

**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ
ΣΧΟΛΗ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ
ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΨΗΦΙΑΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ**

**ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
“ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ & ΥΠΗΡΕΣΙΕΣ”**

**“Μελέτη οικονομικών στοιχείων για την πρόβλεψη
συμπεριφοράς τους στην σύγχρονη οικονομική
πραγματικότητα με χρήση των τεχνητών νευρωνικών
δικτύων”**

Από
Νικόλαος Παπανικολάου
Υποβάλλεται
για την εκπλήρωση των προϋποθέσεων λήψης
Μεταπτυχιακού Διπλώματος
στην ειδίκευση «ΜΔΑ»
του ΠΜΣ “Πληροφοριακά Συστήματα & Υπηρεσίες”
στο
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ

Επιβλέπων: Φιλίππακός Μιχαήλ
Ακαδημαϊκή Θέση: Καθηγητής

Περίληψη

Οι διαδικασίες λήψης αποφάσεων στο οικονομικό πεδίο, απαιτούν τη μελέτη και ανάλυση μεγάλων όγκων δεδομένων. Τα απαιτούμενα δεδομένα είναι συνήθως διαθέσιμα και εύκολα προσβάσιμα στις υποδομές του Διαδικτύου. Ωστόσο η επεξεργασία τους με συμβατικές μεθόδους, δεν είναι δυνατό να ολοκληρώνεται στον επιθυμητό χρόνο και τα αποτελέσματα τους να παρουσιάζουν αποδοτική ακρίβεια. Η μηχανική μάθηση και τα νευρωνικά δίκτυα παρέχουν αποδοτικές λύσεις για την επιτυχημένη ανάλυση οικονομικών δεδομένων. Στην παρούσα εργασία παρουσιάζονται, στη θεωρία και την πράξη, πως εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη χρηματοοικονομικών χρονοσειρών, ανίχνευση απάτης, διαχείριση κινδύνου, εξόρυξη δεδομένων και ανακάλυψη προτύπων, βελτιστοποίηση χαρτοφυλακίου, ανάλυση συναισθήματος και την αυτοματοποίηση συναλλαγών.

Λέξεις Κλειδιά: Πρότυπα, Μηχανική Μάθηση, Βαθιά Μάθηση, Νευρωνικά Δίκτυα.

Πίνακας Εικόνων	5
Εισαγωγή.....	6
Κεφάλαιο 1: Οικονομικά Στοιχεία	11
Οικονομικοί Δείκτες	11
Ακαθάριστο Εγχώριο Προϊόν	11
Ακαθάριστο Εθνικό Προϊόν	11
Ρυθμός Μεγέθυνσης του ΑΕΠ	11
Τάσεις Ανεργίας.....	12
Σύνολο Καταθέσεων Και Ρέπος.....	12
Εξέλιξη Αναθεωρημένου Δείκτη Βιομηχανικής Παραγωγής.....	12
Δείκτης Κύκλου Εργασιών στο Λιανικό Εμπόριο	13
Ετήσια Ιδιωτική Οικοδομική Δραστηριότητα.	13
Δημόσια & Ιδιωτική Καταναλωτική Δαπάνη ως ποσοστό % του ΑΕΠ.....	13
Ακαθάριστες Επενδύσεις Παγίου Κεφαλαίου ως ποσοστό % του ΑΕΠ ..	13
Ισοζύγιο Τρεχουσών Συναλλαγών, Εξαγωγές & Εισαγωγές ως % ΑΕΠ.	14
Ισοζύγιο Γενικής Κυβέρνησης & Πρωτογενές Γενικής Κυβέρνησης % ΑΕΠ	14
Δείκτης Οικονομικού Κλίματος.....	14
Ποσοστό του Πληθυσμού σε Κίνδυνο Φτώχειας.....	15
Σχετική φτώχεια	15
Οικονομική Ανάλυση	15
Μακροοικονομία	16
Μικροοικονομία.....	17
Επιχειρηματική ανάλυση.....	18
Ανάλυση πολιτικής.....	19
Ανάλυση αγοράς.....	20
Επενδυτική ανάλυση.....	21
Κεφάλαιο 2: Μηχανική Μάθηση.....	23
Ορισμοί και χαρακτηριστικά.....	23
Κατηγορίες διαδικασιών μηχανικής μάθησης	25
Εποπτευόμενη Μηχανική Μάθηση	25
Μη Εποπτευόμενη Μηχανική Μάθηση	27
Ενισχυτική Μάθηση	28
Μετρικές Απόδοσης Μοντέλων Μηχανικής Μάθησης.....	29
Νευρωνικά δίκτυα.....	34
Είδη Νευρωνικών δικτύων.....	35
Feed Forward Neural Networks	35
Recurrent Neural Networks	37
LSTM (Long Short-Term Memory) RNN.....	38
GRU (Gated Recurrent Units)	41
Convolutional Neural Networks.....	41
Κεφάλαιο 3: Νευρωνικά Δίκτυα και Οικονομική Ανάλυση	44
Πρόβλεψη Χρηματοοικονομικών Χρονοσειρών	44
Ανίχνευση Απάτης.....	45

Διαχείριση Κινδύνου	46
Εξόρυξη Δεδομένων και Ανακάλυψη Προτύπων	47
Βελτιστοποίηση Χαρτοφυλακίου	48
Συναισθηματική Ανάλυση	48
Αυτοματοποίηση Συναλλαγών.....	49
Πλεονεκτήματα και Προκλήσεις	50
Δυσκολία στην ερμηνεία των αποτελεσμάτων	51
Αντιμετώπιση Προκατάληψης	52
Ηθικά ζητήματα.....	52
Διαθεσιμότητα και καταλληλότητα των δεδομένων	53
Υπολογιστική Ισχύς	54
Κεφάλαιο 4: Περίπτωση Χρήσης.....	56
Πρόβλεψη τιμών μετοχών	56
Ανακάλυψη απάτης	60
Ανάλυση Συναισθήματος.....	63
Κεφάλαιο 5: Συμπεράσματα	67
Αναφορές.....	71

Πίνακας Εικόνων

Εικόνα 1: Περιγραφή εποπτευόμενης μηχανικής μάθησης	25
Εικόνα 2: Περιγραφή της μη εποπτευόμενης μηχανικής μάθησης	27
Εικόνα 3: Περιγραφή της ενισχυτικής μάθησης.....	28
Εικόνα 4: Τυπική Αρχιτεκτονική FFNN.....	36
Εικόνα 5: Οι πύλες του LSTM	38
Εικόνα 6: Καταστάσεις του LSTM	39
Εικόνα 7: Η αρχιτεκτονική των CNN	42
Εικόνα 8: Πρόβλεψη Τιμής Κλεισίματος.....	58
Εικόνα 9: Πρόβλεψη Μέγιστης Τιμής	59
Εικόνα 10: Πρόβλεψη Ελάχιστης Τιμής	59
Εικόνα 11: Κατανομή των ειδήσεων σε κατηγορίες.....	63
Εικόνα 12: Confusion Matrix	65

Εισαγωγή

Η οικονομία είναι μία έννοια που άρχισε να αναπτύσσεται από την εμφάνιση των πρώτων κοινωνιών του ανθρώπου. Αν και σαν όρος χρησιμοποιήθηκε πολύ αργότερα, όταν οι ανθρώπινες ομάδες οργανώθηκαν σε κοινωνίες, αναδείχθηκε η απαίτηση για την ανάπτυξη συστημάτων ανταλλαγής αγαθών και υπηρεσιών. Υπό αυτή την έννοια, η οικονομία είναι μια από τις πρώτες δομές της ανθρώπινης κοινωνίας. Στην κοινωνιολογία, η οικονομία αναφέρεται στον κοινωνικό θεσμό μέσω του οποίου ανταλλάσσονται και διαχειρίζονται οι πόροι μιας κοινωνίας. Οι παλαιότερες οικονομίες βασίζονταν στο εμπόριο, το οποίο ήταν συχνά μια απλή ανταλλαγή κατά την οποία οι άνθρωποι αντάλλασσαν ένα είδος με ένα άλλο. Οι πρώτες μορφές γραφής αναπτύχθηκαν για την καταγραφή συναλλαγών, πληρωμών και χρεών μεταξύ εμπόρων. Καθώς οι κοινωνίες αναπτύσσονται και αλλάζουν, μεταβάλλονται μαζί τους και οι οικονομίες τους. Ενώ οι σημερινές οικονομικές δραστηριότητες είναι πιο περίπλοκες από εκείνες των πρώιμων συναλλαγών, οι βασικοί στόχοι παραμένουν οι ίδιοι και είναι η ανταλλαγή αγαθών και υπηρεσιών, ώστε οι άνθρωποι – μέλη των κοινωνιών – να μπορούν να ικανοποιούν τις ανάγκες και τις επιθυμίες τους. Όσο οι κοινωνικές δομές γίνονται πιο πολύπλοκες, με την οργάνωση των κρατικών δομών και αργότερα των διεθνών – διακρατικών σχέσεων, οι οικονομικές συναλλαγές άρχισαν να διακρίνονται σε επίπεδα: διαπροσωπικές, μεταξύ οργανισμών, μεταξύ προσώπων - οργανισμών και κρατών και μεταξύ κρατικών φορέων. Σε όλα αυτά τα επίπεδα, η οικονομική δραστηριότητα καθορίζεται από κανόνες, που συχνά είναι πολύπλοκοι. Οι δρώντες σε κάθε ένα από τα επίπεδα αυτά και σε κάθε ρόλο εντός αυτών, χρειάζεται να γνωρίζουν τις ευκαιρίες, τους κινδύνους και τους περιορισμούς, προκειμένου να είναι σε θέση να λαμβάνουν εύστοχες αποφάσεις. Οι αποφάσεις επί των οικονομικών πραγμάτων στη σύγχρονη εποχή έχουν μεγάλη βαρύτητα, καθώς μπορούν να επηρεάσουν από τη πρόοδο ενός μεμονωμένου ανθρώπου και οργανισμού μέχρι την βιωσιμότητα μίας κρατικής οντότητας ή συνασπισμού κρατών. Ως εκ τούτου είναι σημαντική η ύπαρξη αποτελεσματικών εργαλείων υποστήριξης λήψης αποφάσεων σε οικονομικά ζητήματα.

Σε κάθε είδους οργανισμούς, είτε πρόκειται για μία οικογένεια, μία επιχείρηση ή την κυβέρνηση ενός κράτους, οι αποφάσεις λαμβάνονται μέσα από προκαθορισμένες διαδικασίες. Στην περίπτωση των επιχειρήσεων, η επιτυχία των διαδικασιών αυτών είναι ζωτικής σημασίας, καθώς η παγκοσμιοποίηση έχει καταστήσει τις αγορές άκρως ανταγωνιστικές. Σε επίπεδο κυβερνητικό, οι αποφάσεις που λαμβάνονται καθορίζουν τις τύχες των πολιτών ενός ή περισσότερων κρατών. Επομένως είναι πολύτιμο κάθε στοιχείο που μπορεί να εξασφαλίσει τη λήψη εύστοχων – επωφελών αποφάσεων. Βασικό ζητούμενο για την διενέργεια σωστών εκτιμήσεων, είναι η γνώση και η εμπειρία. Αμφότερα βοηθούν στη διαμόρφωση ορθής κρίσης των καταστάσεων και εκτίμησης – αξιολόγησης των εναλλακτικών επιλογών. Πολύτιμες πηγές γνώσης είναι τα δεδομένα. Αυτά χρησιμοποιούνται για την περιγραφή και την αποτίμηση καταστάσεων. Οι περιγραφές αυτές συμβάλλουν στην κατανόηση τους από τους ανθρώπους που είναι επιφορτισμένοι με τη λήψη αποφάσεων. Η διαδρομή από τη λήψη των δεδομένων προς τη γνώση, περιλαμβάνει μία σειρά από στάδια επεξεργασίας. Αυτά αποτελούν και την εμπειρία του στελέχους που λαμβάνει αποφάσεις, σε μεταγενέστερες διαδικασίες. Πριν την έκρηξη της ανάπτυξης των τεχνολογιών του διαδικτύου, η επεξεργασία των δεδομένων περιλάμβανε κυρίως στατιστική ανάλυση και παραγωγή κατατοπιστικών διαγραμμάτων. Η εξασφάλιση κατάλληλων δεδομένων δεν ήταν πάντα ευχερής και η αναζήτηση και εύρεση πηγών δεδομένων ήταν ένα δύσκολο εγχείρημα. Η ανάπτυξη του των τεχνολογιών του διαδικτύου οδήγησε σε πολλαπλασιασμό του περιεχομένου του και των χρηστών του. Στο Διαδίκτυο συνδέονται, εκτός από ηλεκτρονικούς υπολογιστές, έξυπνες κινητές συσκευές, και συσκευές που έχουν τη δυνατότητα σύνδεσης με το Διαδίκτυο των Πραγμάτων (Internet of Things – IoT). Οι εφαρμογές που αναπτύχθηκαν, προκάλεσαν το ενδιαφέρον περισσότερων ανθρώπων για να συνδεθούν στις υποδομές του. Τους δόθηκε επίσης η δυνατότητα να συμμετέχουν στην παραγωγή του περιεχομένου του. Όλα αυτά είχαν ως βασική συνέπεια τη αύξηση του όγκου των διαθέσιμων δεδομένων. Πλέον το πρόβλημα για τη συλλογή δεδομένων δεν είναι η εύρεση τους αλλά η διαλογή τους ώστε να χρησιμοποιηθούν τα κατάλληλα κάθε φορά για τις επεξεργασίες. Η επεξεργασία μεγάλων όγκων δεδομένων, δομημένων ή αδόμητων, δεν μπορούσε να γίνει με τις συμβατικές μεθόδους και εργαλεία. Αναζητήθηκαν πιο αξιόπιστες και

αποδοτικές μέθοδοι ώστε να εξασφαλίζονται υψηλά επίπεδα ταχύτητας επεξεργασίας και ακρίβειας στα παραγόμενα αποτελέσματα. Η τεχνητή νοημοσύνη και η μηχανική μάθηση, παρέχουν ισχυρούς μηχανισμούς για την επεξεργασία των δεδομένων και την αποτελεσματική τους χρήση σε διαδικασίες λήψης αποφάσεων. Μπορούν να ικανοποιήσουν κάθε απαίτηση για την επεξεργασία δεδομένων σε κάθε κατηγορίας μελέτης, οποιασδήποτε σκοπιμότητας και σημασίας. Στις τεχνικές της μηχανικής μάθησης, περιλαμβάνεται και η χρήση των νευρωνικών δικτύων για την παραγωγή μοντέλων πρόβλεψης μελλοντικών καταστάσεων. Πρόκειται για την αναπαράσταση της λειτουργίας του ανθρώπινου νευρικού συστήματος για την αποδοτική επεξεργασία των δεδομένων.

Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην ανάλυση οικονομικών δεδομένων και να δημιουργήσουν μοντέλα πρόβλεψης μελλοντικών καταστάσεων. Η ακρίβεια των προβλέψεων που καταφέρνουν να κάνουν τα νευρωνικά δίκτυα, τα κάνουν δημοφιλή στην επεξεργασία δεδομένων. Εκτός αυτού, για τον σκοπό αυτό, έχουν αναπτυχθεί ισχυρά και εύκολα στη χρήση εργαλεία. Αυτά τα εργαλεία μπορούν και συνδράμουν στην εξέλιξη όλης της διαδικασίας, από τη συλλογή των δεδομένων, τη προετοιμασία τους, την ανάπτυξη των νευρωνικών δικτύων, την αξιολόγηση τους και εν τέλη τη χρήση τους. Το κόστος απόκτησης και συντήρησης των εργαλείων αυτών είναι χαμηλό, κάτι που διατηρεί το συνολικό κόστος των διαδικασιών αυτών μικρό. Η διαθεσιμότητα των δεδομένων στο Διαδίκτυο διευκολύνει την υλοποίηση των διαδικασιών, καθώς τις περισσότερες φορές είναι δωρεάν διαθέσιμα και μέσα από εύκολες διεργασίες, που μπορούν να φέρουν εις πέρας άνθρωποι με μέση εξοικείωση με τις Διαδικτυακές εφαρμογές.

Η παρούσα εργασία έχει σκοπό να καταδείξει την ικανότητα των νευρωνικών δικτύων, να υποστηρίξουν αποδοτικά τις διαδικασίες επεξεργασίας οικονομικών στοιχείων, ως μέρος εκτενέστερων διαδικασιών λήψης αποφάσεων. Παράλληλα καταδεικνύεται ότι το κόστος και οι απαιτούμενοι πόροι, για την ολοκλήρωσή τους, δεν είναι απαγορευτικό για χρήση από οργανισμούς μέσης ή μεσαίας κλίμακας.

Το υπόλοιπο του παρόντος κειμένου είναι διαρθρωμένο ως εξής:

- Κεφάλαιο 1: Στο πρώτο κεφάλαιο περιγράφεται η σημασία της μελέτης των οικονομικών στοιχείων, τόσο σε επίπεδο οργανισμών όσο και σε θεσμικό εθνικό και διεθνές επίπεδο. Στη συνέχεια γίνεται μία συνοπτική αναφορά σε έννοιες σχετικές με τις οικονομικές μελέτες, με έμφαση στους οικονομικούς δείκτες στους οποίους εστιάζουν οι στατιστικές αναλύσεις. Τέλος περιγράφονται συμβατικοί τρόποι ανάλυσης και αξιολόγησης των οικονομικών μεγεθών.
- Κεφάλαιο 2: Το κεφάλαιο αυτό αναφέρεται στη μηχανική μάθηση. Περιλαμβάνει μία εκτενέστερη αναφορά στη χρήση των νευρωνικών δικτύων σε διαδικασίες μηχανικής μάθησης, αξιολογώντας την αποτελεσματικότητά τους. Περιγράφεται η έννοια της μηχανικής μάθησης, καταγράφονται οι διαφορετικές της μορφές και απαριθμούνται οι κυριότερες εφαρμογές της. Στη συνέχεια περιγράφεται η γενική δομή και λειτουργία των νευρωνικών δικτύων και η προσαρμογή τους σε διαδικασίες μηχανικής μάθησης.
- Κεφάλαιο 3: Μετά τη δημιουργία του απαραίτητου θεωρητικού υποβάθρου στα πρώτα δύο κεφάλαια, ακολουθεί η περιγραφή του πως τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να ευεργετήσουν την ανάλυση και αξιολόγηση οικονομικών μεγεθών, εξυπηρετώντας αποτελεσματικά και εύστοχα διαδικασίες λήψης αποφάσεων. Αυτό αποτελεί και το βασικό ζητούμενο της παρούσας εργασίας. Εξετάζονται διαφορετικές απαιτήσεις από τις διαδικασίες αυτές και οι τρόποι με τους οποίους εφαρμόζονται τα νευρωνικά δίκτυα για την ικανοποίησή τους.
- Κεφάλαιο 4: Στο κεφάλαιο αυτό περιγράφεται μία περίπτωση χρήσης ανάλυσης οικονομικών μεγεθών με τη χρήση νευρωνικών δικτύων. Περιγράφονται οι απαιτήσεις, η προέλευση και η φύση των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν, τα εργαλεία που χρησιμοποιήθηκαν. Αξιολογούνται η πολυπλοκότητα της εφαρμογής που αναπτύχθηκε και η αποτελεσματικότητά της.

Παράλληλα εκτιμάται και το κόστος ανάπτυξης και συντήρησης της εφαρμογής που αναπτύχθηκε.

- Κεφάλαιο 5: Στο τελευταίο κεφάλαιο της εργασίας παρουσιάζονται τα συμπεράσματα που προέκυψαν από την μελέτη της αντίστοιχής θεωρίας καθώς και την πρακτική εφαρμογή της. Τα συμπεράσματα αυτά έχουν να κάνουν με την αξιοπιστία των νευρωνικών δικτύων ως εργαλεία αξιολόγησης και εκμετάλλευσης οικονομικών μεγεθών, την επάρκεια, την πολυπλοκότητα, την ευκολία χρήσης και το κόστος των εργαλείων που χρησιμοποιούνται, καθώς και με τη δυναμική τους να αποτελούν εργαλείο οικονομικής ανάλυσης στο μέλλον.

Κεφάλαιο 1: Οικονομικά Στοιχεία

Οικονομικοί Δείκτες

Η κατάσταση της οικονομία σε έναν οργανισμό περιγράφεται από ένα σύνολο δεικτών. Αυτοί αντικατοπτρίζουν και μία διαφορετική άποψη της οικονομίας και όλοι μαζί τη συνολική της κατάσταση. Αν και πιο συχνά οι δείκτες αυτοί περιγράφουν την κατάσταση εθνικών οικονομιών, δύνανται να προσαρμοστούν και να χρησιμοποιηθούν για να περιγράψουν την οικονομική κατάσταση σε έναν οργανισμό (khanacademy, 2024).

Ακαθάριστο Εγχώριο Προϊόν

Το Ακαθάριστο Εγχώριο Προϊόν (ΑΕΠ) ορίζεται ως είναι η αξία του συνόλου των τελικών προϊόντων και υπηρεσιών που παράγει μία οικονομία σε ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα. Καταμετράται μετά την αφαίρεση της επίδρασης του πληθωρισμού και ως μονάδα μέτρησης έχει χρηματικές μονάδες. Αναφέρεται στην αξία των οντοτήτων που παρήγαγε μία χώρα ή ένας οργανισμός συνήθως σε διάστημα ενός έτους ακόμα.

Ακαθάριστο Εθνικό Προϊόν

Το Ακαθάριστο Εθνικό Προϊόν Α.Ε.Π. αποτελεί το εισόδημα (σε χρήμα ή αγαθά) που αποκτούν οι πολίτες μιας χώρας κατά τη διάρκεια ενός έτους. Προσμετράται το εισόδημα των πολιτών της χώρας που διαμένουν εκτός αυτής.

Ρυθμός Μεγέθυνσης του ΑΕΠ

Ο ρυθμός μεγέθυνσης του ΑΕΠ περιγράφει την πορεία του ΑΕΠ στο χρόνο. Ενδιαφέρον περισσότερο υπάρχει για τον προσδιορισμό μακροχρόνιων τάσεων. Θετικός ρυθμός σημαίνει οικονομική πρόοδο ενώ αρνητικός ρυθμός υποδηλώνει περιορισμό της οικονομικής δραστηριότητας. Η πρόοδος ή ανάπτυξη περιγράφει κατάσταση κατά την οποία παρατηρείται αύξηση της

παραγωγής προϊόντων και υπηρεσιών στην πορεία του χρόνου. Ο ρυθμός αύξησης του πραγματικού ακαθάριστου εγχώριου προϊόντος αποτελεί το βασικό μέτρο εκτίμησης της ανάπτυξης. Ο υπολογισμός του γίνεται μετά την αφαίρεση της επίδρασης του πληθωρισμού. Οι τάσεις που εξετάζονται για την ανάπτυξη έχουν χρονικό βάθος ετών, δεκαετιών, ακόμα και αιώνων.

Τάσεις Ανεργίας

Οι δείκτες της ανεργίας απεικονίζουν την δυναμική μίας οικονομίας. Εκφράζεται με το ποσοστό των ανέργων¹ επί του συνόλου του εργατικού δυναμικού. Με τον όρο μακροχρόνια άνεργοι περιγράφονται οι άνθρωποι εκείνοι που παραμένουν χωρίς εργασία (ενώ επιθυμούν να εργαστούν) για χρονικό διάστημα μεγαλύτερου των 12 μηνών.

Σύνολο Καταθέσεων Και Ρέπος

Το σύνολο καταθέσεων περιλαμβάνει το συνολικό ποσό των καταθέσεων ταμιευτηρίου, όψεως και προθεσμιακών. Repo είναι μία συμφωνία κατά την οποία ο δανειζόμενος συμφωνεί να μεταβιβάσει στο δανειστή ένα χρεόγραφο με ένα αντίτιμο και την ανάκτηση του στο μέλλον με ένα επίσης προσδιορισμένο αντίτιμο. Το συγκεντρωτικό ποσό καταθέσεων και Repos προσδιορίζουν τη ρευστότητα της οικονομίας και κατ' επέκταση την ικανότητα των χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων να παρέχουν δάνεια στην αγορά.

Εξέλιξη Αναθεωρημένου Δείκτη Βιομηχανικής Παραγωγής

Με τον Δείκτη Βιομηχανικής Παραγωγής εξετάζεται η μεταβολή του όγκου της συνολικής παραγωγής στους κλάδους των ορυχείων – λατομείων της μεταποίησης, της ενέργειας και του ύδατος, σε ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα. Στο πλαίσιο αυτό καταμετράται η εξέλιξη της προστιθέμενης αξίας κόστους των συντελεστών παραγωγής, σε σταθερές τιμές

¹ Άνεργοι είναι τα άτομα εκείνα που έχουν συμπληρώσει το 14 έτος της ηλικίας τους και παρ' ότι σε μια δεδομένη χρονική στιγμή μπορούν και επιθυμούν να εργαστούν, δεν βρίσκουν εργασία.

Δείκτης Κύκλου Εργασιών στο Λιανικό Εμπόριο

Ο Δείκτης Κύκλου Εργασιών στο Λιανικό Εμπόριο εξετάζει τα επίπεδα στις μεταβολές του ύψους του του τζίρου των επιχειρήσεων που δραστηριοποιούνται στο λιανικό εμπόριο.

Ετήσια Ιδιωτική Οικοδομική Δραστηριότητα.

Παρακολουθείται σε ετήσια βάση ο αριθμός των νέων οικοδομικών αδειών που εκδίδονται. Η οικονομική δραστηριότητα μπορεί να αποδώσει ανάγλυφα τις δυνατότητες μίας οικονομίας καθώς η καλή οικονομική κατάσταση, ανεβάζει τη διάθεση για νέες κατασκευές και ανακαινίσεις.

Δημόσια & Ιδιωτική Καταναλωτική Δαπάνη ως ποσοστό % του ΑΕΠ

Το μέτρο αυτό καταγράφει το ποσοστό του ΑΕΠ μιας χώρας που αντιστοιχεί στην καταναλωτική δαπάνη των νοικοκυριών και της κυβέρνησης σε αγαθά και υπηρεσίες, της επένδυσης και των καθαρών εξαγωγών προϊόντων και υπηρεσιών². Περιγράφει τη σχετική αγοραστική ισχύ των πολιτών μίας χώρας.

Ακαθάριστες Επενδύσεις Παγίου Κεφαλαίου ως ποσοστό % του ΑΕΠ

Είναι ένας δείκτης που καταδεικνύει το βαθμό κατά τον οποίο μία εθνική οικονομία, δείχνει διάθεση να επενδύσει πάγια κεφάλαια³. Είναι ένα μέγεθος το οποίο μπορεί να περιγράψει τις αντοχές της οικονομίας και τη δυναμική της στο μέλλον. Σχετίζεται με την τρέχουσα αλλά και τις προοπτικές παραγωγικότητας καθώς αυτή εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τις επενδύσεις. Η μείωση της παραγωγικότητας επιφέρει την απώλεια μεριδίου της αγοράς, αφού αυτό στρέφεται αλλού για την ικανοποίηση της ζήτησης. Αυτό σημαίνει απώλεια

² Προκύπτει αν από τις εξαγωγές αφαιρεθούν οι εισαγωγές.

³ Σε αυτά περιλαμβάνονται πάγια περιουσιακά στοιχεία, εγκαταστάσεις, τεχνολογικός εξοπλισμός, γραμμές παραγωγής, κεφαλαιουχικά αγαθά.

εισροών από το εξωτερικό αλλά και αύξησης εκροών σε εισαγωγές προϊόντων και υπηρεσιών.

Ισοζύγιο Τρεχουσών Συναλλαγών, Εξαγωγές & Εισαγωγές ως % ΑΕΠ

Το Ισοζύγιο Τρεχουσών Συναλλαγών (ΙΤΣ) είναι το άθροισμα των εσόδων από εξαγωγές (μετά την αφαίρεση των εξόδων λόγω εισαγωγών), των εσόδων από πωλήσεις και μεταβιβάσεις (μετά την αφαίρεση των εξόδων). Ζητούμενο είναι αυτό το μέγεθος να είναι θετικό, ώστε ο οργανισμός να παράγει και να διαθέτει περισσότερα από όσα εισάγει. Όταν αυτό επιτυγχάνεται, δεν χρειάζεται να καταφύγει σε επώδυνο δανεισμό. Το ισοζύγιο τρεχουσών συναλλαγών απεικονίζει τη διαφορά των εσόδων που προέρχονται από το εξωτερικό για παραγόμενα αγαθά και υπηρεσίες (συμπεριλαμβανομένων εισοδημάτων από τόκους και μερίσματα, ενοικίων από περιουσιακά στοιχεία και υπηρεσιών των παραγωγικών συντελεστών), μείον τις αντίστοιχες πληρωμές που γίνονται με κεφάλαια προερχόμενα από την οικονομία.

Ισοζύγιο Γενικής Κυβέρνησης & Πρωτογενές Γενικής Κυβέρνησης % ΑΕΠ

Ο δημόσιος τομέας μίας χώρας περιλαμβάνει την Γενική Κυβέρνηση και τις Δημόσιες Επιχειρήσεις και Οργανισμούς. Η Γενική Κυβέρνηση περιλαμβάνει την Κεντρική Κυβέρνηση, την Τοπική Αυτοδιοίκηση και τους Οργανισμούς Κοινωνικής Ασφάλισης. Το Ισοζύγιο Γενικής Κυβέρνησης (ΙΓΚ) είναι τα έσοδα της αναιρουμένων των εξόδων της. Αν το ισοζύγιο αυτό είναι αρνητικό, τότε πιθανότατα η χώρα καταφεύγει σε εξωτερικό δανεισμό. Αν το ισοζύγιο αυτό παραμένει για μεγάλα χρονικά διαστήματα αρνητικό, τότε η χώρα κινδυνεύει με πτώχευση. Μία ακόμα σχετική έννοια είναι το Πρωτογενές Ισοζύγιο Γενικής Κυβέρνησης, το οποίο είναι το Ισοζύγιο της Γενικής Κυβέρνησης χωρίς να υπολογίζονται οι τόκοι για την εξυπηρέτηση του δημοσίου χρέους.

Δείκτης Οικονομικού Κλίματος

Ο Δείκτης Οικονομικού Κλίματος αποτελεί ένα μέτρο για την αξιολόγηση της πορείας της οικονομικής δραστηριότητας μιας χώρας.

Προκύπτει ως το σταθμισμένο άθροισμα των Δεικτών Επιχειρηματικών Προσδοκιών στη Βιομηχανία, στις Κατασκευές, στο Λιανικό Εμπόριο και στις Υπηρεσίες και του Δείκτη Καταναλωτικής Εμπιστοσύνης.

Ποσοστό του Πληθυσμού σε Κίνδυνο Φτώχειας

Για να αναγνωρισθεί ότι ένας άνθρωπος αντιμετωπίζει κίνδυνο φτώχειας, χρειάζεται να προσδιορισθεί ο εθνικός διάμεσος διαθέσιμου εισοδήματος. Οι άνθρωποι με εισόδημα κάτω από το 60% αυτού, βρίσκονται σε κίνδυνο φτώχειας. Το ποσοστό του πληθυσμού με τον κίνδυνο αυτό, ορίζει τον δείκτη. Μεγάλο ποσοστό καταδεικνύει την ανάγκη για λήψη μέτρων με κοινωνικό προσανατολισμό.

Σχετική φτώχεια

Η σχετική φτώχεια αναφέρεται στο ποσοστό των ανθρώπων που αναγκάζεται να διαβιώνει με εισόδημα χαμηλότερο του 60% του διάμεσου εισοδήματος της χώρας. Ο δείκτης εφαρμόζεται με σταθμισμένο τρόπο στα μέλη κάθε νοικοκυριού, ώστε να υπολογίζεται ένα μέγεθος για κάθε νοικοκυριό⁴. Όσοι έχουν εισόδημα κάτω του 50% του διάμεσου ισοδύναμου εισοδήματος θεωρούνται φτωχοί.

Οικονομική Ανάλυση

Η οικονομική ανάλυση είναι μία διαδικασία επεξεργασίας οικονομικών στοιχείων. Για το σκοπό αυτό χρησιμοποιούνται αρκετές διαφορετικές μεθοδολογίες και μετρικές. Το αποτέλεσμα είναι η εκτίμηση τάσεων και μεγεθών οικονομικού ενδιαφέροντος, που συμβάλλουν στη λήψη αποφάσεων. Τα εργαλεία που χρησιμοποιούνται για την οικονομική ανάλυση προέρχονται από τους επιστημονικούς τομείς της στατιστικής, των μαθηματικών, της οικονομετρίας.

⁴ Η κλίμακα, αποδίδει συντελεστή στάθμισης 1 για τον πρώτο ενήλικα του νοικοκυριού, συντελεστή στάθμισης 0,5 για κάθε άλλο μέλος του νοικοκυριού ηλικίας άνω των 14 ετών και συντελεστή στάθμισης 0,3 για τα μέλη του νοικοκυριού ηλικίας κάτω των 14 ετών.

Τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την οικονομική ανάλυση μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε μελέτες που εντάσσονται σε κάποιες από τις παρακάτω κατηγορίες: μακροοικονομία, μικροοικονομία, επιχειρηματική ανάλυση, ανάλυση πολιτικής, ανάλυση αγοράς, επενδυτική ανάλυση.

Μακροοικονομία

Η Μακροοικονομία είναι ο κλάδος της οικονομίας που μελετά τη συμπεριφορά μιας συνολικής οικονομίας, η οποία περιλαμβάνει αγορές, επιχειρήσεις, καταναλωτές και κυβερνήσεις. Η Μακροοικονομία εξετάζει φαινόμενα σε ολόκληρη την οικονομία, όπως ο πληθωρισμός, τα επίπεδα τιμών, ο ρυθμός οικονομικής ανάπτυξης, το εθνικό εισόδημα, το ακαθάριστο εγχώριο προϊόν και οι αλλαγές στην ανεργία. Στόχος των μελετών που πραγματοποιούνται στο πλαίσιο της είναι να μετρήσει πόσο καλά αποδίδει μια οικονομία προσδιορίζοντας τις δυνάμεις που μπορούν να οδηγήσουν στην ανάπτυξη. Οι δύο κύριοι τομείς της μακροοικονομικής έρευνας είναι η μακροπρόθεσμη οικονομική ανάπτυξη και οι βραχυπρόθεσμοι επιχειρηματικοί κύκλοι. Η σχετική επιστημονική έρευνα επικεντρώνεται στην αναζήτηση ορθών προβλέψεων που χρησιμοποιούνται από κρατικούς φορείς για τον προσδιορισμό και την αξιολόγηση της οικονομικής, νομισματικής και δημοσιονομικής πολιτικής. Οι επιχειρήσεις χρησιμοποιούν τα μοντέλα πρόβλεψης για να καθορίσουν στρατηγικές σε εγχώριες και παγκόσμιες αγορές και οι επενδυτές τα χρησιμοποιούν για να προβλέψουν και να σχεδιάσουν τις επενδυτικές τους κινήσεις. Η κατάλληλη μακροοικονομική ανάλυση σε εναρμόνιση με τις οικονομικές θεωρίες, μπορούν να φωτίσουν τον τρόπο λειτουργίας των οικονομιών και τις μακροπρόθεσμες συνέπειες συγκεκριμένων πολιτικών και αποφάσεων. Η μακροοικονομική θεωρία μπορεί επίσης να βοηθήσει μεμονωμένες επιχειρήσεις και επενδυτές να λάβουν καλύτερες αποφάσεις μέσω μιας πιο ενδελεχούς κατανόησης των επιπτώσεων των γενικών οικονομικών τάσεων και πολιτικών στους δικούς τους κλάδους (Rathburn, 2024).

Μικροοικονομία

Είναι ο κλάδος της οικονομίας που μελετά τη συμπεριφορά μεμονωμένων καταναλωτών και επιχειρήσεων. Εστιάζει στη λεπτομερή μελέτη των ίδιων των παραγόντων, χρησιμοποιώντας αυστηρές μαθηματικές τεχνικές για την καλύτερη περιγραφή και κατανόηση των μηχανισμών λήψης αποφάσεων. Ο κλάδος της μικροοικονομίας που ασχολείται με τη συμπεριφορά των νοικοκυριών ονομάζεται θεωρία του καταναλωτή. Η θεωρία του καταναλωτή βασίζεται στην έννοια της χρησιμότητας: το οικονομικό μέτρο της ευεξίας, το οποίο αυξάνεται καθώς αυξάνεται η κατανάλωση ορισμένων αγαθών. Αυτό που επιθυμούν οι καταναλωτές αποτυπώνεται από τη συνάρτηση χρησιμότητας, η οποία μετρά την ικανοποίηση που προκύπτει από την κατανάλωση ενός συνόλου αγαθών. Οι καταναλωτές, ωστόσο, δεσμεύονται επίσης από έναν περιορισμό προϋπολογισμού, ο οποίος περιορίζει τον αριθμό ή τα είδη αγαθών και υπηρεσιών που μπορούν να αγοράσουν. Οι καταναλωτές μοντελοποιούνται ως μεγιστοποιητές χρησιμότητας: θα προσπαθήσουν να αγοράσουν τον βέλτιστο αριθμό αγαθών που μεγιστοποιεί τη ικανοποίησή τους, δεδομένου του προϋπολογισμού τους.

Ο κλάδος της μικροοικονομίας που ασχολείται με την εταιρική συμπεριφορά ονομάζεται θεωρία παραγωγών. Η θεωρία του παραγωγού βλέπει τις επιχειρήσεις ως οντότητες που μετατρέπουν εισροές σε προϊόν χρησιμοποιώντας την τεχνολογία. Οι τιμές των εισροών και η διαθεσιμότητα, καθώς και το επίπεδο της τεχνολογίας παραγωγής, δεσμεύουν τις επιχειρήσεις σε μια ορισμένη παραγωγική ικανότητα. Ο στόχος της επιχείρησης είναι να παράγει το ποσό της παραγωγής που μεγιστοποιεί τα κέρδη της, με την επιφύλαξη των περιορισμών εισροών και τεχνολογίας.

Οι καταναλωτές και οι επιχειρήσεις αλληλεπιδρούν μεταξύ τους σε διάφορες αγορές. Μια τέτοια αγορά είναι η αγορά αγαθών, στην οποία οι επιχειρήσεις αποτελούν την πλευρά της προσφοράς και οι καταναλωτές που αγοράζουν τα προϊόντα τους αποτελούν την πλευρά της ζήτησης. Η μικροοικονομία απαιτεί τη μελέτη αυτής της αλληλεπίδρασης. Μέσω αυτής προσπαθούν να εκτιμούν με ακρίβεια τη συμπεριφορά των καταναλωτών και των επιχειρήσεων. Τα οικονομικά της συμπεριφοράς αγγίζουν και άλλες επιστημονικές περιοχές, όπως είναι η ψυχολογία και η κοινωνιολογία, τα

μαθηματικά και η φυσική. Σε ότι αφορά την μικροοικονομία των παραγωγών επικεντρώνεται στη λεπτομερή μελέτη της δομής των επιχειρήσεων και του τρόπου λειτουργίας τους σε διαφορετικές αγορές. Η οικονομία της εργασίας, ένας άλλος τομέας της μικροοικονομίας, που μελετά τις αλληλεπιδράσεις εργαζομένων και επιχειρήσεων στην αγορά εργασίας (Bondarenko, 2023).

Επιχειρηματική ανάλυση

Η Επιχειρηματική Ανάλυση αναφέρεται στην εκτίμηση της απόδοσης μιας εταιρείας ή ενός επιχειρηματικού έργου, με τη χρήση αναλύσεων κόστους-οφέλους ή οικονομικών δεικτών. Περιλαμβάνει μελέτη και ανάλυση δεδομένων, τάσεων και στρατηγικών που επιτρέπουν σε οργανισμούς να λαμβάνουν εύστοχες αποφάσεις για να επιτυγχάνουν τους στόχους τους. Υλοποιείται με τη συλλογή, την επεξεργασία και την ερμηνεία δεδομένων και εν τέλει την παραγωγή σημαντικών πληροφοριών που μπορούν να οδηγήσουν τις επιχειρηματικές στρατηγικές και τις λειτουργικές αποφάσεις. Μέσω των διαδικασιών αυτών γίνεται η ταυτοποίηση των επιχειρηματικών αναγκών και αναζητούνται λύσεις σε αντίστοιχα προβλήματα. Αυτές οι λύσεις μπορεί να περιλαμβάνουν την ανάπτυξη νέων πολιτικών, την αλλαγή διαδικασιών, την ανάπτυξη τεχνολογικών συστημάτων ή την στρατηγική αναδιάρθρωση της επιχείρησης. Αντικειμενικός σκοπός της επιχειρηματικής ανάλυσης είναι η βελτίωση της αποτελεσματικότητας των επιχειρησιακών διαδικασιών και η αύξηση της απόδοσης της επιχείρησης.

Γενικά η επιχειρηματική ανάλυση αναλύεται στα εξής στάδια:

- Αναγνώριση και Κατανόηση των Επιχειρηματικών Αναγκών: Καταγράφονται τα χαρακτηριστικά της τρέχουσας κατάστασης, αναλύεται η απόδοση των επιχειρησιακών διαδικασιών και η απόκλιση από τους στόχους της επιχείρησης.
- Καθορισμός των αναγκών και των προβλημάτων: Η ανάλυση της τρέχουσας κατάστασης αναδεικνύει τα προβλήματα και τις ευκαιρίες της επιχείρησης. Αυτά αξιολογούνται ως προς την σημασία και τη δυνατότητα να επηρεάσουν την εξέλιξη της επιχείρησης.

- Συλλογή και Ανάλυση Δεδομένων: Χρησιμοποιούνται διάφορες εσωτερικές και εξωτερικές πηγές για άντληση δεδομένων που θα υποστούν επεξεργασία.
- Ανάλυση δεδομένων: Η κυρίως ανάλυση των δεδομένων γίνεται με τη χρήση στατιστικών μεθόδων, εργαλείων ανάλυσης δεδομένων και τεχνικών οπτικοποίησης για την ερμηνεία τους και την εξαγωγή συμπερασμάτων.
- Ανάπτυξη Λύσεων: Η ανάλυση αναδεικνύει τις κατάλληλες λύσεις για την αποτελεσματική αντιμετώπιση των προβλημάτων και την αξιοποίηση των ευκαιριών. Από τις λύσεις αυτές επιλέγονται και υλοποιούνται οι πιο συμφέρουσες για την επιχείρηση. Η υλοποίηση γίνεται βάση λεπτομερούς υλοποιήσιμου σχεδίου. Η νέα κατάσταση που διαμορφώνεται αξιολογείται και ανάλογα βελτιστοποιείται, μέσα από την συνεχή παρακολούθηση της αποτελεσματικότητάς της.

Η επιχειρηματική ανάλυση συμβάλει στη βελτίωση των διαδικασιών λήψης αποφάσεων καθώς από αυτή παρέχει αξιόπιστα δεδομένα και πληροφορίες που υποστηρίζουν τη στρατηγική λήψη αποφάσεων. Με τη σωστή εφαρμογή, μπορεί να προσφέρει σημαντικά οφέλη, όπως βελτιωμένη αποδοτικότητα, αυξημένη ικανοποίηση των πελατών και ανταγωνιστικό πλεονέκτημα. Ωστόσο, απαιτεί προσοχή στην ποιότητα των δεδομένων και τη συνεχή προσαρμογή στις τεχνολογικές εξελίξεις (Paleru, et al., 2021).

Ανάλυση πολιτικής

Η ανάλυση οικονομικής πολιτικής είναι η διαδικασία αξιολόγησης των επιπτώσεων των πολιτικών αποφάσεων στην οικονομία. Περιλαμβάνει την εφαρμογή οικονομικών θεωριών και μεθοδολογιών για να κατανοηθούν τα αποτελέσματα των πολιτικών. Αυτό είναι η προϋπόθεση για να προταθούν βέλτιστες λύσεις. Είναι σημαντική διαδικασία για την αντιμετώπιση οικονομικών προκλήσεων σε επίπεδο εθνικών κυβερνήσεων και διεθνών οργανισμών.

Οι κύριοι στόχοι της οικονομικής πολιτικής περιλαμβάνουν την σταθεροποίηση του πληθωρισμού σε χαμηλά επίπεδα, τη μείωση της ανεργίας,

την εξασφάλιση της οικονομικής ανάπτυξης και την εξισορρόπηση των εξωτερικών συναλλαγών μιας χώρας. Η ανάλυση περιλαμβάνει τα εξής στάδια:

- Ορισμός του Προβλήματος: Αρχικά θα πρέπει να προσδιοριστεί το πρόβλημα και τα χαρακτηριστικά του.
- Συλλογή Δεδομένων: Εντοπίζονται αξιόπιστες επίσημες πηγές και αντλούνται δεδομένα σχετικά με το πρόβλημα.
- Ανάλυση Δεδομένων: Εφαρμόζονται οικονομικά μοντέλα και στατιστικές τεχνικές για την κατανόηση των τάσεων και των αιτιών του προβλήματος (οικονομετρικά μοντέλα, στατιστική ανάλυση, προσομοίωση)
- Αξιολόγηση Πολιτικών Μέτρων: Στην αξιολόγηση των πολιτικών μέτρων, αναλύονται οι δυνητικές επιπτώσεις διαφορετικών πολιτικών επιλογών.
- Επιλογή και Εφαρμογή Πολιτικής.

Η ανάλυση οικονομικής πολιτικής είναι ένα πολύπλοκο και πολύπλευρο πεδίο που απαιτεί συνδυασμό οικονομικής θεωρίας, ποσοτικών και ποιοτικών μεθόδων και κατανόηση των κοινωνικών και πολιτικών πλαισίων. Είναι απαραίτητη για τη διαμόρφωση πολιτικών που μπορούν να αντιμετωπίσουν τα σύγχρονα οικονομικά προβλήματα και να προάγουν τη βιώσιμη οικονομική ανάπτυξη (Chirinko, 2020).

Ανάλυση αγοράς

Η ανάλυση της αγοράς είναι μια διαδικασία που γίνεται για την κατανόηση των δυναμικών ενός συγκεκριμένου τομέα ή κλάδου, την αναγνώριση ευκαιριών και απειλών, και την ανάπτυξη στρατηγικών για την επιτυχή ανταγωνιστικότητα. Αποτελεί θεμελιώδες εργαλείο για επιχειρήσεις, επενδυτές και στρατηγικούς αναλυτές, καθώς προσφέρει πολύτιμες πληροφορίες για τη λήψη αποφάσεων. Βάση της ανάλυσης της αγοράς είναι η κατανόηση της. Αναλύονται οι συνθήκες, οι τάσεις και οι παράγοντες που επηρεάζουν την προσφορά και τη ζήτηση. Πάνω στη βάση αυτή μελετώνται:

- Το μέγεθος της αγοράς: Η συνολική αξία ή ο όγκος των πωλήσεων σε μια συγκεκριμένη αγορά.

- Οι τάσεις της αγοράς: Οι βασικές κατευθύνσεις και μεταβολές στην αγορά με την πάροδο του χρόνου.
- Η συμπεριφορά των καταναλωτών
- Η ανάλυση ανταγωνισμού
- Το μερίδιο της αγοράς που αντιστοιχεί σε κάθε επιχείρηση

Σημαντικό εργαλείο για την ανάλυση της αγοράς είναι η ανάλυση SWOT (Strengths, Weaknesses, Opportunities, Threats) που χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της θέσης μιας επιχείρησης στην αγορά⁵. Γενικά η ανάλυση της αγοράς περιλαμβάνει τις ακόλουθες διεργασίες:

- Ορισμός του στόχου της ανάλυσης
- Συλλογή Δεδομένων
- Ανάλυση Δεδομένων
- Αξιολόγηση ευκαιριών και απειλών
- Επιλογή στρατηγικών
- Υλοποίηση στην αγορά

Επενδυτική ανάλυση

Η επενδυτική ανάλυση είναι η διαδικασία αξιολόγησης των επενδυτικών εναλλακτικών επιλογών και την επιλογή των πιο συμφερούσων. Περιλαμβάνει τη μελέτη οικονομικών στοιχείων, την αξιολόγηση των επιδόσεων των επενδύσεων, και την κατανόηση των κινδύνων και των αποδόσεων. Οι επενδύσεις μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε διάφορους τύπους, όπως μετοχές, ομόλογα, ακίνητα, παράγωγα. Μέσα από την ανάλυση εκτιμώνται:

- Οι πιο αποδοτικοί συνδυασμοί επενδύσεων
- Η αξία μιας επένδυσης βάσει οικονομικών μοντέλων.
- Ο κίνδυνος και της δυνητικής απόδοσης

⁵ Η ανάλυση περιλαμβάνει τον προσδιορισμό εσωτερικών χαρακτηριστικών που προσδίδουν πλεονέκτημα (Strengths - Δυνάμεις), αδυναμίες που εμποδίζουν την ανάπτυξη (Weaknesses - Αδυναμίες), εξωτερικοί παράγοντες που μπορεί να μετατραπούν σε ευκαιρίες για ανάπτυξη (Opportunities - Ευκαιρίες) και εξωτερικές απειλές που πρέπει να αντιμετωπίζονται αποτελεσματικά (Threats - Απειλές).

Κατά την επενδυτική ανάλυση λαμβάνουν χώρα οι παρακάτω διεργασίες:

- Ορισμός των Επενδυτικών Στόχων: μπορεί να είναι η απόκτηση εισοδήματος, η αύξηση ή διατήρηση κεφαλαίου
- Συλλογή και Ανάλυση Δεδομένων
- Τεχνική Ανάλυση: μελέτη των ιστορικών τιμών και των όγκων συναλλαγών για την πρόβλεψη των μελλοντικών κινήσεων της αγοράς.
- Αξιολόγηση κινδύνου και απόδοσης
- Λήψη αποφάσεων (Brennana & Subrahmanyam, 1994)

Κεφάλαιο 2: Μηχανική Μάθηση

Ορισμοί και χαρακτηριστικά

Η προσαρμογή στην τεχνολογία και η αξιοποίηση της για την ανάπτυξη καινοτόμων λύσεων, είναι εξαιρετικά σημαντικές για την επιστημονική έρευνα και την εφαρμογή των αποτελεσμάτων της. Αυτή η εξέλιξη προσφέρει μεθοδολογίες και διαδικασίες λήψης αποφάσεων, που τείνουν να είναι πιο εύστοχες και αποδοτικές. Για την προώθηση της βιωσιμότητας επιχειρήσεων, οργανισμών και κρατών, η έξυπνη μελέτη και η βασισμένη σε αυτή επιλογή δράσεων, απαιτεί ορθή εκμετάλλευση των προοπτικών της τεχνολογίας εφαρμογών έξυπνης διαχείρισης καταστάσεων. Από αυτή την άποψη, χάρη στις εντατικές ερευνητικές προσπάθειες στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης (Artificial Intelligence - AI), έχουν ήδη καθιερωθεί στην μελέτη των οικονομικών μεγεθών, μια σειρά από τεχνικές βασισμένες στην τεχνητή νοημοσύνη, όπως η μηχανική μάθηση.

Ο ορισμός που έδωσε ο John McCarthy⁶, για την τεχνητή νοημοσύνη, τη δεκαετία του 1990, την περιέγραφε ως την επιστήμη και τη μηχανική κατασκευής ευφυών μηχανών, ιδιαίτερα ευφυών προγραμμάτων υπολογιστών. Γενικά, ο όρος AI χρησιμοποιείται όταν μια μηχανή προσομοιώνει λειτουργίες που χαρακτηρίζουν τους ανθρώπους, όπως η μάθηση και η επίλυση προβλημάτων. Σε γενικές γραμμές, η τεχνητή νοημοσύνη διακρίνεται σε 16 διαφορετικές κατηγορίες, ανάλογα με τον τομέα για τον οποίο προσφέρει λύσεις. Οι κατηγορίες αυτές περιλαμβάνουν: Αυτά είναι ο αιτιολογικός συλλογισμός (reasoning), ο προγραμματισμός, η τεχνητή ζωή (artificial life), η αναθεώρηση πεποιθήσεων (belief revision), η εξόρυξη δεδομένων (data mining), η κατανομημένη τεχνητή νοημοσύνη (distributed AI), τα έμπειρα συστήματα (expert systems), οι γενετικοί αλγόριθμοι (genetic algorithms), τα έξυπνα συστήματα, η αναπαράσταση γνώσης (knowledge representation), η

⁶ Ο John McCarthy (γεν. 4 Σεπτεμβρίου 1927, Βοστώνη, Μασαχουσέτη, ΗΠΑ - πέθανε στις 24 Οκτωβρίου 2011, Στάνφορντ, Καλιφόρνια) Αμερικανός μαθηματικός και επιστήμονας ηλεκτρονικών υπολογιστών που ήταν πρωτοπόρος στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης (AI). Θεωρείται ο «πατέρας» της τεχνητής νοημοσύνης. Η κύρια έρευνά του στον τομέα αφορούσε την επισημοποίηση της κοινής γνώσης.

μηχανική μάθηση (machine learning), η κατανόηση φυσικής γλώσσας (natural language understanding), τα νευρωνικά δίκτυα (neural networks), η απόδειξη θεωρημάτων (theorem proving), η ικανοποίηση περιορισμών (constraint satisfaction) και η θεωρία υπολογισμού (theory of computation). Στον 21ο αιώνα, η τεχνητή νοημοσύνη έχει γίνει ένας σημαντικός τομέας έρευνας σε όλους τους τομείς: Μηχανική, επιστήμη, εκπαίδευση, ιατρική, επιχειρήσεις, λογιστική, χρηματοοικονομικά, μάρκετινγκ, οικονομία, χρηματιστήριο και δίκαιο, μεταξύ άλλων. Το εύρος της τεχνητής νοημοσύνης αυξάνεται διαρκώς, αφού η ευφυΐα των μηχανών με δυνατότητες μηχανικής μάθησης έχει βρει σημαντικές εφαρμογές στις επιχειρήσεις, τις κυβερνήσεις και την κοινωνία. Οι εφαρμογές της συμμετέχουν με μεγάλη επιρροή στη διαμόρφωση αλλά και την μελέτη τάσεων σε πολλούς τομείς της ανθρώπινης δραστηριότητας. Η τεχνητή νοημοσύνη εφαρμόζεται στην επίλυση κρίσιμων ζητημάτων σε ότι έχει να κάνει και με την οικονομία (Cioffi, et al., 2020).

Η μάθηση, για τον άνθρωπο, ορίζεται ως η απόκτηση γνώσεων ή δεξιοτήτων, σε έναν συγκεκριμένο τομέα. Στην ψυχολογία, έχουν προταθεί διάφοροι γενικευμένοι ορισμοί της μάθησης και πολλοί από αυτούς ερμηνεύουν τη μάθηση ως την αλλαγή στη συμπεριφορά ενός όντος, που υπόκειται σε μια δεδομένη κατάσταση, ή ως μια ακολουθία επαναλαμβανόμενων εμπειριών του/της σε αυτήν την κατάσταση. Καθώς, μάθηση σημαίνει είτε απόκτηση νέας γνώσης είτε ενίσχυση ή ενημέρωση των δεξιοτήτων του ατόμου, η δημιουργία νέας γνώσης είναι ο συνδυασμός διαφόρων διαδικασιών, όπως η κατανόηση σημαντικών εννοιών, η κατανόηση των νοημάτων και των σχέσεων τους μεταξύ τους και η τοποθέτηση τους σε ένα συγκεκριμένο γνωστικό περιβάλλον – πεδίο. Η βελτίωση των δεξιοτήτων μπορεί να ερμηνευθεί με βιολογικούς όρους ως ενίσχυση ενός σχεδίου νευρικών συνδέσεων για την εκτέλεση της επιθυμητής λειτουργίας. Η επιστημονική μελέτη αλγορίθμων και στατιστικών μοντέλων και η εφαρμογή τους σε σύστημα υπολογιστή, που χρησιμοποιείται για την εκτέλεση μιας συγκεκριμένης εργασίας, ονομάζεται Μηχανική μάθηση. Θεωρείται ως υποσύνολο της τεχνητής νοημοσύνης. Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης χτίζουν ένα μαθηματικό μοντέλο βασισμένο σε δείγματα δεδομένων, γνωστά ως δεδομένα εκπαίδευσης, προκειμένου να κάνουν προβλέψεις ή

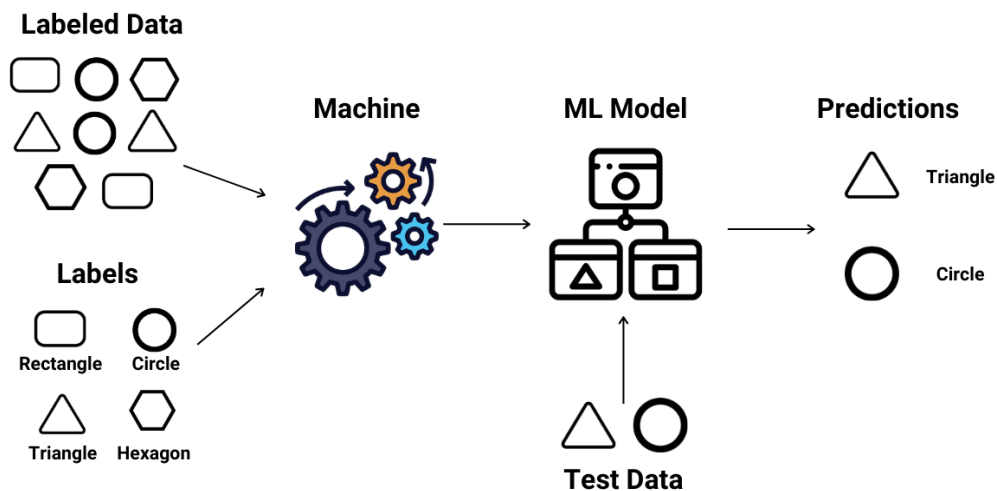
προτείνουν αποφάσεις χωρίς να είναι ρητά προγραμματισμένοι για την εκτέλεση της εργασίας (Khanzode & Sarode, 2020).

Κατηγορίες διαδικασιών μηχανικής μάθησης

Εποπτευόμενη Μηχανική Μάθηση

Η επιβλεπόμενη μηχανική μάθηση περιλαμβάνει μεθοδολογίες όπου τα μοντέλα εκπαιδεύονται με τη χρήση ενός συνόλου δεδομένων που περιέχει ζεύγη εισόδου-εξόδου. Στόχος τους είναι το εκπαιδευμένο μοντέλο να μαθαίνει από τα δεδομένα και να μπορεί στη συνέχεια να προβλέψει ή να ταξινομήσει νέα δεδομένα με ακρίβεια.

Στην επόμενη εικόνα περιγράφεται σχηματικά η διαδικασία της εποπτευόμενης μηχανικής μάθησης. Οι κατηγορίες που εντάσσονται τα δεδομένα είναι προκαθορισμένες (Labels). Για την εκπαίδευση του μοντέλου χρησιμοποιείται ένα σύνολο δεδομένων, του οποίου κάθε εγγραφή αντιστοιχεί σε μία ή περισσότερες κατηγορίες (Labeled Data). Η απόδοση του μοντέλου που δημιουργείται αξιολογείται με ένα σύνολο (του οποίου επίσης οι εγγραφές έχουν αντιστοιχιστεί σε κατηγορίες) με βάση το ποσοστό των προβλέψεων που συμφωνεί με τις πραγματικές τιμές. Αν η αξιολόγηση αποδίδει ικανοποιητικά αποτελέσματα, τότε το μοντέλο πρόβλεψης χρησιμοποιείται σε πραγματικές διαδικασίες.



Εικόνα 1: Περιγραφή εποπτευόμενης μηχανικής μάθησης

Οι διαδικασίες αυτού του είδους αναλύονται γενικά στα ακόλουθα στάδια:

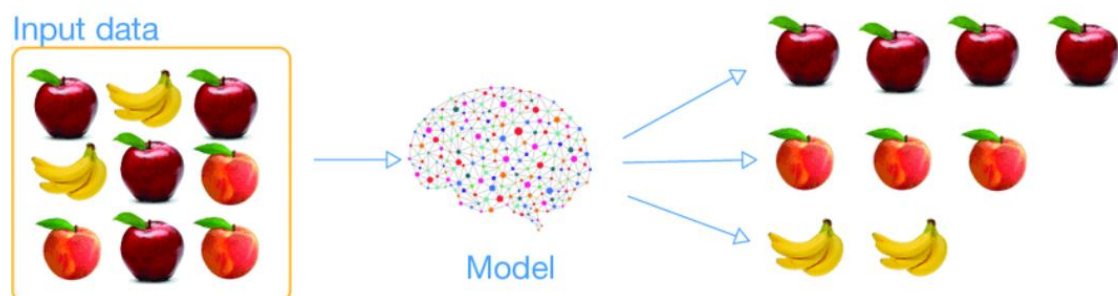
- Συλλογή δεδομένων: Η πρώτη ενέργεια που πρέπει να γίνει είναι να βρεθούν οι κατάλληλες πηγές δεδομένων και να γίνει η συλλογή τους. Κάθε εγγραφή θα πρέπει να περιλαμβάνει τις τιμές των χαρακτηριστικών του και την κατηγορία που ανήκει.
- Προεπεξεργασία δεδομένων: Τα δεδομένα θα πρέπει να είναι σε μορφή τέτοια που να επιδέχονται επεξεργασία. Στο στάδιο αυτό περιλαμβάνονται ο καθαρισμός των δεδομένων, την μετατροπή τους σε κατάλληλη μορφή και την αντιμετώπιση των τιμών που λείπουν.
- Επιλογή αλγορίθμου: Για κάθε πρόβλημα υπάρχει κατάλληλος τρόπος να επιλυθεί. Οι αναλυτές θα πρέπει να εκτιμήσουν τα χαρακτηριστικά του προβλήματος και να επιλέξουν τον αλγόριθμο που θα το επιλύσει με μεγαλύτερη ακρίβεια.
- Εκπαίδευση μοντέλου: Το μοντέλο εκπαιδεύεται με το να προσαρμόζει τις εισόδους στις επιθυμητές εξόδους. Οι παράμετροι του μοντέλου τροποποιούνται με βάση τα δεδομένα εκπαίδευσης, ώστε να μπορεί να κάνει σωστές προβλέψεις όταν τροφοδοτηθεί με νέα δεδομένα.
- Αξιολόγηση μοντέλου: Αφού εκπαιδευτεί το μοντέλο, αξιολογείται σε ένα σύνολο δεδομένων δοκιμής που δεν χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση του. Αν η έξοδος του μοντέλου δεν συμπίπτει με τις πραγματικές τιμές του συνόλου αξιολόγησης, η εκπαίδευση του μοντέλου επαναλαμβάνεται. Αν τα αποτελέσματα είναι θετικά, τότε το μοντέλο χρησιμοποιείται σε νέα δεδομένα.

Χαρακτηριστικές εφαρμογές της εποπτευόμενης μηχανικής μάθησης είναι η κατηγοριοποίηση, η πρόβλεψη τιμών και καταστάσεων και η ανάλυση δεδομένων για την αποκάλυψη μοτίβων και τάσεων.

Μη Εποπτευόμενη Μηχανική Μάθηση

Η βασική διαφορά της κατηγορίας αυτής σε σχέση με την εποπτευόμενη μηχανική μάθηση, είναι ότι τα μοντέλα εκπαιδεύονται με δεδομένα για τα οποία δεν υπάρχει η γνώση των ετικετών τους (πχ σε ποια κατηγορία ανήκουν). Οι μεθοδολογίες της κατηγορίας αυτής στοχεύουν στην αποκάλυψη της υποκείμενης δομής ή των μοτίβων των δεδομένων.

Στην επόμενη εικόνα παρουσιάζεται σχηματικά ο τρόπος με τον οποίο λειτουργούν οι μεθοδολογίες της μη εποπτευόμενης μηχανικής μάθησης. Τα στοιχεία του συνόλου εκπαίδευσης χρησιμοποιούνται προκειμένου να υπολογιστεί η μεταξύ τους απόσταση. Τα στοιχεία που έχουν την μικρότερη μεταξύ τους απόσταση καθορίζουν τις προδιαγραφές της κάθε κατηγορίας. Κάθε νέο στοιχείο τοποθετείται σε εκείνη την κατηγορία που έχει τις πιο κοντινές προδιαγραφές με τις τιμές των χαρακτηριστικών του.



Εικόνα 2: Περιγραφή της μη εποπτευόμενης μηχανικής μάθησης

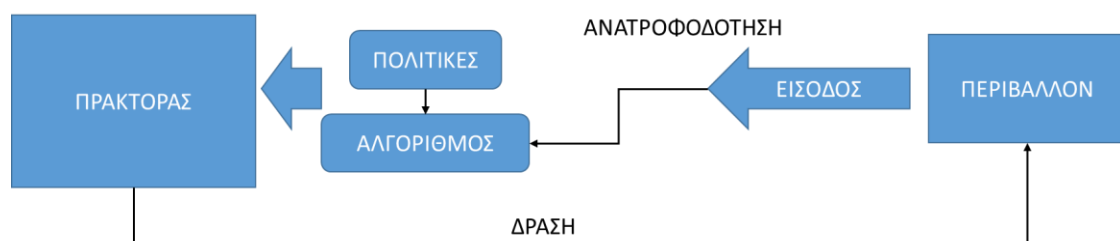
Η γενική εξέλιξη τους περιλαμβάνει τα ακόλουθα στάδια:

- Συλλογή δεδομένων: Το στάδιο αυτό δεν διαφέρει από το αντίστοιχο της εποπτευόμενης μάθησης. Τα δεδομένα δεν φέρουν ετικέτες.
- Προεπεξεργασία δεδομένων: Περιλαμβάνει τις ίδιες διεργασίες με το αντίστοιχο στάδιο της εποπτευόμενης μάθησης.
- Επιλογή αλγορίθμου: Εξετάζονται οι διαθέσιμοι αλγόριθμοι και εκτιμάται ποιων τα χαρακτηριστικά είναι καταλληλότερα για να εξασφαλίσουν την ανάπτυξη μοντέλων καλύτερης απόδοσης.

- Εκπαίδευση μοντέλου: Τα μοντέλα εκπαιδεύονται ώστε να αποκαλύπτουν τάσεις και μοτίβα.
- Αξιολόγηση μοντέλου: Στο στάδιο αυτό η απόδοση του μοντέλου που δημιουργείται αξιολογείται με τη χρήση κατάλληλων μετρικών.

Ενισχυτική Μάθηση

Στις μεθοδολογίες της ενισχυτικής μάθησης τα μοντέλα εκπαιδεύονται αλληλοεπιδρώνοντας δυναμικά με ένα περιβάλλον. Η αλληλεπίδραση αυτή συμβάλλει στην διαμόρφωση της συμπεριφοράς του μοντέλου ώστε να προσαρμοστεί στο περιβάλλον του. Χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι τα ρομπότ τα οποία προσαρμόζουν την κίνηση στο χώρο με βάση τις παραμέτρους του. Η προσαρμογή του βασίζεται σε ανταμοιβές και ποινές για τις ενέργειες που πραγματοποιεί. Στην επόμενη εικόνα περιγράφεται συνοπτικά ο τρόπος με τον οποίο λειτουργούν οι αλγόριθμοι ενισχυτικής μάθησης. Ένας πράκτορας δρα στο περιβάλλον του. Δέχεται ανατροφοδότηση από το περιβάλλον του, ανάλογη με τη δράση του. Με βάση την ανατροφοδότηση αυτή, προσαρμόζει τη δράση με βάση καθορισμένες πολιτικές και τον αλγόριθμο που χρησιμοποιείται. Η νέα του συμπεριφορά αξιολογείται εκ νέου, μέχρι να φθάσει τα επιθυμητά επίπεδα.



Εικόνα 3: Περιγραφή της ενισχυτικής μάθησης

Οι διαδικασίες εκπαίδευσης της ενισχυτικής μάθησης, γενικά περιλαμβάνουν τα παρακάτω στάδια:

- Καθορισμός περιβάλλοντος: Αρχικά θα πρέπει να οροθετηθεί τα περιβάλλον και να αρχικοποιηθούν οι παράμετροι του.

- Καθορισμός πράξεων και ανταμοιβών: Προσδιορίζεται ένα σύστημα που αντιστοιχεί σε ενέργειες επιβραβεύσεις και ποινές. Αυτό το σύστημα ορίζει την πορεία προς την τελείωση της συμπεριφοράς του μοντέλου.
- Επιλογή αλγορίθμου: Ανάλογα με το πρόβλημα που πρέπει να επιλυθεί επιλέγεται ο κατάλληλος αλγόριθμος.
- Εκπαίδευση μοντέλου: Το μοντέλο αλληλοεπιδρά με το περιβάλλον, εκτελεί ενέργειες και λαμβάνει ανταμοιβές και ποινές. Το μοντέλο αποκτά εμπειρίες και προσαρμόζεται στο περιβάλλον του.
- Αξιολόγηση μοντέλου: Το μοντέλο αξιολογείται με βάση την ποιότητα της συμπεριφορά τους σε κάθε περιβάλλον που εντάσσεται.

Μετρικές Απόδοσης Μοντέλων Μηχανικής Μάθησης

Για την αξιολόγηση των μοντέλων μηχανικής μάθησης χρησιμοποιούνται διάφορες μετρικές. Η επιλογή τους καθορίζεται από τον τύπο της μάθησης: (εποπτευόμενη, μη εποπτευόμενη ή ενισχυτική). Στις επόμενες παραγράφους αναφέρονται οι κυριότερες εξ' αυτών.

Εποπτευόμενη Μάθηση (Supervised Learning)

Στις περιπτώσεις κατηγοριοποίησης αναζητείται η τοποθέτηση του δείγματος στη σωστή κατηγορία. Η πρόβλεψη για κάθε δείγμα μπορεί να είναι:

- TRUE POSITIVE: Αν το αντικείμενο ανήκει στην κατηγορία A και προβλέφθηκε ότι ανήκει σε αυτή.
- TRUE NEGATIVE: Αν το αντικείμενο δεν ανήκει στην κατηγορία A και προβλέφθηκε ότι δεν ανήκει σε αυτή.
- FALSE POSITIVE: Αν το αντικείμενο δεν ανήκει στην κατηγορία A και προβλέφθηκε ότι ανήκει σε αυτή.
- FALSE NEGATIVE: Αν το αντικείμενο ανήκει στην κατηγορία A και προβλέφθηκε ότι δεν ανήκει σε αυτή.

Με βάση τα μέτρα αυτά ορίζονται οι παρακάτω μετρικές (Flach, 2003):

Ακρίβεια (Accuracy)

Το ποσοστό των σωστών προβλέψεων επί του συνολικού αριθμού των προβλέψεων. Είναι ένα γενικό μέτρο της απόδοσης του μοντέλου. Η μαθηματική του έκφραση είναι η εξής:

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Οι τιμές που λαμβάνει είναι στο διάστημα $[0, 1]$. Όσο πιο κοντά στο 1 είναι η τιμή του, τόσο ποιοτικότερο είναι το μοντέλο.

Ακρίβεια (Precision)

Ο λόγος των σωστών θετικών προβλέψεων προς το συνολικό αριθμό των θετικών προβλέψεων. Δείχνει κατά πόσο το μοντέλο μπορεί να ξεχωρίζει τα αντικείμενα μίας συγκεκριμένης κατηγορίας. Η μαθηματική του έκφραση είναι η εξής:

$$precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Οι τιμές που λαμβάνει είναι στο διάστημα $[0, 1]$. Όσο πιο κοντά στο 1 είναι η τιμή του, τόσο ποιοτικότερο είναι το μοντέλο.

Ανάκληση (Recall)

Ο λόγος των σωστών θετικών προβλέψεων προς το συνολικό αριθμό των πραγματικών θετικών περιπτώσεων. Δείχνει την ικανότητα του μοντέλου να μην παρασύρεται σε λανθασμένες προβλέψεις για μία κατηγορία. Η μαθηματική του έκφραση είναι η εξής:

$$precision = \frac{TP}{TP + FN}$$

Οι τιμές που λαμβάνει είναι στο διάστημα $[0, 1]$. Όσο πιο κοντά στο 1 είναι η τιμή του, τόσο ποιοτικότερο είναι το μοντέλο.

F1-Score

Ο αρμονικός μέσος της ακρίβειας και της ανάκλησης. Χρησιμοποιείται όταν υπάρχει ανισοκατανομή των κλάσεων, δηλαδή όταν οι θετικές ή αρνητικές περιπτώσεις είναι πολύ περισσότερες από τις άλλες. Η τιμή της δίνεται από τη σχέση:

$$F1\ Score = \times \frac{Precision + Recall}{Precision \times Recall}$$

Μεγάλη τιμή του F1 Score υποδεικνύει ότι το μοντέλο έχει καλή απόδοση, ενώ ένας χαμηλή δείχνει προβλήματα στην αναγνώριση των κλάσεων.

ROC AUC (Receiver Operating Characteristic Area Under Curve)

Το εμβαδόν κάτω από την καμπύλη ROC, που δείχνει την ικανότητα του μοντέλου να διαχωρίζει τις κατηγορίες. Η καμπύλη ROC αναπαριστά τη σχέση μεταξύ της ευαισθησίας (sensitivity) και της ειδικότητας (specificity) ενός συστήματος. Τα δύο αυτά μεγέθη υπολογίζονται όπως παρακάτω:

$$TPR\ (\epsilon\upsilon\alpha\iota\sigma\theta\eta\sigma\iota\alpha) = \frac{TP + FN}{TP}$$

$$FPR\ (\epsilon\iota\delta\iota\kappa\acute{o}\tau\eta\tau\alpha) = \frac{FP}{TN + FP}$$

MCC (Matthews Correlation Coefficient) (Chicco & Jurman, 2020)

Μια μετρική που λαμβάνει υπόψη όλες τις τιμές του πίνακα σύγχυσης και είναι πιο ισορροπημένη σε περιπτώσεις ανισοκατανομής των κλάσεων. Υπολογίζεται από τον παρακάτω τύπο.

$$MCC = \frac{TP \times TN - FP \times FN}{\sqrt{(TP + FP)(TP + FN)(TN + FP)(TN + FN)}}$$

Οι τιμές του είναι στο διάστημα [-1, 1]. Η τιμή 1 υποδεικνύει τέλεια πρόβλεψη, 0 υποδηλώνει ότι το μοντέλο κάνει προβλέψεις τυχαία και -1 υποδεικνύει ότι το μοντέλο κάνει συνεχώς λανθασμένες προβλέψεις.

Στις διαδικασίες παλινδρόμησης χρησιμοποιούνται οι ακόλουθες μετρικές (Hodson, 2022):

Mean Absolute Error (MAE)

Ο μέσος όρος των απόλυτων διαφορών μεταξύ των πραγματικών και των προβλεπόμενων τιμών. Όσο μικρότερο είναι η τιμή αυτή (όσο κοντύτερα στο 0), τόσο ποιοτικότερο είναι το μοντέλο πρόβλεψης

Mean Squared Error (MSE)

Ο μέσος όρος των τετραγώνων των διαφορών μεταξύ των πραγματικών και των προβλεπόμενων τιμών. Όσο μικρότερο είναι η τιμή αυτή (όσο κοντύτερα στο 0), τόσο ποιοτικότερο είναι το μοντέλο πρόβλεψης.

Root Mean Squared Error (RMSE)

Η τετραγωνική ρίζα του MSE, που προσφέρει μια πιο κατανοητή τιμή για τις αποκλίσεις.

Μη Εποπτευόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning)

Σε διαδικασίες μη εποπτευόμενης μηχανικής μάθησης χρησιμοποιούνται κυρίως οι παρακάτω μετρικές (Bracci & Namazi, 2021):

Silhouette Score

Αξιολογεί πόσο κοντά είναι τα σημεία ενός συμπλέγματος μεταξύ τους σε σύγκριση με άλλα συμπλέγματα. Υπολογίζεται για κάθε σημείο δεδομένων και αντικατοπτρίζει πόσο κοντά βρίσκεται το σημείο στα σημεία του ίδιου cluster σε σύγκριση με τα σημεία του πλησιέστερου διαφορετικού cluster. Ο τελικός δείκτης είναι ο μέσος όρος των Silhouette Scores όλων των σημείων. Ο υπολογισμός του silhouette για ένα σημείο είναι:

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max(a(i), b(i))}$$

όπου $a(i)$ είναι η μέση απόσταση του σημείου i από όλα τα υπόλοιπα σημεία του ίδιου cluster και $b(i)$ είναι η μέση απόσταση του σημείου i από όλα τα σημεία του πλησιέστερου διαφορετικού cluster. Λαμβάνει τιμές στο διάστημα $[-1, 1]$. Η τιμή 1 δείχνει ότι το σημείο είναι μακριά από τα γειτονικά clusters και σωστά ομαδοποιημένο, η τιμή 0 υποδηλώνει ότι το σημείο βρίσκεται στην οριακή γραμμή μεταξύ δύο clusters και η τιμή -1 ότι το σημείο είναι τοποθετημένο σε λάθος cluster.

Davies-Bouldin Index

Μετρά το μέσο λόγο της απόστασης μεταξύ συμπλεγμάτων και της διασποράς εντός συμπλέγματος. Χαμηλότερη τιμή υποδεικνύει καλύτερη ομαδοποίηση.

Adjusted Rand Index (ARI)

Μετρά την ομοιότητα μεταξύ της προκύπτουσας ομαδοποίησης και μιας γνωστής ομαδοποίησης. Η τιμή του δίνεται από τον τύπο

$$ARI = \frac{RI - E[RI]}{\max(RI) - E[RI]}$$

Με

$$RI = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Οι τιμές του ARI τοποθετούνται στο διάστημα $[-1, 1]$. Αν υποτεθεί μία τυχαία συσταδοποίηση, τότε η τιμή 1 αντιστοιχεί σε τέλεια συμφωνία μεταξύ της προβλεπόμενης συσταδοποίησης και της πραγματικής. Η τιμή 0 αντιστοιχεί σε συμφωνία μεταξύ των δύο συσταδοποιήσεων και οι αρνητικές τιμές αντιστοιχούν σε συσταδοποίηση χειρότερη από τυχαία.

Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)

Στην ενισχυτική μάθηση οι μετρικές απόδοσης που χρησιμοποιούνται είναι οι εξής:

Cumulative Reward

Το συνολικό ποσό των ανταμοιβών που συγκεντρώνει ο πράκτορας κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης.

Average Reward per Episode

Ο μέσος όρος της ανταμοιβής που λαμβάνει ο πράκτορας σε κάθε εκτέλεση..

Discounted Return

Η αθροιστική ανταμοιβή μείον έναν συντελεστή απόσβεσης (γ), που υπολογίζει τη σημασία των μελλοντικών ανταμοιβών.

Νευρωνικά δίκτυα

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αποτελούν ένα τομέα της τεχνητής νοημοσύνης που βασίζεται στη λειτουργία του ανθρώπινου κεντρικού νευρικού συστήματος. Συντίθενται από τεχνητούς νευρώνες που είναι συνδεδεμένοι μεταξύ τους. Τα δεδομένα ρέουν στο δίκτυο των νευρώνων. Η ροή αυτή καθορίζει την επεξεργασία των δεδομένων. Η γνώση παράγεται από τη ροή αυτή με τον ίδιο τρόπο που ο εγκέφαλος χρησιμοποιεί το κεντρικό νευρικό σύστημα για να αξιολογήσει τα δεδομένα που δέχεται από το περιβάλλον και να τα μετατρέψει σε αξιοποιήσιμη πληροφορία.

Κάθε τεχνητό νευρωνικό δίκτυο απαρτίζεται από τα εξής στοιχεία:

- Τεχνητός νευρώνας: Αποτελεί τη βασική μονάδα επεξεργασίας του τεχνητού νευρωνικού δικτύου. Αυτός λαμβάνει σταθμισμένες εισόδους, τις οποίες συνδυάζει σε μία συνάρτηση ενεργοποίησης η οποία και παράγει μία έξοδο.
- Συνδέσεις: Οι νευρώνες συνδέονται μεταξύ τους με βεβαρυμμένες ακμές.

- Επίπεδα: Οι νευρώνες είναι οργανωμένοι σε επίπεδα. Ο τρόπος με τον οποίο διασυνδέονται οι νευρώνες σε κάθε επίπεδο, καθορίζει και τη δομή των νευρωνικών δικτύων.
- Ροή δεδομένων: Η πληροφορία ρέει δια μέσου των επιπέδων του δικτύου από την είσοδο προς την έξοδο του.

Η εκπαίδευση στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα βασίζεται στην αντιστοίχιση της εισόδου στην έξοδο. Τα βάρη στις συνδέσεις και οι παράμετροι των συναρτήσεων ενεργοποίησης των νευρώνων προσαρμόζονται κατάλληλα με βάση αυτή την αντιστοίχιση.

Τα νευρωνικά δίκτυα διακρίνονται ανάλογα με τη δομή τους σε Feed Forward, Recurrent, Convolutional. Τα διαφορετικά τους χαρακτηριστικά καθορίζουν για κάθε ένα από αυτό το για ποιες εφαρμογές είναι κατάλληλα. Οι κυριότερες εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων περιλαμβάνουν:

- Αναγνώριση εικόνας: Ταξινόμηση και ανάλυση εικόνων.
- Επεξεργασία φυσικής γλώσσας: Κατανόηση και παραγωγή ανθρώπινης γλώσσας.
- Πρόβλεψη: Πρόβλεψη μελλοντικών τιμών.
- Λήψη αποφάσεων: Υποστήριξη στη λήψη αποφάσεων σε σύνθετα προβλήματα.

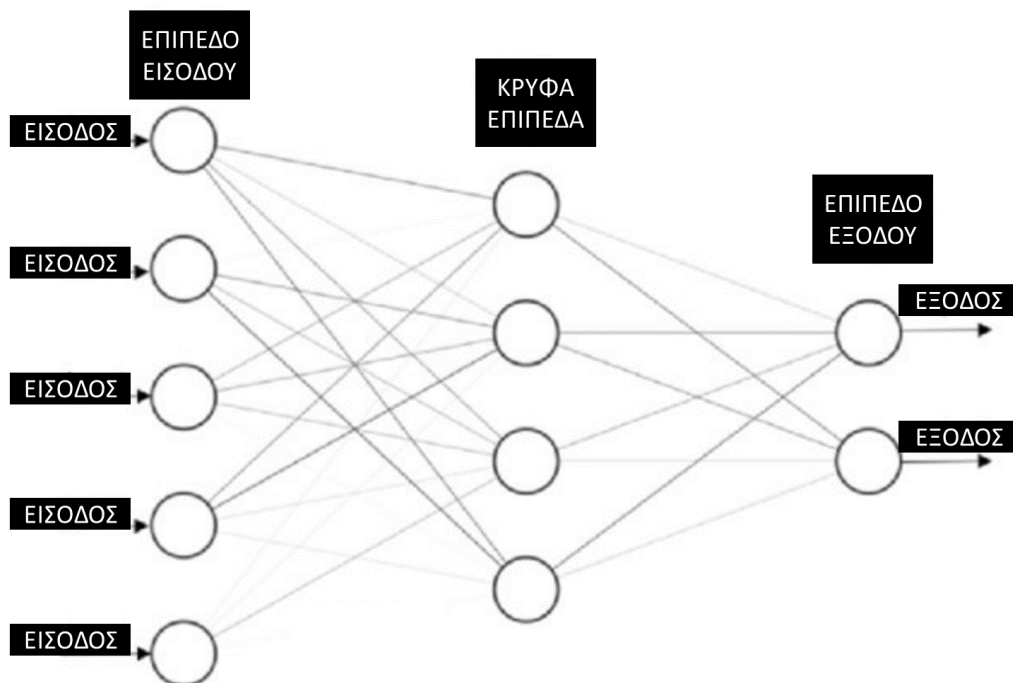
Είδη Νευρωνικών δικτύων

Feed Forward Neural Networks

Τα νευρωνικά δίκτυα αυτού του είδους, είναι τα πιο ευρέως χρησιμοποιούμενα. Χαρακτηριστικό τους γνώρισμα είναι ότι η ροή των δεδομένων ακολουθεί μόνο μία φορά, από την είσοδο στην έξοδο, μέσω των κρυφών (αν υπάρχουν) επιπέδων του δικτύου. Η αρχιτεκτονική τους περιλαμβάνει:

- Επίπεδο εισόδου: Σε αυτό περιλαμβάνονται οι στους οποίους προσαρμόζεται η είσοδος. Το πλήθος των νευρώνων σε αυτό το επίπεδο καθορίζεται από το μήκος του διανύσματος των δεδομένων εισόδου.

- Κρυφά επίπεδα: Οι νευρώνες που είναι οργανωμένοι στα κρυφά επίπεδα του δικτύου, συνδέονται μεταξύ με ζεύξεις, από αυτούς των ανωτέρων επιπέδων σε αυτούς προς τα χαμηλότερα επίπεδα. Το πλήθος των κρυφών επιπέδων, των νευρώνων εντός αυτών και οι μεταξύ τους συνδέσεις καθορίζουν την πολυπλοκότητα και την ποιότητα των εξόδων του δικτύου.
- Επίπεδο εξόδου: Είναι το τελευταίο επίπεδο του δικτύου, που περιλαμβάνει τους νευρώνες που παράγουν τις εξόδους. Το πλήθος των νευρώνων καθορίζεται από την επιθυμητή μορφή της εξόδου.



Εικόνα 4: Τυπική Αρχιτεκτονική FFNN

Σε ένα FFNN τα δεδομένα εισέρχονται από το περιβάλλον στο επίπεδο εισόδου και ρέουν προς το επίπεδο της εξόδου. Σε κάθε στάδιο της επεξεργασίας τους, οι νευρώνες των κρυφών επιπέδων λαμβάνουν εισόδους από νευρώνες ανώτερων επιπέδων, τις σταθμίζουν και τις συνδυάζουν μέσω μίας συνάρτησης ενεργοποίησης και παράγουν την έξοδο τους. Χρησιμοποιούνται κατάλληλα δεδομένα εκπαίδευσης ώστε το δίκτυο να προσαρμόζει κατάλληλα τα βάρη των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται μέχρι η έξοδος του δικτύου να προσεγγίσει

τη επιθυμητή (πραγματική) έξοδο. Για την αποτίμηση του σφάλματος προσαρμογής στις επιθυμητές τιμές, χρησιμοποιούνται κατάλληλες συναρτήσεις. Μετά την εκπαίδευση του το δίκτυο και αφού αξιολογηθεί η ικανότητα του να παράγει προβλέψεις, ως ικανοποιητική, χρησιμοποιείται για την παραγωγή προβλέψεων σε νέα δεδομένα.

Τα FFNN μπορεί να περιλαμβάνουν ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα. Επίσης μπορεί να συνδυάζονται νευρώνες είτε από γειτονικά είτε από μη γειτονικά κρυφά επίπεδα. Το βασικότερο πλεονέκτημα των νευρωνικών δικτύων αυτού του είδους είναι η απλότητα της αρχιτεκτονικής τους και η ικανότητα τους να βελτιώνουν την απόδοση της εκπαίδευσής τους με την πάροδο του χρόνου.

Recurrent Neural Networks

Τα Recurrent Neural Networks (RNNs) είναι μία κατηγορία νευρωνικών δικτύων που η αρχιτεκτονική τους τα καθιστά κατάλληλα κυρίως για την επίλυση προβλημάτων που εξετάζουν χρονικές εξαρτήσεις στα δεδομένα. Τα δεδομένα στα δίκτυα αυτά μπορεί να ρέει και προς τις δύο κατευθύνσεις. Αυτό το χαρακτηριστικό είναι που τα κάνει να καταφέρνουν να εκπαιδεύονται σε μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις των δεδομένων. Η αρχιτεκτονική τους δεν διαφέρει σημαντικά ως προς τη δομή, σε σχέση με τα FFNN. Οι νευρώνες που βρίσκονται στα κρυφά επίπεδα, ενημερώνουν την κατάσταση τους κάθε χρονική στιγμή, συνυπολογίζοντας τις προηγούμενες εισόδους και εξόδους.

Τα δεδομένα εισόδου περνάνε στο δίκτυο από το επίπεδο εισόδου σε διαδοχικές χρονικές στιγμές και αντίστοιχα ενημερώνεται η κατάσταση των νευρώνων στα κρυφά επίπεδα. Για να συμβεί αυτό υφίστανται επεξεργασία οι τρέχουσες εισόδοι, οι παράμετροι της προηγούμενης κατάστασης και τα βάρη των συνδέσεων. Οι τιμές που φθάνουν στο επίπεδο εξόδου αποδίδονται στο περιβάλλον.

Χρησιμοποιούνται δεδομένα εκπαίδευσής που συνήθως αποτελούνται από ακολουθίες δεδομένων που έχουν ληφθεί σε διαδοχικές χρονικές στιγμές. Τα βάρη των συνδέσεων προσαρμόζονται κατάλληλα ώστε να προσεγγιστεί το πραγματικό αποτέλεσμα. Μετά την εκπαίδευση και την επιτυχή αξιολόγηση του

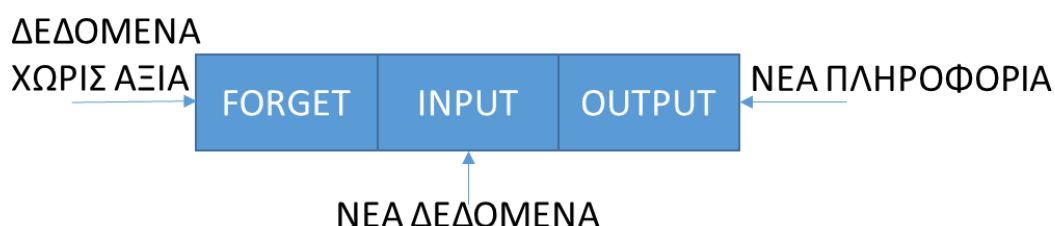
μοντέλου που δημιουργείται, είναι έτοιμο να χρησιμοποιηθεί για προβλέψεις σε νέα δεδομένα.

Ανάλογα με τη σκοπιμότητα χρήσης του νευρωνικού δικτύου, μπορεί να χρησιμοποιηθούν οι ακόλουθες παραλλαγές των RNN: LSTM και GRU.

LSTM (Long Short-Term Memory) RNN

Είναι RNN που επιτρέπουν την αποθήκευση δεδομένων. Χρησιμοποιείται ευρέως στη βαθιά μάθηση καθώς μπορεί να καταγράψει μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις, καθιστώντας το ιδανικό για εργασίες πρόβλεψης χρονοσειρών. Ενσωματώνουν συνδέσεις ανάδρασης, επιτρέποντάς του να επεξεργάζεται ολόκληρες ακολουθίες δεδομένων και να ανακαλύπτει μοτίβα σε διαδοχικά δεδομένα όπως χρονοσειρές, κείμενο και ομιλία.

Η αρχιτεκτονική δικτύου LSTM αποτελείται από τρία μέρη και κάθε τμήμα εκτελεί μια μεμονωμένη λειτουργία. Το πρώτο τμήμα (πύλη Forget) επιλέγει εάν οι πληροφορίες που προέρχονται από την προηγούμενη χρονική σήμανση πρέπει να απομνημονεύονται ή όχι. Στο δεύτερο τμήμα (πύλη Input) εισέρχονται νέα δεδομένα και στο τρίτο (πύλη Output) μεταβιβάζονται οι ενημερωμένες πληροφορίες από την τρέχουσα χρονική σήμανση στην επόμενη χρονική σήμανση, κλείνοντας ένα κύκλο του LSTM (βήμα μίας χρήσης).



Εικόνα 5: Οι πύλες του LSTM

Ένα LSTM έχει μια κρυφή κατάσταση όπου το $H(t-1)$ αντιπροσωπεύει την κρυφή κατάσταση της προηγούμενης χρονικής σήμανσης και το H_t είναι η κρυφή κατάσταση της τρέχουσας χρονικής σήμανσης. Επιπλέον, το LSTM έχει μια κατάσταση κελιού που αντιπροσωπεύεται από $C(t-1)$ και $C(t)$ για τις

προηγούμενες και τις τρέχουσες χρονικές σημάνσεις, αντίστοιχα. Η κρυφή κατάσταση αντιστοιχεί στη βραχυπρόθεσμη μνήμη και η κατάσταση κελιού στη μακροπρόθεσμη μνήμη.



Εικόνα 6: Καταστάσεις του LSTM

Το πρώτο βήμα στην επεξεργασία στα LSTM είναι να αποφασιστεί αν χρειάζεται να διατηρηθεί προηγούμενη πληροφορία. Εκτελείται μία συνάρτηση με τις εξής παραμέτρους:

- X_t : εισαγωγή στην τρέχουσα χρονική σήμανση.
- U_f : βάρους που σχετίζεται με την είσοδο
- H_{t-1} : Η κρυφή κατάσταση της προηγούμενης χρονικής σήμανσης
- W_f : Είναι ο πίνακας βάρους που σχετίζεται με την κρυφή κατάσταση

Στο αποτέλεσμα της συνάρτησης αυτής εφαρμόζεται η σιγμοειδής συνάρτηση η οποία επιστρέφει 0 ή 1. Το αποτέλεσμα της πολλαπλασιάζεται αργότερα με την κατάσταση κελιού της προηγούμενης χρονικής σήμανσης προκειμένου να καθορισθεί η διατήρηση ή όχι των προηγούμενων καταστάσεων. Η πύλη εισόδου χρησιμοποιείται για να ποσοτικοποιήσει τη σημασία των νέων πληροφοριών που μεταφέρονται από την είσοδο. Εδώ είναι η εξίσωση της πύλης εισόδου. Υπολογίζεται με μία συνάρτηση με παραμέτρους:

- X_t : Εισαγωγή στην τρέχουσα χρονική σήμανση t
- U_i : πίνακας βάρους εισόδου
- H_{t-1} : Μια κρυφή κατάσταση στην προηγούμενη χρονική σήμανση
- W_i : Πίνακας βάρους εισόδου που σχετίζεται με κρυφή κατάσταση

Στο αποτέλεσμα της, επίσης εφαρμόζεται η σιγμοειδής συνάρτηση για να προσδιοριστεί αν θα ληφθεί υπόψη ή όχι. Οι νέες πληροφορίες που έπρεπε να περάσουν στην κατάσταση του κελιού είναι συνάρτηση μιας κρυφής κατάστασης στην προηγούμενη χρονική σήμανση $t-1$ και η είσοδος στη χρονική σήμανση t . Η λειτουργία ενεργοποίησης είναι \tanh (εφαπτομένη). Λόγω της συνάρτησης \tanh , η τιμή των νέων πληροφοριών θα είναι στο διάστημα $[-1,1]$. Εάν η τιμή είναι αρνητική, οι πληροφορίες αφαιρούνται από την κατάσταση του κελιού και εάν η τιμή είναι θετική, οι πληροφορίες προστίθενται στο κελί κατάσταση στην τρέχουσα χρονική σήμανση. Η κρυφή κατάσταση είναι συνάρτηση της μακροπρόθεσμης μνήμης (C_t) και της τρέχουσας εξόδου. Εάν πρέπει ληφθεί στην έξοδο η τιμή της τρέχουσας χρονικής σήμανσης, εφαρμόζεται η ενεργοποίηση SoftMax στην κρυφή κατάσταση H_t .

Τα αμφίδρομα LSTM (Long Short-Term Memory) είναι ένας τύπος αρχιτεκτονικής επαναλαμβανόμενου νευρωνικού δικτύου (RNN) που επεξεργάζεται δεδομένα εισόδου τόσο προς τα εμπρός όσο και προς τα πίσω. Σε ένα παραδοσιακό LSTM, οι πληροφορίες ρέουν μόνο από το παρελθόν στο μέλλον, κάνοντας προβλέψεις με βάση το προηγούμενο πλαίσιο. Ωστόσο, σε αμφίδρομα LSTM, το δίκτυο εξετάζει επίσης το μελλοντικό πλαίσιο, επιτρέποντάς του να συλλαμβάνει εξαρτήσεις και προς τις δύο κατευθύνσεις. Το αμφίδρομο LSTM περιλαμβάνει δύο επίπεδα LSTM, το ένα επεξεργάζεται την ακολουθία εισόδου προς τα εμπρός και το άλλο προς την πίσω κατεύθυνση. Αυτό επιτρέπει στο δίκτυο να έχει πρόσβαση σε πληροφορίες από προηγούμενα και μελλοντικά χρονικά βήματα ταυτόχρονα. Ως αποτέλεσμα, τα αμφίδρομα LSTM είναι ιδιαίτερα χρήσιμα για εργασίες που απαιτούν ολοκληρωμένη κατανόηση της ακολουθίας εισόδου, όπως εργασίες επεξεργασίας φυσικής γλώσσας, όπως ανάλυση συναισθήματος, μηχανική μετάφραση και αναγνώριση επώνυμης οντότητας. Με την ενσωμάτωση πληροφοριών και από τις δύο κατευθύνσεις, τα αμφίδρομα LSTM ενισχύουν την ικανότητα του μοντέλου να καταγράφει μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις και να κάνει ακριβέστερες προβλέψεις σε πολύπλοκα διαδοχικά δεδομένα (Saxena, 2024).

GRU (Gated Recurrent Units)

Τα GRU χρησιμοποιούνται κυρίως για να λύσουν το πρόβλημα της εξαφάνισης της κλίσης των RNN και μπορεί να θεωρηθεί ως παραλλαγή του LSTM. Τα GRU χρησιμοποιούν, τις πύλες ενημέρωσης και επαναφοράς. Είναι δύο διανύσματα που καθορίζουν τις πληροφορίες που πρέπει να περάσουν στην έξοδο. Μπορούν να εκπαιδευτούν να διατηρούν πληροφορίες, χωρίς αυτές να χάνονται με την πάροδο του χρόνου αφαιρούν πληροφορίες που δεν συνεισφέρουν στην πρόβλεψη. (Kostadinov, 2017)

Convolutional Neural Networks

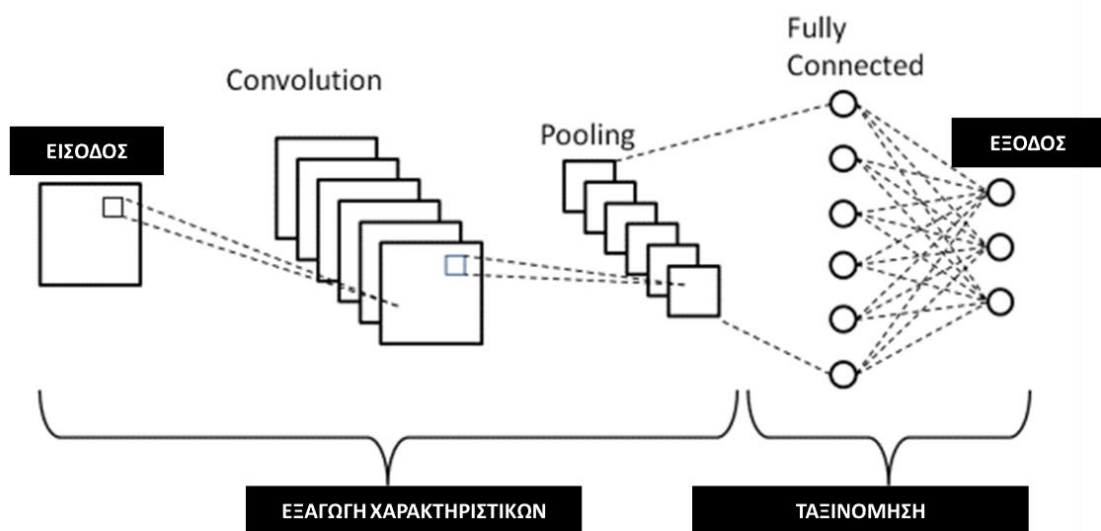
Τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (CNNs) αποτελούν μια κατηγορία νευρωνικών δικτύων που έχουν σχεδιαστεί ειδικά για την επεξεργασία δεδομένων σε μορφή πίνακα, όπως εικόνες και ακουστικά σήματα. Σε αντίθεση με τα δίκτυα τροφοδοσίας προς τα εμπρός (FFNNs) και τα δίκτυα τεχνητών νευρώνων επανατροφοδότησης (RNNs), τα CNNs δεν επεξεργάζονται κάθε τμήμα των δεδομένων ανεξάρτητα, αλλά λαμβάνουν υπόψη τοπικές περιοχές και συνδέσεις μέσα σε αυτά.

Η αρχιτεκτονική των CNN περιλαμβάνει τις εξής κατηγορίες επιπέδων:

- Convolutional Layers (Συνελκτικά Επίπεδα): Σε κάθε συνελκτικό επίπεδο περιλαμβάνονται ορθογώνια φίλτρα (συνήθως τετραγωνικά) σε μορφή πλέγματος. Αυτά εφαρμόζονται διαδοχικά σε όλο το εύρος της εισόδου και ανιχνεύουν χαρακτηριστικά εικόνων όπως ακμές, γωνίες και υφές. Η συνελκτική λειτουργία που επιτελείται στο επίπεδο αυτό είναι η διαδικασία κατά την οποία το φίλτρο κατά την κίνηση του πάνω από την είσοδο παράγει έναν χάρτη χαρακτηριστικών (feature map). Κάθε τιμή στον χάρτη χαρακτηριστικών είναι το αποτέλεσμα της εφαρμογής του φίλτρου σε μια τοπική περιοχή της εισόδου. Συνήθως χρησιμοποιείται η ReLU ως συνάρτηση ενεργοποίησης, η οποία αντικαθιστά όλες τις αρνητικές τιμές με μηδέν και αφήνει τις θετικές τιμές ως έχουν.

- Pooling Layers (Επίπεδα Συγκέντρωσης): Είναι επίπεδα στα οποία επιτυγχάνεται ο περιορισμός της χωρικής διάστασης οι πιο κοινές υλοποιήσεις που χρησιμοποιούνται είναι:
 - Max Pooling: Επιλέγεται η μέγιστη τιμή από κάθε παράθυρο στην είσοδο. Αυτό μειώνει τη χωρική διάσταση των δεδομένων και κάνει το δίκτυο πιο ανθεκτικό σε μικρές μετατοπίσεις.
 - Average Pooling: Υπολογίζεται και χρησιμοποιείται ο μέσος όρος των τιμών στο παράθυρο.
- Fully Connected Layers (Πλήρως Συνδεδεμένα Επίπεδα) ή Dense Layers: Τα πλήρως συνδεδεμένα επίπεδα περιλαμβάνουν νευρώνες που κάθε ένας από τους οποίους συνδέεται με όλους τους νευρώνες του προηγούμενου επιπέδου. Αυτά τα στρώματα χρησιμοποιούνται συνήθως στο τελικό στάδιο για την παραγωγή της τελικής πρόβλεψης.

Σχηματικά ή αρχιτεκτονική των CNN φαίνεται στην επόμενη εικόνα.



Εικόνα 7: Η αρχιτεκτονική των CNN

Όπως προκύπτει και από την αρχιτεκτονική τους, οι λειτουργίες που πραγματοποιούνται εντός αυτών είναι:

- Προεπεξεργασία Εισόδου: Τα δεδομένα πριν εισέλθουν στο νευρωνικό δίκτυο, υφίστανται προεπεξεργασία ώστε να λάβουν μορφή τέτοια που θα επιταχύνουν την επεξεργασία τους και θα βελτιστοποιήσουν την ακρίβεια του αποτελέσματος.
- Ανίχνευση Χαρακτηριστικών: Το πρώτο συνελικτικό στρώμα ανιχνεύει βασικά χαρακτηριστικά όπως ακμές και γωνίες. Το αποτέλεσμα αυτής της διαδικασίας περνάει από τη ReLU λειτουργία ενεργοποίησης και στη συνέχεια από το pooling στρώμα για τη μείωση των διαστάσεων.
- Λεπτομερής Ανίχνευση Χαρακτηριστικών: Τα επόμενα συνελικτικά στρώματα ανιχνεύουν πιο σύνθετα χαρακτηριστικά. Καθώς προχωρούμε βαθύτερα στο δίκτυο, τα φίλτρα μαθαίνουν πιο αφηρημένα και σύνθετα μοτίβα. Η αλληλουχία επιπέδων convolution, και pooling επαναλαμβάνεται πολλές φορές.
- Flattening: Τα δεδομένα από τα τελευταία συνελικτικά στρώματα αναδιατάσσονται σε μία διάσταση διότι τα πλήρως συνδεδεμένα στρώματα απαιτούν μονοδιάστατες εισόδους.
- Έξοδος: Το μίας διάστασης αποτέλεσμα περνάει από ένα ή περισσότερα πλήρως συνδεδεμένα στρώματα και η τελική έξοδος παράγεται χρησιμοποιώντας κατάλληλη λειτουργία εξόδου.

Κεφάλαιο 3: Νευρωνικά Δίκτυα και Οικονομική Ανάλυση

Η οικονομική ανάλυση γίνεται ακριβέστερη όταν υποστηρίζεται από μεγάλο όγκο δεδομένων. Στη σύγχρονη εποχή δεν είναι δύσκολος ο εντοπισμός μεγάλου όγκου δεδομένων αλλά η αποτελεσματική και γρήγορη επεξεργασία τους. Η μηχανική μάθηση και κυρίως τα νευρωνικά δίκτυα παρέχουν σημαντικές λύσεις για την επίτευξη του στόχου αυτού. Διαφορετικού είδους αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη διευθέτηση διαφορετικών διεργασιών της οικονομικής ανάλυσης, μέσα από την αξιοποίηση των δυνατοτήτων τους στη μοντελοποίηση και ανάλυση δεδομένων. Στις επόμενες παραγράφους αναφέρονται οι αρχιτεκτονικές των νευρωνικών δικτύων που είναι καταλληλότερες για την εκτέλεση διάφορων διεργασιών οικονομικής ανάλυσης.

Πρόβλεψη Χρηματοοικονομικών Χρονοσειρών

Η πρόβλεψη της πορείας των μακροοικονομικών δεικτών, όπως το ΑΕΠ, ο πληθωρισμός και το επιτόκιο, είναι σημαντικός παράγοντας για τη λήψη αποφάσεων σε υψηλά επίπεδα διοίκησης. Αυτές οι προβλέψεις βοηθούν κυβερνήσεις και επιχειρήσεις να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις σχετικά με τον οικονομικό προγραμματισμό και τις επενδύσεις που οφείλουν να προχωρήσουν ή να ματαιώσουν.

Η παρακολούθηση χρηματοοικονομικών δεικτών για μεγάλα χρονικά διαστήματα δημιουργεί μεγάλου μήκους χρονοσειρών που περιλαμβάνουν τιμές καταλλήλων δεικτών. Οι δείκτες αυτοί μπορεί να σχετίζονται με τιμές μετοχών, συναλλαγματικές ισοτιμίες, διαμόρφωση επιτοκίων. Στόχος των εφαρμογών μηχανικής μάθησης είναι η πρόβλεψη της εξέλιξης των χρονοσειρών στο μέλλον. Στις περιπτώσεις αυτές τα RNN και κυρίως τα LSTM χρησιμοποιούνται για την διεκπεραίωση της πρόβλεψης της εξέλιξης των χρονοσειρών. Η ικανότητα τους να διαχειρίζονται δεδομένα που είναι οργανωμένα σε αλληλουχία και να διατηρούν στη μνήμη τους προηγούμενες

καταστάσεις, τα καθιστούν κατάλληλα για τέτοιου είδους διαδικασίες. Μπορούν να εντοπίζουν πολύπλοκα πρότυπα που είναι κρυμμένα στις χρονοσειρές.

Ανίχνευση Απάτης

Η ψηφιοποίηση των οικονομικών συναλλαγών έχει επιταχύνει και απλοποιήσει τις οικονομικές συναλλαγές μεταξύ φυσικών προσώπων και οργανισμών. Μαζί με τα πλεονεκτήματα που επέφερε, δημιούργησε ευκαιρίες σε κακόβουλους ανθρώπους για να διαπράττουν οικονομικές απάτες με ηλεκτρονικά μέσα. Η προστασία συμμετεχόντων σε οικονομικές συναλλαγές από τέτοιου είδους απάτες είναι σημαντική για δύο λόγους:

- Για την καθαυτή προστασία τους.
- Για την εδραίωση και αύξηση της εμπιστοσύνης του καταναλωτικού κοινού στις λύσεις των ηλεκτρονικών οικονομικών συναλλαγών.

Η ανίχνευση οικονομικής απάτης απαιτεί τον έλεγχο και την αξιολόγηση μεγάλου όγκου δεδομένων. Οι συμβατικές στατιστικές μέθοδοι δεν επαρκούν. Τα νευρωνικά δίκτυα είναι ικανά να αποκαλύπτουν ασυνήθιστες ή ύποπτες δραστηριότητες. Η επιτυχής αποκάλυψη τους μπορεί να συμβάλλει στον έγκαιρο εντοπισμό τους και την αποτροπή τους.

Για την ανίχνευση οικονομικής απάτης μπορούν να χρησιμοποιηθούν ποικίλες αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων:

- CNN: Αν και χρησιμοποιούνται κυρίως για την επεξεργασία εικόνων, χρησιμοποιούνται και για την επεξεργασία δεδομένων οργανωμένων σε πίνακα. Πολλά από τα οικονομικά δεδομένα είναι οργανωμένα με τρόπο τέτοιο.
- RNN-LSTM: Τα μοντέλα που σχετίζονται με οικονομική απάτη πολλές φορές είναι οργανωμένα σε χρονοσειρές. Όπως έχει ήδη αναφερθεί, RNN και ειδικότερα τα LSTM μπορούν να διαχειρίζονται με αποδοτικότητα χρονοσειρές που περιλαμβάνουν στοιχεία οικονομικών συναλλαγών, ακόμα και αν εκτείνονται σε μεγάλο βάθος.

- Autoencoders: Η ικανότητα τους να ανιχνεύουν μοτίβα σε συμπιεσμένα δεδομένα τα καθιστά κατάλληλα για τον έλεγχο και την αξιολόγηση μεγάλων όγκων δεδομένων και να ανιχνεύουν εξαιρέσεις από φυσιολογικά μοτίβα.
- Generative Adversarial Networks (GAN): Καθώς τα GAN μπορούν να δημιουργούν συνθετικά δεδομένα, είναι ικανά να δημιουργούν πρότυπα τα οποία στη συνέχεια να συγκρίνουν με την πραγματική συμπεριφορά των συναλλασσόμενων.
- Graphique Neural Networks (DNN): Οι συσχετίσεις μεταξύ των συναλλασσόμενων μερών μπορούν να μοντελοποιηθούν με τη βοήθεια γράφων. Τα GUNN έχουν την ικανότητα να επεξεργάζονται τέτοιου είδους δεδομένα. Τα DNN είναι κατάλληλα για ανάλυση δεδομένων που μοντελοποιούνται με τη μορφή γράφων.

Διαχείριση Κινδύνου

Οι άνθρωποι, που επιθυμούν να προχωρήσουν σε σημαντικές οικονομικές επενδύσεις, θεωρούν σημαντικό να μπορούν να εκτιμήσουν με ακρίβεια τους σχετικούς κινδύνους. Η σκέψη για το όφελος που μπορεί να προκύψει από μία επένδυση, συχνά αποκρύπτει τον πρόβλημα που ενδέχεται να προκύψει, σε περίπτωση που η υλοποίηση της δεν ακολουθήσει τον σχεδιασμό της.

Εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων μπορεί να χρησιμοποιηθούν για την εκτίμηση του κινδύνου για επενδύσεις, δάνεια ή άλλα οικονομικά προϊόντα. Η εκτίμηση αυτή συμβάλει στη λήψη πιο εύστοχων αποφάσεων. Τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων μπορούν να ενσωματώσουν διάφορους παράγοντες κινδύνου και να παρέχουν συνολική αξιολόγηση (Ozbayoglu, et al., 2020).

Οι αρχιτεκτονικές που επιλέγονται για την εκτίμηση κινδύνου επενδύσεων, επιγραμματικά είναι:

- Πολυεπίπεδα Νευρωνικά Δίκτυα (MLI-Layer Perception): Είναι κατάλληλα για την επίλυση ζητημάτων κατηγοριοποίησης και

παλινδρόμησης, που σχετίζονται με την εκτίμηση κινδύνου (Ye, 2022).

- Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks, CNNs): Με κατάλληλες προσαρμογές μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την επεξεργασία δεδομένων με πολλαπλές διαστάσεις, όπως οικονομικά δεδομένα.
- Ανατροφοδοτούμενα Νευρωνικά Δίκτυα (Recurrent Neural Networks, RNNs) και Μακράς Βραχείας Μνήμης (Long Short-Term Memory, LSTM) και Δίκτυα Gated Recurrent Unit (GRU): Αυτές οι αρχιτεκτονικές είναι κατάλληλες για την ανάλυση σειρών δεδομένων, όπως οι χρηματοοικονομικές χρονικές σειρές, επειδή μπορούν να διατηρούν πληροφορίες για προηγούμενα χρονικά βήματα και να αναγνωρίζουν μοτίβα που διαμορφώνονται στη ροή του χρόνου (Gu, 2023).
- Αυτόκωδικοποιητές (Autoencoders): Χρησιμοποιούνται για την ανίχνευση ανωμαλιών.

Εξόρυξη Δεδομένων και Ανακάλυψη Προτύπων

Οι οικονομικές δραστηριότητες κάθε προσανατολισμού και κάθε κλίμακας, στην σύγχρονη εποχή διεξάγονται μέσα από εφαρμογές σε ηλεκτρονικούς υπολογιστές. Στις περισσότερες περιπτώσεις οι εφαρμογές αυτές έχουν απολήξεις στο Διαδίκτυο. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα την παραγωγή μεγάλου όγκου δεδομένων, το μεγαλύτερο μέρος του οποίου είναι προσβάσιμο μέσω του των υποδομών του Διαδικτύου, για κάθε ενδιαφερόμενο.

Οι συμβατικές μέθοδοι επεξεργασίας είναι ανεπαρκείς για την αποτελεσματική διαχείριση τόσο μεγάλων όγκων δεδομένων. Οι διαδικασίες της μηχανικής μάθησης μπορούν να αναδεικνύουν πρότυπα μέσα από μεγάλους όγκους δομημένων ή αδόμητων δεδομένων. Πολύ συχνά χρησιμοποιούνται τα νευρωνικά δίκτυα για την ανακάλυψη προτύπων και σχέσεων που δεν είναι εμφανείς με παραδοσιακές μεθόδους ανάλυσης. Μέσα από την ανάπτυξη νευρωνικών δικτύων διευκολύνεται η κατανόηση των τάσεων της αγοράς και της συμπεριφοράς των καταναλωτών. Τα

συμπεράσματα που προκύπτουν από αυτά χρησιμοποιούνται για την επιλογή των επόμενων βημάτων των επιχειρηματιών.

Οι αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την αποκάλυψη προτύπων σε οικονομικά δεδομένα ποικίλουν. Επιλέγονται κάθε φορά με βάση τα διαθέσιμα δεδομένα και τη σκοπιμότητα της εφαρμογής που υποστηρίζεται (Huang, et al., 2020).

Βελτιστοποίηση Χαρτοφυλακίου

Η δυναμική βελτιστοποίηση χαρτοφυλακίου είναι η διαδικασία διανομής και εξισορρόπησης ενός αμοιβαίου κεφαλαίου σε διαφορετικά χρηματοοικονομικά περιουσιακά στοιχεία, όπως μετοχές, κρυπτονομίσματα κ.λπ., σε διαδοχικές περιόδους συναλλαγών για τη μεγιστοποίηση των συσσωρευμένων κερδών ή την ελαχιστοποίηση των κινδύνων σε έναν χρονικό ορίζοντα.

Τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται για την κατασκευή και βελτιστοποίηση χαρτοφυλακίων επενδύσεων με βάση τις προβλέψεις για τις αποδόσεις και τις συσχετίσεις μεταξύ διαφορετικών επενδύσεων. Στην πράξη συνδυάζονται οι εκτιμήσεις και οι προβλέψεις των νευρωνικών δικτύων για τις εφαρμογές που ήδη έχουν αναφερθεί (πρόβλεψη, εκτίμηση κινδύνου, ανακάλυψη προτύπων) και τα αποτελέσματα που προκύπτουν χρησιμοποιούνται σε διαδικασίες λήψης αποφάσεων για τη σύνθεση του χαρτοφυλακίου (Yashaswi, 2021).

Συναισθηματική Ανάλυση

Οι οικονομικές συναλλαγές στις οποίες προχωρούν οι διάφοροι παράγοντες της αγοράς, εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από την ψυχολογική τους κατάσταση. Η γνώση της συναισθηματικής κατάστασης τους, είναι μία πολύτιμη γνώση για την υποστήριξη των διαδικασιών λήψης αποφάσεων. Από τη γνώση αυτή:

- Είναι δυνατό να προβλεφθεί η τάση της αγοράς και οι μελλοντικές κινήσεις των δυνητικών επενδυτών.

- Να εξεταστεί η ψυχολογική κατάσταση κοινού που αποτελεί βασικό παράγοντα μίας επένδυσης.
- Να επιλεγεί η ανάπτυξη επενδυτικών και χρηματοοικονομικών προϊόντων που να ταιριάζουν με τις συναισθηματική κατάσταση των δυνητικών καταναλωτών τους.
- Να εντοπίσουν κινδύνους που εκπορεύονται από αρνητικά συναισθήματα των καταναλωτών ή των επενδυτών.
- Να εντοπιστούν επενδυτικές ευκαιρίες που προκύπτουν από τη διάθεση του κοινού στόχος (Du, et al., 2024).
- Να χρησιμοποιηθούν για την ανάπτυξη στοχευμένων μάρκετινγκ, τη βελτίωση της εμπειρίας πελατών και την αύξηση των πωλήσεων, σε ότι αφορά τις εμπορικές και γενικότερα τις κερδοσκοπικές επιχειρήσεις.

Η διεύρυνση του διαδικτύου τόσο σε περιεχόμενο όσο και σε χρήστες, έκανε το περιεχόμενο του μία αστείρευτη πηγή δεδομένων που σχετίζονται με τα συναισθήματα των χρηστών του. Στην κορυφή των εφαρμογών του Διαδικτύου ως προς την αξία εκμετάλλευσης του περιεχομένου τους για αυτούς τους σκοπούς είναι τα κοινωνικά δίκτυα. Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανάλυση του περιεχομένου τους ώστε να αναδυθεί το γενικό συναίσθημα της αγοράς. Αυτό μπορεί να βοηθήσει στην πρόβλεψη των αντιδράσεων της αγοράς σε συγκεκριμένα οικονομικά γεγονότα. Οι αρχιτεκτονικές που χρησιμοποιούνται (Zhang, et al., 2018).

Ανάλογα με τη μορφή των δεδομένων, επιλέγεται και η καταλληλότερη αρχιτεκτονική νευρωνικών δικτύων για ανάλυση συναισθήματος.

Αυτοματοποίηση Συναλλαγών

Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε αλγοριθμικές συναλλαγές για τη λήψη αυτόματων αποφάσεων αγοράς και πώλησης με βάση προκαθορισμένα κριτήρια και μοντέλα πρόβλεψης. Η αυτοματοποίηση των οικονομικών συναλλαγών με νευρωνικά δίκτυα περιλαμβάνει τη χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης για τη δημιουργία μοντέλων που αναλύουν ιστορικά δεδομένα και λαμβάνουν αποφάσεις σε πραγματικό χρόνο. Τα πιο

συχνά χρησιμοποιούμενα δίκτυα περιλαμβάνουν τα Επαναλαμβανόμενα Νευρωνικά Δίκτυα (RNNs) και τα Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα (CNNs), τα οποία είναι ικανά να αναγνωρίζουν πρότυπα στις χρονικές σειρές και στα οικονομικά δεδομένα αντίστοιχα. Απαιτείται ωστόσο προσεκτική επιλογή και ρύθμιση των μοντέλων, καθώς και τη συνεχή παρακολούθηση και αξιολόγηση των αποτελεσμάτων τους. Η αυτοματοποίηση βελτιώνει την αποδοτικότητα και μειώνει την επιρροή του ανθρώπινου παράγοντα, διευκολύνοντας τη λήψη γρήγορων και αξιόπιστων αποφάσεων (Yang, et al., 2020).

Πλεονεκτήματα και Προκλήσεις

Η δυνατότητα χρήσης των νευρωνικών δικτύων σε διαφορετικές εργασίες που σχετίζονται με την οικονομική ανάλυση, έχει σημαντικά πλεονεκτήματα σε ότι αφορά την ακρίβεια των αποτελεσμάτων της και την ταχύτητα ολοκλήρωσης τους. Τα βασικότερα εξ' αυτών είναι τα ακόλουθα:

- Ικανότητα μάθησης από δεδομένα: Οι υποδομές του διαδικτύου περιλαμβάνουν μεγάλους όγκους δεδομένων. Τα δεδομένα αυτά ανανεώνονται συνεχώς και επικαιριοποιούνται. Τα νευρωνικά δίκτυα – και γενικότερα οι διαδικασίες μηχανικής μάθησης - έχουν την ικανότητα να επεξεργάζονται αποδοτικά μεγάλες ποσότητες δεδομένων, εντοπίζοντας σύνθετα μοτίβα και συσχετισμούς, που δύσκολα θα μπορούσαν να εντοπιστούν από συμβατικές υπολογιστικές μεθόδους – πολύ περισσότερο με χειρωνακτικούς τρόπους από τον άνθρωπο.
- Ανθεκτικότητα σε θόρυβο: Οι αλγόριθμοι που βασίζονται σε νευρωνικά δίκτυα, προβλέπουν ένα στάδιο προεπεξεργασίας, κατά το οποίο μεταξύ άλλων διεργασιών, λαμβάνει χώρα και καθαρισμός των δεδομένων. Εκτός της ρητής απομάκρυνσης του θορύβου στο στάδιο αυτό, τα νευρωνικά δίκτυα, καταφέρνουν να μένουν ανεπηρέαστα από το θόρυβο των δεδομένων μέσα από την πρόβλεψη για μείωση της πιθανότητας υπερπροσαρμογής στα δεδομένα εκπαίδευσης και της κατάλληλη ρύθμισης των παραμέτρων τους και των βαρών των συνδέσεων μεταξύ των

νευρώνων. Καθώς ο θόρυβος είναι συχνός σε Τα ΝΔ μπορούν να χειριστούν θορυβώδη και ατελή δεδομένα, κάτι που είναι συνηθισμένο στην οικονομική ανάλυση.

- Προσαρμοστικότητα: Τα νευρωνικά δίκτυα παρουσιάζουν την ικανότητα να προσαρμόζονται σε νέες συνθήκες και δεδομένα, καθιστώντας τα κατάλληλα για την ανάλυση εξελισσόμενων οικονομικών τάσεων. Επίσης οι συνήθως πολλές δυνατότητες παραμετροποίησης των αλγορίθμων τους, τα κάνει εύκολα προσαρμόσιμα σε διαφορετικές απαιτήσεις ανάλυσης. Πέραν αυτού οι αναλυτές έχουν τη δυνατότητα να επιλέγουν εκείνες τις αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων που είναι κάθε φορά κατάλληλες ανάλογα με τα δεδομένα που είναι διαθέσιμα και τη φύση της ανάλυσης που πρέπει να πραγματοποιηθεί.
- Υποστήριξη: Η τεχνολογία των νευρωνικών δικτύων έχει πλέον ωριμάσει αρκετά. Αυτό οδήγησε στην ανάπτυξη ισχυρών εργαλείων ανάπτυξης και χρήσης τους. Επίσης έχει δημιουργηθεί μία πολυπληθής διαδικτυακή κοινότητα που χρησιμοποιούν τα νευρωνικά δίκτυα στις εργασίες τους, με αποτέλεσμα το μεγαλύτερο ποσοστό των προβλημάτων των αναλυτών, να επιλύονται με απλή αναζήτηση στο διαδίκτυο.

Παρά τα σημαντικά πλεονεκτήματα που παρουσιάζει η χρήση των νευρωνικών δικτύων σε διαδικασίες οικονομικής ανάλυσης, η αποδοτικότητα τους παρουσιάζει μία σειρά από προκλήσεις. Αυτές θα πρέπει να λαμβάνονται υπόψη κατά το σχεδιασμό των διαδικασιών οικονομικής ανάλυσης και σε πολλές περιπτώσεις μπορεί να θέσουν περιορισμούς στη χρήση ή στην επιλογή αρχιτεκτονικών και παραμέτρων. Οι κυριότερες από τις προκλήσεις αναφέρονται στις παρακάτω παραγράφους.

[Δυσκολία στην ερμηνεία των αποτελεσμάτων](#)

Η πολυπλοκότητα των μοντέλων που παράγουν τα νευρωνικά δίκτυα, δυσκολεύει την ερμηνεία τους από τους ανθρώπους που δεν είναι εξειδικευμένοι με αυτά. Σε πολλές περιπτώσεις, σε διαδικασίες λήψης

αποφάσεων που βασίζονται στη χρήση νευρωνικών δικτύων, εμπλέκονται και άνθρωποι με εξειδικευμένες γνώσεις σε αυτά, ως σύμβουλοι των διοικητικών στελεχών. Το πρόβλημα μετριάζεται με τη χρήση εργαλείων με φιλικές γραφικές διεπαφές και ποιοτικές δυνατότητες οπτικοποίησης δεδομένων και αποτελεσμάτων. Τα περισσότερα από αυτά μπορούν να τα διαχειριστούν άνθρωποι με μέση εξοικείωση με τις εφαρμογές ηλεκτρονικών υπολογιστών.

Αντιμετώπιση Προκατάληψης

Είναι συχνό το φαινόμενο, τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την παραγωγή μοντέλων πρόβλεψης με νευρωνικά δίκτυα, να αντικατοπτρίζουν ή να εμπεριέχουν κάποιου είδους προκαταλήψεις. Αν δεν ληφθεί μέριμνα, οι προκαταλήψεις αυτές μπορεί να επηρεάσουν την απόδοση του μοντέλου που εκπαιδεύεται με αυτά και στη χρήση του, να οδηγήσει σε ανακριβείς ή άκυρες προβλέψεις. Αυτό σε ευαίσθητες οικονομικές διαδικασίες μπορεί να επιφέρει ανεπανόρθωτη ζημιά. Τα προβλήματα αυτά αντιμετωπίζονται με εφαρμογή τεχνικών για τον εντοπισμό και την απομάκρυνση προκαταλήψεων: Αυτό μπορεί να περιλαμβάνει την προσεκτική επιλογή δεδομένων εκπαίδευσης, την ανάπτυξη αλγορίθμων ανθεκτικών στις προκαταλήψεις και την αξιολόγηση μοντέλων για πιθανές προκαταλήψεις.

Ηθικά ζητήματα

Η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης γενικότερα στην οικονομική ανάλυση, αν και έχει ωριμάσει αρκετά σαν τεχνολογία, είναι σχετικά νέα προσέγγιση. Η ανάπτυξη των μεθοδολογιών που χρησιμοποιούνται έγινε με γρήγορο ρυθμό, με αποτέλεσμα να μην επαρκούσε ο διαθέσιμος χρόνος να εξεταστούν διάφορα ζητήματα ηθικής φύσης που προέκυψαν. Το κυριότερο από αυτό είναι η διαχείριση των ιδιωτικών δεδομένων. Η οικονομική ανάλυση συχνά απαιτεί τη γνώση ευαίσθητων προσωπικών δεδομένων για τους παράγοντες που σχετίζονται με τα οικονομικά μεγέθη. Στις περιπτώσεις αυτές εγείρονται αμφιβολίες για το κατά πόσο είναι νόμιμο να υπεισέρχονται στη γνώση των αναλυτών προσωπικά στοιχεία ανθρώπων. Μόλις λίγα χρόνια πριν θεσπίστηκαν κανόνες – κυρίως στην Ευρωπαϊκή Ένωση και τις ΗΠΑ – που

θέτουν συγκεκριμένα όρια και προϋποθέσεις για την εκμετάλλευση τέτοιου είδους δεδομένων. Ρυθμίζοντας τον τρόπο χρήσης των ιδιωτικών δεδομένων, έθεσαν σημαντικούς περιορισμούς στον τρόπο με τον οποίο μπορεί να γίνεται η οικονομική ανάλυση. Ένα ακόμα ζήτημα που προκύπτει έχει να κάνει με τη διαφάνεια των διαδικασιών οικονομικής ανάλυσης. Η απαίτηση για εξειδικευμένες γνώσεις για την ανάπτυξη και την εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων, τις καθιστά αδιαφανείς για το μεγαλύτερο μέρος των εμπλεκόμενων οικονομικών παραγόντων. Η επιλογή του εξειδικευμένου προσωπικού θα πρέπει να γίνεται με αυστηρά κριτήρια εξασφάλισης της εμπιστευτικότητας των υποψηφίων. Ένα ακόμα θέμα που θα πρέπει να εξεταστεί και έχει να κάνει με τις εξειδικευμένες γνώσεις που απαιτεί η χρήση νευρωνικών δικτύων, είναι η πρόθεση κακόβουλων παραγόντων της αγοράς να την χειραγωγήσουν, εκμεταλλευόμενοι την αδυναμία της πλειοψηφίας να παρακολουθήσει και να αξιολογήσει την αξιοπιστία των αναλύσεων. Τα προβλήματα αυτά αντιμετωπίζονται με την θέσπιση συγκεκριμένων κανόνων που πρέπει να διέπει τη διενέργεια αναλύσεων αλλά και τον έλεγχο τους από ανεξάρτητες εξειδικευμένες θεσμικές αρχές. Αυτό μπορεί να περιλαμβάνει κανόνες για τη συλλογή δεδομένων, τη διαφάνεια αλγορίθμων, την λογοδοσία και την προστασία των καταναλωτών. Με τον τρόπο αυτό εκτιμάται ότι θα προστατεύονται τα υποκείμενα των αναλύσεων από μη εξουσιοδοτημένη πρόσβαση και χρήση των προσωπικών τους δεδομένων.

Διαθεσιμότητα και καταλληλότητα των δεδομένων

Η εκπαίδευση των μοντέλων που αναπτύσσονται με νευρωνικά δίκτυα απαιτούν μεγάλες ποσότητες για να επιτύχουν ικανοποιητική αξιοπιστία. Πέραν αυτού θα πρέπει τα δεδομένα αυτά να προέρχονται από αξιόπιστες πηγές, να έχουν κατάλληλη μορφή και να είναι επικαιροποιημένα. Όταν προέρχονται από τρίτες πηγές, η εξασφάλιση όλων αυτών των προϋποθέσεων είναι δύσκολη. Η συλλογή και η προετοιμασία αυτών των δεδομένων μπορεί να είναι χρονοβόρα, δαπανηρή και δύσκολη, ιδιαίτερα σε ορισμένους οικονομικούς τομείς. Οι αναλυτές οφείλουν να εξασφαλίζουν ασφαλή, γρήγορα και αξιόπιστα κανάλια τροφοδοσίας δεδομένων προκειμένου να έχουν πάντα πρόσβαση σε ποιοτικά δεδομένα.

Υπολογιστική Ισχύς

Η εκπαίδευση και η εκτέλεση λειτουργιών σύνθετων νευρωνικών δικτύων είναι απαιτητική σε πόρους. Απαιτούν υψηλή διαθεσιμότητα σε μνήμη και επεξεργαστική ισχύ. Πολλές φορές η εκτέλεση τους είναι εφικτή μόνο σε περιβάλλοντα πολυεπεξεργαστικά. Αυτό σημαίνει ότι απαιτείται μεγάλο οικονομική επένδυση για την εξασφάλιση υλικού και λογισμικού ικανών να ανταποκριθούν σε μεγάλες οικονομικές αναλύσεις. Αν και οι ρυθμοί της τεχνολογικής προόδου τα τελευταία χρόνια είναι μεγάλη και πόροι υψηλών δυνατοτήτων γίνονται όλο και πιο προσιτοί, όσο απαιτητικότερες είναι οι οικονομικές εφαρμογές που υποστηρίζουν τα νευρωνικά δίκτυα, τόσο μεγαλύτερο είναι και το κόστος που απαιτείται.

Οι οργανισμοί που εμπλέκονται σε οικονομικές αναλύσεις θα πρέπει είτε να επενδύουν στην εξασφάλιση ικανών υποδομών και την προμήθεια ισχυρού λογισμικού ή να στρέφονται σε λύσεις υπολογιστικού νέφους. Το πλεονέκτημα στην πρώτη περίπτωση είναι η στεγανότητα των δεδομένων και των αποτελεσμάτων της επεξεργασίας τους και το μειονέκτημα το υψηλό απαιτούμενο οικονομικό κόστος. Στη δεύτερη περίπτωση το απαιτούμενο κόστος είναι κατά πολύ χαμηλότερο αλλά δεδομένα και αποτελέσματα παραμένουν στις υποδομές τρίτης οντότητας. Η απόφαση εξαρτάται από τη της σκοπιμότητα και το βαθμό εμπιστευτικότητας των αναλύσεων.

Σε κάθε περίπτωση, οι υψηλών απαιτήσεων οικονομικές αναλύσεις είναι δυσβάσταχτες για μικρούς ή μεσαίους οργανισμούς. Για τους οργανισμούς αυτούς η στροφή στο υπολογιστικό νέφος είναι μονόδρομος. Μια ακόμα λύση για τους οργανισμούς αυτούς θα ήταν η προσέγγιση των προεκπαιδευομένων μοντέλων, Τα μοντέλα αυτά έχουν εκπαιδευτεί με δεδομένα και πόρους τρίτων οργανισμών και μπορούν να χρησιμοποιηθούν άμεσα. Το μειονέκτημα της προσέγγισης αυτής είναι το γεγονός ότι η εκπαίδευση των μοντέλων ενδέχεται να μην λαμβάνει υπόψη πιθανές ιδιαίτερες απαιτήσεις των εφαρμογών που υποστηρίζουν και εν τέλη να οδηγούν σε αποτελέσματα χαμηλότερης ακρίβειας και αξιοπιστίας.

Θέσπιση ηθικών κατευθυντήριων γραμμών και κανονισμών: Επένδυση σε υποδομές δεδομένων και υπολογιστικής ισχύος: Αυτό θα διευκολύνει την πρόσβαση και την επεξεργασία δεδομένων υψηλής ποιότητας, καθιστώντας τα ΝΔ πιο προσιτά σε ένα ευρύτερο φάσμα χρηστών.

Κεφάλαιο 4: Περίπτωση Χρήσης

Πρόβλεψη τιμών μετοχών

Μία διαδεδομένη χρήση των νευρωνικών δικτύων είναι η προσπάθεια για πρόβλεψη των τιμών μετοχών. Ως δεδομένα εκπαίδευσης χρησιμοποιούνται χρονοσειρές τιμών μετοχών. Με βάση τη συμπεριφορά των τιμών αυτών στο παρελθόν, γίνεται προσπάθεια για να προβλεφθούν οι αντίστοιχες τιμές στο μέλλον. Συνήθως χρησιμοποιούνται RNN-LSTM νευρωνικά δίκτυα, καθώς είναι τα καταλληλότερα για να διαχειριστούν χρονοσειρές.

Το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε είναι το Huge Stock Market Dataset⁷. Περιλαμβάνει τα πλήρη ιστορικά δεδομένα ημερήσιας τιμής (άνοιγμα, κλείσιμο, χαμηλότερη, υψηλότερη) και όγκου συναλλαγών, για όλες τις μετοχές που εδρεύουν στις ΗΠΑ και αυτές που διαπραγματεύονται στο NYSE, NASDAQ και NYSE MKT. Πρόκειται για ένα σύνολο δεδομένων πλήρες, σχετικά μεγάλου όγκου. Η τελευταία ενημέρωση των δεδομένων έγινε το 2017, ωστόσο μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την παραγωγή και αξιολόγηση μοντέλων πρόβλεψης. Περιλαμβάνει 1344 αρχεία CSV, κάθε ένα από τα οποία αντιστοιχεί σε μία μετοχή. Σε κάθε αρχείο είναι καταγεγραμμένη η εξέλιξη των τιμών της σε καθημερινή βάση. Στην ιστοσελίδα που είναι αφιερωμένη στο σύνολο δεδομένων, περιλαμβάνεται πλήρης τεκμηρίωση για αυτό.

Η γραμμογράφηση των αρχείων του συνόλου δεδομένων περιλαμβάνει τα ακόλουθα πεδία:

- Date: Η ημερομηνία που παρατηρήθηκαν οι τιμές των μετοχών
- Open: Η τιμή με την οποία άνοιξε η συνεδρίαση για αυτή τη μετοχή
- High: Η υψηλότερη τιμή που έλαβε η μετοχή κατά τη διάρκεια της ημέρας

⁷ Είναι δωρεάν διαθέσιμο στο <https://www.kaggle.com/datasets/borismarjanovic/price-volume-data-for-all-us-stocks-etfs>

- Low: Η χαμηλότερη τιμή που έλαβε η μετοχή κατά τη διάρκεια της ημέρα
- Close: Η τιμή της μετοχής με την οποία έκλεισε η συνεδρίαση την ημέρα αυτή.
- Volume: Ο όγκος των συναλλαγών για την μετοχή, εκείνη την ημέρα.
- OpenInt: Αριθμός ανοικτών συμβολαίων

Σκοπός της μελέτης είναι να διαμορφωθούν κατάλληλα RNN-LSTM νευρωνικά δίκτυα, τα οποία να μπορούν με επεξεργασία των χρονοσειρών των τιμών των μετοχών, να προβλέψουν τις μελλοντικές τιμές κλεισίματος και τις ανώτερες και κατώτερες τιμές ημέρας.

Δοκιμάστηκαν διαφορετικές αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων σε αρχεία μετοχών, ώστε για κάθε μία και για κάθε είδους τιμή, να εντοπιστεί το καταλληλότερο. Η αξιολόγηση έγινε με το μέσο τετράγωνο σφάλματος της τιμής που προβλέφθηκε, από την πραγματική. Τα RNN-LSTM που αναπτύχθηκαν είχαν:

- Δύο επίπεδα LSTM
- Μετά από κάθε επίπεδο LSTM, ένα επίπεδο Dropout για να αποφευχθούν καταστάσεις overfitting.
- Ένα Dense επίπεδο για την προετοιμασία εξόδου του αποτελέσματος.
- Το επίπεδο εξόδου.

Σε κάθε παραλλαγή της αρχιτεκτονικής εξετάζονται το πλήθος των νευρώνων των LSTM και των Dense επιπέδων. Σε όλες τις περιπτώσεις το batch size ήταν ίδιο (τιμή 7). Εξετάστηκε η απόδοση του μοντέλου, εξετάζοντας τις τιμές των μετοχών σε βάθος 60 ημερών (περίπου δύο μήνες) καθώς εκτιμάται ότι θα πρέπει να λαμβάνεται υπόψη ένα ικανό χρονικό διάστημα για τη διαμόρφωση των προϋποθέσεων που επηρεάζουν τις τιμές των μετοχών. Οι τιμές των διαφορετικών αρχιτεκτονικών φαίνονται στον παρακάτω πίνακα.

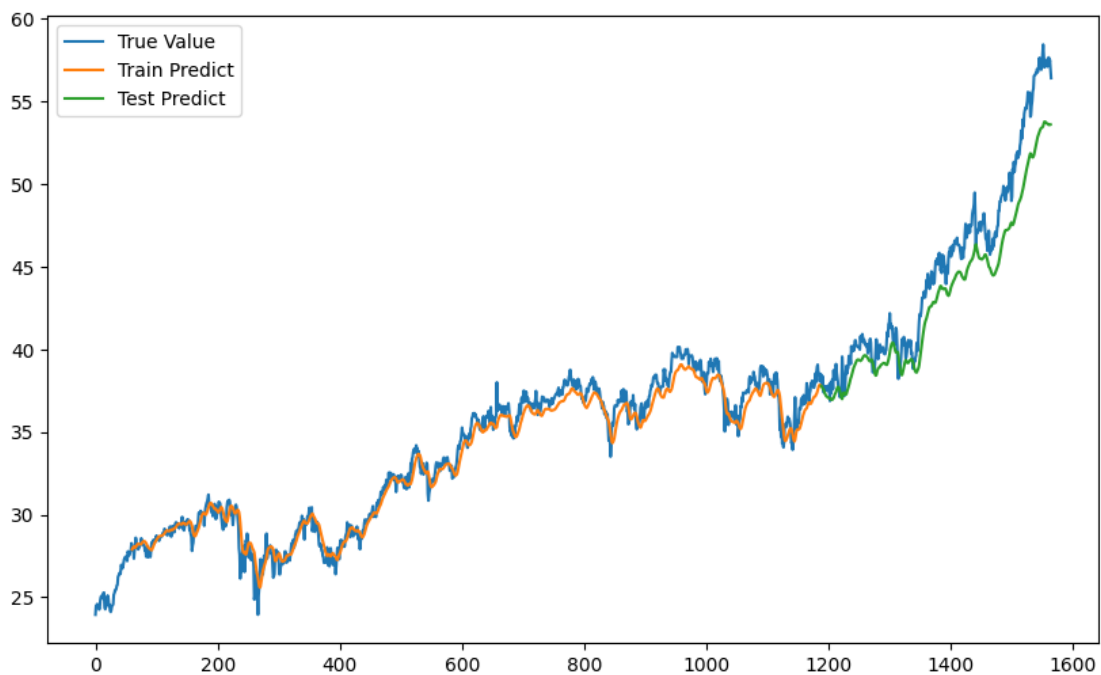
Επίπεδο	Διάταξη Νευρώνων
1 ^ο Επίπεδο LSTM	25 – 50 - 100
2 ^ο Επίπεδο LSTM	25 – 50 - 100
Dropout	0.25

Επίπεδο	Διάταξη Νευρώνων
Dense	10 – 25 - 50
Batch size	7
Χρονικός Ορίζοντας	60

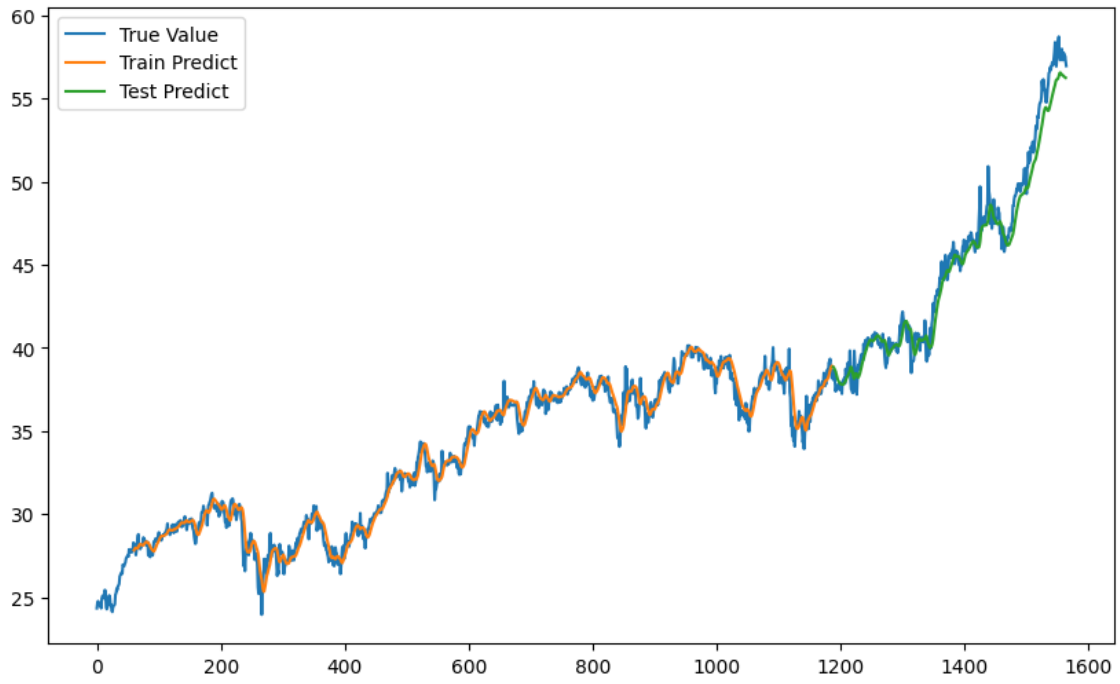
Τα καλύτερα αποτελέσματα που προέκυψαν για κάθε είδους τιμή, για την μετοχή που έγιναν οι δοκιμές φαίνονται παρακάτω

Είδος Τιμής	Σφάλμα	Αρχιτεκτονική
Κλείσιμο (Close)	0,773	100 – 100 - 25
Μέγιστη (High)	0,930	50 – 100 – 10
Ελάχιστη (Low)	0,900	25 – 100 - 25

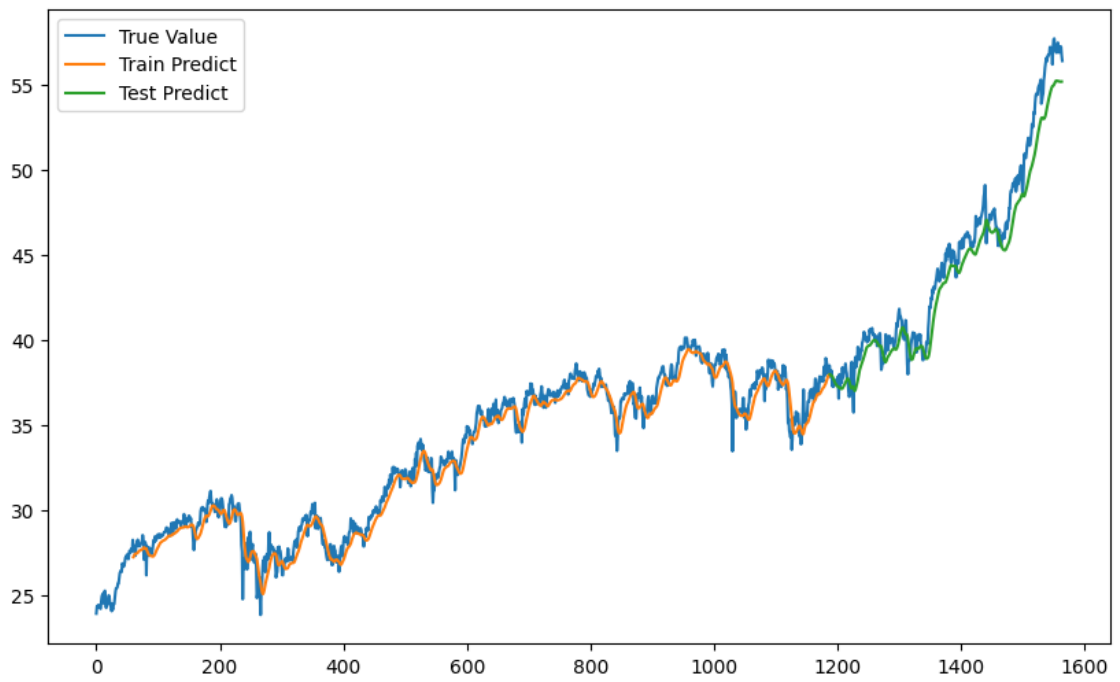
Για κάθε ένα από τα καλύτερα αποτελέσματα, δημιουργήθηκε το γράφημα πρόβλεψης.



Εικόνα 8: Πρόβλεψη Τιμής Κλεισίματος



Εικόνα 9: Πρόβλεψη Μέγιστης Τιμής



Εικόνα 10: Πρόβλεψη Ελάχιστης Τιμής

Ανακάλυψη απάτης

Σημαντική εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων στον χρηματοοικονομικό τομέα, είναι η ανακάλυψη δόλιων συναλλαγών με πιστωτικές κάρτες. Αυτό συμβάλλει στην προστασία των καταναλωτών και κατ' επέκταση στη διατήρηση της εμπιστοσύνης τους στη χρήση πιστωτικής κάρτας.

Για την ανάπτυξη του μοντέλου πρόβλεψης χρησιμοποιήθηκε σύνολο δεδομένων που περιέχει συναλλαγές που πραγματοποιήθηκαν με πιστωτικές κάρτες τον Σεπτέμβριο του 2013 από Ευρωπαίους κατόχους καρτών⁸. Αυτό το σύνολο δεδομένων περιλαμβάνει συναλλαγές που πραγματοποιήθηκαν σε δύο ημέρες. Από το σύνολο αυτό των 284807 συναλλαγών, οι 492 αφορούν απάτες.

Περιέχει μόνο αριθμητικές μεταβλητές εισόδου που προήλθαν μετά από μετασχηματισμό PCA⁹. Δυστυχώς, λόγω προβλημάτων εμπιστευτικότητας, δεν μπορούμε να παρέχουμε τις αρχικές δυνατότητες και περισσότερες πληροφορίες σχετικά με τα δεδομένα. Τα χαρακτηριστικά V1, V2, ... V28 είναι τα κύρια στοιχεία που προέκυψαν το PCA. Δεν έχουν μετασχηματιστεί η χρονοσφραγίδα της συναλλαγής (Time) και το ποσό που αφορούσε (Amount). Ο χρόνος περιγράφει τα δευτερόλεπτα που μεσολάβησαν μεταξύ κάθε συναλλαγής και της πρώτης συναλλαγής στο σύνολο δεδομένων. Το χαρακτηριστικό Class είναι η μεταβλητή που αναζητείται και παίρνει τιμή 1 σε περίπτωση απάτης και 0 διαφορετικά.

Από τα στοιχεία του συνόλου δεδομένων προκύπτει ότι αυτό παρουσιάζει έντονη ανισορροπία. Οι εγγραφές που αφορούν απάτες είναι πολύ λιγότερες από αυτές που αφορούν φυσιολογικές. Αυτό το γεγονός επιβάλλει την απαίτηση για την διενέργεια μίας διεργασίας εξισορρόπησης του συνόλου εκπαίδευσής. Εκτελέστηκε ενίσχυση του υποσυνόλου των εγγραφών που αφορούν απάτες. Μετά το πέρας της διεργασίας αυτής οι εγγραφές που αφορούν φυσιολογικές και απατηλές δοσοληψίας έρχονται σε ισορροπία.

⁸ Το σύνολο δεδομένων έχει συλλεχθεί και αναλυθεί κατά τη διάρκεια μιας ερευνητικής συνεργασίας της Worldline και της Ομάδας Machine Learning (<http://mlg.ulb.ac.be>) του ULB (Université Libre de Bruxelles) για την εξόρυξη μεγάλων δεδομένων και τον εντοπισμό απάτης.

⁹ Τα αρχικά δεδομένα δεν είναι διαθέσιμα για λόγους που σχετίζονται με την ιδιωτικότητα τους.

Για τη δημιουργία μοντέλου πρόβλεψης αναπτύχθηκε ένα νευρωνικό δίκτυο διαμορφωμένο από διαδοχικά Dense επίπεδα, ακολουθούμενα από Dropout επίπεδα (για την αποφυγή overfitting). Πριν την ανάπτυξη του μοντέλου δοκιμάστηκαν δύο τεχνικές για τη μείωση των διαστάσεων των δεδομένων εκπαίδευσης. Η πρώτη αφορούσε την εφαρμογή της τεχνικής PCA για τον περιορισμό του πλήθους των χαρακτηριστικών που θα ελεγχθούν μέσω της συμπίεσης τους. Η δεύτερη αφορά μία διαδικασία επιλογής των πιο επιδραστικών χαρακτηριστικών στη διαμόρφωση του χαρακτηριστικού – στόχος.

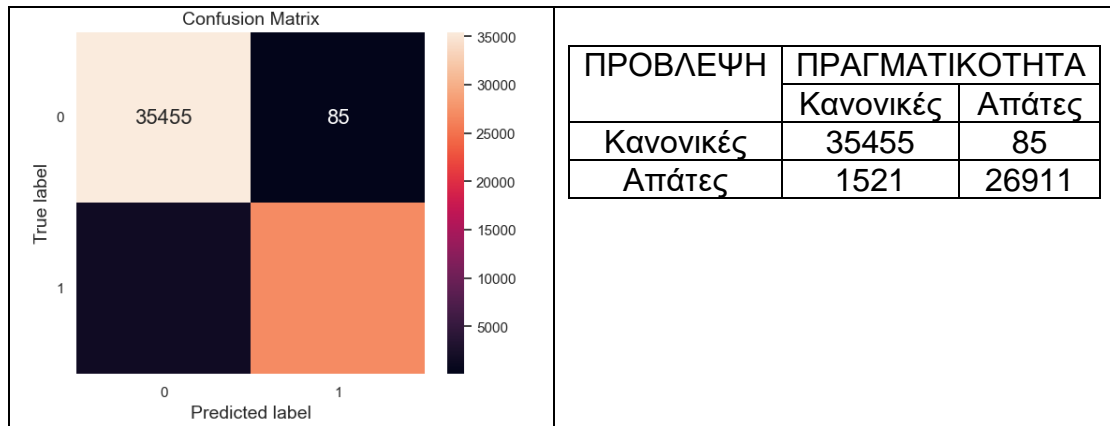
Από τις δύο πρακτικές, η δεύτερη φάνηκε να έχει καλύτερη επίδραση στην αποδοτικότητα του μοντέλου που διαμορφώθηκε. Χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος Random Forest. Υπολογίστηκε η επιδραστικότητα του κάθε χαρακτηριστικού στο τελικό αποτέλεσμα. Επιλέχθηκε να διατηρηθούν στη διαδικασία εκπαίδευσης του μοντέλου όσων η επιδραστικότητα ήταν της τάξης του 0.75 και παραπάνω. Διατηρήθηκαν μόλις 6 από το αρχικό σύνολο των χαρακτηριστικών.

Το νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από δύο πυκνά επίπεδα. Το πρώτο με 4 νευρώνες και το δεύτερο με 2. Και στα δύο χρησιμοποιείται η συνάρτηση ενεργοποίησης relu. Το επίπεδο εξόδου έχει μία έξοδο και χρησιμοποιεί τη συνάρτηση sigmoid.

Η αποτελεσματικότητα του είναι υψηλή. Η ακρίβεια του είναι 98%. Στον παρακάτω πίνακα φαίνονται τα στατιστικά στοιχεία της αποδοτικότητας του μοντέλου.

Στατιστικό	Κλάση 0 Κανονική Συναλλαγή	Κλάση 1 Απάτη
precision	0.96	1
recall	1	0.95
f1-score	0.98	0.97
support	35540	28432

Από τα στατιστικά αυτά φαίνεται ότι το μοντέλο καταφέρνει να ανακαλύπτει τις απάτες με μεγάλη ακρίβεια. Αυτό επιβεβαιώνεται από το confusion matrix που φαίνεται παρακάτω.

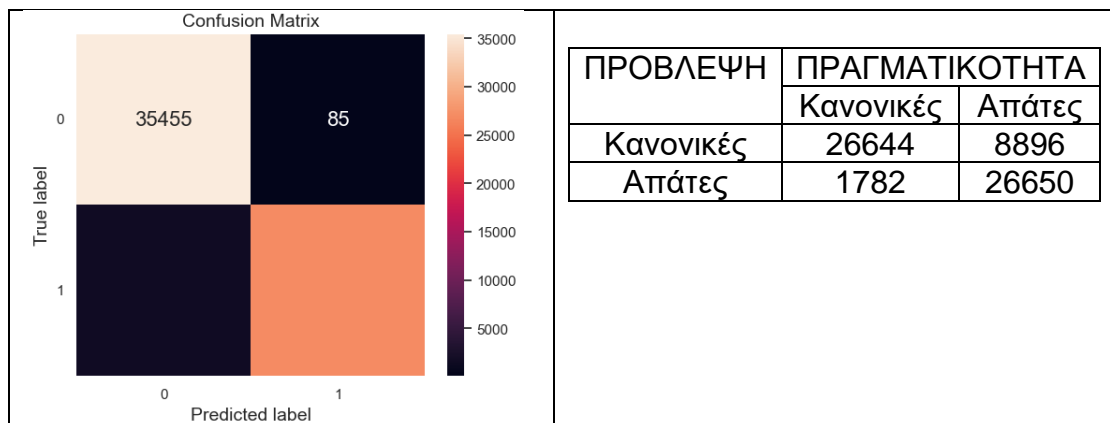


Με την προσέγγιση της μείωσης διαστάσεων PCA τα αποτελέσματα παρουσίασαν μικρότερη ακρίβεια, όπως φαίνεται στον παρακάτω πίνακα.

Στατιστικό	Κλάση 0 Κανονική Συναλλαγή	Κλάση 1 Απάτη
precision	0.94	0.75
recall	0.75	0.94
f1-score	0.83	0.83
support	35540	28432

Η ακρίβεια των προβλέψεων ήταν της τάξης του 83%.

Ο confusion matrix φαίνεται παρακάτω

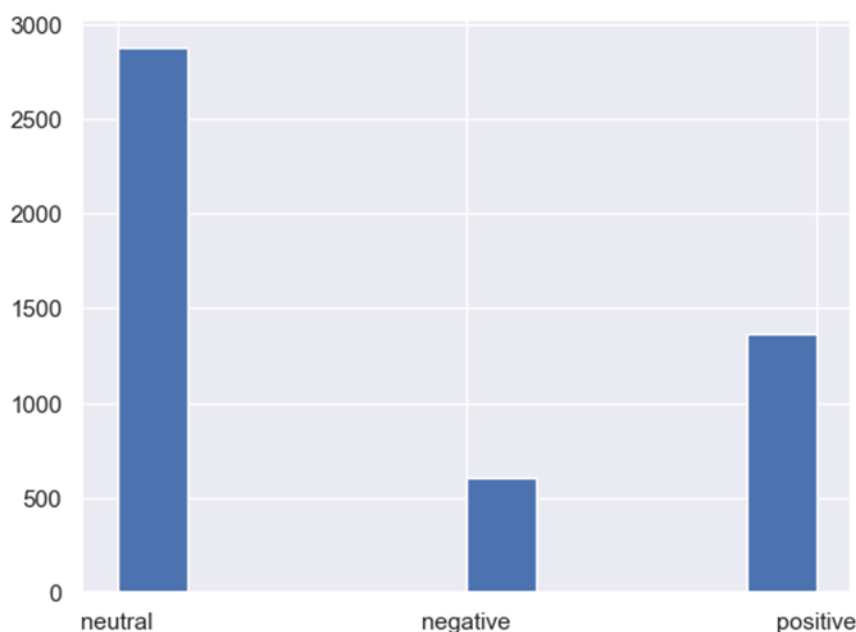


Ανάλυση Συναισθήματος

Το σύνολο δεδομένων είναι διαθέσιμο στο διαδίκτυο¹⁰. Περιλαμβάνει προτάσεις που σχετίζονται με οικονομικές ενέργειες και ειδήσεις και οι οποίες έχουν χαρακτηριστεί από την οπτική γωνία ενός μικροεπενδυτή. Τα δεδομένα είναι οργανωμένα σε δύο στήλες:

- Sentiment (Συναίσθημα): Αναφέρεται το συναίσθημα που αναδύεται από τον τίτλο της είδησης. Το συναίσθημα μπορεί να είναι αρνητικό, ουδέτερο ή θετικό.
- Είδηση (News): Η περιγραφή της είδησης.

Το αρχείο περιλαμβάνει 1363 θετικές ειδήσεις, 2879 αρνητικές και 604 ουδέτερες. Η κατανομή τους φαίνεται στο παρακάτω σχήμα.



Εικόνα 11: Κατανομή των ειδήσεων σε κατηγορίες

Τα κείμενα χρειάστηκε να μετατραπούν σε διανύσματα για να μπορέσουν να χρησιμοποιηθούν ως είσοδος σε τεχνητό νευρωνικό δίκτυο. Αυτό συνέβη κατά το στάδιο της προεπεξεργασίας κατά το οποίο έλαβαν χώρα οι παρακάτω εργασίες:

¹⁰ <https://www.kaggle.com/datasets/ankurzing/sentiment-analysis-for-financial-news/data>

- Απομακρύνθηκαν όλα τα στοιχεία από τις προτάσεις που δεν ήταν λέξεις (σημεία στίξης, αριθμοί, μη εκτυπώσιμοι χαρακτήρες).
- Μετατράπηκαν τα κεφαλαία γράμματα σε πεζά
- Αντικαταστάθηκαν όλες οι λέξεις με τη ρίζα τους (stemming)

Μετά από την προεπεξεργασία των κειμένων, συγκεντρώθηκαν οι 7772 διαφορετικοί όροι (ρίζες) που χρησιμοποιήθηκαν στο σύνολο δεδομένων. Επίσης διαπιστώθηκε ότι η μεγαλύτερου μήκους πρόταση περιείχε 38 όρους.

Σε κάθε ένα από τους διαφορετικούς όρους αντιστοιχίστηκε ένας αριθμός. Δημιουργήθηκε για κάθε πρόταση ένα διάνυσμα ως εξής:

Κάθε διάνυσμα είχε μήκος $2 \times 38 = 76$. Οι συντεταγμένες του διανύσματος αντανakλούν στους αριθμούς που αντιστοιχούν στους όρους, με τη σειρά που είναι τοποθετημένα στην πρόταση. Αν η πρόταση έχει λιγότερους όρους από το μέγεθος του διανύσματος, τότε οι υπόλοιπες συντεταγμένες λαμβάνουν μηδενικές τιμές. Μετά το πέρας της μετατροπής των προτάσεων σε διανύσματα, κάθε πρόταση αντιστοιχεί σε ένα διάνυσμα μήκους 76 .

Μία ακόμα διεργασία της προεπεξεργασίας είναι η διαμόρφωση του χαρακτηριστικού στόχος. Αυτό το χαρακτηριστικό είναι το πεδίο sentiment. Οι τιμές από τη μορφή συμβολοσειράς μετατρέπονται σε τριάδες πραγματικών αριθμών. Κάθε μία από τις τιμές των τριάδων αντιστοιχεί στο κατά πόσο μία πρόταση μπορεί να θεωρηθεί θετική, αρνητική ή ουδέτερη. Υπό την έννοια αυτή, οι μετατροπές των χαρακτηρισμών των προτάσεων έχει όπως φαίνεται στον παρακάτω πίνακα.

Χαρακτηρισμός	Κωδικοποίηση
Positive	1.0 0.0 0.0
Neutral	0.0 1.0 0.0
Negative	0.0 0.0 1.0

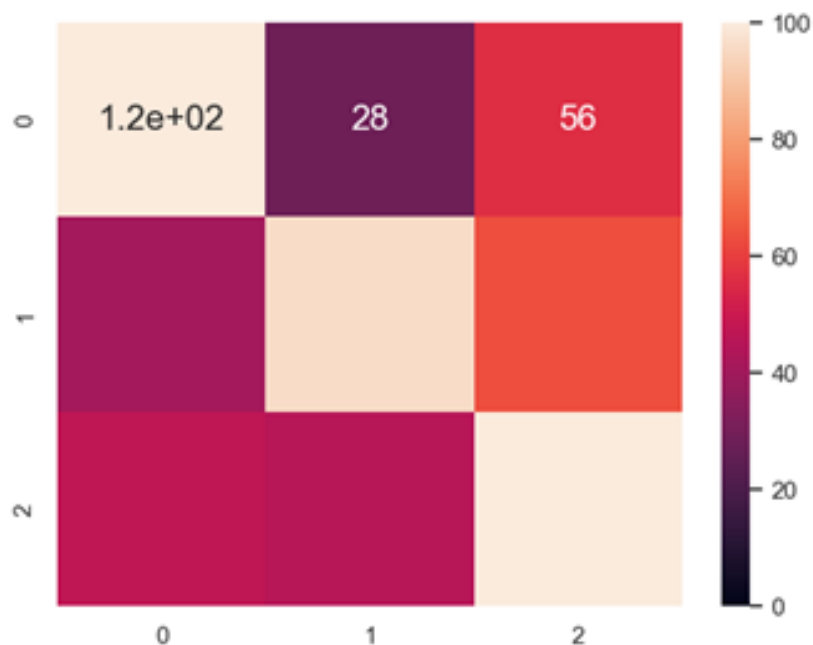
Το σύνολο δεδομένων δεν είχε ισορροπία ως προς το πως μπορεί να χαρακτηριστεί μία πρόταση. Για το σκοπό αυτό, επιδιώχθηκε να χρησιμοποιηθούν ένα μέρος των δεδομένων, ως σύνολο εκπαίδευσης, με

τρόπο τέτοιο που να είναι ισορροπημένο. Χρησιμοποιήθηκαν 400 εγγραφές από κάθε είδος πρότασης. Τα υπόλοιπα δεδομένων χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγηση του μοντέλου. Αναπτύχθηκε ένα συνελικτικό δίκτυο με επίπεδο LSTM. Χρησιμοποιήθηκαν επίπεδο Maxpooling για τη μείωση των διαστάσεων των δεδομένων. Επιπλέον χρησιμοποιήθηκε επίπεδο Dropout για την αποφυγή υπερπροσαρμογής.

Από την αξιολόγηση του μοντέλου που αναπτύχθηκε, προκύπτει ότι παρουσιάζει υψηλή ακρίβεια προβλέψεων, γύρω στο 60%. Στον παρακάτω πίνακα φαίνονται οι τιμές αξιολόγησης των μοντέλων.

Κατηγορία	precision	recall	f1-score	support
0	0.57	0.58	0.57	200
1	0.57	0.48	0.52	200
2	0.48	0.54	0.51	200

Στην παρακάτω εικόνα παρουσιάζεται διαγραμματικά ο confusion matrix.



Εικόνα 12: Confusion Matrix

Πραγματικές Τιμές	Πρόβλεψη		
	0	1	2
0	116	28	56
1	41	96	63
2	47	45	108

Σε γενικές γραμμές από το παράδειγμα χρήση των νευρωνικών δικτύων για έλεγχο του συναισθήματος που αναδύεται από κείμενο, προκύπτει ότι μπορεί να αποτελέσει ένα ισχυρό εργαλείο για την πρόβλεψη του πως το κοινό στόχος μπορεί να αντιδράσει σε ενέργειες οικονομικού ενδιαφέροντος.

Κεφάλαιο 5: Συμπεράσματα

Η χρήση νευρωνικών δικτύων έχει αποδείξει την υψηλή τους αποτελεσματικότητα ως εργαλείο λήψης αποφάσεων σε διάφορους τομείς της ανθρώπινης δραστηριότητας. Στον οικονομικό τομέα μπορεί και προσφέρει λύσεις σε πολλαπλά προβλήματα, καθώς η εφαρμογή τους αποδίδει εργαλεία με αυξημένη ακρίβεια και προσαρμοστικότητα στην ανάλυση σύνθετων οικονομικών δεδομένων, ενισχύοντας την ικανότητα των επενδυτών και των χρηματοοικονομικών αναλυτών να λαμβάνουν ενημερωμένες αποφάσεις.

Η μελέτη των νευρωνικών δικτύων στην οικονομική ανάλυση ανέδειξε την ισχυρή δυναμική τους σε πολλαπλές εφαρμογές. Η εφαρμογή τους για την πρόβλεψη χρηματοοικονομικών χρονοσειρών, επέδειξε αποτελέσματα υψηλής ακρίβειας και σε σύντομο χρόνο. Τα Long Short-Term Memory (LSTM) νευρωνικά δίκτυα, απέδωσαν τις μελλοντικές τιμές των χρηματοοικονομικών μέσων με σημαντική ακρίβεια. Αυτό οφείλεται στη δυνατότητά τους να διαχειρίζονται μεγάλους όγκους δεδομένων και να αναγνωρίζουν μακροχρόνιες εξαρτήσεις. Το χαρακτηριστικό τους αυτό είναι πολύτιμο για την οικονομική ανάλυση, καθώς μπορεί να χρησιμοποιηθεί ποικιλοτρόπως και για διαφορετικούς σκοπούς. Μία άλλη σημαντική δυνατότητα των νευρωνικών δικτύων είναι η ανίχνευση απάτης, μέσω της αναγνώρισης ύποπτων μοτίβων και μη φυσιολογικών συμπεριφορών σε οικονομικές συναλλαγές. Για τους σκοπούς αυτούς χρησιμοποιούνται κυρίως Convolutional Neural Networks (CNNs), τα οποία αποδίδουν εκτιμήσεις για τις συναλλαγές που έχουν υψηλή αξιοπιστία. Στον τομέα της διαχείρισης κινδύνου, η χρήση των νευρωνικών δικτύων κατέδειξε ότι δύνανται να προβλέπουν πιθανές κινήσεις της αγοράς που παρουσιάζουν υψηλό δείκτη κινδύνου. Μέσω της ανάλυσης των δεδομένων και της πρόβλεψης των τάσεων, οι διαχειριστές κινδύνου μπορούν να λάβουν πιο εύστοχες αποφάσεις, ελαχιστοποιώντας το σχετικό ρίσκο. Με τη χρήση των νευρωνικών δικτύων, εξυπηρετούνται και διαδικασίες βελτιστοποίησης χαρτοφυλακίου, καθώς μπορούν να επεξεργάζονται πολλαπλά κριτήρια και περιορισμούς, αναλύοντας δεδομένα της αγοράς και προσδιορίζοντας τη βέλτιστη κατανομή των επενδύσεων για μέγιστη απόδοση και ελάχιστο κίνδυνο. Με τα νευρωνικά δίκτυα μπορεί να εξεταστεί και να προσδιοριστεί με ακρίβεια και η ψυχολογική κατάσταση του κοινού. Τα

νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται για την κατανόηση και την ερμηνεία των συναισθημάτων που εκφράζονται σε κοινωνικά δίκτυα και άλλες διαδικτυακές πηγές, προσφέροντας πολύτιμες πληροφορίες που χρησιμοποιούνται για τη διαμόρφωση των στρατηγικών των επενδυτών ή άλλων παραγόντων που καλούνται να λάβουν αποφάσεις οικονομικής φύσεως (πχ κυβερνήσεις). Η εφαρμογή των Recurrent Neural Networks (RNNs) και των Natural Language Processing (NLP) τεχνικών συμβάλει στην βελτίωση της ακρίβειας των αναλύσεων αυτών. η αυτοματοποίηση των συναλλαγών μέσω των νευρωνικών δικτύων επιτρέπει τη λήψη γρήγορων και ακριβών αποφάσεων, βελτιστοποιώντας τις στρατηγικές συναλλαγών και μειώνοντας την ανθρώπινη παρέμβαση. Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να αναλύουν συνεχώς τα δεδομένα της αγοράς και να εκτελούν συναλλαγές με βάση προκαθορισμένα κριτήρια και αλγόριθμους.

Όλα τα παραπάνω βασίζονται στην ικανότητα των νευρωνικών δικτύων να ανακαλύπτουν πρότυπα. Καταφέρνουν να αναγνωρίζουν κρυφές σχέσεις στα δεδομένα. Ένα από τα βασικά πλεονεκτήματα των νευρωνικών δικτύων είναι η ικανότητά τους να αναγνωρίζουν πρότυπα και να προβλέπουν μελλοντικές τάσεις, κάτι που τα καθιστά πολύτιμα σε χρηματοοικονομικές προβλέψεις και στρατηγικές επενδύσεων. Εφαρμόζονται πλέον συστηματικά σε διαδικασίες που τρέχουν σε παραγωγικό επίπεδο. Για τον σκοπό αυτό έχουν αναπτυχθεί πολλά και ποικίλα εργαλεία για την υλοποίηση, εκπαίδευση και χρήση νευρωνικών δικτύων. Τα εργαλεία αυτά απευθύνονται τόσο σε εξοικειωμένους με τις τεχνικές του προγραμματισμού ανθρώπους όσο και σε ανθρώπους που κατέχουν μέσες γνώσεις χειρισμού διαδικτυακών εφαρμογών. Τα τελευταία είναι κατάλληλα προς χρήση απ' ευθείας από τα στελέχη οργανισμών που ασχολούνται με τις διαδικασίες λήψης αποφάσεων. Στην παρούσα μελέτη, χρησιμοποιήθηκε η Python για την υλοποίηση νευρωνικών δικτύων σε πρακτικό επίπεδο. Αποδείχθηκε ότι είναι μια γλώσσα προγραμματισμού που μπορεί να χρησιμοποιηθεί αποδοτικά για την υλοποίηση νευρωνικών δικτύων, προσφέροντας ευελιξία, φθηνές λύσεις και ένα πλούσιο σύνολο εργαλείων και βιβλιοθηκών. Είναι εύκολη στην εκμάθηση της καθώς η σύνταξη είναι αρκετά κοντά στην καθομιλουμένη αγγλική γλώσσα, χωρίς να απομακρύνεται από τους κανόνες σύνταξης των πιο κοινών γλωσσών

προγραμματισμού (πχ C/C++, Java). Μπορούν εύκολα να αρχίσουν να προγραμματίζουν με Python, ακόμα και αρχάριοι. Είναι επιπλέον, ευέλικτη στην ικανοποίηση ποικίλων απαιτήσεων. Παρέχονται έτοιμες πολλές βιβλιοθήκες, οι οποίες ενσωματώνονται εύκολα στη βασική λειτουργικότητα της Python, ώστε να μπορεί να καλύψει εξειδικευμένες απαιτήσεις. Αυτό το πλεονέκτημα της την καθιστά κατάλληλη για ανάπτυξη νευρωνικών δικτύων. Υπάρχουν διαθέσιμες έτοιμες βιβλιοθήκες που υποστηρίζουν τη γρήγορη ανάπτυξη και εκπαίδευση τους. Παράλληλα παρέχουν και όλα τα υποστηρικτικά εργαλεία για την αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας των νευρωνικών δικτύων και την προεπεξεργασία των δεδομένων. Αν και η Python είναι ανοικτού κώδικα και δωρεάν διαθέσιμη, δεν στερείται αποτελεσματικής υποστήριξης. Διαθέτει μια ισχυρή κοινότητα προγραμματιστών και ένα ευρύ φάσμα διαθέσιμων πόρων, που συμπληρώνουν επαρκώς την επίσημη υποστήριξη της. Το κόστος ανάπτυξης των νευρωνικών δικτύων ήταν μηδαμινό. Αυτό οφείλεται στο ότι πρόκειται για δωρεάν και ανοικτού κώδικα λογισμικό, τόσο στον πυρήνα του, όσο και στις βιβλιοθήκες που ενσωματώνονται. Τα νευρωνικά δίκτυα που αναπτύχθηκαν και εκπαιδεύτηκαν, δεν ήταν ιδιαίτερος απαιτητικά σε πόρους. Χαρακτηριστικό είναι το γεγονός ότι η δημιουργία και η εκπαίδευση αυτών που σχετίζονται με τις πρακτικές εφαρμογές της παρούσας εργασίας, έγινε σε προσωπικό ηλεκτρονικό υπολογιστή. Ακόμα και πιο απαιτητικά νευρωνικά δίκτυα, μπορούν αποδοτικά να αναπτυχθούν και εκπαιδευτούν σε λύσεις υπολογιστικού νέφους με χαμηλό σχετικά κόστος.

Η δυναμική των νευρωνικών δικτύων στην οικονομική ανάλυση παραμένει υψηλή, με τις δυνατότητες τους να αυξάνονται συνεχώς. Οι κύριοι παράγοντες που συμβάλλουν σε αυτή τη δυναμική περιλαμβάνουν:

- Η αυτοματοποίηση διαδικασιών μέσω νευρωνικών δικτύων μειώνει την ανάγκη για ανθρώπινη παρέμβαση, οδηγώντας σε εξοικονόμηση κόστους.
- Η τεχνολογία των νευρωνικών δικτύων εξελίσσεται συνεχώς, με νέες μεθοδολογίες και αλγόριθμους να αναπτύσσονται και να βελτιώνονται. Η έρευνα και η ανάπτυξη στον τομέα αυτό οδηγούν σε πιο ακριβή και αποδοτικά μοντέλα.

- Η συνεχιζόμενη αύξηση των διαθέσιμων δεδομένων προσφέρει περισσότερες ευκαιρίες για την εκπαίδευση και την εφαρμογή νευρωνικών δικτύων. Η ποικιλία και ο όγκος των δεδομένων επιτρέπουν την καλύτερη ανάλυση και την ανακάλυψη κρυφών προτύπων.
- Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να εφαρμοστούν σε ένα ευρύ φάσμα οικονομικών τομέων, από την ανάλυση της αγοράς και τη διαχείριση κινδύνου μέχρι την ανίχνευση απάτης και την αυτοματοποίηση συναλλαγών. Αυτή η ευελιξία τα καθιστά ένα πολύτιμο εργαλείο για τις οικονομικές επιχειρήσεις.

Η χαμηλή ανάπτυξη και η συνεχιζόμενη εξέλιξη της τεχνολογίας διασφαλίζουν ότι τα νευρωνικά δίκτυα θα παραμείνουν στην αιχμή της οικονομικής ανάλυσης και των εφαρμογών της, προσφέροντας αξιόπιστες και αποδοτικές λύσεις για τις οικονομικές επιχειρήσεις. Η πρόοδος της τεχνολογίας και των μεθόδων εκμάθησης αναμένεται να ενισχύσει περαιτέρω την αποδοτικότητα των νευρωνικών δικτύων. Με την εξέλιξη των τεχνικών εκμάθησης, όπως η ενισχυτική μάθηση και τα υβριδικά μοντέλα, και την αύξηση της υπολογιστικής ισχύος, οι εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων στον οικονομικό τομέα αναμένεται να γίνουν ακόμα πιο ισχυρές και εκτεταμένες. Η ενσωμάτωση των νευρωνικών δικτύων στις χρηματοοικονομικές δραστηριότητες προμηνύει μια εποχή όπου οι αποφάσεις θα λαμβάνονται με μεγαλύτερη ακρίβεια και ταχύτητα, συμβάλλοντας στην ανάπτυξη πιο αποτελεσματικών και αποδοτικών αγορών. Ως εκ τούτου, η επένδυση στην έρευνα και την εκπαίδευση για τη βελτιστοποίηση της χρήσης αυτών των τεχνολογιών είναι κρίσιμη για την επίτευξη και διατήρηση του ανταγωνιστικού πλεονεκτήματος. Με την ανάπτυξη της τεχνολογίας και την αυξανόμενη διαθεσιμότητα των πόρων, τα νευρωνικά δίκτυα θα συνεχίσουν να διαδραματίζουν κεντρικό ρόλο στη λήψη οικονομικών αποφάσεων, καθιστώντας τα έναν αναπόσπαστο μέρος της στρατηγικής των σύγχρονων επιχειρήσεων και επενδυτών.

Αναφορές

Bondarenko, P., 2023. *Microeconomics*. [Ηλεκτρονικό]
Available at: <https://www.britannica.com/money/microeconomics>

Bracci, L. & Namazi, A., 2021. *Evaluation of unsupervised machine learning models for anomaly detection in time series sensor data*. [Ηλεκτρονικό]
Available at: <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1585135/FULLTEXT01.pdf>

Brennana, M. & Subrahmanyam, A., 1994. *Investment analysis and price formation*. [Ηλεκτρονικό]
Available at: <https://pdf.sciencedirectassets.com/271671/1-s2.0-S0304405X00X00104/1-s2.0-0304405X9400811E/main.pdf?X-Amz-Security-Token=IQoJb3JpZ2luX2VjECsaCXVzLWVhc3QtMSJHMEUCIHSBansrObY4gSKD3wx0AMUVNgT%2FQ1%2Fa78OaW6GXRQJuAiEAlGp%2FkO6g9szrziseDLB4EP02haO5xNQXn9sWXf%>

Chicco, D. & Jurman, G., 2020. *The advantages of the Matthews correlation coefficient (MCC) over F1 score and accuracy in binary classification evaluation*. [Ηλεκτρονικό]
Available at: <https://d-nb.info/1208103776/34>

Chirinko, R., 2020. *Tobin's Q and financial policy*. [Ηλεκτρονικό]
Available at: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0304393287900298>

Cioffi, R. και συν., 2020. *Artificial Intelligence and Machine Learning Applications in Smart Production: Progress, Trends, and Directions*. [Ηλεκτρονικό]
Available at: <https://www.mdpi.com/2071-1050/12/2/492>

Du, k., Xing, F., Mao, R. & Cambria, E., 2024. *Financial Sentiment Analysis: Techniques and Applications*. [Ηλεκτρονικό]
Available at: <https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/3649451>

Flach, P., 2003. *The Geometry of ROC Space: Understanding Machine Learning Metrics through ROC Isometrics*. [Ηλεκτρονικό]
Available at: <https://cdn.aaai.org/ICML/2003/ICML03-028.pdf>

Gu, L., 2023. *Optimized backpropagation neural network for risk prediction in corporate financial management*. [Ηλεκτρονικό]
Available at: <https://www.nature.com/articles/s41598-023-46528-8>

Hodson, T., 2022. *Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): when to use them or not*. [Ηλεκτρονικό]
Available at: <https://gmd.copernicus.org/preprints/gmd-2022-64/gmd-2022-64.pdf>

Huang, J., Chai, J. & Cho, S., 2020. *Deep learning in finance and banking: A literature review and classification*. [Ηλεκτρονικό]
Available at: <https://fbr.springeropen.com/articles/10.1186/s11782-020-00082-6>

khanacademy, 2024. *Economic indicators and the business cycle*. [Ηλεκτρονικό]
Available at: <https://www.khanacademy.org/economics-finance-domain/macroeconomics/macro-economic-indicators-and-the-business-cycle>

Khanzode, K. C. & Sarode, R., 2020. *Advantages and disadvantages of artificial intelligence and machine learning: a literature review*. [Ηλεκτρονικό]
Available at: https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/65414221/IJLIS_09_01_004-libre.pdf?1610548459=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DADVANTAGES_AND_DISADVANTAGES_OF_ARTIFICI.pdf&Expires=1714453832&Signature=cZxUvLMf~jo2X1e8Z2h5pGldX5Esecl9vRkEKfDx8j8xra

Kostadinov, S., 2017. *Understanding GRU Networks*. [Ηλεκτρονικό]
Available at: <https://towardsdatascience.com/understanding-gru-networks-2ef37df6c9be>
[Πρόσβαση 1 6 2024].

Ozbayoglu, A. M., Gudelek, M. U. & Sezer, O. B., 2020. *Applications of Deep Learning in Finance: A Survey*. [Ηλεκτρονικό]
Available at: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1568494620303240>

Palepu, K. G. και συν., 2021. *Business Analysis and Valuation: Using Financial Statements*. [Ηλεκτρονικό]
Available at: https://books.google.gr/books?hl=en&lr=&id=IDT6DwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR13&dq=Business+Analysis&ots=uKcj7XxceZ&sig=GWkDwgjiZ83pbTFtxi4qqe8EwJ4&redir_esc=y#v=onepage&q=Business%20Analysis&f=false

Rathburn, P., 2024. *Macroeconomics Definition, History, and Schools of Thought*. [Ηλεκτρονικό]
Available at: <https://www.investopedia.com/terms/m/macroeconomics.asp>

Saxena, S., 2024. *What is LSTM? Introduction to Long Short-Term Memory*. [Ηλεκτρονικό]
Available at: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/03/introduction-to-long-short-term-memory-lstm/>
[Πρόσβαση 30 5 2024].

Yang, H., Liu, X.-Y., Zhong, S. & Walid, A., 2020. *Deep Reinforcement Learning for Automated Stock Trading: An Ensemble Strategy*. [Ηλεκτρονικό]
Available at: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3690996

Yashaswi, K., 2021. *Deep Reinforcement Learning for Portfolio Optimization using Latent Feature State Space (LFSS) Module*. [Ηλεκτρονικό]
Available at: <https://arxiv.org/abs/2102.06233>

Ye, J., 2022. *Risk Management of Investment Projects Based on Artificial Neural Network*. [Ηλεκτρονικό]
Available at: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1155/2022/5606316>

Zhang, L., Wang, S. & Liu, B., 2018. *Deep learning for sentiment analysis: A survey*. [Ηλεκτρονικό]
Available at: <https://wires.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/widm.1253>