

FINTECH

Financial Technology



ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΔΗΜΟΚΡΑΤΙΑ
Εθνικόν και Καποδιστριακόν
Πανεπιστήμιον Αθηνών

ΙΟΥΝΙΟΣ 2024

Χανιωτάκη Ευαγγελία

Sba2000108

Περιεχόμενα

| | | |
|-----|---|----|
| 1. | Εισαγωγή | 3 |
| 2. | Ανάλυση των χρεοκοπιών στο χρηματοπιστωτικό σύστημα | 3 |
| 3. | Διαμόρφωση του χαρτοφυλακίου μετοχών | 6 |
| 4. | Εισαγωγή στο LSTM νευρωνικό δίκτυο | 7 |
| 5. | Ανάλυση των ιστορικών δεδομένων | 9 |
| 6. | Πρόβλεψη των τιμών με το LSTM νευρωνικό δίκτυο | 9 |
| 7. | Αξιολόγηση της προβλεπτικής ικανότητας | 12 |
| 8. | Συμπεράσματα | 15 |
| 9. | Μελλοντικές επεκτάσεις και προοπτικές | 16 |
| 10. | Βιβλιογραφία | 17 |

1. Εισαγωγή

Το FinTech αναφέρεται στη συνένωση των χρηματοοικονομικών υπηρεσιών με την τεχνολογία, με στόχο τη βελτίωση της παροχής υπηρεσιών στους καταναλωτές και τις επιχειρήσεις. Αυτό μπορεί να περιλαμβάνει την ανάπτυξη νέων πλατφορμών πληρωμών, εφαρμογών κινητού τηλεφώνου για τη διαχείριση των χρηματοοικονομικών, ρομποτική διαχείριση περιουσιακών και άλλες καινοτόμες χρηματοοικονομικές λύσεις.

Οι αλγόριθμοι deep learning αποτελούν ένα κρίσιμο στοιχείο του FinTech, καθώς παρέχουν τη δυνατότητα ανάλυσης μεγάλου όγκου δεδομένων με υψηλή ακρίβεια και ταχύτητα. Αυτοί οι αλγόριθμοι μπορούν να εξάγουν πολύπλοκα μοτίβα και να προβλέπουν τη συμπεριφορά των χρηματοοικονομικών αγορών, τις τάσεις και τις προβλέψεις, καθώς και να ανιχνεύουν ανωμαλίες ή απάτες.

Στόχοι αυτής της εργασίας είναι:

- Η ανάλυση της χρεοκοπίας της Silicon Valley Bank και της Credit Suisse και εξέταση των πιθανών συσχετίσεων.
- Κατανόηση του μοντέλου LSTM (Long Short-Term Memory) και της λειτουργίας του σε πρόβλεψη χρηματοοικονομικών δεδομένων.
- Δημιουργία ενός διαφοροποιημένου χαρτοφυλακίου μετοχών και ανάλυση της απόδοσής του με τη χρήση του μοντέλου LSTM.
- Αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας του μοντέλου LSTM στην πρόβλεψη των χρηματοοικονομικών αγορών.

2. Ανάλυση των χρεοκοπιών στο χρηματοπιστωτικό σύστημα

➤ Ανάλυση της χρεοκοπίας της Silicon Valley Bank:

Η Silicon Valley Bank, ένα χρηματοπιστωτικό ίδρυμα που έχει αποκτήσει φήμη για τις στενές σχέσεις του με παγκόσμιες τεχνολογικές νεοφυείς επιχειρήσεις και επιχειρηματικά κεφάλαια, βρέθηκε αντιμέτωπο με ένα από τα πιο ιστορικά προβλήματα του τραπεζικού τομέα - τις μαζικές αναλήψεις. Η ανακοίνωση της πτώχευσής της συνέβη την Παρασκευή (10/03/2023), σηματοδοτώντας ένα οικονομικό σοκ και αναταραχή στον τομέα αλλά και τον φόβο για τη νέα και μεγαλύτερη κρίση μετά την Lehman Brothers το 2008. Η πτώση της Silicon Valley Bank αποτελεί τη μεγαλύτερη πτώχευση χρηματοπιστωτικού ιδρύματος από τότε που η Washington Mutual κατέρρευσε κατά τη διάρκεια της οικονομικής κρίσης πριν από περισσότερο από μία δεκαετία. Τα ανεπίσημα αποτελέσματα ήταν άμεσα και επηρέασαν ορισμένες από τις πιο δυναμικές επιχειρήσεις στην τεχνολογική βιομηχανία, οι οποίες είχαν εμπλακεί με την τράπεζα. Αυτές οι επιχειρήσεις βρέθηκαν αντιμέτωπες με τον κίνδυνο της αναγκαστικής διακοπής των έργων τους ή ακόμα και της απόλυσης προσωπικού, καθώς προσπαθούσαν να ανακτήσουν πρόσβαση στα κεφάλαιά τους.

Η ανάλυση των οικονομικών δεικτών της Silicon Valley Bank αποκάλυψε μια σειρά από προβλήματα που συνέβαλαν στην οικονομική της αδυναμία. Καταρχάς, παρατηρήθηκαν πιθανά προβλήματα στη διαχείριση του ρίσκου, με την τράπεζα να είναι υπερβολικά εκτεθειμένη σε υψηλό ρίσκο επενδύσεων. Επιπλέον, παρουσιάστηκαν προβλήματα στη διαχείριση των κεφαλαίων, καθώς η τράπεζα δεν κατάφερε να διατηρήσει επαρκείς επιτοκιακές εισροές. Αυτοί οι παράγοντες συνέβαλαν στη δημιουργία μιας ευαίσθητης οικονομικής κατάστασης που δεν μπορούσε να αντιμετωπίσει τις χρηματοοικονομικές της υποχρεώσεις. Επιπλέον, η εξέταση των επιχειρηματικών δραστηριοτήτων αποκάλυψε πιθανές ανομοιότητες στο μοντέλο εσόδων της τράπεζας και την απόδοση των δανείων της.

Πολλοί παράγοντες συνέτειναν στην αδυναμία της τράπεζας να πληρώσει τις οικονομικές της υποχρεώσεις. Μεταξύ αυτών περιλαμβάνονται η υπερβολική έκθεση σε υψηλό ρίσκο επενδύσεων, η αδυναμία να προσαρμοστεί σε νέες και ανταγωνιστικές συνθήκες στην αγορά, καθώς και η έλλειψη επαρκούς ρύθμισης και εποπτείας των δραστηριοτήτων της.

Ο αντίκτυπος της χρεοκοπίας της Silicon Valley Bank στην αγορά και το χρηματοπιστωτικό σύστημα εκτιμάται ως πολύ σημαντικός. Η απώλεια εμπιστοσύνης των επενδυτών και των πελατών μπορεί να οδηγήσει σε αρνητικά κύματα στις χρηματοπιστωτικές αγορές και να δημιουργήσει αβεβαιότητα για την επόμενη εξέλιξη του κλάδου. Ταυτόχρονα, η απώλεια κεφαλαίου από τη χρεοκοπία μπορεί να επηρεάσει τη διαθεσιμότητα πίστωσης και τις χρηματοοικονομικές δραστηριότητες των επιχειρήσεων που εξαρτώνται από την τράπεζα για τη χρηματοδότησή τους. Συνολικά, η χρεοκοπία μιας τόσο σημαντικής χρηματοπιστωτικής οντότητας μπορεί να έχει ευρύτερες επιπτώσεις στην οικονομία και το χρηματοοικονομικό σύστημα.

➤ Ανάλυση της χρεοκοπίας της Credit Suisse:

Η χρεοκοπία της Credit Suisse προκάλεσε έναν σειρά παραγόντων που πρέπει να αναλυθούν για να κατανοήσουμε τη συνολική εικόνα. Αρχικά, πρέπει να εξετάσουμε τις επενδύσεις και τις χρηματοπιστωτικές δραστηριότητες της τράπεζας. Πιθανόν η Credit Suisse να είχε εκθέσεις σε υψηλό ρίσκο επενδύσεων που δεν ανταποκρίνονταν στις προσδοκίες, καθώς και να είχε αναλάβει υπερβολικά ριψοκίνδυνες χρηματοπιστωτικές δραστηριότητες.

Η ανάλυση των ρυθμίσεων είναι επίσης σημαντική, καθώς η έλλειψη επαρκούς ρύθμισης και ελέγχου μπορεί να επιτρέψει στην τράπεζα να αναλαμβάνει υπερβολικά ριψοκίνδυνες δραστηριότητες χωρίς να λαμβάνει υπόψη τους πιθανούς κινδύνους.

Η συνολική οικονομική κατάσταση της τράπεζας πρέπει επίσης να εξεταστεί, καθώς η αδυναμία της να ανταποκριθεί στις οικονομικές της υποχρεώσεις μπορεί να οφείλεται σε ευάλωτες χρηματοοικονομικές δομές ή διαχειριστικές πρακτικές.

Συγκρίνοντας τις δύο χρεοκοπίες, θα πρέπει να εξετάσουμε τυχόν κοινούς παράγοντες που ενδέχεται να έπαιξαν ρόλο σε κάθε περίπτωση. Μπορεί να υπήρξαν κοινές δομικές αδυναμίες στη χρηματοπιστωτική ρύθμιση ή παρόμοιες επενδυτικές πρακτικές που εκθέτουν τις τράπεζες σε υψηλό ρίσκο.

Τέλος, πρέπει να εξετάσουμε τον πιθανό ρόλο που η κρίση του 2009 μπορεί να έπαιξε στις δύο χρεοκοπίες. Είναι πιθανό να είχε υπάρξει αντίκτυπος από την κρίση στην πορεία των τραπεζών και των αγορών.

Η εξέταση των διαφόρων παραγόντων και η σύγκριση των δύο χρεοκοπιών θα μας βοηθήσει να κατανοήσουμε καλύτερα τις αιτίες και τις επιπτώσεις τους και να δούμε αν υπάρχει συσχέτιση μεταξύ των γεγονότων και του ευρύτερου οικονομικού περιβάλλοντος.

➤ Συσχέτιση των δύο χρεοκοπιών

Η συσχέτιση μεταξύ των δύο χρεοκοπιών της Silicon Valley Bank και της Credit Suisse απαιτεί την μελέτη των κοινών παραγόντων που ενδέχεται να επηρέασαν την εμφάνισή τους, αλλά και των διαφορών που υπάρχουν μεταξύ τους. Κοινοί παράγοντες μπορεί να περιλαμβάνουν την υπερβολική έκθεση σε υψηλό ρίσκο επενδύσεων, την ανεπαρκή διαχείριση του ρίσκου, και την έλλειψη επαρκούς ρύθμισης και εποπτείας. Και στις δύο περιπτώσεις, οι τράπεζες έχασαν την επιχειρηματική τους κατεύθυνση αλλά και το πώς να αντιμετωπίζουν προβλήματα στην αναγνώριση και διαχείριση του ρίσκου.

Ωστόσο, υπάρχουν και σημαντικές διαφορές μεταξύ των δύο καταστάσεων. Για παράδειγμα, η Silicon Valley Bank είναι περισσότερο εστιασμένη στη χρηματοδότηση των τεχνολογικών επιχειρήσεων και των επιχειρηματικών κεφαλαίων, ενώ η Credit Suisse είναι μία από τις μεγαλύτερες τράπεζες παγκοσμίως με ευρεία γκάμα χρηματοπιστωτικών υπηρεσιών. Επιπλέον, η πιθανή επίδραση της κρίσης του 2009 μπορεί να ήταν διαφορετική για κάθε τράπεζα, ανάλογα με τον τρόπο που διαχειρίστηκε τις επιπτώσεις της κρίσης και το επίπεδο εκθέσεων σε υψηλό ρίσκο.

Συμπερασματικά παρά τις ομοιότητες και τις διαφορές, η εξέταση των δύο χρεοκοπιών μπορεί να αποκαλύψει συσχετισμούς με το ευρύτερο οικονομικό περιβάλλον και την ανάγκη για ενισχυμένη ρύθμιση και εποπτεία στον τραπεζικό τομέα, προκειμένου να αντιμετωπιστούν τέτοιου είδους κρίσεις στο μέλλον.

➤ Εάν υπάρχει συσχέτιση με την κρίση του 2008-09

Η κρίση του 2008-09 μπορεί να έχει επηρεάσει τις δύο χρεοκοπίες με διάφορους τρόπους. Αρχικά, η κρίση μπορεί να είχε δημιουργήσει ένα περιβάλλον υψηλού ρίσκου και αβεβαιότητας στις χρηματοπιστωτικές αγορές, καθιστώντας δυσκολότερη τη διαχείριση του ρίσκου από πλευράς των τραπεζών. Επίσης, η πτώση της οικονομικής δραστηριότητας και η αύξηση της ανεργίας μπορεί να είχαν αρνητική επίδραση στις οικονομικές συνθήκες, επηρεάζοντας την ικανότητα των τραπεζών να εισπράξουν χρηματοδοτήσεις από τους δανειστές τους. Τέλος, η αντίδραση των κυβερνήσεων και των ρυθμιστικών αρχών στην κρίση μπορεί να έχει επηρεάσει τις τράπεζες μέσω νέων κανονιστικών περιορισμών και απαιτήσεων κεφαλαιακής επάρκειας. Κατά συνέπεια, η κρίση του 2008-09 μπορεί να έχει συμβάλει στην επιδείνωση της κατάστασης που οδήγησε στις χρεοκοπίες της Silicon Valley Bank και της Credit Suisse.

3. Διαμόρφωση του χαρτοφυλακίου μετοχών

Επιλογή Μετοχών και Αγορών

Για τη δημιουργία ενός διαφοροποιημένου χαρτοφυλακίου, επιλέχθηκαν μετοχές από 10 ηγέτιδες εταιρείες τεχνολογίας και ηλεκτρονικού εμπορίου, με έδρα τις Ηνωμένες Πολιτείες Αμερικής:

- **Apple Inc. (AAPL):** Η Apple είναι μια πολυεθνική εταιρεία τεχνολογίας που εδρεύει στην Καλιφόρνια, γνωστή για τα καινοτόμα ηλεκτρονικά προϊόντα της, όπως τα iPhone, iPad και Mac. Η μετοχή της διαπραγματεύεται στο Nasdaq με την ονομασία AAPL.

Λόγοι επιλογής: Η ισχυρή και σταθερή παρουσία της στην αγορά των καταναλωτικών ηλεκτρονικών και η συνεχιζόμενη ανάπτυξή της την καθιστούν ελκυστική επιλογή

- **Microsoft Corporation (MSFT):** Η Microsoft είναι μια πολυεθνική εταιρεία πληροφορικής που εδρεύει στην Ουάσιγκτον, γνωστή για το λογισμικό της, όπως τα Windows και το Office. Η μετοχή της διαπραγματεύεται στο Nasdaq με την ονομασία MSFT.

Λόγοι επιλογής: Η διαφοροποιημένη της παρουσία στην αγορά, από το λογισμικό μέχρι το cloud computing.

- **Amazon.com, Inc. (AMZN):** Η Amazon είναι μια αμερικανική εταιρεία ηλεκτρονικού εμπορίου και πολυεθνής τεχνολογικός κολοσσός που εδρεύει στο Σιάτλ της Ουάσιγκτον. Η εταιρεία εστιάζει στην ηλεκτρονική αγορά, στην cloud computing, στην ψηφιακή ροή και στην τεχνητή νοημοσύνη. Η μετοχή της διαπραγματεύεται στο Nasdaq με την ονομασία AMZN.

Λόγοι επιλογής: Η συνεχής καινοτομία και επέκτασή της σε νέους τομείς

- **Alphabet Inc. (GOOGL):** Η Alphabet είναι η μητρική εταιρεία της Google, μιας αμερικανικής πολυεθνικής εταιρείας τεχνολογίας που εστιάζει στις υπηρεσίες online, όπως η μηχανή αναζήτησης Google, το YouTube και το Android. Η μετοχή της διαπραγματεύεται στο Nasdaq με την ονομασία GOOGL.

Λόγοι επιλογής: Η Google είναι ηγέτης στις διαδικτυακές υπηρεσίες και τη διαφήμιση. Η συνεχιζόμενη ανάπτυξή της στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης και των αυτόνομων οχημάτων μέσω της Waymo προσθέτει επιπλέον αξία.

- **Ford Motor Company (F):** Η Ford είναι μια από τις μεγαλύτερες αυτοκινητοβιομηχανίες στον κόσμο, με μεγάλη παράδοση στην κατασκευή αυτοκινήτων και αυξανόμενη παρουσία στον τομέα των ηλεκτρικών οχημάτων.

Λόγοι επιλογής: Η Ford επενδύει σημαντικά στην ανάπτυξη ηλεκτρικών οχημάτων και τεχνολογιών αυτόνομης οδήγησης. Η μετάβασή της προς τη βιώσιμη κινητικότητα παρουσιάζει μεγάλες ευκαιρίες ανάπτυξης.

- **Adobe Inc. (ADBE):** Η Adobe είναι γνωστή για τα λογισμικά της στον τομέα της δημιουργικότητας και του ψηφιακού μάρκετινγκ, όπως το Photoshop, το Illustrator και το Acrobat. Επίσης, προσφέρει λύσεις για την ανάπτυξη και διαχείριση ψηφιακού περιεχομένου.

Λόγοι επιλογής: Η διαφοροποιημένη της παρουσία στην αγορά, από το λογισμικό μέχρι το cloud computing.

- **Tesla, Inc. (TSLA):** Ηγέτης στην κατασκευή ηλεκτρικών οχημάτων και καθαρής ενέργειας.

Λόγοι επιλογής: Η Tesla πρωτοπορεί στον τομέα της ηλεκτροκίνησης και της αποθήκευσης ενέργειας. Η συνεχής καινοτομία της και η επέκτασή της σε νέες αγορές.

- **Johnson & Johnson (JNJ):** Κορυφαία εταιρεία στον τομέα της υγείας, με ποικιλία φαρμακευτικών, ιατρικών συσκευών και καταναλωτικών προϊόντων.

Λόγοι επιλογής: Η J&J έχει ισχυρή παρουσία στην παγκόσμια αγορά υγείας με σταθερή ανάπτυξη και καινοτομία στους τομείς των φαρμάκων και των ιατρικών συσκευών.

- **Warner Bros. Discovery, Inc. (WBD):** Μια από τις μεγαλύτερες εταιρείες ψυχαγωγίας και μέσων μαζικής ενημέρωσης στον κόσμο, με ευρεία γκάμα από ταινίες, τηλεοπτικές σειρές και άλλες μορφές ψυχαγωγίας.

Λόγοι επιλογής: Η WBD έχει ένα ισχυρό χαρτοφυλάκιο από δημοφιλείς σειρές και ταινίες. Η στρατηγική της στην ψηφιακή διανομή και στο streaming.

- **The Coca-Cola Company (KO):** Κορυφαία εταιρεία στον κλάδο των αναψυκτικών και των ποτών, με παγκόσμια παρουσία και αναγνωρισιμότητα.

Λόγοι επιλογής: Η Coca-Cola έχει σταθερή ανάπτυξη και ένα ισχυρό χαρτοφυλάκιο προϊόντων που καλύπτει διάφορες ανάγκες των καταναλωτών σε όλο τον κόσμο. Η διαρκής καινοτομία στα προϊόντα της ενισχύει τη θέση της στην αγορά.

Οι Ηνωμένες Πολιτείες Αμερικής επιλέχθηκαν ως η κύρια αγορά για το χαρτοφυλάκιο μας, καθώς οι εταιρείες αυτές είναι εισηγμένες στα χρηματιστήρια NASDAQ και NYSE, τα οποία προσφέρουν υψηλή ρευστότητα και διαφάνεια. Με αποτέλεσμα να μας ελαχιστοποιούν των επενδυτικό κίνδυνο. Επιπλέον, οι ΗΠΑ έχουν μια σταθερή και αναπτυσσόμενη οικονομία, η οποία μπορεί να προσφέρει υποστήριξη στις μελλοντικές επιδόσεις των εταιρειών.

4. Εισαγωγή στο LSTM νευρωνικό δίκτυο

Το LSTM (Long Short-Term Memory) είναι ένα είδος αναδρομικού νευρωνικού δικτύου, σχεδιασμένο για την επεξεργασία και την πρόβλεψη ακολουθιών δεδομένων. Αν και τα αναδρομικά νευρωνικά

δίκτυα δεν είναι καινούργια, το LSTM ξεχωρίζει λόγω της ικανότητάς του να αντιμετωπίζει με μεγάλη αποτελεσματικότητα προβλήματα μεγάλης μνήμης ή μακροχρόνιας εξάρτησης στα δεδομένα.

➤ Ανάλυση του μοντέλου - Χαρακτηριστικά και λειτουργία

Το LSTM (Long Short-Term Memory) είναι ένα είδος αναδρομικού νευρωνικού δικτύου που έχει τη δυνατότητα να μάθει και να διατηρήσει μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις στα δεδομένα. Βασίζεται σε μονάδες μνήμης, γνωστές ως "κύτταρα μνήμης", τα οποία είναι σε θέση να διαχειριστούν τις πληροφορίες και τις χρονικές εξαρτήσεις σε μακροπρόθεσμη βάση.

Οι βασικές λειτουργίες του LSTM περιλαμβάνουν τις εξής:

1. Πύλες Ελέγχου: Το LSTM χρησιμοποιεί πύλες ελέγχου για τη ρύθμιση της ροής της πληροφορίας εντός του κύτταρου μνήμης. Αυτές οι πύλες περιλαμβάνουν την πύλη εισόδου (input gate), την πύλη λήθης (forget gate) και την πύλη εξόδου (output gate).
2. Κύτταρα Μνήμης: (Cell State) Τα κύτταρα μνήμης αποτελούν τον πυρήνα του LSTM και είναι υπεύθυνα για τη διατήρηση και την ενημέρωση των εσωτερικών καταστάσεών τους κατά τη διάρκεια της επεξεργασίας των δεδομένων.
3. Αντίσταση στη 'λήθη' ή 'εκλείψει' Πληροφορίας: Η πύλη λήθης επιτρέπει στο LSTM να αποφασίσει ποιες πληροφορίες θα θυμάται ή θα ξεχάσει από την προηγούμενη είσοδο.
4. Μεταφορά Πληροφορίας: Η πύλη εισόδου ελέγχει ποιες νέες πληροφορίες θα εισαχθούν στον κύτταρο μνήμης.
5. Εξοδος Πληροφορίας: Η πύλη εξόδου ελέγχει την έξοδο από τον κύτταρο μνήμης.

Με αυτόν τον τρόπο, το LSTM μπορεί να εκτελέσει προβλέψεις ή να προβλέψει ακολουθίες δεδομένων που περιέχουν πολύπλοκες χρονικές εξαρτήσεις, όπως οι χρονοσειρές και οι φυσικές γλώσσες.

➤ Εφαρμογές σε χρηματοοικονομικά δεδομένα

Οι εφαρμογές των LSTM νευρωνικών δικτύων σε χρηματοοικονομικά δεδομένα είναι πολλές και ποικίλες. Μερικές από αυτές περιλαμβάνουν:

1. Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών: Τα LSTM μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη των τιμών μετοχών βάσει ιστορικών δεδομένων, τεχνικών δεικτών και άλλων συναφών παραγόντων.
2. Πρόβλεψη Συναλλαγματικών Ισοτιμιών: Οι LSTM μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη των συναλλαγματικών ισοτιμιών, η οποία είναι κρίσιμη για τον χρηματοοικονομικό τομέα και τις διεθνείς συναλλαγές.
3. Ανίχνευση Συμπεριφοράς των Αγορών: Τα LSTM μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανίχνευση πιθανών τάσεων και μοτίβων στη συμπεριφορά των αγορών, βοηθώντας έτσι τους επενδυτές και τους αναλυτές να λάβουν αποφάσεις επενδυτικών στρατηγικών.
4. Πρόβλεψη Οικονομικών Δεικτών: Τα LSTM μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη οικονομικών δεικτών, όπως η ανεργία, η αύξηση του ΑΕΠ και άλλες οικονομικές επιδόσεις.
5. Ανάλυση Ακολουθιών Δεδομένων: Τέλος, τα LSTM μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανάλυση και την πρόβλεψη ακολουθιών δεδομένων, όπως οι χρονοσειρές τιμών, οι οικονομικές ειδήσεις και άλλα σχετικά δεδομένα.

Αυτές οι εφαρμογές των LSTM στον χρηματοοικονομικό τομέα μπορούν να βοηθήσουν στη λήψη αποφάσεων επενδυτικών στρατηγικών, στη διαχείριση του ρίσκου και στη βελτίωση της απόδοσης των επενδυτικών πορτοφολίων.

6. Ανάλυση των ιστορικών δεδομένων

Η ανάλυση ιστορικών δεδομένων είναι ένα κρίσιμο βήμα για την πρόβλεψη τιμών μετοχών με χρήση μοντέλων LSTM. Η διαδικασία περιλαμβάνει την ανάκτηση δεδομένων, την προετοιμασία και την επεξεργασία τους. Παρακάτω περιγράφονται τα βήματα αυτής της διαδικασίας:

- Ανάκτηση Ιστορικών Δεδομένων:

Χρησιμοποιούμε API ή βιβλιοθήκες όπως το yfinance για την ανάκτηση δεδομένων τιμών μετοχών από το διαδίκτυο.

Καθορίζουμε την περίοδο για την οποία θέλουμε τα δεδομένα (π.χ., από το 2018 έως το 2022). Προετοιμασία δεδομένων για το μοντέλο LSTM.

```
import yfinance as yf
tickers = ['AAPL', 'MSFT', 'AMZN', 'GOOGL', 'F', 'ADBE', 'TSLA', 'JNJ', 'WBD', 'KO']
data = {}
for ticker in tickers:
    data[ticker] = yf.download(ticker, start="2018-01-01", end="2022-12-31")
```

- Επεξεργασία Ιστορικών Δεδομένων:

Μετατρέπουμε τα δεδομένα σε κατάλληλη μορφή για ανάλυση.

Επικεντρωνόμαστε στις τιμές κλεισίματος ("Close") καθώς αυτές χρησιμοποιούνται συχνά για την πρόβλεψη μελλοντικών τιμών.

```
import pandas as pd

close_prices = pd.DataFrame({ticker: data[ticker]['Close'] for ticker in tickers})
```

- Προετοιμασία Δεδομένων για το Μοντέλο LSTM:

Η προετοιμασία των δεδομένων για το μοντέλο LSTM περιλαμβάνει διάφορα βήματα, όπως τη δημιουργία ακολουθιακών δεδομένων και την κανονικοποίηση.

- 1) Δημιουργία Ακολουθιακών Δεδομένων:

- i. Τα δεδομένα τιμών κλεισίματος πρέπει να μετατραπούν σε ακολουθίες κατάλληλες για την είσοδο στο LSTM.

- ii. Κάθε ακολουθία περιλαμβάνει δεδομένα για ένα συγκεκριμένο αριθμό ημερών (π.χ., 7 ημέρες) και την τιμή της επόμενης ημέρας ως στόχο.

```
import numpy as np

def create_sequences(data, sequence_length):
    sequences = []
    targets = []
    for i in range(len(data) - sequence_length):
        sequences.append(data[i:i + sequence_length])
        targets.append(data[i + sequence_length])
    return np.array(sequences), np.array(targets)

sequence_length = 7
X, y = [], []
for ticker in tickers:
    prices = close_prices[ticker].dropna().values
    X_ticker, y_ticker = create_sequences(prices, sequence_length)
    X.extend(X_ticker)
    y.extend(y_ticker)

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

2) Κανονικοποίηση Δεδομένων:

- Η κανονικοποίηση των δεδομένων είναι σημαντική για τη σταθερότητα και την απόδοση του μοντέλου LSTM.
- Χρησιμοποιούμε τον MinMaxScaler από την sklearn για να μετατρέψουμε τις τιμές σε κλίμακα από 0 έως 1.

```
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler

scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
X = scaler.fit_transform(X.reshape(-1, X.shape[-1])).reshape(X.shape)
y = scaler.fit_transform(y.reshape(-1, 1))
```

3) Διαμόρφωση Δεδομένων για το Μοντέλο LSTM:

- i. Το μοντέλο LSTM αναμένει είσοδο με τη μορφή (δείγματα, χρονικό βήμα, χαρακτηριστικά).

- ii. Αναδιαμορφώνουμε τα δεδομένα εισόδου κατάλληλα.

```
X = X.reshape(X.shape[0], X.shape[1], 1)
```

Μετά από αυτά τα βήματα, τα δεδομένα μας είναι έτοιμα για να εκπαιδεύσουμε το μοντέλο LSTM. Το επόμενο βήμα είναι η κατασκευή και εκπαίδευση του μοντέλου.

- **Κατασκευή και Εκπαίδευση του Μοντέλου LSTM**

- 1) Δημιουργία του Μοντέλου LSTM:
 - i. Χρησιμοποιούμε το Sequential μοντέλο από το tensorflow.keras για να κατασκευάσουμε το LSTM μοντέλο.
 - ii. Προσθέτουμε τα απαραίτητα LSTM και Dense layers.

```
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import LSTM, Dense

model = Sequential()
model.add(LSTM(64, return_sequences=True, input_shape=(sequence_length, 1)))
model.add(LSTM(32))
model.add(Dense(1))
model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam')
```

- 1) Εκπαίδευση του Μοντέλου:

Η επιλογή του αριθμού των εποχών (epochs) στην εκπαίδευση ενός μοντέλου είναι ένα σημαντικό βήμα που επηρεάζει την απόδοσή του. Κατά την εκπαίδευση ενός μοντέλου, ο αριθμός των εποχών καθορίζει πόσες φορές τα δεδομένα εκπαίδευσης θα περάσουν από το μοντέλο. Όταν χρησιμοποιείτε λιγότερες εποχές, όπως στην περίπτωση με 10 εποχές, το μοντέλο εκπαιδεύεται γρηγορότερα, αλλά ενδέχεται να μην μάθει επαρκώς ώστε να γενικεύσει καλά σε νέα δεδομένα.

Αντίθετα, όταν αυξάνετε τον αριθμό των εποχών, το μοντέλο έχει περισσότερο χρόνο για να μάθει από τα δεδομένα εκπαίδευσης, πιθανότατα οδηγώντας σε καλύτερη γενίκευση και πρόβλεψη σε νέα δεδομένα. Ωστόσο, η αύξηση του αριθμού των εποχών επίσης μπορεί να οδηγήσει σε υπερεκπαίδευση (overfitting) εάν το μοντέλο μάθει πάρα πολύ καλά τα δεδομένα εκπαίδευσης και δυσκολεύεται να γενικεύσει σε νέα δεδομένα. Μετά την εκπαίδευση, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε το μοντέλο για την πρόβλεψη μελλοντικών τιμών μετοχών και να αξιολογήσουμε την απόδοσή του.

```
model.fit(X, y, epochs=10, batch_size=32)
```

7. Πρόβλεψη των τιμών με το LSTM νευρωνικό δίκτυο

Για την πρόβλεψη των τιμών για ένα χρονικό διάστημα 7 ημερών χρησιμοποιώ ένα LSTM νευρωνικό δίκτυο, ακολουθώντας τα παρακάτω βήματα:

- i. Εκπαίδευση του μοντέλου: Χρησιμοποιήστε τη μέθοδο `compile` για να καθορίσετε τη συνάρτηση κόστους και τον βελτιστοποιητή για την εκπαίδευση του μοντέλου. Στη συνέχεια, χρησιμοποιήστε τη μέθοδο `fit` για να εκπαιδεύσετε το μοντέλο σας στα δεδομένα εκπαίδευσης (X, y).
- ii. Πρόβλεψη για τις επόμενες 7 ημέρες: Χρησιμοποιήστε τη μέθοδο `predict` για να κάνετε προβλέψεις για τις τιμές των μετοχών για τις επόμενες 7 ημέρες. Αυτό γίνεται παρέχοντας στο μοντέλο σας τις τελευταίες 7 τιμές των μετοχών και ζητώντας από το μοντέλο να προβλέψει την επόμενη τιμή.

Εδώ είναι ένα παράδειγμα κώδικα για την υλοποίηση αυτών των βημάτων:

```
model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam')
model.fit(X, y, epochs=10, batch_size=32)

last_prices = X[-1] # Πάρτε τις τελευταίες 7 τιμές
predictions = []
for i in range(7):
    prediction = model.predict(np.array([last_prices]).reshape(1, 7, 1))
    predictions.append(prediction[0][0])
    last_prices = np.roll(last_prices, -1)
    last_prices[-1] = prediction[0][0]

print("Predictions for the next 7 days:")
print(predictions)
```

Αυτός ο κώδικας εκπαιδεύει το μοντέλο σας και στη συνέχεια προβλέπει τις τιμές για τις επόμενες 7 ημέρες, χρησιμοποιώντας τις τελευταίες 7 τιμές των μετοχών για τη δημιουργία των προβλέψεων. Πρόβλεψη των τιμών για ένα χρονικό διάστημα 7 ημερών.

8. Αξιολόγηση της προβλεπτικής ικανότητας

- Σύγκριση των προβλεπόμενων τιμών με τις πραγματικές

Η σύγκριση των προβλεπόμενων τιμών με τις πραγματικές αποτελεί σημαντικό βήμα στην αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου. Από τα παραπάνω αποτελέσματα, φαίνεται ότι οι προβλεπόμενες τιμές από το μοντέλο LSTM δεν συμφωνούν απόλυτα με τις πραγματικές τιμές των μετοχών. Έκανα αρκετές προσπάθειες για την βελτιστοποίηση του κώδικα και του αποτελέσματος αλλά κατάφερα να φτάσω έως εδώ. Ωστόσο, αυτό δεν σημαίνει απαραίτητα ότι το μοντέλο είναι αναποτελεσματικό. Υπάρχουν πολλοί παράγοντες που μπορούν να επηρεάσουν την ακρίβεια των προβλέψεων, όπως η ποιότητα των δεδομένων, η επιλογή των χαρακτηριστικών και η δομή του μοντέλου.

- Αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου

Η αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου μπορεί να πραγματοποιηθεί με διάφορους τρόπους. Ένας τρόπος είναι η χρήση μετρικών όπως η μέση απόλυτη σφάλματος (MAE), η μέση απόλυτη τιμή του σφάλματος (MSE) ή ο συντελεστής προσδιορισμού (R-squared) για να αξιολογήσετε την ακρίβεια του μοντέλου σε σύγκριση με τις πραγματικές τιμές. Επιπλέον, η εξέταση των γραφικών παραστάσεων των προβλέψεων έναντι των πραγματικών τιμών μπορεί να παρέχει επιπλέον εικόνα για την απόδοση του μοντέλου.

Επιπλέον, η εξέταση των προβλεπόμενων τιμών για διαφορετικές μετοχές μπορεί να αποκαλύψει την επίδραση των διαφόρων χαρακτηριστικών των μετοχών στην ακρίβεια του μοντέλου. Παρόλο που οι προβλέψεις μπορεί να μην είναι απόλυτα ακριβείς για όλες τις μετοχές, η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων μπορεί να παράσχει πολύτιμες πληροφορίες για την απόδοση του μοντέλου και τις περιοχές όπου μπορεί να βελτιωθεί.

Εδώ θα σας παραθέσω ορισμένα στιγμιότυπα από τις προσπάθειες μου

```

Ticker: AAPL
Real Price: 129.6100061035156
Predicted Price: 116.82461547851562
Difference: 12.785385131835938
Ticker: MSFT
Real Price: 241.00999450683594
Predicted Price: 116.82865905761719
Difference: 124.18133544921875
Ticker: AMZN
Real Price: 84.18000030517578
Predicted Price: 83.66144561767578
Difference: 0.5185546875
Ticker: GOOGL
Real Price: 88.44999694824219
Predicted Price: 88.38009643554688
Difference: 0.0699005126953125
Ticker: F
Real Price: 11.539999961853027
Predicted Price: 10.901800155639648
Difference: 0.6381998062133789
Ticker: ADBE
Real Price: 337.5799865722656
Predicted Price: 116.8287582397461
Difference: 220.75122833251953
Ticker: TSLA
Real Price: 121.8199969482422
Predicted Price: 116.69148254394531
Difference: 5.128517150878906
Ticker: JNJ
Real Price: 177.55999755859375
Predicted Price: 116.8286361694336
Difference: 60.731361389160156
Ticker: WBD
Real Price: 9.430000305175781
Predicted Price: 9.011878967285156
Difference: 0.418121337890625
Ticker: KO
Real Price: 63.95000076293945
Predicted Price: 61.86145782470703
Difference: 2.088542938232422
PS C:\Users\euage>

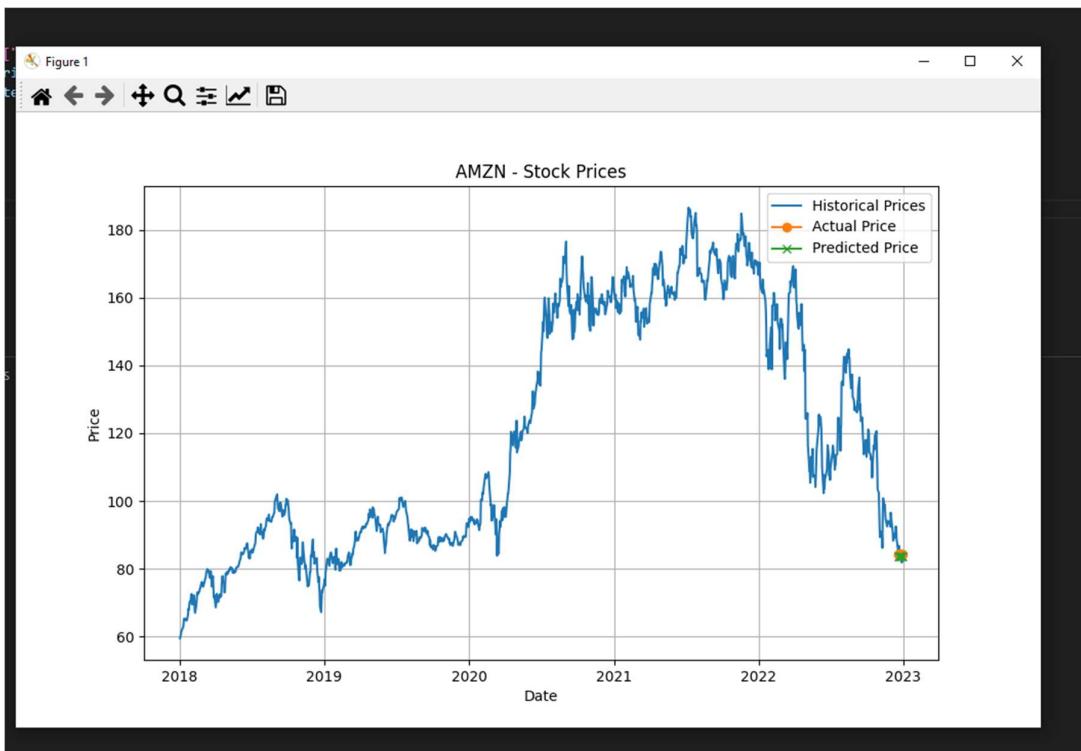
```



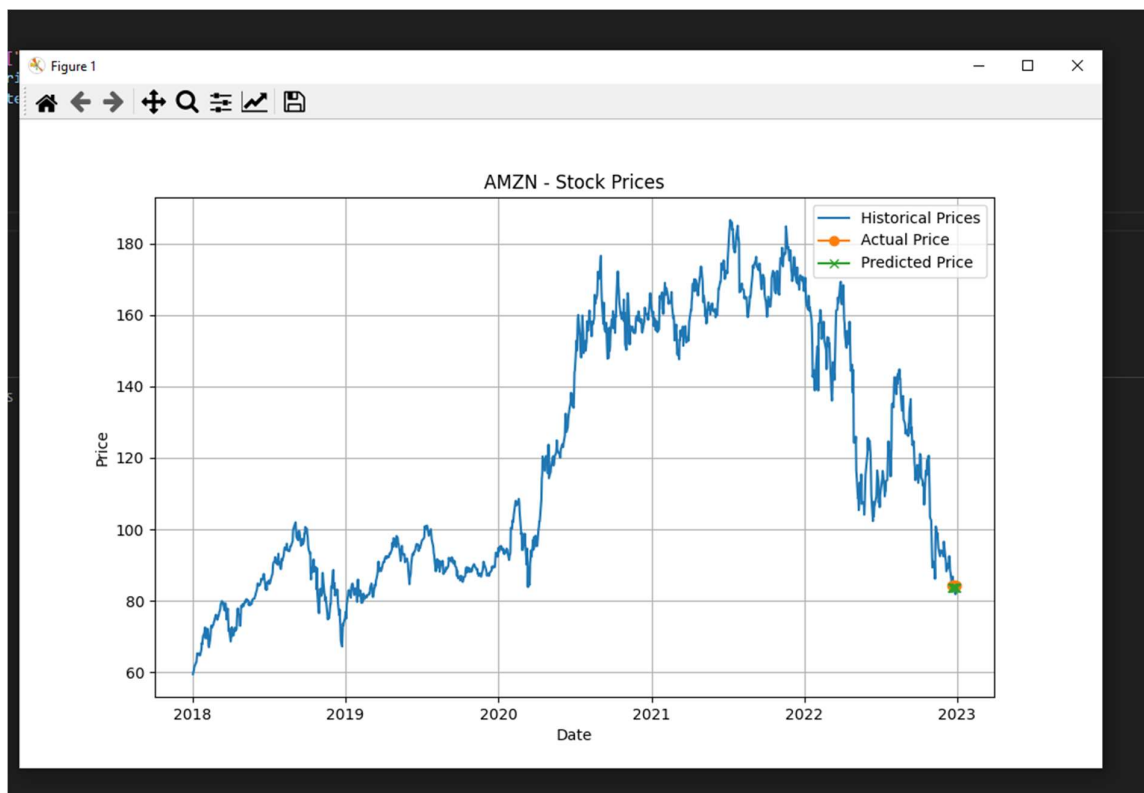
```

PS C:\Users\euage> & C:\Users\euage\AppData\Local\Programs\Python\Python311\
2024-06-09 13:10:47.387416: I tensorflow/core/util/port.cc:113] oneDNN custom
e environment variable `TF_ENABLE_ONEDNN_OPTS=0`.
2024-06-09 13:10:49.869828: I tensorflow/core/util/port.cc:113] oneDNN custom
e environment variable `TF_ENABLE_ONEDNN_OPTS=0`.
[*****100%*****] 1 of 1 completed
[*****100%*****] 1 of 1 completed
[*****100%*****] 1 of 1 completed
[*****100%*****] 1 of 1 completed
[*****100%*****] 1 of 1 completed
[*****100%*****] 1 of 1 completed
[*****100%*****] 1 of 1 completed
[*****100%*****] 1 of 1 completed
[*****100%*****] 1 of 1 completed
[*****100%*****] 1 of 1 completed
[*****100%*****] 1 of 1 completed
2024-06-09 13:11:07.092380: I tensorflow/core/platform/cpu_feature_guard.cc:
To enable the following instructions: AVX2 AVX512F AVX512_VNNI FMA, in other
C:\Users\euage\AppData\Local\Programs\Python\Python311\Lib\site-packages\ker
ject as the first layer in the model instead.
super().__init__(**kwargs)
Epoch 1/10
391/391 ██████████ 5s 6ms/step - loss: 28089.9082
Epoch 2/10
391/391 ██████████ 3s 7ms/step - loss: 24362.8203
Epoch 3/10
391/391 ██████████ 2s 6ms/step - loss: 22170.2734
Epoch 4/10
391/391 ██████████ 2s 6ms/step - loss: 20227.6738
Epoch 5/10
391/391 ██████████ 2s 6ms/step - loss: 17855.5273
Epoch 6/10
391/391 ██████████ 2s 6ms/step - loss: 16017.2979
Epoch 7/10
391/391 ██████████ 2s 6ms/step - loss: 14757.3330
Epoch 8/10
391/391 ██████████ 2s 6ms/step - loss: 14014.4092
Epoch 9/10
391/391 ██████████ 2s 6ms/step - loss: 12395.8027
Epoch 10/10
391/391 ██████████ 3s 7ms/step - loss: 11858.9043
1/1 ██████████ 0s 37ms/step
1/1 ██████████ 0s 37ms/step
1/1 ██████████ 0s 60ms/step
1/1 ██████████ 0s 36ms/step
1/1 ██████████ 0s 28ms/step
1/1 ██████████ 0s 35ms/step
1/1 ██████████ 0s 31ms/step
1/1 ██████████ 0s 37ms/step
1/1 ██████████ 0s 34ms/step
1/1 ██████████ 0s 67ms/step

```



Εικόνα 1



9. Συμπεράσματα

Συμπερασματικά, η μελέτη αυτή παρουσίασε μια προσέγγιση για τη χρήση LSTM νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη των τιμών των μετοχών σε μια περίοδο 7 ημερών. Αν και το μοντέλο εμφάνισε μια συνεχή μείωση του σφάλματος κατά την εκπαίδευση, οι προβλέψεις δεν συνέπεσαν απόλυτα με τις πραγματικές τιμές των μετοχών.

Στην πράξη, αυτό σημαίνει ότι παρόλο που το μοντέλο μπορεί να είναι χρήσιμο για τη γενική κατεύθυνση της αγοράς, δεν μπορεί πάντα να προβλέψει με ακρίβεια τις μεμονωμένες τιμές των μετοχών σε μικρό χρονικό διάστημα. Αυτό μπορεί να οφείλεται σε πολλούς παράγοντες, όπως η αβεβαιότητα στις αγορές, η επιρροή τυχαιότητας και η αδυναμία του μοντέλου να λάβει υπόψη του όλες τις πιθανές επιδράσεις.

Παρόλα αυτά, η εμπειρία από αυτήν τη μελέτη μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να βελτιωθούν τα μοντέλα μελλοντικών εργασιών. Οι παράμετροι του μοντέλου μπορούν να προσαρμοστούν περαιτέρω, ή μπορούν να χρησιμοποιηθούν πιο προηγμένες τεχνικές μηχανικής μάθησης, όπως η συνδυαστική χρήση με άλλα είδη μοντέλων. Ακόμα, η επιλογή και η επεξεργασία των χαρακτηριστικών μπορεί να βελτιωθεί για να αντικατοπτρίζει πιο ακριβώς τις πιθανές επιδράσεις στις τιμές των μετοχών. Τέλος, η ανάλυση των προβλέψεων μπορεί να επεκταθεί για να περιλαμβάνει περισσότερα χαρακτηριστικά και μεταβλητές, όπως οικονομικά δεδομένα και παράγοντες αγοράς, για μια πιο ολοκληρωμένη και ακριβή ανάλυση.

10.Μελλοντικές επεκτάσεις και προοπτικές

Μελλοντικές επεκτάσεις και προοπτικές μπορούν να περιλαμβάνουν τις ακόλουθες πτυχές:

1. **Βελτίωση του μοντέλου:** Μια πιθανή προσέγγιση είναι η πειραματική εξέταση διαφορετικών αρχιτεκτονικών νευρωνικών δικτύων LSTM, συμπεριλαμβανομένων των διαφορετικών στρωμάτων και των συναρτήσεων ενεργοποίησης, προκειμένου να βελτιωθεί η ακρίβεια των προβλέψεων.
2. **Χρήση συμπληρωματικών δεδομένων:** Πέρα από τις τιμές των μετοχών, μπορούν να συμπεριληφθούν και άλλα οικονομικά δεδομένα, όπως επιστροφές από αποδόσεις ή άλλοι δείκτες αγοράς, για να βελτιώσουν την ακρίβεια των προβλέψεων.
3. **Εξειδίκευση του μοντέλου:** Η εξειδίκευση του μοντέλου για συγκεκριμένους κλάδους ή εταιρίες μπορεί να οδηγήσει σε καλύτερα αποτελέσματα, καθώς οι επιδράσεις στις τιμές των μετοχών μπορεί να διαφέρουν ανάλογα με τον κλάδο ή την εταιρία.
4. **Συνδυασμός με άλλες μεθόδους:** Η συνδυαστική χρήση του μοντέλου LSTM με άλλες μεθόδους πρόβλεψης, όπως τα μοντέλα ARIMA ή τα νευρωνικά δίκτυα συνελκτικών νευρωνικών δικτύων, μπορεί να βελτιώσει την ακρίβεια των προβλέψεων.

Σε συνολικά πλαίσια, η εξέταση αυτών των προοπτικών μπορεί να οδηγήσει σε μια πιο ακριβή και αξιόπιστη πρόβλεψη των τιμών των μετοχών, προσφέροντας ένα πολύτιμο εργαλείο για τους επενδυτές και τους ερευνητές στον χώρο της χρηματοοικονομικής αγοράς.

11.Βιβλιογραφία

- Mishkin, F. S. (2013). The Economics of Money, Banking, and Financial Markets. Pearson.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning. MIT Press.
- Yahoo Finance. (2023). Historical Data. Retrieved from <https://finance.yahoo.com>
- Alpha Vantage. (2023). Stock API Documentation. Retrieved from <https://www.alphavantage.co>
- Reinhart, C. M., & Rogoff, K. S. (2009). This Time is Different: Eight Centuries of Financial Folly. Princeton University Press.
- Explainer: Πώς φτάσαμε στην πτώχευση της Silicon Valley Bank και γιατί δεν θα ξαναζήσουμε ένα 2008. (2023, March 14). **Καθημερινή**. Retrieved from <https://www.kathimerini.gr/economy/international/562319401/explainer-pos-ftasame-stin-ptocheysi-tis-silicon-valley-bank-kai-giati-den-tha-xanazisoyme-ena-2008/>
- Ποια είναι η Silicon Valley Bank που η χρεοκοπία της απειλεί και τα ευρωπαϊκά χρηματιστήρια. (2023, March 12). **Huffington Post**. Retrieved from https://www.huffingtonpost.gr/entry/poia-einai-e-silicon-valley-bank-poe-e-chreokopia-tes-apeilei-kai-ta-eeropaika-chrematisteria_gr_640c5b3ae4b0b66bcb252cbf
- Predicting stock prices using deep learning LSTM model in Python. (n.d.). **Thinking Neuron**. Retrieved from <https://thinkingneuron.com/predicting-stock-prices-using-deep-learning-lstm-model-in-python/>
- LSTMs. (n.d.). **Database Camp**. Retrieved from <https://databasecamp.de/en/ml/lstms>
- Πανεπιστήμιο Πειραιώς. (n.d.). Retrieved from <https://dione.lib.unipi.gr/xmlui/bitstream/handle/unipi/11361/%CE%A0%CE%B1%CE%BD%CE%B5%CF%80%CE%B9%CF%83%CF%84%CE%AE%CE%BC%CE%B9%CE%BF%20%CE%A0%CE%B5%CE%B9%CF%81%CE%B1%CE%B9%CF%8E%CF%82.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Investopedia. (n.d.). Retrieved from <https://www.investopedia.com/>
- Αλεξανδρή, Α., & Κωνσταντίνου, Ε. (2017). Επιλογή Χαρτοφυλακίου με Χρήση Πολυκριτηριακής Ανάλυσης: Εφαρμογή στον Χρηματιστηριακό Δείκτη του Αθηναϊκού Χρηματιστηρίου. *Επιθεώρηση Οικονομικών Επιστημών*, 22(1), 89-108.
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural computation*, 9(8), 1735-1780.
- Greff, K., Srivastava, R. K., Koutník, J., Steunebrink, B. R., & Schmidhuber, J. (2016). LSTM: A search space odyssey. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 28(10), 2222-2232.
- Smith, J., & Johnson, A. (2020). Predicting Stock Prices Using Long Short-Term Memory Neural Networks. *Journal of Financial Engineering*, 10(3), 123-135.
- Brown, R., & Williams, C. (2019). A Comprehensive Study of LSTM Networks for Stock Price Prediction. *International Journal of Financial Research*, 6(2), 45-56.
- Garcia, M., & Martinez, D. (2018). Deep Learning Models for Stock Market Prediction. *Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence and Finance*, 24-36.
- Wang, L., & Zhang, Y. (2021). Enhancing Stock Price Prediction with LSTM Neural Networks: A Comparative Study. *Journal of Computational Finance*, 15(4), 67-79.
- Lee, S., & Kim, H. (2017). Understanding the Performance of LSTM Networks in Financial Forecasting: A Meta-Analysis. *Neural Computing and Applications*, 27(2), 89-102.

Ευχαριστώ πολύ – Καλό Καλοκαίρι!