμπτη θέση με κεφάλαιο 25.369 δισεκατομμυρίων δολαρίων και το Cardano με 13.562 δισεκατομμύρια δολάρια στην τελευταία θέση που εξετάζουμε. Η άντληση των δεδομένων έγινε από την σελίδα <https://finance.yahoo.com/crypto/> στις 12/11/2023. Παρακάτω παρουσιάζεται ένα γράφημα που απεικονίζει τα προαναφερόμενα για τη κεφαλαιοποίηση των κρυπτονομισμάτων μας.



Διάγραμμα 1: Κεφαλαιοποίηση των δημοφιλέστερων κρυπτονομισμάτων

Επιπλέον, υπάρχουν πολλά χαρακτηριστικά για κάθε νόμισμα που πρέπει να αναφερθούν. Το Bitcoin έχει υψηλή κατανάλωση ενέργειας και υψηλά τέλη μετατροπής, ενώ το Solana έχει χαμηλό κόστος συναλλαγών, όπως και το Cardano, το οποίο επιδιώκει να ξεπεράσει όλες τις δυσκολίες που παρουσιάζουν άλλα νομίσματα.

Το Tether βασίζεται σε άλλα νομίσματα και νομίσματα fiat. Αρχικά, η εταιρεία ξεκίνησε το πρώτο νόμισμα συνδεδεμένο με το δολάριο ΗΠΑ και στη συνέχεια ένα κουπόνι παρακολούθησης συνδεδεμένο με το ευρώ και το γιεν Ιαπωνίας. Το Ethereum δεν περιλαμβάνει κρυπτογραφία και βασίζεται σε μια μορφή αξίας blockchain, η οποία ενθαρρύνει περισσότερες συναλλαγές, ενώ το Solana διαθέτει τεχνολογία blockchain. Το Cardano βασίζεται στον τρόπο λειτουργίας του Ethereum και το Ripple έχει δημιουργήσει το δικό του πρωτόκολλο.

Επιπλέον, το Solana, όπως το Ripple και το Cardano, προσφέρουν γρήγορες και ασφαλείς συναλλαγές. Ως τελικό παράγοντα για τη σύγκριση μεταξύ των παραπάνω

κρυπτονομισμάτων, μπορούμε να αναφέρουμε το γεγονός ότι ορισμένα νομίσματα έχουν καταδικαστεί για παράνομες συναλλαγές και έχουν φτάσει στο σημείο της δικαστικής διαμάχης. Τα νομίσματα που εμπλέκονται είναι το Bitcoin και το Tether, ενώ τα υπόλοιπα, τουλάχιστον προφανώς, δεν εμπλέκονται σε παράνομες συναλλαγές.

3.4. Τεχνολογία Blockchain

Η τεχνολογία blockchain ήλθε στη δημοσιότητα ως η τεχνολογία στην οποία βασίστηκε το κρυπτονόμισμα Bitcoin. Η τεχνολογία αυτή μπορεί να οριστεί ως μια κατανεμημένη βάση δεδομένων που περιέχει ταξινομημένη λίστα διαφόρων εγγράφων, όπου αυτές οι εγγραφές συνδέονται μεταξύ τους μέσω συνδέσμων που ονομάζονται αλυσίδες (Xia et al.,2017; Zhang & Chen,2020). Αυτά τα μπλοκ αποθηκεύουν πληροφορίες για ξεχωριστές συναλλαγές και μόνο εξουσιοδοτημένοι χρήστες μπορούν να αποκτήσουν πρόσβαση σε αυτά. Η εξουσιοδότηση χρήστη διατηρείται μέσω ενός πολύπλοκου συνόλου κλειδιών κρυπτογράφησης που διαχειρίζονται μόνοι τους. Κάθε εξουσιοδοτημένος χρήστης λαμβάνει στον χρόνο ένα ευαίσθητο μοναδικό κλειδί που το αποκλείει αυτόματα, εάν ο χρόνος αποκρυπτογράφησης τελειώσει.

Είναι εύλογο να προστεθεί ότι το blockchain είναι μια ακολουθία μπλοκ που επεκτείνεται απο κάθε πρόσθετο μπλοκ και ως εκ τούτου αντιπροσωπεύει έναν πλήρη κατάλογο αρχείων συναλλαγών όπως το συμβατικό δημόσιο καθολικό (Lee Kuo Chuen, 2015). Τα μπλοκ μπορούν να επικυρωθούν από το δίκτυο χρησιμοποιώντας κρυπτογραφικά μέσα. Εκτός από τις συναλλαγές, κάθε μπλοκ περιέχει μια χρονική σήμανση, την τιμή κατακερματισμού του προηγούμενου μπλοκ (γονικό μπλοκ) και ένα nonce, που είναι ο τυχαίος αριθμός για την επαλήθευση του κατακερματισμού. Αυτή η ιδέα διασφαλίζει την ακεραιότητα ολόκληρης της αλυσίδας μπλοκ έως το πρώτο μπλοκ (μπλοκ γένεσης). Αξίζει να σημειωθεί ότι οι κατακερματισμοί των μπλοκ θείων (παιδιά των προγόνων του μπλοκ) θα αποθηκευτούν επίσης στο blockchain (Buterin, 2014).

Η τεχνολογία blockchain έχει γενικά βασικά χαρακτηριστικά αποκέντρωσης, επιμονής, ανωνυμίας και ελεγχιμότητας. Με αυτά τα χαρακτηριστικά, το blockchain μπορεί να εξοικονομήσει σημαντικά το κόστος και να βελτιώσει την αποτελεσματικότητα. Δεδομένου ότι επιτρέπει την ολοκλήρωση της πληρωμής χωρίς τράπεζα ή μεσάζοντα, το blockchain

μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε διάφορες χρηματοπιστωτικές υπηρεσίες, όπως ψηφιακά περιουσιακά στοιχεία, εμβάσματα και διαδικτυακές πληρωμές (Peters, et al., 2015, Foroglou & Tsilidou, 2015).

Επιπλέον, μπορεί επίσης να εφαρμοστεί σε άλλους τομείς, συμπεριλαμβανομένων των έξυπνων συμβολαίων (Kosba, et al., 2016), των δημόσιων υπηρεσιών (Akins, et al., 2016), του Internet of Things (IoT) (Zhang & Wen, 2015), των συστημάτων φήμης (Sharples & Domingue, 2015) και των υπηρεσιών ασφαλείας (Noyes, 2016). Αυτά τα πεδία ευνοούν το blockchain με πολλούς τρόπους.

Πρώτα απ' όλα, το blockchain είναι αμετάβλητο. Η συναλλαγή δεν μπορεί να παραβιαστεί μόλις δημιουργηθεί το blockchain. Οι επιχειρήσεις που απαιτούν υψηλή αξιοπιστία και ειλικρίνεια μπορούν να χρησιμοποιήσουν το blockchain για να προσελκύσουν πελάτες. Εκτός αυτού, το blockchain διανέμεται και μπορεί να αποφύγει την κατάσταση μοναδικού σημείου αποτυχίας. Όσον αφορά τα έξυπνα συμβόλαια, η σύμβαση θα μπορούσε να εκτελεστεί αυτόματα από τους ανθρακωρύχους μόλις η σύμβαση αναπτυχθεί στο blockchain.

Αν και η τεχνολογία blockchain έχει μεγάλες δυνατότητες για την κατασκευή των μελλοντικών συστημάτων Διαδικτύου, αντιμετωπίζει μια σειρά τεχνικών προκλήσεων. Πρώτον, η επεκτασιμότητα είναι μια τεράστια ανησυχία. Το μέγεθος του μπλοκ Bitcoin περιορίζεται στο 1 MB τώρα, ενώ ένα μπλοκ εξορύσσεται περίπου κάθε δέκα λεπτά. Στη συνέχεια, το δίκτυο Bitcoin περιορίζεται σε ρυθμό 7 συναλλαγών ανά δευτερόλεπτο, το οποίο δεν είναι σε θέση να αντιμετωπίσει συναλλαγές υψηλής συχνότητας.

Ωστόσο, μεγαλύτερα μπλοκ σημαίνουν μεγαλύτερο αποθηκευτικό χώρο και βραδύτερη διάδοση στο δίκτυο. Αυτό θα οδηγήσει σταδιακά σε συγκέντρωση, καθώς λιγότεροι χρήστες θα ήθελαν να διατηρήσουν ένα τόσο μεγάλο blockchain. Ως εκ τούτου, η ανταλλαγή μεταξύ μεγέθους μπλοκ και ασφάλειας ήταν μια δύσκολη πρόκληση. Ακόμη, έχει αποδειχθεί ότι οι ανθρακωρύχοι θα μπορούσαν να επιτύχουν μεγαλύτερα έσοδα από το δίκαιο μερίδιο τους μέσω εγωιστικής στρατηγικής εξόρυξης (Eyal & Sirer, 2014). Οι ανθρακωρύχοι κρύβουν τα εξορυσσόμενα μπλοκ τους για περισσότερα έσοδα στο μέλλον.

Με αυτόν τον τρόπο, τα υποκαταστήματα θα μπορούσαν να λαμβάνουν χώρα συχνά, γεγονός που εμποδίζει την ανάπτυξη blockchain. Ως εκ τούτου, πρέπει να προταθούν ορισμένες λύσεις για την επίλυση αυτού του προβλήματος. Επιπλέον, έχει αποδειχθεί ότι η

διαρροή απορρήτου θα μπορούσε επίσης να συμβεί στο blockchain ακόμη και αν οι χρήστες πραγματοποιούν συναλλαγές μόνο με το δημόσιο κλειδί και το ιδιωτικό κλειδί τους (Birjukov, et al., 2014).

Επιπλέον, οι τρέχοντες αλγόριθμοι συναίνεσης, όπως η απόδειξη εργασίας ή η απόδειξη συμμετοχής, αντιμετωπίζουν ορισμένα σοβαρά προβλήματα. Για παράδειγμα, η απόδειξη εργασίας σπαταλά πάρα πολλή ηλεκτρική ενέργεια, ενώ το φαινόμενο ότι οι πλούσιοι γίνονται πλουσιότεροι θα μπορούσε να εμφανιστεί στη διαδικασία συναίνεσης απόδειξης πονταρίσματος. Υπάρχει πολλή βιβλιογραφία σχετικά με το blockchain από διάφορες πηγές, όπως ιστολόγια, αναρτήσεις φόρουμ, κώδικες, πρακτικά συνεδρίων και άρθρα περιοδικών.

Στη συνέχεια εξηγούνται λεπτομερώς τομείς του blockchain:

A. Ψηφιακή υπογραφή

Κάθε χρήστης κατέχει ένα ζεύγος ιδιωτικού κλειδιού και δημόσιου κλειδιού. Το ιδιωτικό κλειδί που τηρείται εμπιστευτικό, χρησιμοποιείται για την υπογραφή των συναλλαγών. Οι ψηφιακά υπογεγραμμένες συναλλαγές μεταδίδονται σε όλο το δίκτυο. Η τυπική ψηφιακή υπογραφή εμπλέκεται σε δύο φάσεις: φάση υπογραφής και φάση επαλήθευσης (Johnson, et al., 2011).

B. Βασικά χαρακτηριστικά του Blockchain

Συνοπτικά, το blockchain έχει τα ακόλουθα βασικά χαρακτηριστικά.

- Αποκέντρωση: Στα συμβατικά κεντρικά συστήματα συναλλαγών, κάθε συναλλαγή πρέπει να επικυρώνεται μέσω της κεντρικής αξιόπιστης υπηρεσίας (π.χ. της κεντρικής τράπεζας), με αναπόφευκτο αποτέλεσμα το κόστος και τα σημεία συμφόρησης απόδοσης στους κεντρικούς διακομιστές. Σε αντίθεση με την κεντρική λειτουργία, το τρίτο μέρος δεν χρειάζεται πλέον στο blockchain. Οι αλγόριθμοι συναίνεσης στο blockchain χρησιμοποιούνται για τη διατήρηση της συνέπειας των δεδομένων στο κατακευματισμένο δίκτυο.
- Ανθεκτικότητα: Οι συναλλαγές μπορούν να επικυρωθούν γρήγορα και οι μη έγκυρες συναλλαγές δεν θα γίνουν δεκτές από έντιμους ανθρακωρύχους. Είναι σχεδόν αδύνατο να διαγράψετε ή να επαναφέρετε συναλλαγές μόλις συμπεριληφθούν στο blockchain. Τα μπλοκ που περιέχουν μη έγκυρες συναλλαγές θα μπορούσαν να ανακαλυφθούν αμέσως.

- **Ανωνυμία:** Κάθε χρήστης μπορεί να αλληλεπιδράσει με το blockchain με μια διεύθυνση που δημιουργείται, η οποία δεν αποκαλύπτει την πραγματική ταυτότητα του χρήστη. Σημειώστε ότι το blockchain δεν μπορεί να εγγυηθεί την τέλεια διατήρηση της ιδιωτικής ζωής λόγω του εγγενούς περιορισμού.
- **Ελεγχιμότητα:** Το blockchain Bitcoin αποθηκεύει δεδομένα σχετικά με τα υπόλοιπα των χρηστών με βάση το μοντέλο Unspent Transaction Output (UTX-O) (Nakamoto, 2008): Κάθε συναλλαγή πρέπει να αναφέρεται σε ορισμένες προηγούμενες μη δαπανηθείσες συναλλαγές. Μόλις καταγραφεί η τρέχουσα συναλλαγή στο blockchain, η κατάσταση αυτών των αναφερόμενων μη δαπανηθείσων συναλλαγών αλλάζει από μη δαπανηθείσες σε δαπανημένες. Έτσι, οι συναλλαγές θα μπορούσαν εύκολα να επαληθευτούν και να παρακολουθούνται.

Γ. Ταξινόμηση συστημάτων blockchain

Τα τρέχοντα συστήματα blockchain κατηγοριοποιούνται σε τρεις τύπους: δημόσιο blockchain, ιδιωτικό blockchain και blockchain κοινοπραξίας (Buterin, 2015). Στο δημόσιο blockchain, όλα τα αρχεία είναι ορατά στο κοινό και όλοι θα μπορούσαν να συμμετάσχουν στη διαδικασία συναίνεσης. Διαφορετικά, μόνο μια ομάδα προεπιλεγμένων κόμβων θα συμμετείχε στη διαδικασία συναίνεσης μιας κοινοπραξίας blockchain. Όσον αφορά το ιδιωτικό blockchain, μόνο οι κόμβοι που προέρχονται από έναν συγκεκριμένο οργανισμό θα επιτρέπεται να συμμετάσχουν στη διαδικασία συναίνεσης.

Ένα ιδιωτικό blockchain θεωρείται ως ένα κεντρικό δίκτυο, δεδομένου ότι ελέγχεται πλήρως από έναν οργανισμό. Η κοινοπραξία blockchain που κατασκευάστηκε από διάφορους οργανισμούς είναι εν μέρει αποκεντρωμένη, καθώς μόνο ένα μικρό μέρος των κόμβων θα επιλεγεί για να καθορίσει τη συναίνεση.

Στο δημόσιο blockchain, κάθε κόμβος θα μπορούσε να συμμετάσχει στη διαδικασία συναίνεσης. Και μόνο ένα επιλεγμένο σύνολο κόμβων είναι υπεύθυνο για την επικύρωση του blockchain κοινοπραξίας. Όσον αφορά την ιδιωτική αλυσίδα, ελέγχεται πλήρως από έναν οργανισμό και ο οργανισμός θα μπορούσε να καθορίσει την τελική συναίνεση. Ειδικότερα, οι κόμβοι αυτοί είναι :

- Άδεια ανάγνωσης.

Οι συναλλαγές σε μια δημόσια αλυσίδα μπλοκ είναι ορατές στο κοινό, ενώ εξαρτάται όταν πρόκειται για μια ιδιωτική αλυσίδα μπλοκ ή μια κοινοπραξία blockchain.

- Αμετάβλητο.

Δεδομένου ότι τα αρχεία αποθηκεύονται σε μεγάλο αριθμό συμμετεχόντων, είναι σχεδόν αδύνατο να παραβιαστούν οι συναλλαγές σε ένα δημόσιο blockchain. Διαφορετικά, οι συναλλαγές σε μια ιδιωτική αλυσίδα μπλοκ ή σε μια κοινοπραξία blockchain θα μπορούσαν εύκολα να παραβιαστούν, καθώς υπάρχει μόνο περιορισμένος αριθμός συμμετεχόντων.

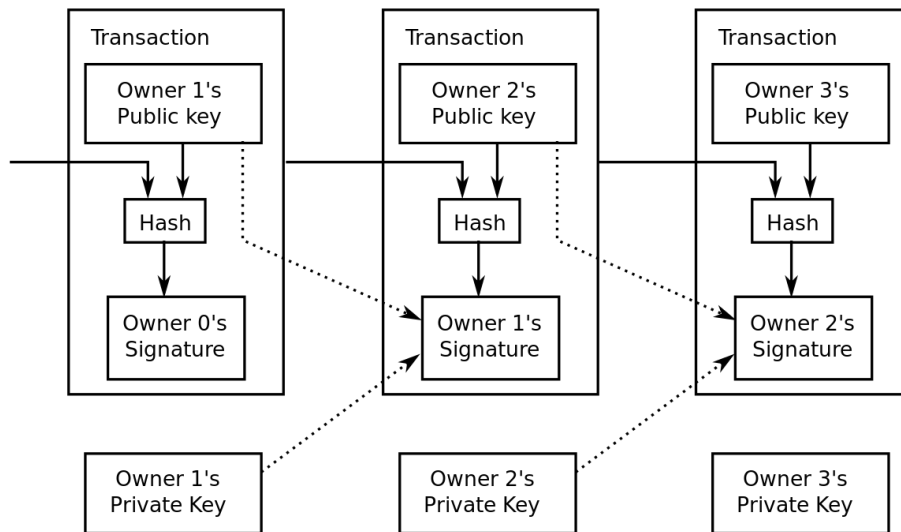
- Αποδοτικότητα.

Χρειάζεται αρκετός χρόνος για τη διάδοση συναλλαγών και μπλοκ, καθώς υπάρχει μεγάλος αριθμός κόμβων στο δημόσιο δίκτυο blockchain. Ως αποτέλεσμα, η απόδοση συναλλαγών είναι περιορισμένη και ο λανθάνων χρόνος είναι υψηλός. Με λιγότερους επικυρωτές, η κοινοπραξία blockchain και η ιδιωτική αλυσίδα μπλοκ θα μπορούσαν να είναι πιο αποτελεσματικές.

Συνοψίζοντας, δεδομένου ότι το δημόσιο blockchain είναι ανοιχτό στον κόσμο, μπορεί να προσελκύσει πολλούς χρήστες και οι κοινότητες είναι ενεργές. Πολλές δημόσιες αλυσίδες μπλοκ αναδύονται μέρα με τη μέρα. Όσον αφορά το blockchain κοινοπραξίας, θα μπορούσε να εφαρμοστεί σε πολλές επιχειρηματικές εφαρμογές. Επί του παρόντος, η Hyperledger (2015) αναπτύσσει πλαίσια blockchain επιχειρηματικών κοινοπραξιών. Το Ethereum έχει επίσης παράσχει εργαλεία για τη δημιουργία blockchain κοινοπραξίας.

Κλείνοντας την ενότητα αυτή, θα αναφέρουμε τα πέντε πεδία που αποτελούν ένα μπλοκ Bitcoin:

- Μαγικός αριθμός (που είναι σταθερός)
- Μέγεθος μπλοκ
- Κεφαλίδα αποκλεισμού (που περιέχει τον κατακερματισμό του προηγούμενου μπλοκ, τον κατακερματισμό που βασίζεται σε όλες τις συναλλαγές στο μπλοκ και τη μηδενική)
 - Μετρητής συναλλαγών (που είναι ο αριθμός των συναλλαγών που περιλαμβάνονται στο μπλοκ)
 - Συναλλαγές (το απαριθμημένο σύνολο επαληθευμένων συναλλαγών που προστέθηκαν από το μπλοκ).



Εικόνα 3: Απλοποιημένη αλυσίδα μπλοκ Bitcoin (bitcoin.org)

3.5. Νευρωνικά δίκτυα και bitcoin

Το μοντέλο τεχνητού νευρωνικού δικτύου (Artificial neural network) είναι ένα πλήρως συνδεδεμένο πολυστρωματικό perceptron που μιμείται τη δομή και τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου και έχει ισχυρή ικανότητα προσέγγισης μη γραμμικών δεδομένων. (Yiying, W., & Yeze, Z., 2019)

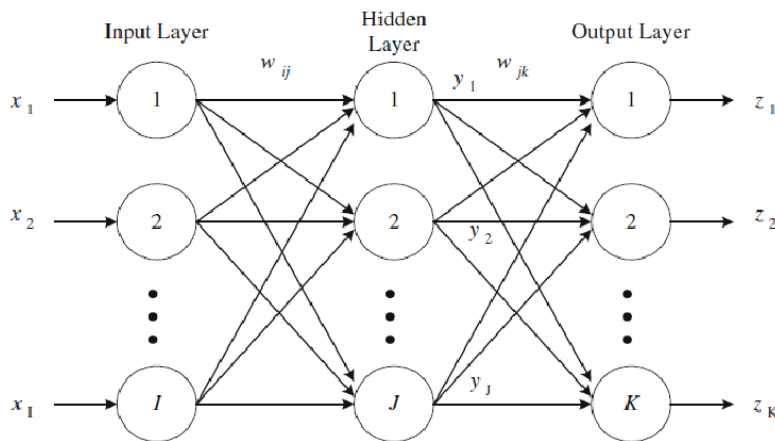
Σε αρκετές μελέτες, το ANN έχει αποδειχθεί αποτελεσματικό εργαλείο πρόβλεψης και σημείο αναφοράς για την πραγματοποίηση προβλέψεων χρησιμοποιώντας δεδομένα που έχουν πολλές μεταβλητές και κανένα πρότυπο (de Souza et al., 2019). Επιπλέον, το ANN μπορεί να συλλάβει και να συμπεράνει αόρατα τμήματα του πληθυσμού, ακόμη και αν τα παρεχόμενα δεδομένα δείγματος περιέχουν πληροφορίες που έχουν πολύ θόρυβο (Lama, 2021). Καταλήγοντας στο συμπέρασμα ότι οι μηχανές που βασίζονται σε ANN είναι καλύτερες από τις συμβατικές μεθόδους πρόβλεψης όπως η ARIMA.

Η χρήση του αλγορίθμου οπίσθιας διάδοσης (backpropagation) μπορεί να ανακαλύψει τις κινήσεις των τιμών Bitcoin με βάση τις κινήσεις ανοιχτού γραφήματος, τις υψηλές κινήσεις γραφήματος, τις χαμηλές κινήσεις γραφημάτων, τους όγκους Bitcoin, τα αιτήματα Bitcoin και τις τιμές Bitcoin της επόμενης ώρας ως αποτέλεσμα της διαδικασίας πρόβλεψης.

Ο αλγόριθμος backpropagation έχει μια ισχυρή και αντικειμενική μαθηματική βάση. Ο αλγόριθμος έχει τη μορφή εξισώσεων και τιμών συντελεστών ελαχιστοποιώντας τον αριθμό των τετραγωνικών σφαλμάτων μέσω εκπαιδευτικών συνόλων. Το μοντέλο αυτό

χρησιμοποιείται ευρέως για την επίλυση προβλημάτων που σχετίζονται με την αναγνώριση, την πρόβλεψη, την αναγνώριση προτύπων και ούτω καθεξής. Σε επαναλαμβανόμενες ασκήσεις, ο αλγόριθμος αυτός θα παράγει καλύτερη απόδοση (Dahriani, 2015).

Η εκπαίδευση εκτελείται επανειλημμένα με σκοπό την δημιουργία ενός δικτύου που δίνει τη σωστή απόκριση σε όλες τις εισόδους του. Το δίκτυο της οπίσθιας διάδοσης αποτελείται από τρία επίπεδα ή από περισσότερες μονάδες επεξεργασίας, το στρώμα εισόδου που αποτελείται από μεταβλητές εισόδου για μονάδες νευρωνικών κυττάρων, κρυφά στρώματα και εξόδους. Όπως παρατηρούμε στην παρακάτω εικόνα, τα τρία στρώματα είναι πλήρως συνδεδεμένα.



Εικόνα 4: Three layer backpropagation architecture

(www.researchgate.net)

Οι αλγόριθμοι εκπαίδευσης για δίκτυα με ένα κρυφό στρώμα είναι οι εξής:

x_i : Οι τιμές εισαγωγής του νευρωνικού δικτύου

w_{ij} : Οι τιμές του βάρους εισόδου i στον νευρώνα j

z_i : Η τιμή εξόδου του νευρώνα i του επιπέδου εξόδου του νευρωνικού δικτύου

w_{jk} : Οι τιμές εισαγωγής βάρους από τον j νευρώνα του κρυφού στρώματος στον k νευρώνα του στρώματος εξόδου

Η Backpropagation of Neural Network μπορεί να περιγραφεί συνοπτικά χρησιμοποιώντας τα παρακάτω βήματα:

1. Προσδιορισμός της σειράς εισόδου και δίνοντας τιμές στα βάρη των κόμβων και το όριο κάθε κόμβου

2. Υπολογισμός της τιμής εξόδου του νευρωνικού δικτύου
3. Υπολογισμός της τιμής εξόδου του στρώματος εισόδου χρησιμοποιώντας τη νευρική συνάρτηση μεταφοράς και τα βάρη μεταφοράς
4. Η τιμή εξόδου του επιπέδου εισόδου ορίζεται ως O_i και ισούται με την πρώτη σειρά εισόδου $O_i = x_i$

Για τη σωστή εκπαίδευση του δικτύου χρειάζεται να γίνει κανονικοποίηση δηλαδή όλα τα χαρακτηριστικά των δεδομένων εκπαίδευσης να αναχθούν στο ίδιο εύρος. Οι σημαντικότερες τεχνικές κανονικοποίηση είναι: η γενίκευση (generalization), η υπερπροσαρμογή (overfitting) και η υποπροσαρμογή (underfitting).

Η γενίκευση είναι η ικανότητα του εκπαιδευόμενου να προσαρμόζεται σε νέα δεδομένα, σε δεδομένα που δεν έχει προηγουμένως ξαναδεί. Για να την μετρήσουμε, χωρίζουμε τα διαθέσιμα δεδομένα σε δύο μέρη, σε σετ εκπαίδευσης (training set) και σε σετ ελέγχου (test set).

Στην υπερπροσαρμογή το μοντέλο εξειδικεύεται παραπάνω από ότι πρέπει στα δεδομένα εκπαίδευσης και εμφανίζει καλή προβλεπτική ικανότητα σε αυτά. Το πρόβλημα είναι ότι δεν παράγει καλά αποτελέσματα στην πρόβλεψη τιμών μετά την εκπαίδευση και προσπαθούμε να το αποφύγουμε κατα την παραμετροποίηση του τεχνητού νευρωνικού δικτύου. Οι κυριότεροι λόγοι για τους οποίους μπορεί να συμβεί είναι το μικρό πλήθος δεδομένων εκπαίδευσης, η πολύ μεγάλη χωρητικότητα του δικτύου και η υπερβολική εκπαίδευση.

Το αντίθετο από την υπερπροσαρμογή συμβαίνει στην υποπροσαρμογή δηλαδή όταν το δίκτυο δεν μπορεί να υπολογίσει καθόλου καλά τις αναμενόμενες εξόδους. Αυτό μπορεί να συμβεί με την χαμηλή χωρητικότητα του δικτύου ή με την χρήση μόνο γραμμικών συναντήσεων ενεργοποίησης.

Το 2014, οι Shah και Zhang (2014), χρησιμοποίησαν ένα μοντέλο ανάλυσης παλινδρόμησης για την εκτίμηση της τιμής του Bitcoin που τους βοήθησε να συνειδητοποιήσουν την τιμή επιστροφής των Bitcoin. Πρότειναν μια χρήσιμη στρατηγική συναλλαγών για Bitcoins χρησιμοποιώντας αυτό το μοντέλο, το οποίο θα μπορούσε να επιτύχει υψηλότερη απόδοση σε σύγκριση με τη στρατηγική αγοράς και διακράτησης.

Επίσης, ισχυρίστηκαν ότι τα μη γραμμικά μοντέλα είναι πιο αποτελεσματικά όταν πρόκειται για την πρόβλεψη της τιμής του Bitcoin.

Το κρυπτονόμισμα είναι ένα εικονικό νόμισμα που χρησιμοποιείται ως αποκεντρωμένο εναλλακτικό νόμισμα. Αυτό σημαίνει ότι δεν υπάρχει κυβερνών κόμμα ούτε από την κυβέρνηση ούτε από τον δημιουργό του ίδιου του κρυπτονομίσματος. Επομένως, η αξία του κρυπτονομίσματος δεν μπορεί να επηρεαστεί εάν υπάρχει πληθωρισμός που προκαλείται από την κεντρική τράπεζα. Η αξία του κρυπτονομίσματος καθορίζεται από το ενδιαφέρον, την προσφορά και τη ζήτηση στην αγορά, καθώς και από τον χρυσό ή άλλα πολύτιμα μέταλλα. (Ferry, 2015).

Οι Burniske και Tatar (2017) έχουν παράσχει δημιουργικές κατευθυντήριες γραμμές για επενδύσεις σε Bitcoin και άλλες μορφές κρυπτονομισμάτων στο βιβλίο τους με τίτλο "Crypto Assets" και έχουν σημειώσει ότι το Bitcoin και άλλες μορφές κρυπτονομισμάτων, όπως το Ethereum, το Ripple, το Litecoin κ.λπ., έχουν τα περισσότερα από τα χαρακτηριστικά ενός χρηματοοικονομικού ενεργητικού και πρέπει να μελετηθούν όπως και άλλα χρηματοοικονομικά περιουσιακά στοιχεία (Bradbury, 2013). Για αυτό το λόγο, τα μοντέλα που χρησιμοποιούνται για την εκτίμηση άλλων χρηματοοικονομικών περιουσιακών στοιχείων και εμπορευμάτων, όπως μετοχές, χρυσός, δείκτες χρηματοπιστωτικών αγορών, μπορούν επίσης να είναι χρήσιμα για το Bitcoin. Δεδομένου ότι το Bitcoin είναι προσβάσιμο παγκοσμίως, η τιμή του είναι εξαιρετικά σημαντική και η μείωση ή αύξηση του επηρεάζει άμεσα την αγορά κρυπτονομισμάτων.

Όλες οι μελέτες που εξετάζουν αυτή την έννοια έχουν σημειώσει ότι οι παράγοντες που επηρεάζουν την τιμή του Bitcoin είναι : το κοινό συμφέρον των ενεργών επενδυτών στις χρηματοπιστωτικές αγορές, οι αναρτήσεις των κοινωνικών δικτύων, όπως το Twitter, ο αριθμός των φορών που αναζητήθηκε η λέξη Bitcoin στο διαδίκτυο (Georgoula, et al, 2015), η δημοτικότητα του Bitcoin, ο αριθμός των συναλλαγών που χρησιμοποιούν αυτή τη μορφή κρυπτογράφησης και οι σχετικές αναφορές δημοφιλών μέσων ενημέρωσης (Polasik, et al., 2015), οικονομικοί παράγοντες όπως η τιμή καταναλωτή και ο δείκτης δολαρίου των ΗΠΑ (Zhu, et al., 2017).

Οι Alijani et al., (2019) δείχνουν μια σημαντική συσχέτιση μεταξύ της τάσης των τιμών και της απόδοσης του Bitcoin που έχει επιβεβαιωθεί από διάφορες στατιστικές μεθοδολογίες. Θέλοντας να το επαληθεύσουν χρησιμοποίησαν μια βάση στατιστικών δοκιμών που εξετάζει

τις τάσεις και τις σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών. Έτσι μπορεί να γίνει σχεδιασμός για να επενδύσει κάποιος σε αυτό και να δοκιμαστεί η απόδοση ή η αναποτελεσματικότητά του. Τα αποτελέσματα αυτής της έρευνας δείχνουν μια σημαντική και θετική σχέση μεταξύ της τιμής και της απόδοσης του Bitcoin.

Οι Roongodi et al. (2020) διεξήγαγαν μια μελέτη μέσω ερευνών που σχετίζονται με την τεχνολογία που βρίσκεται σε διάφορα δίκτυα Bitcoin και διάφορους αλγόριθμους πρόβλεψης μηχανικής μάθησης. Διερεύνησαν διάφορους αλγόριθμους που βασίζονται σε προβλέψεις, ειδικά στον τομέα της τιμής του Bitcoin που έχουν χρησιμοποιηθεί από αρκετούς ερευνητές στο παρελθόν. Επιπλέον, συνέκριναν την ακρίβεια της απόδοσης μεταξύ των μεθόδων που χρησιμοποιήθηκαν από προηγούμενους ερευνητές. Στη συνέχεια, πήραν την καλύτερη μέθοδο, το μοντέλο ARIMA, και τα αποτελέσματα της μελέτης τους δείχνουν ότι δεν μπορεί να αποδώσει καλά στην πρόβλεψη των τιμών του Bitcoin με τιμή ακρίβειας περίπου 49%.

Γενικά, η πληροφόρηση είναι ένας από τους παράγοντες που οδηγούν στην κίνηση της μεταβλητότητας των τιμών των περιουσιακών στοιχείων στις χρηματοπιστωτικές αγορές. Τόσο συμμετρικά όσο και ασύμμετρα (Othma, et al., 2020) αναδεικνύουν και διερευνούν δομές μεταβλητότητας όπως η ανοικτή τιμή (open price - OP), η υψηλή τιμή (high price - HP), η χαμηλή τιμή (low price- LP) και η τιμή κλεισίματος (close price - CP) και τα χαρακτηριστικά των κρυπτονομισμάτων ως επενδυτικών περιουσιακών στοιχείων ή ως ψηφιακών νομισμάτων μέσω της μελέτης των προβλέψεων τιμών Bitcoin με μοντέλα. Τα ευρήματα της μελέτης τους δείχνουν ότι το ANN είναι ένα αποτελεσματικό και επαρκές μοντέλο για την πρόβλεψη των τιμών του Bitcoin με ποσοστό ακρίβειας περίπου 92,15% της πραγματικής τιμής (Mattke, et al., 2021). Ωστόσο, η μεταβλητότητα σ' αυτό δεν είναι ασύμμετρα ενημερωτική.

Υπάρχουν πολλές έρευνες που μελέτησαν τη μέθοδο που βασίζεται στο ANN για την πρόβλεψη της αγοραίας αξίας και ειδικότερα της αγοράς μετοχών και συναλλάγματος, αποδεικνύοντας ότι το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδευμένο με οπίσθια διάδοση (BPNN), το εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο με γενετικό αλγόριθμο (GANN) [9], η υβριδική μέθοδος μεταξύ οπισθοδιάδοσης και γενετικής (GABPNN) και η νευροεξέλιξη επαυξήσεων τοπολογιών (NEAT) είναι τέσσερις μέθοδοι αρκετά ακριβείς για αυτές τις περιπτώσιολογικές μελέτες. Μεταξύ αυτών η NEAT έχει την καλύτερη ακρίβεια για την πρόβλεψη της χρηματιστηριακής αξίας. Βέβαια οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης δεν είναι ο μόνος

παράγοντας που επηρεάζει την απόδοση της πρόβλεψης της αξίας της αγοράς, αλλά είναι και τα χαρακτηριστικά που χρησιμοποιούνται για την κατασκευή του μοντέλου. Επομένως, στις μεθόδους μπορεί να μην επιλέχθηκαν τα καλύτερα χαρακτηριστικά και να είχε ως αποτέλεσμα να μην παρουσιάσουν τις καλύτερες επιδόσεις τους. Ο Czekalski, et. al διαπίστωσε ότι οι τεχνικοί δείκτες της αγοράς (για παράδειγμα R, EMA) μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως χαρακτηριστικά για τη δημιουργία του μοντέλου πρόβλεψης.

Βασιζόμενος σε αυτές τις μελέτες οι Radityo, A., Munajat, Q., & Budi, I. (2017, October) έκαναν μια έρευνα ώστε να βρουν την καλύτερη μέθοδο μεταξύ επιλεγμένων μεθόδων ANN και τα βέλτιστα χαρακτηριστικά τους για την πρόβλεψη της τιμής κλεισίματος του Bitcoin (συναλλαγματική ισοτιμία Bitcoin προς αμερικανικό δολάριο) την επόμενη μέρα. Οι μέθοδοι συγκρίθηκαν με βάση την ακρίβειά του (που αντιπροσωπεύεται από το MAPE) και την πολυπλοκότητά του (που αντιπροσωπεύεται από τον χρόνο που απαιτείται για την κατασκευή ενός μοντέλου). Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η καλύτερη μέθοδος για την πρόβλεψη της αξίας κλεισίματος της επόμενης ημέρας του Bitcoin είναι το BPNN. Διότι, το GABPNN έχει την καλύτερη ακρίβεια με MAPE 1,883% όμως ο χρόνος εκπαίδευσης δεν είναι εφικτός για πραγματική εξάσκηση με πολλά περισσότερα δεδομένα. Το BPNN ήταν τρεις φορές πιο γρήγορο κατά μέσο όρο με την ακρίβεια μόνο ελαφρώς μικρότερη από το GABPNN. Η διαφορά MAPE μεταξύ BPNN και GABPNN είναι μόνο 0,115% κατά μέσο όρο.

Τέλος, θα αναφέρουμε την έρευνα Madanchi Zaj, M., Samavi, M. E., & Koosha, E. (2022) που ήθελαν να κάνουν πρόβλεψη εκτίμησης στην ημερήσια και μηνιαία τιμή του Bitcoin. Βασιζόμενοι στις μελέτες Silva Filho et al. [3], Madan et al. [35], and Shah and Zhang [44] που ισχυρίζονται ότι τα μη γραμμικά μοντέλα είναι πιο κατάλληλα κατά την εκτίμηση της τιμής του Bitcoin, χρησιμοποίησαν τα μοντέλα νευρωτικό δίκτυο, νευρωτικό δίκτυο οπίσθιας διάδοσης και το ολοκληρωμένο γκρίζο μοντέλο νευρωνικού δικτύου για την έρευνα τους. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι κατά την εκτίμηση των ημερήσιων τιμών του Bitcoin, οι παράμετροι RMSE και MAPE του μοντέλου Backpropagation Neural Network είναι μικρότερες από ότι τις τιμές των άλλων μοντέλων. Επίσης το ολοκληρωμένο μοντέλο Grey Neural Network έχει καλύτερη απόδοση για την εκτίμηση της μηνιαίας τιμής του Bitcoin καθώς έχει τον ελάχιστο απόλυτο μέσο όρο του ποσοστού σφαλμάτων.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΕΜΠΕΙΡΙΚΗ ΜΕΛΕΤΗ

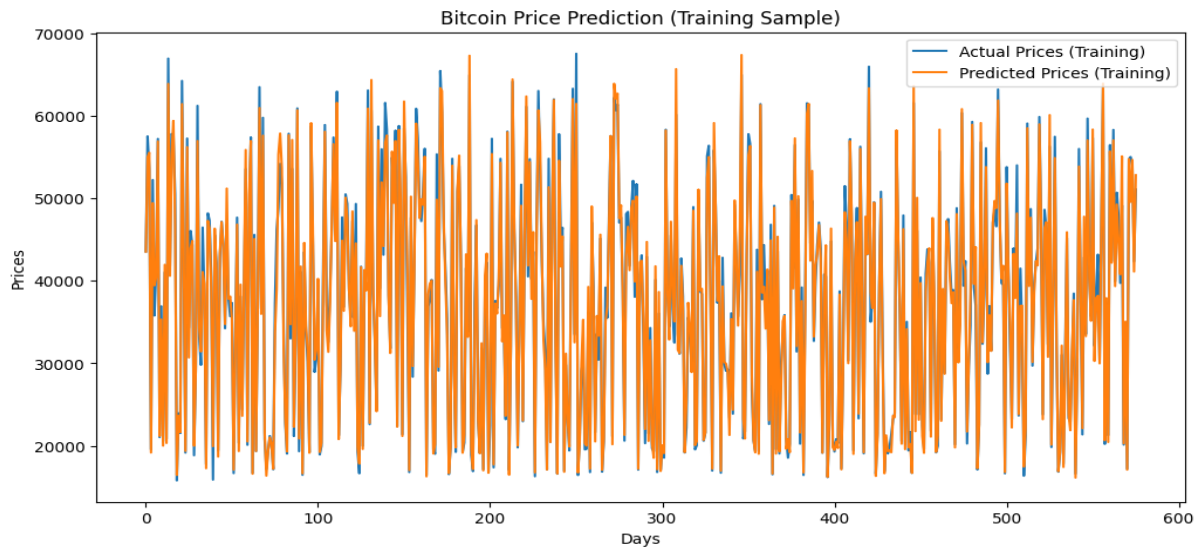
Σε αυτό το κεφάλαιο πραγματοποιείται μια προσπάθεια για την πρόβλεψη της μελλοντικής τιμής αλλά και απόδοσης του Bitcoin. Η μέθοδος εκτίμησης της πρόβλεψης που θα χρησιμοποιήσουμε είναι το μοντέλο νευρωνικού δικτύου εκπαιδευμένο με οπίσθια διάδοση (BPNN). Για τις ανάγκες της έρευνας χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από το <https://finance.yahoo.com/> και η χρονική περίοδο που εφαρμόστηκε ήταν από 1/1/2021 έως και 1/1/2023.

Για την ανάλυση χρησιμοποιήσαμε το πρόγραμμα της Python και συγκεκριμένα το Google Colab Notebook. “Τρέξαμε” τα δεδομένα ώστε να προβλέψουμε την επόμενη μέρα του Bitcoin με βάση την απόδοση των προηγούμενων 10 ημερών. Πραγματοποιήθηκαν 50 επαναλήψεις εκμάθησης (epochs=50). Ακόμη, προσπαθήσαμε να βρούμε τον βέλτιστο αριθμό κρυμμένων νευρώνων που ελαχιστοποιεί το μέσο τετραγωνικό σφάλμα και καταλήξαμε σε έξι κρυμμένους νευρώνες.

Ακολουθούν τα διαγράμματα και οι πίνακες για την πρόβλεψη τιμών:

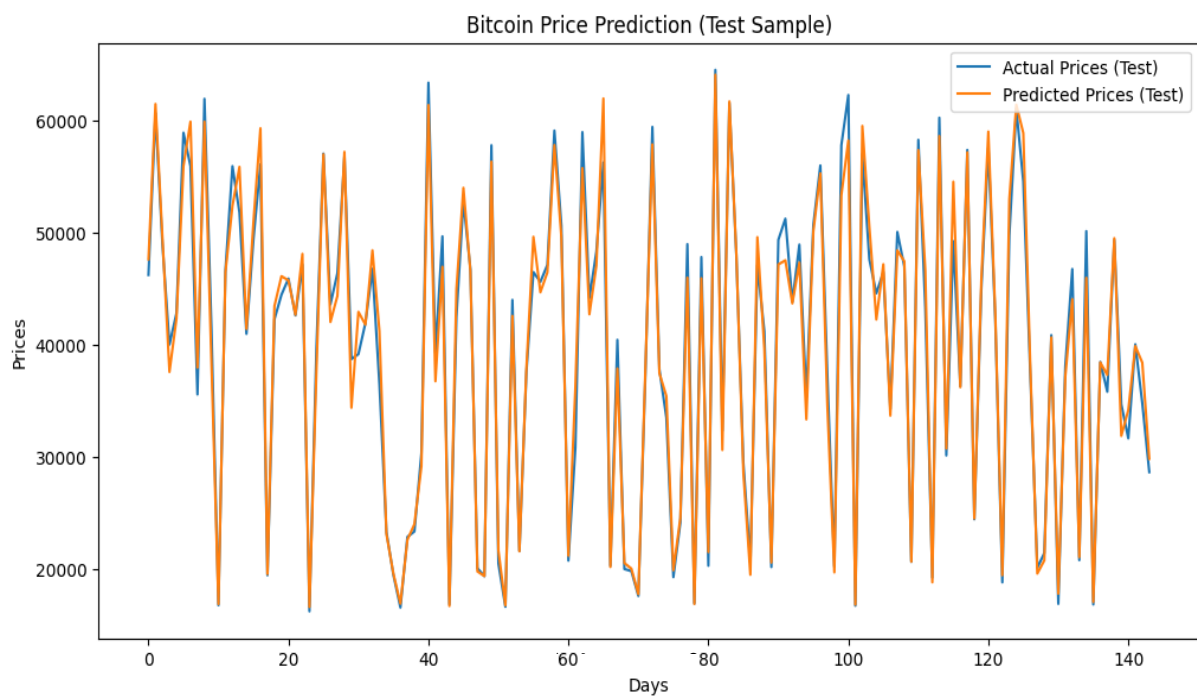
Πίνακας 1: Training Sample Statistics

MSE	RMSE	Mean Actual Price	Mean Predicted Prices	R ²
0.001239	0.035195	37380.875007	37288.656250	0.982864



Διάγραμμα 2

Πίνακας 2: Test Sample Statistics				
MSE	RMSE	Mean Actual Price	Mean Predicted Prices	R ²
0.001456	0.038156	39718.226657	39696.457031	0.979791



Διάγραμμα 3

Οι γραφικές παραστάσεις στα διαγράμματα 1 και 2 απεικονίζουν με πορτοκαλί τις προβλεπόμενες τιμές και με μπλε της πραγματικές τιμές. Όπως βλέπουμε οι προβλεπόμενες τιμές ακολουθούν με μικρές αποκλίσεις στην πορεία των πραγματικών τιμών. Αυτό επαληθεύεται και από τις τιμές των κριτηρίων αξιολόγησης που αναφέρονται στους πίνακες 1 και 2 . Οι τιμές των σφαλμάτων MSE και RMSE στο προβλεπόμενο μοντέλο είναι χαμηλές και πολύ κοντά στις τιμές των πραγματικών τιμών. Ακόμη, το προβλεπόμενο R^2 είναι πολύ κοντά όχι μόνο πραγματικό R^2 αλλά και στη μονάδα. Όπως αναφέραμε πιο πάνω όσο πιο κοντά στη μονάδα είναι τόσο καλύτερο είναι το γραμμικό μοντέλο που έχουμε κατασκευάσει.

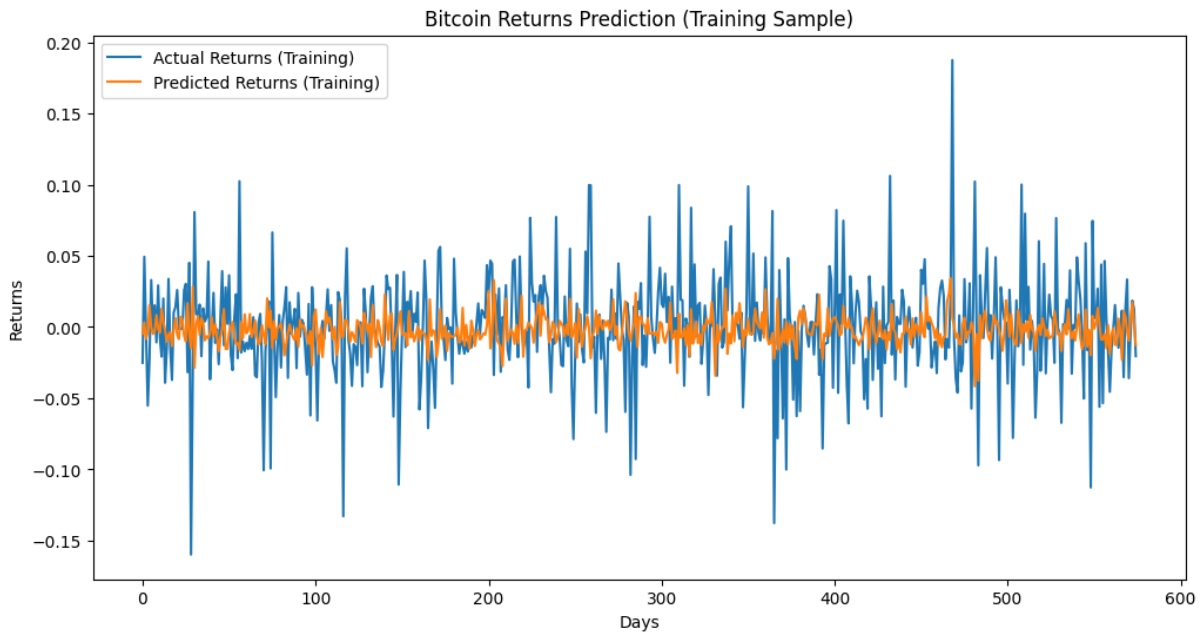
Όμως παρατηρούμε ότι μάλλον το μοντέλο μας τείνει στην υπερπροσαρμογή καθώς οι τιμές του προβλεπόμενου μοντέλου είναι ελάχιστα καλύτερες από τις πραγματικές τιμές. Ο λόγος που μπορεί να συμβαίνει αυτό είναι η υπερβολική εκπαίδευση.

Μπορεί τα αποτελέσματα να είναι ικανοποιητικά, αυτό όμως είναι αναμενόμενο καθώς η πρόβλεψη αφορούσε τις τιμές. Ωστόσο, οι τιμές είναι εντελώς απρόβλεπτες και ακολουθούν την κίνηση Μπράουν και συνεπώς δεν προτείνεται η πρόβλεψη τους. Για το λόγο αυτό πιο σωστό είναι να επιχειρείται η πρόβλεψη των αποδόσεων αντί των τιμών.

Ακολουθούν τα διαγράμματα και οι πίνακες για την πρόβλεψη αποδόσεων:

Πίνακας 3: Training Sample Statistics

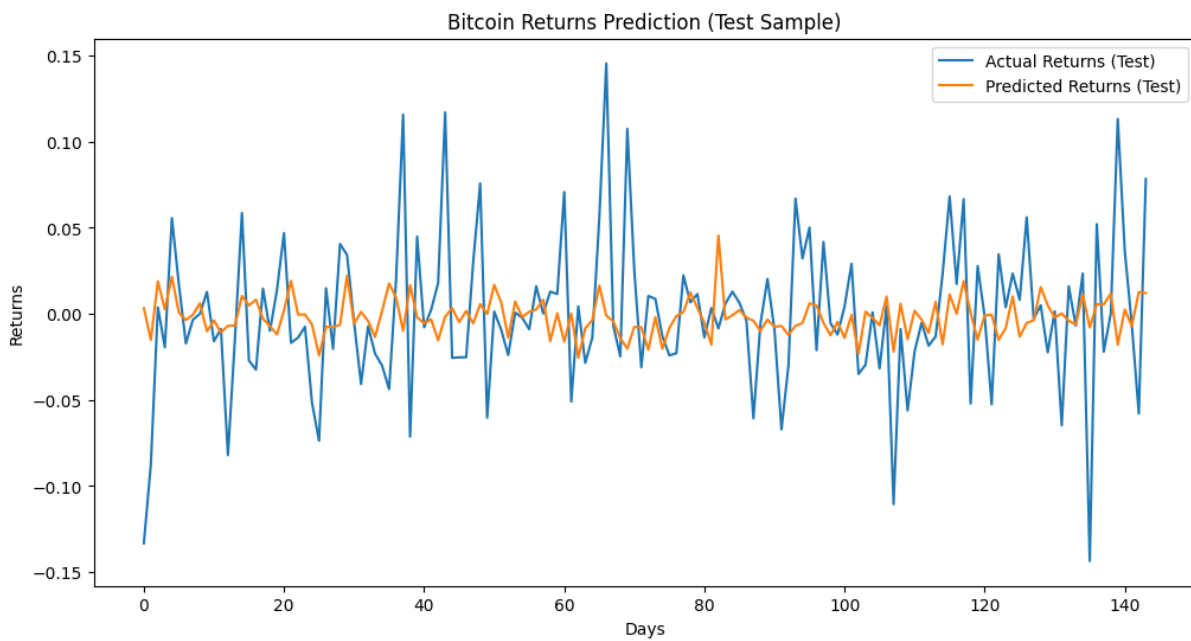
MSE	RMSE	Mean Actual Returns	Mean Predicted Returns	R^2
0.011462	0.107062	-0.000309	-0.002236	-0.070774



Διάγραμμα 4

Πίνακας 4: Test Sample Statistics

MSE	RMSE	Mean Actual Price	Mean Predicted Prices	R ²
0.016099	0.126880	-0.000535	-0.001834	-0.019127



Διάγραμμα 5

Όπως παρατηρούμε, τα διαγράμματα των αποδόσεων δεν είναι πολύ καλά, διότι οι προβλεπόμενες αποδόσεις που απεικονίζονται με πορτοκαλί χρώμα δεν ακολουθούν τις πραγματικές αποδόσεις που είναι με μπλε χρώμα. Επίσης, το R^2 των προβλεπόμενων αποδόσεων και των πραγματικών είναι αρνητικό. Αυτό σημαίνει ότι το γραμμικό μοντέλο που έχουμε κατασκευάσει δεν είναι καλό. Βέβαια, δεν μπορούμε να βγάλουμε συμπεράσματα από έναν δείκτη.

Από τα παραπάνω κριτήρια αξιολόγησης παίρνουμε αμφιλεγόμενα συμπεράσματα. Παρατηρούμε ότι η μέση πραγματική απόδοση και η μέση προβλεπόμενη απόδοση έχουν αρνητικές τιμές. Αυτό συμβαίνει γιατί οι τιμές των πραγματικών αποδόσεων σε μικρό χρονικό διάστημα έχουν μεγάλες μεταπτώσεις και παίρνουν άκριες τιμές. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να μην μπορούμε να βγάλουμε σωστά συμπεράσματα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στην παρούσα εργασία ασχοληθήκαμε με την τεχνητή νοημοσύνη, τα κρυπτονομίσματα και το blockchain. Ξεκινήσαμε με την ιστορική εξέλιξη της τεχνητής νοημοσύνης καθώς έχει εισβάλλει πολύ δυναμικά στην καθημερινότητα μας. Θέλοντας να ανακαλύψουμε περισσότερα πράγματα για αυτή συνεχίσαμε με τις εφαρμογές της και διάφορες έρευνες που έχουν γίνει.

Ένα ακόμη ενδιαφέρον αντικείμενο μελέτης είναι τα κρυπτονομίσματα που τα τελευταία χρόνια βρίσκονται σε ιδιαίτερη ανάπτυξη. Για αυτό το λόγο, παραθέσαμε και αναλύσαμε τα έξι πιο δημοφιλή κρυπτονομίσματα καθώς και έρευνες με συγκριτική προσέγγιση αυτών. Θέλοντας να κατανοήσουμε περισσότερο τα κρυπτονομίσματα συνεχίσαμε με την αναφορά της τεχνολογία στην οποία βασίστηκε το Bitcoin, που δεν είναι άλλη από τη τεχνολογία blockchain.

Επιπλέον εξετάσαμε τα νευρωνικά δίκτυα οπίσθιας διάδοσης (Backpropagation Neural Network) και έρευνες σχετικά με αυτά και το Bitcoin. Με αυτόν τον τρόπο ολοκληρώσαμε την βιβλιογραφική μας επισκόπηση και συνεχίσαμε με την εμπειρική μελέτη.

Στην εμπειρική μας μελέτη έγινε μια προσπάθεια πρόβλεψης της τιμής και της απόδοσης του Bitcoin χρησιμοποιώντας το μοντέλο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ANN) με τον αλγόριθμο οπισθοδιάδοσης (BPNN). Τα αποτελέσματα που βρήκαμε από την πρόβλεψη τιμών ήταν αναμενόμενα καθώς γνωρίζαμε ότι θα βγουν καλές οι τιμές. Η αξιολόγηση ενός μοντέλου γίνεται από την πρόβλεψη των αποδόσεων και αυτή είναι που καθορίζει αν ένα μοντέλο είναι καλό. Επομένως, αξιολογώντας τα αποτελέσματα της ερευνητικής διαδικασίας της διπλωματικής εργασίας, καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι το μοντέλο της πρόβλεψης του Bitcoin απαιτεί περαιτέρω μελέτη, καθώς η πρόβλεψη των αποδόσεων θέλει περισσότερη εκπαίδευση.

Οι στόχοι της συγκεκριμένης διπλωματικής σε γενικές γραμμές επιτεύχθηκαν. Σίγουρα όμως υπάρχουν ορισμένα ζητήματα που μπορούν να μελετηθούν σε επόμενη έρευνα σε μελλοντικό χρόνο. Ως συνέχεια της εμπειρικής μας μελέτης, θα μπορούσαν να γίνουν περαιτέρω μελέτες πάνω στην απόδοση των μετοχών σε διαφορετικό χρόνο και έκταση ώστε να μπορέσουμε να εκμαιεύσουμε πιο σωστά συμπεράσματα. Ακόμη, θα μπορούσε να

εφαρμοστεί ο κώδικας που χρησιμοποιήσαμε για την πρόβλεψη των τιμών και αποδόσεων του Bitcoin και σε άλλα κρυπτονομίσματα ή περιουσιακά στοιχεία.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Akins, B. W. Chapman, J. L. & Gordon, J. M. (2013). “A whole new world: Income tax considerations of the bitcoin economy,”. [Online]. Διαθέσιμο: <https://ssrn.com/abstract=2394738>

Alijani, M., Banimahi, B., Madanchi Zaj, M., (2019). Study and Research on the Six-Year Process of Bitcoin Price and Return, *Advances in mathematical finance and applications*, 4(1), P.45-54.

Atsalakis, G.S., Valavanis, K.P., (2009). Surveying stock market forecasting techniques – Part II: Soft computing methods. *Expert Systems with Applications*, 36(3), P. 5932-5941.

Bradbury, D, (2013). The problem with Bitcoin. *Computer Fraud & Security*, 11, P. 15–38

Böhme, R., Christin, N., Edelman, B. & Moore, T. (2015), Bitcoin: Economics, Technology, and Governance, *Journal of Economic Perspectives*, 29, 2, p. 213-238

Buterin, V. (2015). “On public and private blockchains,” [Online]. Διαθέσιμο: <https://blog.ethereum.org/2015/08/07/on-public-and-private-blockchains/>

Baek Y, Kim HY (2018) ModAugNet: a new forecasting framework for stock market index value with an overfitting prevention LSTM module and a prediction LSTM module. *Exp Syst Appl* 113:457–480

Biryukov, A. Khovratovich, D. & Pustogarov, I. (2014). “Deanonymisation of clients in bitcoin p2p network,” in *Proceedings of the 2014 ACM SIGSAC Conference on Computer and Communications Security*, New York, NY, USA, pp. 15–29.

Buterin, V. (2014). “A next-generation smart contract and decentralized application platform,” white paper.

Chandana PH (2019) A survey on soft computing techniques and applications. *Int Res J Eng Technol* 6(4):1258–1266

Chen Y, Hao Y (2017) A feature weighted support vector machine and K-nearest neighbor algorithm for stock market indices prediction. *Exp Syst Appl* 80:340–355

Chong E, Han C, Park FC (2017) Deep learning networks for stock market analysis and prediction: methodology, data representations, and case studies. *Exp Syst Appl* 83:187–205

Chou JS, Nguyen TK (2018) Forward forecast of stock price using sliding-window metaheuristic-optimized machine-learning regression. *IEEE T Ind Inform* 14(7):3132–3142.

Chuen, D. L. K., *Handbook of digital currency: Bitcoin, innovation, financial instruments, and big data*, Academic Press, 2015, 2(1), P. 112-131.

de Souza M. J. S. et al. (2019). Can artificial intelligence enhance the Bitcoin bonanza,” *J. Financ. Data Sci.*, vol. 5, no. 2, pp. 83–98.

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, P.145-149.

Deyi Li & Yi Du, (2017), *Artificial Intelligence with Uncertainty Second Edition*, Tsinghua University Beijing, China

Dahriani H. T. (2015). Jaringan Saraf Tiruan Dengan Backpropagation Untuk Memprediksi Penyakit Asma. Volume 2 No., pp. 2354-5771.

Dimaz A.W, (2017). *Blockchain Dari Bitcoin Untuk Dunia*”. Yogyakarta: Jasakom.

Dwyer, Gerald P., (2015), The economics of Bitcoin and similar private digital currencies, *Journal of Financial Stability*, 17, p. 81-91

Dixon M (2018) Sequence classification of the limit order book using recurrent neural networks. *J Comput Sci* 24:277–286

El Montasser, Ghassen, Charfeddine, Lanouar, Benhamed, Adel, (2022). COVID-19, cryptocurrencies bubbles and digital market efficiency: sensitivity and similarity analysis, *Finance Research Letters*, 46, part A.

Eyal I. & Sirer, E. G. (2014). “Majority is not enough: Bitcoin mining is vulnerable,” in *Proceedings of International Conference on Financial Cryptography and Data Security*, Berlin, Heidelberg, pp. 436–454.

Fang Y, Fataliyev K, Wang L, Fu X, Wang Y (2014) Improving the genetic-algorithm-optimized wavelet neural network for stock market prediction. In: 2014 International joint conference on neural networks (IJCNN), Beijing, pp 3038–3042

Ferry M. (2015). Pemanfaatan Cryptocurrency Sebagai Penerapan Mata Uang Rupiah Kedalam Bentuk Digital Menggunakan Teknologi Bitcoin. Volume 4 No.4, pp. 2302-5700.

Foroglou G. & Tsilidou, A.-L. (2015). “Further applications of the blockchain,”.

Georgoula, I., Pournarakis, D., Bilanakos, C., Sotiropoulos, D., Giaglis G. (2015), Using Time-Series and Sentiment Analysis to Detect the Determinants of Bitcoin Prices, 25(2), P.110-1.

Ganatra, A. (2011). Initial Classification Through Back Propagation in a Neural Network Following Optimization Through GA to Evaluate the Fitness of an Algorithm. International Journal of Computer Science & Information Technology.

Ghanbari M, Arian H (2019) Forecasting stock market with support vector regression and butterfly optimization algorithm. arXiv preprint [arXiv:1905.11462](https://arxiv.org/abs/1905.11462)

Göçken M, Özçalıcı M, Boru A, Dosdoğru AT (2016) Integrating metaheuristics and artificial neural networks for improved stock price prediction. Exp Syst Appl 44:320–331

Goli A, Khademi Zareh H, Tavakkoli-Moghaddam R, Sadeghieh A (2018) A comprehensive model of demand prediction based on hybrid artificial intelligence and metaheuristic algorithms: a case study in dairy industry. J Ind Syst Eng 11(4):190–203

Gorkhali, Anjee, Ling Li, and Asim Shrestha. "Blockchain: A literature review." Journal of Management Analytics 7.3 (2020): 321-343.

Han J, Kamber M, Tung AK (2001) Spatial clustering methods in data mining. In: Miller HJ, Han J (eds) Geographic data mining and knowledge discovery. Taylor & Francis, London, pp 188–217.

Hung, Jui-Cheng, Liu, Hung-Chun, Yang, J. Jimmy, Trading activity and price discovery in Bitcoin futures markets, Journal of Empirical Finance, 2021, 62, p. 107 – 120.

Hatefi Majoomard, M, Jalali, U, Rahimi Ghasem Abadi, M. (2018). Spectacular Bubbles in the Bitcoin Digital Currency Market, Quarterly Journal of Financial Knowledge of Securities Analysis, 40(3), P. 189-204. (In Persian).

“Hyperledger project,” 2015. [Online]. Διαθέσιμο: <https://www.hyperledger.org/>

Idris MA, Saiang D, Nordlund E (2015) Stochastic assessment of pillar stability at Laisvall mine using artificial neural network. Tunn Undergr Sp Tech 49:307–319.

Johnson, D. Menezes, A. & Vanstone, S. (2001) “The elliptic curve digital signature algorithm (ecdsa),” International Journal of Information Security, vol. 1, no. 1, pp. 36–63.

Kosba, A. Miller, A. Shi, E. Wen, Z. & Papamanthou, C. (2016). “Hawk: The blockchain model of cryptography and privacy-preserving smart contracts,” in Proceedings of IEEE Symposium on Security and Privacy (SP), San Jose, CA, USA, pp. 839–858.

Lama, A. Singh, K. N., Gurung, B. & Rathod, S. (2021). Parameter estimation of time series models using Bayesian technique.

Lee Kuo Chuen, Ed. (2015), Handbook of Digital Currency, 1st ed. Elsevier, 2015. [Online]. Διαθέσιμο: <http://EconPapers.repec.org/RePEc:eee:monogr:9780128021170>

Mattke, J. Maier, C. Reis, L. & Weitzel T. (2021). Bitcoin investment: a mixed methods study of investment motivations, Eur. J. Inf. Syst., vol. 30, no. 3, pp. 261–285.

Madan, I., Saluja, S., Zhao, A., Automated Bitcoin trading via machine learning algorithms, 2018, 5(1), P.16-32.

Madanchi Zaj, M., Samavi, M. E., & Koosha, E. (2022). Measurement of Bitcoin Daily and Monthly Price Prediction Error Using Grey Model, Back Propagation Artificial Neural Network and Integrated model of Grey Neural Network. *Advances in Mathematical Finance and Applications*, 7(3), 535-553.

Mukhopadhyay, U., Skjellum, A., Hambolu, O., Oakley, J., Yu, L., & Brooks, R. (2016, December). A brief survey of cryptocurrency systems. In *2016 14th annual conference on privacy, security and trust (PST)* (pp. 745-752). IEEE.

Nawi, N.M., Rehman, M.Z., Aziz, M.A., Herawan, T. and Abawajy, J.H., 2014, November. An Accelerated Particle Swarm Optimization Based Levenberg Marquardt Back Propagation Algorithm.

Nakamoto, S. (2008). “Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system,”. [Online]. Διαθέσιμο: <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>

Noyes, C. (2016). “Bitav: Fast anti-malware by distributed blockchain consensus and feedforward scanning,”.

Nofer, M., Gomber, P., Hinz, O., & Schiereck, D. (2017). Blockchain. *Business & Information Systems Engineering*, 59, 183-187.

NRI, “Survey on blockchain technologies and related services,” Tech. Rep., 2015. [Online]. Διαθέσιμο: http://www.meti.go.jp/english/press/2016/pdf/0531_01f.pdf

Peters, G. W. Panayi, E. & Chapelle, A. (2015). “Trends in crypto-currencies and blockchain technologies: A monetary theory and regulation perspective,” [Online]. Διαθέσιμο: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2646618>

Poongodi, M. Vijayakumar, V. & Chilamkurti N. (2020). Bitcoin price prediction using ARIMA model, Int. J. Internet Technol. Secur. Trans., vol. 10, no. 4, pp. 396–406.

Pakaja, Fachrudin, Naba, Agus dan Purwanto, (2012). Peramalan Penjualan Mobil Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dan Certainty Factor.

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 Electronic Commerce*, 20, pp.9-49.

Pal SS, Kar S (2019) Time series forecasting for stock market prediction through data discretization by fuzzistics and rule generation by rough set theory. *Math Comput Simul* 162:18–30.

Prasanna S, Ezhilmaran D (2013) An analysis on stock market prediction using data mining techniques. *Int J Comput Sci Eng Technol* 4(3):49–51.

Radityo, A., Munajat, Q., & Budi, I. (2017, October). Prediction of Bitcoin exchange rate to American dollar using artificial neural network methods. In *2017 international conference on advanced computer science and information systems (ICACSIS)* (pp. 433-438). IEEE.

Rajesh P, Srinivas N, Vamshikrishna Reddy K, VamsiPriya G, Dwija V, Himaja D (2019) Stock trend prediction using Ensemble learning techniques in python. *Int J Innov Technol Expl Eng* 8(5):150–155.

Redman, J. (2020, February 10). What Are Altcoins and Why Are There Over 5,000 of Them? *Altcoins Bitcoin News*. Retrieved December 02, 2020.

Riedmiller, M. & Braun, H., (1993). A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm. In *Neural Networks, 1993., IEEE International Conference On* (pp. 586-591). IEEE.

Sharples M. & Domingue, J. (2015). “The blockchain and kudos: A distributed system for educational record, reputation and reward,” in *Proceedings of 11th European Conference on Technology Enhanced Learning (EC-TEL 2015)*, Lyon, France, pp. 490–496.

Shah, D., Zhang, K., Bayesian regression and Bitcoin, 2014, 52nd Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing (Allerton).

Shintate T. & Pichl, L. (2019). Trend prediction classification for high frequency bitcoin time series with deep learning,” *J. Risk Financ. Manag.*, vol. 12, no. 1, p. 17.

Saad EW, Prokhorov DV, Wunsch DC (1998) Comparative study of stock trend prediction using time delay, recurrent and probabilistic neural networks. *IEEE Trans Neural Netw* 9(6):1456–1470.

Sin E, Wang L (2017) Bitcoin price prediction using ensembles of neural networks. In: 2017 13th International conference on natural computation, fuzzy systems and knowledge discovery (ICNC-FSKD), Guilin, pp 666–671.

Silva Segundo, L. B. D. (2018). Classificação de Personagens Animados usando Redes Neurais Convolucionais Profundas Pré-treinadas e Fine-tuning.

Sezer OB, Ozbayoglu M, Dogdu E (2017) A Deep neural-network based stock trading system based on evolutionary optimized technical analysis parameters. *Procedia Comput Sci* 114:473–480.

Tschorsch F. & Scheuermann, B. (2016). “Bitcoin and beyond: A technical survey on decentralized digital currencies,” *IEEE Communications Surveys Tutorials*, vol. 18, no. 3, pp. 2084–2123.

Yermack, D., Is Bitcoin a real currency? An economic appraisal, National Bureau of Economic Research, *The Handbook of Digital Currency*, 2014, 37(1), P. 31-44.

Yim J, Mitchell H (2002) A comparison of corporate failure models in Australia: hybrid neural networks, logit models and discriminant analysis. Working Paper, RMIT Business, School of Economics and Finance

Yiying, W., & Yeze, Z. (2019, March). Cryptocurrency price analysis with artificial intelligence. In *2019 5th International Conference on Information Management (ICIM)* (pp. 97-101). IEEE.

Zaman S (2019) Weak form market efficiency test of Bangladesh Stock Exchange: empirical evidence from Dhaka Stock Exchange and Chittagong Stock Exchange. *J Econ Account Ventura* 21(3):285–291.

Zhang J, Cui S, Xu Y, Li Q, Li T (2018) A novel data-driven stock price trend prediction system. *Exp Syst Appl* 97:60–69

Zheng T, Fataliyev K, Wang L (2013) Wavelet neural networks for stock trading. In: Independent component analyses, compressive sampling, wavelets, neural net, biosystems, and nanoengineering XI, vol 8750. International Society for Optics and Photonics, p 87500A.

Zhu M, Wang L (2010) Intelligent trading using support vector regression and multilayer perceptron's optimized with genetic algorithms. In: The 2010 international joint conference on neural networks (IJCNN), Barcelona, pp 1–5.

Zhang Y. & Wen, J. (2015). An iot electric business model based on the protocol of bitcoin, in Proceedings of 18th International Conference on Intelligence in Next Generation Networks (ICIN), Paris, France, pp. 184–191.

Zhu, Y., Dickinson, D., Li, J., Analysis on the influence factors of Bitcoins price based on VEC model. *Financial Innovation*, 2017, 3(3), P. 28-33.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

Κώδικας τιμών εμπειρικής μελέτης:

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense

# Fetch online Bitcoin data
# Example: pip install yfinance
import yfinance as yf
bitcoin_data = yf.download('BTC-USD', start='2021-01-01', end='2023-01-01')

# Prepare data for training
data = bitcoin_data['Close'].values.reshape(-1, 1)

# Normalize data using Min-Max scaling
scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
data_scaled = scaler.fit_transform(data)

# Create input features and target variable
X, y = [], []
for i in range(10, len(data_scaled)):
    X.append(data_scaled[i-10:i, 0])
    y.append(data_scaled[i, 0])

X, y = np.array(X), np.array(y)

# Split data into training and testing sets
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)

# Build the feedforward neural network with linear activation in the output layer
model = Sequential()
model.add(Dense(6, input_dim=10, activation='relu'))
model.add(Dense(1, activation='linear')) # Use 'linear' activation for outputs in a continuous range

# Compile the model
model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')

# Train the model
model.fit(X_train, y_train, epochs=50, batch_size=32, validation_data=(X_test, y_test), verbose=0)

# Evaluate the model on training data
train_loss = model.evaluate(X_train, y_train, verbose=0)
train_predictions = model.predict(X_train)
train_predictions = scaler.inverse_transform(train_predictions)
y_train_original = scaler.inverse_transform(y_train.reshape(-1, 1))

# Evaluate the model on test data
```

```

test_loss = model.evaluate(X_test, y_test, verbose=0)
test_predictions = model.predict(X_test)
test_predictions = scaler.inverse_transform(test_predictions)
y_test_original = scaler.inverse_transform(y_test.reshape(-1, 1))

# Calculate R-squared for training and test samples
train_r2 = r2_score(y_train_original, train_predictions)
test_r2 = r2_score(y_test_original, test_predictions)

# Print statistics for training data
print("Training Sample Statistics:")
print(f'Mean Squared Error: {train_loss:.6f}')
print(f'Root Mean Squared Error: {np.sqrt(train_loss):.6f}')
print(f'Mean Actual Prices: {np.mean(y_train_original):.6f}')
print(f'Mean Predicted Prices: {np.mean(train_predictions):.6f}')
print(f'R-squared: {train_r2:.6f}')

# Print statistics for test data
print("\nTest Sample Statistics:")
print(f'Mean Squared Error: {test_loss:.6f}')
print(f'Root Mean Squared Error: {np.sqrt(test_loss):.6f}')
print(f'Mean Actual Prices: {np.mean(y_test_original):.6f}')
print(f'Mean Predicted Prices: {np.mean(test_predictions):.6f}')
print(f'R-squared: {test_r2:.6f}')

# Plot the actual vs predicted prices for training data
plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.plot(y_train_original, label='Actual Prices (Training)')
plt.plot(train_predictions, label='Predicted Prices (Training)')
plt.legend()
plt.title('Bitcoin Price Prediction (Training Sample)')
plt.xlabel('Days')
plt.ylabel('Prices')
plt.show()

# Plot the actual vs predicted prices for test data
plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.plot(y_test_original, label='Actual Prices (Test)')
plt.plot(test_predictions, label='Predicted Prices (Test)')
plt.legend()
plt.title('Bitcoin Price Prediction (Test Sample)')
plt.xlabel('Days')
plt.ylabel('Prices')
plt.show()

# Evaluate the model on test data
test_loss = model.evaluate(X_test, y_test, verbose=0)
test_predictions = model.predict(X_test)
test_predictions = scaler.inverse_transform(test_predictions)
y_test_original = scaler.inverse_transform(y_test.reshape(-1, 1))

# Save the predicted prices to a CSV file
predictions_df = pd.DataFrame({'Actual Prices': y_test_original.flatten(), 'Predicted Prices':
test_predictions.flatten()})
predictions_df.to_csv('bitcoin_price_predictions.csv', index=False)

# Save the model weights
model.save_weights('bitcoin_price_model_weights.h5')

```


Κώδικας αποδόσεων εμπειρική μελέτης:

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense

# Fetch online Bitcoin data
# Example: pip install yfinance
import yfinance as yf
bitcoin_data = yf.download('BTC-USD', start='2021-01-01', end='2023-01-01')

# Calculate daily returns
bitcoin_data['Returns'] = bitcoin_data['Close'].pct_change()
bitcoin_data = bitcoin_data.dropna()

# Prepare data for training
data = bitcoin_data['Returns'].values.reshape(-1, 1)

# Normalize data using Min-Max scaling
scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
data_scaled = scaler.fit_transform(data)

# Create input features and target variable
X, y = [], []
for i in range(10, len(data_scaled)):
    X.append(data_scaled[i-10:i, 0])
    y.append(data_scaled[i, 0])

X, y = np.array(X), np.array(y)

# Split data into training and testing sets
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)
```

```

# Build the feedforward neural network with linear activation in the output layer
model = Sequential()
model.add(Dense(6, input_dim=10, activation='relu'))
model.add(Dense(1, activation='linear')) # Use 'linear' activation for outputs in a continuous range

# Compile the model
model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')

# Train the model
model.fit(X_train, y_train, epochs=50, batch_size=32, validation_data=(X_test, y_test), verbose=0)

# Evaluate the model on training data
train_loss = model.evaluate(X_train, y_train, verbose=0)
train_predictions = model.predict(X_train)
train_predictions = scaler.inverse_transform(train_predictions)
y_train_original = scaler.inverse_transform(y_train.reshape(-1, 1))

# Evaluate the model on test data
test_loss = model.evaluate(X_test, y_test, verbose=0)
test_predictions = model.predict(X_test)
test_predictions = scaler.inverse_transform(test_predictions)
y_test_original = scaler.inverse_transform(y_test.reshape(-1, 1))

# Calculate R-squared for training and test samples
train_r2 = r2_score(y_train_original, train_predictions)
test_r2 = r2_score(y_test_original, test_predictions)

# Print statistics for training data
print("Training Sample Statistics:")
print(f'Mean Squared Error: {train_loss:.6f}')
print(f'Root Mean Squared Error: {np.sqrt(train_loss):.6f}')
print(f'Mean Actual Returns: {np.mean(y_train_original):.6f}')
print(f'Mean Predicted Returns: {np.mean(train_predictions):.6f}')
print(f'R-squared: {train_r2:.6f}')

# Print statistics for test data
print("\nTest Sample Statistics:")
print(f'Mean Squared Error: {test_loss:.6f}')

```

```

print(f'Root Mean Squared Error: {np.sqrt(test_loss):.6f}')
print(f'Mean Actual Returns: {np.mean(y_test_original):.6f}')
print(f'Mean Predicted Returns: {np.mean(test_predictions):.6f}')
print(f'R-squared: {test_r2:.6f}')

# Plot the actual vs predicted returns for training data
plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.plot(y_train_original, label='Actual Returns (Training)')
plt.plot(train_predictions, label='Predicted Returns (Training)')
plt.legend()
plt.title('Bitcoin Returns Prediction (Training Sample)')
plt.xlabel('Days')
plt.ylabel('Returns')
plt.show()

# Plot the actual vs predicted returns for test data
plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.plot(y_test_original, label='Actual Returns (Test)')
plt.plot(test_predictions, label='Predicted Returns (Test)')
plt.legend()
plt.title('Bitcoin Returns Prediction (Test Sample)')
plt.xlabel('Days')
plt.ylabel('Returns')
plt.show()

# Evaluate the model on test data
test_loss = model.evaluate(X_test, y_test, verbose=0)
test_predictions = model.predict(X_test)
test_predictions = scaler.inverse_transform(test_predictions)
y_test_original = scaler.inverse_transform(y_test.reshape(-1, 1))

# Save the predicted returns to a CSV file
predictions_df = pd.DataFrame({'Actual Returns': y_test_original.flatten(), 'Predicted Returns':
test_predictions.flatten()})
predictions_df.to_csv('bitcoin_returns_predictions.csv', index=False)

# Save the model weights

```

```
model.save_weights('bitcoin_returns_model_weights.h5')
```