



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ  
ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ

**ΣΧΟΛΗ ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ**

**ΤΜΗΜΑ ΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ ΚΑΙ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗΣ**

**ΠΜΣ ΔΙΟΙΚΗΣΗ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ ΚΑΙ ΟΡΓΑΝΙΣΜΩΝ**

**ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**Πρόβλεψη της Απόδοσης Χαρτοφυλακίου Μετοχών μέσω της  
Δυναμικής και της Αντίθετης Επενδυτικής Στρατηγικής στο  
Ελληνικό Χρηματιστήριο**

Θεοφάνης Κώτσης

Επιβλέπων: Ιωάννης Γκανάς

Καθηγητής

Πρέβεζα, Δεκέμβριος, 2021

**Stock Portfolio Performance Forecasting through Dynamic and  
Contrarian Investment Strategies in the Greek Stock Market**

## **Εγκρίθηκε από τριμελή εξεταστική επιτροπή**

Πρέβεζα, 21/12/2021

### **ΕΠΙΤΡΟΠΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ**

1. Επιβλέπων καθηγητής

Ιωάννης Γκανάς,

Καθηγητής

2. Μέλος επιτροπής

Αικατερίνη Γαλανού,

Αναπληρώτρια Καθηγήτρια

3. Μέλος επιτροπής

Γεώργιος Κόλιας,

Επίκουρος Καθηγητής

© Κώτσης Θεοφάνης, 2021.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

## **Δήλωση μη λογοκλοπής**

Δηλώνω υπεύθυνα και γνωρίζοντας τις κυρώσεις του Ν. 2121/1993 περί Πνευματικής Ιδιοκτησίας, ότι η παρούσα μεταπτυχιακή εργασία είναι εκ ολοκλήρου αποτέλεσμα δικής μου ερευνητικής εργασίας, δεν αποτελεί προϊόν αντιγραφής ούτε προέρχεται από ανάθεση σε τρίτους. Όλες οι πηγές που χρησιμοποιήθηκαν (κάθε είδους, μορφής και προέλευσης) για τη συγγραφή της περιλαμβάνονται στη βιβλιογραφία.

Κώτσης Θεοφάνης

## **ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ**

Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον υπεύθυνο καθηγητή μου κ. Γκανά Ιωάννη, για την καθοδήγηση στη διάρκεια της διπλωματικής. Επίσης, θέλω να ευχαριστήσω τους γονείς μου για τη στήριξη που μου έδειξαν καθ' όλη τη διάρκεια της συγγραφής της διπλωματικής αλλά και κατά τη διάρκεια των σπουδών μου στο εν λόγω μεταπτυχιακό. Τέλος, θέλω να ευχαριστήσω ιδιαιτέρως την αδερφή μου Τελέσιλλα για τις συζητήσεις που κάναμε πάνω στις προοπτικές της διπλωματικής, αλλά και την παρακίνησή της ώστε να επιδιώξω καλύτερα αποτελέσματα.

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα διπλωματική εργασία έχει ως στόχο να αναλύσει την απόδοση χαρτοφυλακίου μετοχών στο ελληνικό χρηματιστήριο, μέσα από τη χρήση δυο επενδυτικών στρατηγικών, της δυναμικής και της αντίθετης. Η μεθοδολογία ανάλυσης και αξιολόγησης του κύριου στόχου βασίζεται στα νευρωνικά δίκτυα και την τεχνητή νοημοσύνη (artificial intelligence) συνδυαστικά με την στατιστική ανάλυση. Στο πρώτο μέρος, χρησιμοποιούμε το μοντέλο LSTM (Long Short-Term Memory) που προβλέπει μέσω δεικτών τις τιμές των μετοχών, βασιζόμενο σε ιστορικά τους δεδομένα. Στη συνέχεια, δημιουργούμε δύο χαρτοφυλάκια αποτελούμενα από 10 μετοχές, όπου στο πρώτο εφαρμόζουμε τη δυναμική (momentum) επενδυτική στρατηγική και στο δεύτερο την αντίθετη (contrarian) επενδυτική στρατηγική. Στο δεύτερο μέρος της διπλωματικής, μέσω της στατιστικής ανάλυσης, κάνοντας χρήση του δείκτη Sharpe σε συνδυασμό με το αποτελεσματικό σύνορο (Efficient Frontier), καταλήγουμε στην επιλογή του βέλτιστου συνδυασμού μετοχών για το βέλτιστο χαρτοφυλάκιο της κάθε επενδυτικής στρατηγικής. Όλα τα σημεία ελέγχου και ανάλυσης βασίζονται στη γλώσσα προγραμματισμού Python (Python analysis).

**Λέξεις-κλειδιά:** κερδοφορία, αποτελεσματικό σύνορο, δυναμική στρατηγική, αντίθετη επενδυτική στρατηγική

## **ABSTRACT**

The present dissertation aims to analyze the return of a portfolio in the Greek stock market, through the use of two investment strategies, dynamic and contradictory. The methodology of analysis and evaluation of the main goal is based on neural networks and artificial intelligence in combination with statistical analysis. In the first part of the dissertation, we use the LSTM (Long Short-Term Memory) model that predicts stock prices through indices, based on their historical data. Subsequently, we create two portfolios consisting of 10 stocks, where the dynamic investment strategy is applied in the first one and the contrarian investment strategy in the second one. In the second part of the dissertation, we calculate the optimal portfolio for each investment strategy, through statistical analysis, using the Sharpe Ratio in combination of the Efficient Frontier. Both parts, are analyzed through the Python programming language.

**Keywords:** portfolio, efficient frontier, momentum, contrarian.



## ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ.....	iv
ΠΕΡΙΛΗΨΗ.....	v
ABSTRACT .....	vi
ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ .....	vii
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ .....	ix
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ .....	x
ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	1
1. Επενδυτική δραστηριότητα – στρατηγικές.....	3
1.1 Οι χρηματαγορές σήμερα.....	4
1.1.1 Χρηματιστήριο .....	6
1.2 Σύνθεση χρηματιστηριακού μετοχικού χαρτοφυλακίου.....	8
1.2.1 Το διαφοροποιημένο χαρτοφυλάκιο.....	10
1.2.2 Ομόλογα .....	16
1.2.3 Μετοχές .....	17
1.3 Η δυναμική επενδυτική στρατηγική .....	19
1.3.1 Βιβλιογραφική Ανασκόπηση.....	19
1.4 Η αντίθετη επενδυτική στρατηγική .....	23
1.4.1 Βιβλιογραφική Ανασκόπηση.....	23
2. Τεχνικές πρόβλεψης τιμής μετοχής.....	27
2.1 Βιβλιογραφική ανασκόπηση.....	30
2.2 Το μοντέλο LSTM .....	33
2.3 Προσδιορισμός εκπαιδευτικής δραστηριότητας.....	39
2.3.1 Τα δεδομένα εισόδου και εξόδου .....	40
2.3.2 Ρυθμός εκμάθησης (Learning rate) .....	40

2.3.3 Αριθμός εποχών (Number of epochs) .....	41
2.3.4 Βελτιστοποιητής .....	41
2.3.5 Συνάρτηση ενεργοποίησης (Activation function) .....	43
2.3.6 Επίπεδα απόρριψης (Dropout layer).....	45
2.3.7 Επίπεδα πυκνότητας (Dense layer) .....	46
2.4 Μέθοδος αξιολόγησης χαρτοφυλακίου .....	46
3. Πειραματική διαδικασία .....	51
3.1 Οι μετοχές μέσα από το LSTM.....	52
3.2 Αξιολόγηση και πρόβλεψη .....	56
3.3 Τα χαρτοφυλάκια και η επεξεργασία τους .....	58
4. Συμπεράσματα.....	71
4.1 Περίληψη των αποτελεσμάτων.....	71
4.2 Προτάσεις για περαιτέρω έρευνα .....	72
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ .....	73
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ .....	80

## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 3.1: Πίνακας αρχικών δεδομένων. ....	52
Πίνακας 3.2: Περιγραφικός πίνακας ελέγχου δεδομένων .....	53
Πίνακας 3.3: Επίσημος Συμβολισμός μετοχών .....	56
Πίνακας 3.4: Πίνακας αποτελεσμάτων δεικτών του μοντέλου LSTM.....	57
Πίνακας 3.5: Χαρτοφυλάκιο Δυναμικής Επενδυτικής Στρατηγικής .....	58
Πίνακας 3.6:Χαρτοφυλάκιο Αντίθετης Επενδυτικής Στρατηγικής .....	58
Πίνακας 3.7: Περιγραφικά μέτρα θέσης & διασποράς - Δυναμική επενδυτική στρατηγική.....	59
Πίνακας 3.8: Περιγραφικά μέτρα θέσης & διασποράς - Αντίθετη επενδυτική στρατηγική.....	59
Πίνακας 3.9: Πίνακας συνδιακύμανσης της ποσοστιαίας μεταβολής της τιμής των μετοχών της αντίθετης επενδυτικής στρατηγικής.....	60
Πίνακας 3.10: Πίνακας συνδιακύμανσης της ποσοστιαίας μεταβολής της τιμής των μετοχών της δυναμικής επενδυτικής στρατηγικής.....	60
Πίνακας 3.11: Πίνακας συσχέτισης της ποσοστιαίας μεταβολής της τιμής των μετοχών της αντίθετης επενδυτικής στρατηγικής. ....	60
Πίνακας 3.12: Πίνακας συσχέτισης της ποσοστιαίας μεταβολής της τιμής των μετοχών της δυναμικής επενδυτικής στρατηγικής. ....	61
Πίνακας 3.13: Τυχαία παραγωγή χαρτοφυλακίων για τη δυναμική επενδυτική στρατηγική.....	62
Πίνακας 3.14: Τυχαία παραγωγή χαρτοφυλακίων για την αντίθετη επενδυτική στρατηγική .....	62
Πίνακας 3.15: Αποδόσεις, μεταβλητότητα, βάρη περιουσιακών στοιχείων χαρτοφυλακίων των υπό μελέτη στρατηγικών ( $r_f = 0.01\%$ ) .....	67
Πίνακας 3.16: Αποδόσεις, μεταβλητότητα, βάρη περιουσιακών στοιχείων χαρτοφυλακίων των υπό μελέτη στρατηγικών ( $r_f = 7.7\%$ ) .....	70

## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1.1: Συνολικές αποδόσεις των S&P 500, Russell 2000, FTSE-NAREIT (Ling, 2020).....	6
Εικόνα 1.2: Ημερήσιες αποδόσεις μετοχικών κεφαλαίων για γραφεία, βιομηχανικές αγορές λιανικής, κατοικίες, υγειονομικής περίθαλψης, νοσοκομεία και καταλύματα / θέρετρα (Ling, 2020).....	6
Εικόνα 1.3: Μεταβλητότητα των μετοχών στο NYSE (Stoll, 1990).....	8
Εικόνα 1.4: Γραφική απεικόνιση αριθμού αξιογράφων-κινδύνου (Reilly, 2011).....	11
Εικόνα 1.5: Αποτελεσματικό Σύνορο, ενός συνόλου χαρτοφυλακίων (Mitra, 2014). ....	14
Εικόνα 1.6: Καμπύλες αδιαφορίας C1, C2, C3 . ....	15
Εικόνα 1.7: Σύνολο δυνατών και αποτελεσματικών χαρτοφυλακίων συνδυαστικά με τις καμπύλες αδιαφορίας . ....	15
Εικόνα 2.1: Κατηγοριοποίηση των μεθόδων πρόβλεψης των τιμών των μετοχών (Nti, 2020).....	28
Εικόνα 2.2: RNN: μοντέλο επιλογής χαρακτηριστικών (Chowdhury, 2019).....	30
Εικόνα 2.3: Λειτουργία κρυμμένων επιπέδων του μοντέλου LSTM (Greff, 2016).....	34
Εικόνα 2.4: Ο κρυμμένος βρόχος του RNN μοντέλου (Olah, 2015).....	35
Εικόνα 2.5: Η δομική αλυσίδα του μοντέλου LSTM (Olah, 2015).....	35
Εικόνα 2.6: Οι εσωτερικές διεργασίες απόφασης και εξαγωγής αποτελεσμάτων (Jenkins, 2018).....	36
Εικόνα 2.7: Συρόμενα παράθυρα.....	39
Εικόνα 2.8: Εσωτερική δομή δεδομένων εισόδου (Verma, 2019).....	40
Εικόνα 2.9: Γραφική αναπαράσταση σιγμοειδής συνάρτησης (Dey, 2018).....	43
Εικόνα 2.10: Γραφική αναπαράσταση γραμμικού ανορθωτή (Sharma, 2017).....	44
Εικόνα 2.11: Γραφική αναπαράσταση συνάρτησης υπερβολικής εφαπτομένης (Sharma, 2017).....	45
Εικόνα 2.12: Τεχνική επιπέδων απόρριψης (Srivastava, 2013).....	46
Εικόνα 3.1: Αρχιτεκτονική πειραματικής εκπαιδευτικής διαδικασίας. ....	51
Εικόνα 3.2: Απεικόνιση της χρονοσειράς της τιμής ανοίγματος της μετοχής της ΕΥΔΑΠ.....	513
Εικόνα 3.3: Ορισμός υπερπαραμέτρων.....	54
Εικόνα 3.4: Τελική μορφή των επιπέδων του μοντέλου LSTM.....	54
Εικόνα 3.5: Σύγκριση δεδομένων επικύρωσης και ελέγχου με τα πραγματικά δεδομένα της τιμής ανοίγματος της μετοχής της ΕΥΔΑΠ.....	545
Εικόνα 3.6: Ετήσια μεταβλητότητα μετοχών της αντιφατικής και της δυναμικής επενδυτικής στρατηγικής.....	61
Εικόνα 3.7: Αποτελεσματικό σύνορο της δυναμικής επενδυτικής στρατηγικής.....	613
Εικόνα 3.8: Αποτελεσματικό σύνορο της αντίθετης επενδυτικής στρατηγικής.....	614

Εικόνα 3.9: Αναμενόμενη απόδοση vs Μεταβλητότητα της απόδοσης της δυναμικής επενδυτικής στρατηγικής ( $R_F = 0.01\%$ ).....	615
Εικόνα 3.10: Αναμενόμενη απόδοση vs Μεταβλητότητα της απόδοσης της αντίθετης επενδυτικής στρατηγικής ( $R_F = 0.01\%$ ).....	616
Εικόνα 3.11: Αναμενόμενη απόδοση vs Μεταβλητότητα της απόδοσης της δυναμικής επενδυτικής στρατηγικής ( $R_F = 7.7\%$ ).....	618
Εικόνα 3.12: Αναμενόμενη απόδοση vs Μεταβλητότητα της απόδοσης της αντίθετης επενδυτικής στρατηγικής ( $R_F = 7.7\%$ ).....	619

## ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Το έργο της πρόβλεψης της χρηματιστηριακής αγοράς αποτελεί ένα δύσκολο πρόβλημα, κυρίως λόγω του πολυπαραγοντικού χαρακτήρα που παρουσιάζει καθώς και της πληθώρας των δεδομένων που αποτελούν την αγορά. Μακροοικονομικοί παράγοντες, πολιτική, φυσικές καταστροφές, ψυχολογία της αγοράς και των εμπλεκόμενων ατόμων είναι μόνο μερικοί από τους παράγοντες που μπορούν να επηρεάσουν σε μεγάλο βαθμό τη χρηματιστηριακή αγορά. Όπως πολλές εταιρείες προσπάθησαν να χρησιμοποιήσουν τις εξελίξεις στην επιστήμη των υπολογιστών, να φιλτράρουν όλες τις παραπλανητικές πληροφορίες και να αποκτήσουν πλεονεκτικές στρατηγικές σε σύγκριση με τους αντιπάλους τους, έτσι και οι επενδυτές ακολούθησαν και ακολουθούν τον ίδιο δρόμο ώστε να αυξήσουν την επενδυτική τους κερδοφορία. Η αλγοριθμική διαπραγμάτευση, τα αμοιβαία κεφάλαια αντιστάθμισης κινδύνου βασιζόμενα στην τεχνητή νοημοσύνη, συναλλαγές υψηλής συχνότητας, ασφάλιση με τεχνητή νοημοσύνη, στατιστική ανάλυση και πιθανότητες, είναι μερικά παραδείγματα με τον οποίο η τεχνολογία συνδυαστικά με την επιστήμη αλλάζουν το επενδυτικό σχήμα, τις επενδυτικές στρατηγικές κερδοφορίας και παιχνιδιού.

Στη συγκεκριμένη εργασία, γίνεται μια προσπάθεια συνδυασμού της τεχνητής νοημοσύνης και των νευρωνικών δικτύων μαζί με τη στατιστική ανάλυση, ώστε να αναλύσει την απόδοση χαρτοφυλακίου ελληνικών μετοχών στο χρηματιστήριο, μέσα από τη χρήση δυο επενδυτικών δραστηριοτήτων, της δυναμικής και της αντίθετης.

Συγκεκριμένα, στο πρώτο κεφάλαιο γίνεται μια εκτενής αναφορά στις χρηματιστηριακές αγορές, στους παράγοντες που τις επηρεάζουν, με αποτέλεσμα να διαμορφώνουν τις τιμές των αξιογράφων οι οποίες συγκεντρώνουν το ενδιαφέρον των εμπλεκόμενων φορέων, επενδυτών και επιχειρήσεων. Αναλύεται η έννοια του χαρτοφυλακίου, με έμφαση στο διαφοροποιημένο χαρτοφυλάκιο. Περιγράφονται οι διαδικασίες και οι τρόποι που επενδύονται τα κεφάλαια, αναλύεται η έννοια του χαρτοφυλακίου, η ύπαρξη κινδύνου (συστημικού και μη), η σχέση απόδοσης-κινδύνου. Στη συνέχεια, παρουσιάζονται όλες οι σχετικές θεωρίες και ερευνητικές εργασίες που αφορούν την αιτία που ερευνώνται οι δυο αυτές επενδυτικές στρατηγικές. Τα αποτελέσματα της χρηματοοικονομικής έρευνας βασιζόμενα στη δυναμική και αντίθετη επενδυτική στρατηγική, παρουσιάζονται και παρέχονται στον αναγνώστη.

Το δεύτερο κεφάλαιο, παραθέτει τις τεχνικές που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη των αποδόσεων των τιμών των μετοχών. Αναλύει, τα μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης με τα οποία μπορούν να επεξεργαστούν τα ιστορικά δεδομένα των αποδόσεων των μετοχών. Παρουσιάζει την αναγκαιότητα για τη χρήση των προηγμένων αυτών τεχνικών, τις μεθοδολογίες που στηρίζεται η πρόβλεψη των τιμών των μετοχών και που επικεντρώνεται η θεμελιώδης και τεχνική ανάλυση. Στη συνέχεια, περιγράφεται αναλυτικά η λειτουργικότητα του μοντέλου LSTM. Ποιες παράμετροι καθορίζουν την εκπαιδευτική διαδικασία, αναλύοντας τις υπερπαραμέτρους οι οποίες πρέπει να οριστούν ώστε το μοντέλο LSTM να εκπαιδευτεί και να προβλέψει τις τιμές των μετοχών. Τέλος, αναλύεται η μεθοδολογία που θα ακολουθηθεί στην πειραματική διαδικασία για την αξιολόγηση των μετοχών και στη συνέχεια των δημιουργημένων χαρτοφυλακίων.

Το τρίτο κεφάλαιο, παρουσιάζει τα αποτελέσματα και την εμπειρική ανάλυση της παρούσας εργασίας. Αρχικά, περιγράφονται τα αποτελέσματα του μοντέλου LSTM που προήλθαν από τις μετοχές, κάνοντας χρήση δεδομένων τιμών μετοχών από το ελληνικό χρηματιστήριο. Στη συνέχεια δημιουργούνται δυο χαρτοφυλάκια αποτελούμενα από μετοχές στα οποία εφαρμόζονται οι επενδυτικές στρατηγικές και κάνοντας χρήση της στατιστικής ανάλυσης μέσω του δείκτη Sharpe και του αποτελεσματικού συνόρου, αξιολογούνται τα χαρτοφυλάκια.

Τέλος, το τέταρτο κεφάλαιο, παρουσιάζει τα αποτελέσματα συγκεντρωτικά, τα συμπεράσματα και τις προεκτάσεις που μπορούν να συνδυαστούν με την υπάρχουσα έρευνα, ώστε στο μέλλον τα αποτελέσματα να προσφέρουν μεγαλύτερη ακρίβεια συνδυάζοντας κι άλλες πηγές δεδομένων, που μέχρι τώρα παρέμεναν ανεκμετάλλευτες.

## **1. Επενδυτική δραστηριότητα – στρατηγικές**

Ο όρος «Στρατηγική» περιλαμβάνει το σύνολο των θέσεων μιας επένδυσης που λαμβάνουν οι συμμετέχοντες στην αγορά. Η επενδυτική στρατηγική, εν γένει, αποτελεί τον καθοδηγητικό παράγοντα μέσω του οποίου ο επενδυτής κινείται και αποφασίζει κατά τη διαδικασία της επένδυσης. Απαραίτητο κομμάτι της διαδικασίας αυτής, είναι η οριοθέτηση των επενδυτικών στόχων, με σαφή και αναλυτικό τρόπο, με βάση το περιβάλλον και τις δυνατότητες του επενδυτή. Συντελεί στον τρόπο με τον οποίο θα εγκριθούν ή απορριφθούν οι πιθανές επενδύσεις των εμπλεκόμενων φορέων. Επομένως, η επενδυτική στρατηγική περιλαμβάνει τον έλεγχο, τον αριθμό των μετόχων και το περιβάλλον – οικονομικό, πολιτικό, κοινωνικό, των επενδυτικών κινήσεων. Το επενδυτικό χαρτοφυλάκιο είναι δυνατόν να περιλαμβάνει ανάλογες επενδυτικές στρατηγικές, όπως αναφορικά με το οικονομικό, πολιτικό, κοινωνικό περιβάλλον είτε του επενδυτή είτε της αγοράς που στοχεύει ο επενδυτής να επενδύσει. Για το λόγο αυτό υπάρχουν διάφορες επενδυτικές στρατηγικές, όπως η επένδυση αξίας, η επένδυση ανάπτυξης (βραχυπρόθεσμες - μακροπρόθεσμες), η επένδυση εισοδήματος, η δυναμική και η αντίθετη επενδυτική στρατηγική (Madhuri, 2021).

Διαχρονικά, ο βασικός στόχος του ανθρώπου είναι η καλύτερευση των συνθηκών της ζωής του μέσω των χρηματοοικονομικών συνθηκών που κατέχει. Στο παρελθόν αυτό σήμαινε πως έπρεπε να το πετύχει, με όποιο κεφάλαιο και φιλοσοφία είχε υπό την κατοχή του. Όμως, από τη στιγμή που δημιουργήθηκε ο θεσμός της εταιρίας (ομώνυμης, περιορισμένης ευθύνης, ανώνυμης) του δόθηκε η δυνατότητα να διαχωρίσει τις έννοιες ιδιοκτησίας και ελέγχου. Στο ενδιάμεσο διάστημα, δημιουργήθηκε ένα καλύτερα δομημένο και λειτουργικό εμπορικό σύστημα, που έδινε τη δυνατότητα της επένδυσης μεταξύ των φορέων. Έθεσε λοιπόν, ένα ερώτημα στους εμπλεκόμενους φορείς, ποιος είναι ο βέλτιστος τρόπος επένδυσης, μέσα σε αυτό το χώρο;

Το ερώτημα αυτό παραμένει αναπάντητο μέχρι σήμερα και ταυτόχρονα δείχνει τη σπουδαιότητά του στο να βρεθεί μια απάντηση.



## 1.1 Οι χρηματαγορές σήμερα

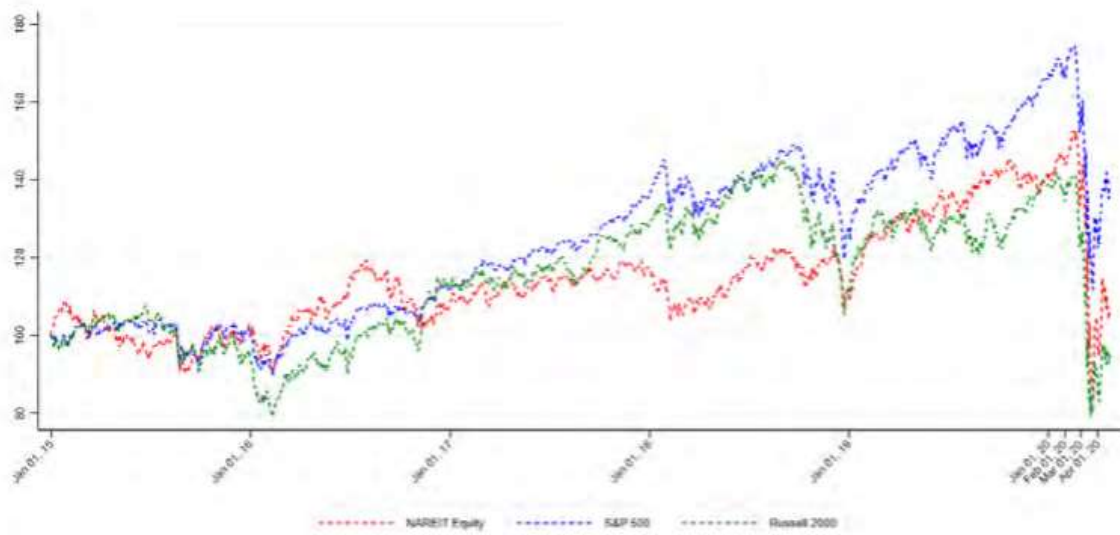
Η παγκοσμιοποίηση των χρηματαγορών, ο αυξανόμενος ανταγωνισμός των επιχειρήσεων σε συνδυασμό με τις ραγδαίες εξελίξεις σε κοινωνικό, τεχνολογικό, πολιτικό και οικονομικό περιβάλλον έχουν ως αποτέλεσμα τη δημιουργία ενός πολύπλοκου επιχειρηματικού και οικονομικού σκηνικού.

Η διαχείριση των πόρων της επιχείρησης, συμπεριλαμβανομένης της χρηματοοικονομικής λειτουργίας, είναι ευθυγραμμισμένη με τη στρατηγική της με στόχο τη μεγιστοποίηση της αξίας της. Επομένως, η επιχείρηση διατηρείται βιώσιμη, έχει ανταγωνιστικό πλεονέκτημα έναντι των ανταγωνιστών της αξιοποιώντας έναν από τους ταχύτερα εξελισσόμενους χώρους της διοικητικής επιστήμης, τη χρηματοοικονομική διοίκηση (financial management). Αποτελεί, μέρος μιας σύγχρονης επιχείρησης, ο οποίος τη διατηρεί βιώσιμη στο μεταβαλλόμενο περιβάλλον (εσωτερικό και εξωτερικό), της παραχωρεί το ανταγωνιστικό πλεονέκτημα να αξιολογεί και να ερμηνεύει πτυχές της αγοράς εργασίας που μέχρι πρότινος έμεναν ανεκμετάλλευτες. Καλύπτει τους τομείς των επενδύσεων, χρηματοδότησης αλλά και τη σχέση της επιχείρησης με τους μετόχους.

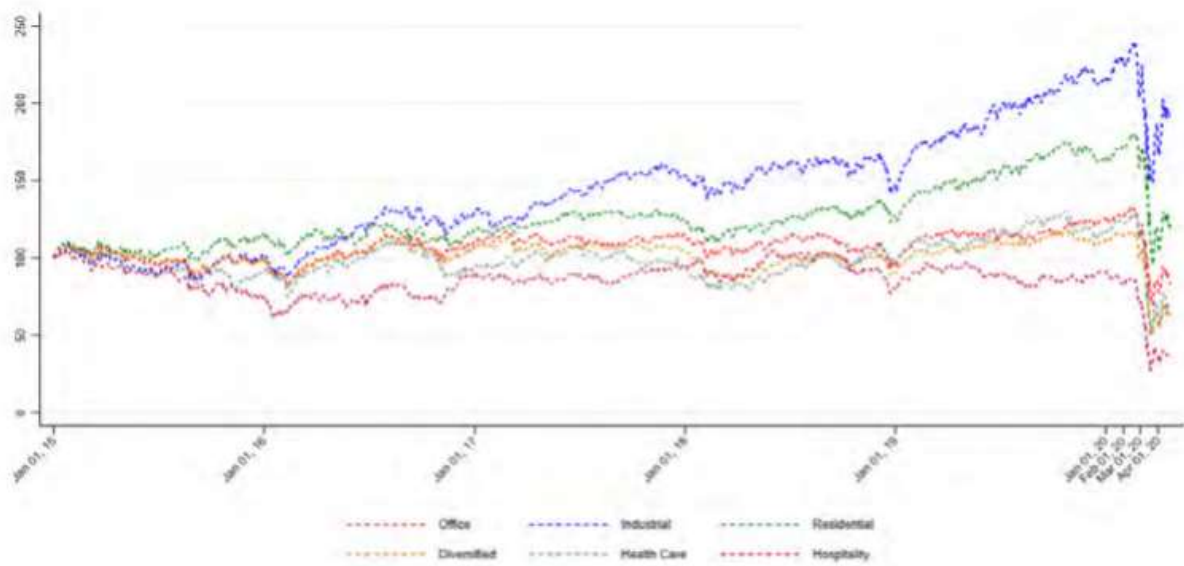
Από τη δεκαετία του 1980 μέχρι σήμερα, η κατανομή των πόρων, οικονομικών, ενεργειακών, μεταβλήθηκε σημαντικά. Η θεαματική επιτάχυνση της διαδικασίας της χρηματοοικονομικής παγκοσμιοποίησης οφείλεται στην είσοδο των νέων τεχνολογιών, πληροφόρησης και επικοινωνίας. Οι δημογραφικές ανακατανομές συνέβαλλαν στη διασύνδεση των αγορών κεφαλαίων σε εθνικό και διεθνές επίπεδο και στην εμφάνιση ενοποιημένης αγοράς χρήματος και μακροπρόθεσμα στην παγκοσμιοποίηση της οικονομίας (Zorounidis, 2019). Οι εμπορικές συναλλαγές, μετατοπίστηκαν από το τοπικό και εθνικό επίπεδο, στο διεθνές και παγκόσμιο επίπεδο. Ενδεικτικές είναι οι παρατηρήσεις επιστημόνων σχετικά με τη μεθοδολογία σκέψης προσανατολισμένης προς τον μακροπρόθεσμο ορίζοντα των κρατών και των συσχετισμών μεταξύ υψηλών ροών ανάπτυξης με τις εισφορές κεφαλαίων. Ωστόσο, η εμφάνιση χρηματοπιστωτικών κρίσεων επηρεάζει τους ρυθμούς ανάπτυξης με επιπτώσεις στο κοινωνικό και μακροοικονομικό επίπεδο (Prasad, 2005).

Ιδιαίτερα, η πανδημία στον Covid 19, προκάλεσε παγκόσμιες αλλαγές, επηρεάζοντας και τις αποδόσεις των περιουσιακών στοιχείων και των κεφαλαιαγορών. Ορισμένες επιπτώσεις λόγω αυτής της αντίδρασης, μπορεί να συνδέονται είτε με προσωρινούς παράγοντες και μεγάλη αστάθεια στις αγορές, είτε αντικατοπτρίζουν μακροχρόνιες ή ακόμη και μόνιμες

μεταβολές στην επιχείρηση ή τους κλάδους στους οποίους δραστηριοποιούνται αυτές οι εταιρείες (Deloitte). Οι επιπτώσεις που είχε η πανδημία Covid 19, στο χώρο των αποδόσεων των μετοχών, ήταν δραματικές, πιο συγκεκριμένα, κατά το Μάρτιο 2020 οι συνολικές αποδόσεις των δεικτών των S&P 500, Russell 2000 και FTSE-NAREIT μειώθηκαν κατά 16%, 23% και 26% αντίστοιχα (Εικόνα 1.1). Επίσης, ο αθροιστικός δείκτης συνολικής απόδοσης των επενδύσεων σε ακίνητα (REIT) κατά τη διάρκεια του Μαρτίου του 2020 μειώθηκε κατά 49%. Αυτή η πτώση του Μαρτίου ακολουθήθηκε στενά από το δείκτη των καταλυμάτων/θέρετρων (-44%), της υγειονομικής περίθαλψης (-41%), των γραφείων (-25%) και των κατοικιών (-26%), όπως φαίνεται στην Εικόνα 1.2 (Ling, 2020). Ταυτόχρονα, τα ακίνητα στον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης συμπεριλαμβανομένων των νοσοκομείων, των ιατρικών γραφείων και των κατοικιών για ηλικιωμένους, επηρεάστηκαν από την πανδημία σε διαφορετικό βαθμό.



Εικόνα 1.1: Συνολικές αποδόσεις των S&P 500, Russell 2000, FTSE-NAREIT (Ling, 2020)



Εικόνα 1.2: Ημερήσιες αποδόσεις των μετοχικών κεφαλαίων για γραφεία, βιομηχανικές αγορές λιανικής, κατοικίες, υγειονομική περίθαλψη, νοσοκομεία και καταλύματα / θέρετρα (Ling, 2020)

### 1.1.1 Χρηματιστήριο

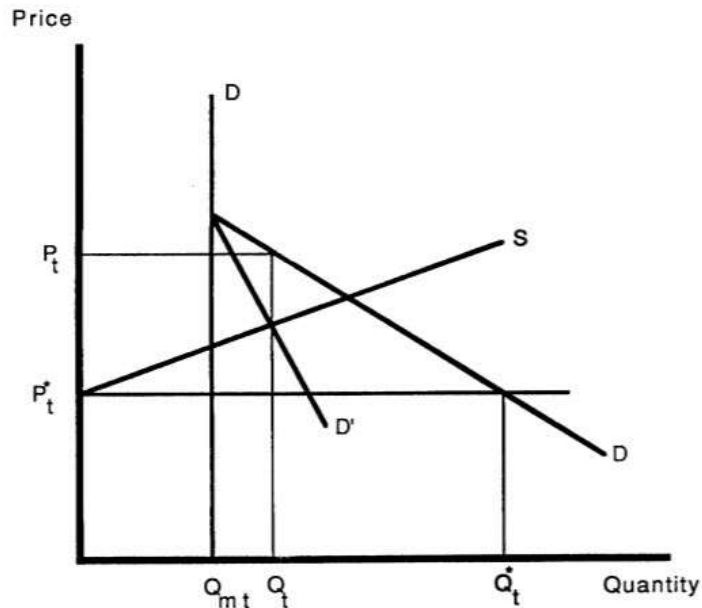
Τα Χρηματιστήρια θεωρούνται μοχλοί ανάπτυξης της οικονομίας και μέσο διοχέτευσης των αποταμιεύσεων στις πιο παραγωγικές επενδύσεις της χώρας. Ειδικότερα, το Χρηματιστήριο προσδιορίζεται ως ο χώρος όπου πωλητές και αγοραστές μπορούν να ανταλλάσσουν μέσω οικονομικών συναλλαγών (δικαιοπραξίες) χρεόγραφα, να εμπορεύονται μετοχικές αξίες εταιρειών, ομόλογα. Ειδικότερα, λειτουργούν συχνά ως

αγορές «συνεχούς δημοπρασίας» με αγοραστές και πωλητές που ολοκληρώνουν τις συναλλαγές τους είτε μέσω ανοιχτού διαλόγου σε μια κεντρική τοποθεσία, όπου γίνονται οι αγοροπωλησίες των χρεογράφων είτε μέσω της ηλεκτρονικής πλατφόρμας συναλλαγών.

Επιπλέον, έχει την ευθύνη της εποπτείας των Χρηματιστηρίων που λειτουργούν εντός των συνόρων μιας χώρας και της κεφαλαιαγοράς καθώς και της τήρησης της νομοθεσίας.

Ειδικότερα, κατά τις συνεδριάσεις του Χρηματιστηρίου μέσω του οποίου εκτελούνται δικαιοπραξίες, η τιμή μιας αξίας διαμορφώνεται ανά πάσα στιγμή ανάλογα με τη συγκεντρωτική ημερήσια προσφορά (για πώληση) και ζήτηση (για αγορά). Έτσι, δίνεται η ευχέρεια στους επενδυτές να παρακολουθούν τη διακύμανση της τιμής οποιασδήποτε αξίας σύμφωνα με τις δημοσιεύσεις για την πρόοδο της εταιρείας, τις οικονομικές αναλύσεις στα ΜΜΕ, τις εθνικές οικονομικές συνθήκες και διάφορους άλλους παράγοντες. Οι επενδυτές οφείλουν να λαμβάνουν όλους αυτούς τους παράγοντες υπόψη όταν αποφασίζουν να αγοράσουν ή να πουλήσουν μια μετοχή.

Στην Εικόνα 1.3, παρουσιάζεται η ιδανική εξέλιξη της τιμής μιας μετοχής στη Χρηματιστηριακή Αγορά της Νέας Υόρκης, επηρεασμένη από τις νέες πληροφορίες. Ειδικότερα, γίνεται αντιληπτή η καμπύλη περίσσειας ζήτησης της μετοχής στο άνοιγμα του χρηματιστηρίου (DD), την καμπύλη της προσφοράς (S) και τα οριακά έσοδα (DD'). Ο νόμος προσφοράς και ζήτησης είναι αυτός που προσδιορίζει τον καθορισμό των τιμών. Επίσης, φαίνεται πως οι νέες πληροφορίες προκαλούν αλλαγή στην τιμή της μετοχής (μετακίνηση από  $P_i$  σε  $P_i^*$ ) χωρίς να προκαλούν αλλαγές στη ζήτηση, καθώς όλοι οι επενδυτές μεταβάλλουν τις απαιτήσεις τους ώστε να απορροφήσουν τις πληροφορίες αυτές. Στην πραγματικότητα οι μετοχές δεν έχουν αυτή τη συμπεριφορά (Stoll, 1990). Γιατί συμβαίνει αυτό; Διότι παράγοντες όπως οι νέες πληροφορίες, ο τρόπος με τον οποίο παρέχεται η αμεσότητα για την αντιστάθμιση των πιέσεων, οι προσδοκίες των αντισυμβαλλόμενων, οι οικονομικές συνθήκες, τα διοικητικά γεγονότα και οι καθορισμένες πτυχές που σχετίζονται με τις τάσεις της αγοράς ευθύνονται για το περιβάλλον της χρηματιστηριακής αγοράς το οποίο παρουσιάζει μεγάλη μεταβλητότητα και αβεβαιότητα.



Εικόνα 1.3: Μεταβλητότητα των μετοχών στο NYSE (Stoll, 1990)

## 1.2 Σύνθεση χρηματιστηριακού μετοχικού χαρτοφυλακίου

Η προσέγγιση της επιλογής του μετοχικού χαρτοφυλακίου, ο προβληματισμός του τρόπου κατανομής του κεφαλαίου σε μεγάλο αριθμό χρεογράφων, έτσι ώστε η επένδυση να μπορεί να αποφέρει την μεγαλύτερη δυνατή απόδοση, αποτελεί το μηχανισμό με τον οποίο οι επενδυτές μεγιστοποιούν τα οφέλη τους (Huang X. , 2008). Η επενδυτική αυτή διαδικασία απαιτεί επιστημονική γνώση και συστηματική προσπάθεια. Ειδικότερα, απαιτεί κατανόηση των διεθνών οικονομιών και χρηματαγορών, αξιολόγηση των διαφορετικών κατηγοριών επενδύσεων, επιλογή στρατηγικής κατανομής με βάση την επιθυμητή σχέση κινδύνου – αποδόσεως. Παράλληλα, η υλοποίηση των αποφάσεων στα πλαίσια της ενεργής διαχείρισης των χαρτοφυλακίων (active portfolio management), που αποτελεί ένα δυναμικό και μεταβαλλόμενο πρόβλημα, επιτυγχάνεται από τον επενδυτή ή την Επενδυτική Επιτροπή, αξιοποιώντας τις νέες ιδέες και εργαλεία, την εύρεση των σημαντικών και καίριων πληροφοριών, την πρόβλεψη συγκεκριμένων αποδόσεων περιουσιακών στοιχείων (Grinold, 2000). Επιπλέον, απαιτείται στενή παρακολούθηση και αξιολόγηση του κινδύνου σε όλα τα στάδια της επενδυτικής διαδικασίας. Η υιοθέτηση κριτηρίων ESG (Περιβαλλοντικών, Κοινωνικών και Κριτηρίων Εταιρικής Διακυβέρνησης) στηρίζουν τη βιωσιμότητα των επιχειρήσεων (KPMG, 2020).

Η διαδικασία διαχείρισης του χαρτοφυλακίου (portfolio management process) αποτελεί μια σταδιακή πορεία, η οποία έχει ως τελικό στόχο την επιλογή των κατάλληλων συνδυασμών αξιογράφων, βασισμένη στο προφίλ του επενδυτή και στις απαιτήσεις του (Cooper, 2001). Η διαδικασία αυτή περιλαμβάνει τα στάδια του σχεδιασμού, της σύνθεσης, της αξιολόγησης και της αναθεώρησης (Kevin, 2015).

Ειδικότερα, το στάδιο του σχεδιασμού περιλαμβάνει την καταγραφή όλων των αναγκών, των περιορισμών (investment constraints) του επενδυτή αλλά και τις συνθήκες που επικρατούν στο περιβάλλον που τον προσδιορίζουν. Επίσης, ο επενδυτής καθορίζει με σαφήνεια τους επενδυτικούς στόχους (investment objectives) και τις στρατηγικές επένδυσης. Ο ίδιος λαμβάνει υπόψη του τις οικονομικές συνθήκες κατά την υπό εξέταση χρονική περίοδο, αναλύει τις προοπτικές που παρουσιάζουν οι βιομηχανικοί κλάδοι (industry analysis) και μελετάει τα χαρακτηριστικά τόσο των μεμονωμένων χρεογράφων (security analysis) όσο και των ευρύτερων ομάδων (sector analysis). Τελικός στόχος, αυτής της στοχευμένης ανάλυσης, είναι η εξαγωγή εκτιμήσεων, η δυνατότητα πρόβλεψης της απόδοσης της κεφαλαιαγοράς (capital market expectations-CMEs), τόσο στο μικρό όσο και στο μακρο οικονομικό περιβάλλον και καθορίζουν τα συμπεράσματα στα οποία καταλήγουν οι αναλυτές επενδύσεων σχετικά με τους πιθανούς κινδύνους και τις αποδόσεις.

Σχετικά με το δεύτερο στάδιο της σύνθεσης, ο επενδυτής καθορίζει την κατανομή των στρατηγικών περιουσιακών στοιχείων (asset allocation). Ο ίδιος προσδιορίζει το ποσοστό κατανομής του επενδυτικού χαρτοφυλακίου αποδίδοντας την αξία των περιουσιακών στοιχείων σε επενδυτικά προϊόντα, όπως μετοχικούς τίτλους, έντοκα γραμμάτια δημοσίου, εταιρικά ή κρατικά ομόλογα κ.ά. Στη συνέχεια, ο επενδυτής για κάθε τύπο προϊόντων, επιλέγει εκείνα τα χρεόγραφα των οποίων τα χαρακτηριστικά είναι πιο ελκυστικά με βάση την μελέτη του προηγούμενου σταδίου. Η ολοκλήρωση αυτής της διαδικασίας, γίνεται με την επιλογή του ποσοστού που θα επενδυθεί σε κάθε ένα από αυτά τα χρεόγραφα. Ο καθορισμός του επιτυγχάνεται με τη διαδικασία βελτιστοποίησης του χαρτοφυλακίου (portfolio optimization) μέσω τεχνικών μαθηματικού προγραμματισμού, και της μηχανικής χαρτοφυλακίου (portfolio engineering) (Jacobs, 1995).

Η θεωρία του χαρτοφυλακίου στηρίχθηκε στη μελέτη του Harry Markowitz (Markowitz, 1952; Markowitz H. M., 1991; Markowitz H. M., 2000) και αναφέρεται στη διαδικασία δημιουργίας του χαρτοφυλακίου των επενδυτών ώστε να επιτευχθούν οι προσωπικοί τους στόχοι όταν κατέχουν το συγκεκριμένο χαρτοφυλάκιο. Η θεωρία αυτή, δίνει τη λύση στο

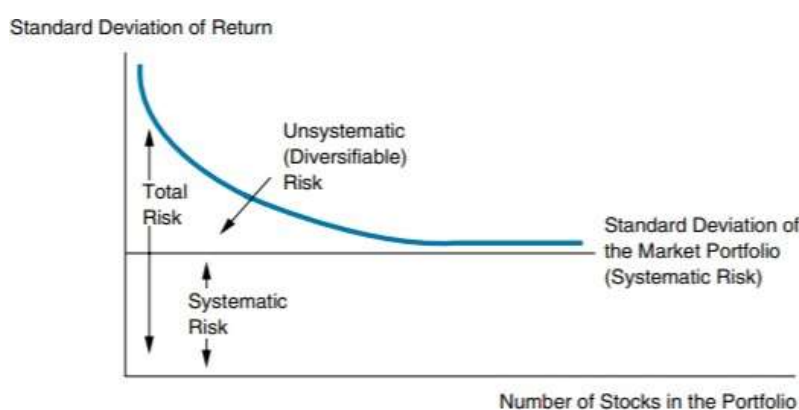
πρόβλημα της βέλτιστης επιλογής των χρηματοοικονομικών τοποθετήσεων όταν αυτές χαρακτηρίζονται από ποικιλία προσδοκώμενων αποδόσεων και βαθμών κινδύνων. Οι βασικές υποθέσεις της θεωρίας χαρτοφυλακίου κατά Markowitz αναφέρουν αρχικά, ότι η απόδοση κάθε αξιόγραφου πραγματοποιείται σε μια συγκεκριμένη περίοδο, περιγράφεται από μια τυχαία μεταβλητή η οποία ακολουθεί την κανονική κατανομή (Markowitz, 1952). Η θεωρία χαρτοφυλακίου βασισμένη στην υπόθεση της κανονικής κατανομής, θεωρεί πως η αναμενόμενη απόδοση είναι ο μέσος όρος των ιστορικών αποδόσεων, ενώ ο κίνδυνος ταυτίζεται με την διακύμανση αυτών. Η απόδοση και ο κίνδυνος είναι γνωστά στοιχεία σε κάθε επενδυτή. Επιπλέον, κάθε χαρτοφυλάκιο εμπεριέχει έναν αντιπροσωπευτικό κίνδυνο ο οποίος εκτιμάται από την μεταβλητότητα της αναμενόμενης απόδοσης. Παρότι επιθυμία και στόχος του κάθε εμπλεκόμενου είναι η αύξηση του πλούτου του, αυτοί αποστρέφονται τον κίνδυνο (risk averse). Η αποστροφή κινδύνου είναι η τάση των ανθρώπων να προτιμούν τα αποτελέσματα με χαμηλή αβεβαιότητα σε σχέση με εκείνα που παρουσιάζουν υψηλή αβεβαιότητα, ακόμη και αν τα τελευταία αποτελέσματα είναι ίσα ή μεγαλύτερα σε νομισματική αξία από τα πιο σίγουρα (Werner, 2008).

Η συναρτησιακή σχέση της αναμενόμενης απόδοσης των αξιογράφων με τον εκτιμώμενο κίνδυνο των αποδόσεων, αποτελεί το βασικό πυλώνα όπου στηρίζονται οι αποφάσεις των επενδυτών. Το κριτήριο αυτό της βελτιστοποίησης στοχεύει στη μεγιστοποίηση της αναλογίας απόδοσης και κινδύνου (Schnieper, 2000), δηλαδή, για δεδομένο επίπεδο κινδύνου θα πρέπει να επιτευχθεί η μέγιστη δυνατή απόδοση, ή εναλλακτικά για δεδομένη απόδοση θα πρέπει να ελαχιστοποιείται ο αναλαμβανόμενος κίνδυνος. Σε μια προσπάθεια να μειωθούν οι διακυμάνσεις των αποδόσεων του χαρτοφυλακίου, επισημάνθηκε πως δεν αρκεί μόνο η επένδυση να εφαρμοστεί σε πολλαπλούς τίτλους αλλά είναι σημαντικό να διαφοροποιηθούν οι τίτλοι αυτοί με συνδιακύμανση χαμηλής απόδοσης (Constantinides, 1995).

### **1.2.1 Το διαφοροποιημένο χαρτοφυλάκιο**

Σε αυτό το σημείο θα πρέπει να απαντηθεί το ερώτημα «Τι είναι το διαφοροποιημένο χαρτοφυλάκιο;», «Ποια η σπουδαιότητά του;» Το διαφοροποιημένο χαρτοφυλάκιο, είναι η σύνθεση των αξιογράφων, κατά την οποία ο επενδυτής επενδύει τα χρήματά του σε διαφορετικές κατηγορίες περιουσιακών στοιχείων και τίτλους, προκειμένου να ελαχιστοποιηθεί ο συνολικός κίνδυνος του χαρτοφυλακίου του. Ο επενδυτής στοχεύει να πετύχει την καλύτερη σχέση μεταξύ απόδοσης αξιογράφων και κινδύνου η οποία

συμβαδίζει με το επίπεδο ανοχής κινδύνου (Tardi, 2018). Το επίπεδο αυτό, εξαρτάται από την ποσότητα των μεμονωμένων μετοχών, την απόδοσή τους, τη διακύμανση και τη συνδυακόμεσή τους. Οποιαδήποτε μεταβολή συμβαίνει σε αυτούς τους παράγοντες, επηρεάζει το επίπεδο κινδύνου (Statman, 2001). Όταν συσχετίζονται κυρίως αρνητικά, ανεξάρτητα από την πορεία της οικονομίας, μειώνεται ο συνολικός κίνδυνος διότι, ορισμένες κατηγορίες περιουσιακών στοιχείων θα ευνοηθούν και οι απώλειες αντισταθμίζονται με τα υπόλοιπα περιουσιακά στοιχεία. Έτσι, ο κίνδυνος μειώνεται επειδή το σύνολο του χαρτοφυλακίου σπάνια μπορεί να επηρεαστεί στο σύνολό του από οποιοδήποτε μεμονωμένο γεγονός.



Εικόνα 1.4: Γραφική απεικόνιση αριθμού αξιογράφων-κινδύνου (Reilly, 2011)

Η Εικόνα 1.4 παρουσιάζει την εξάρτηση του συνολικού κινδύνου σε σχέση με τον αριθμό των αξιογράφων που αποτελούν ένα διαφοροποιημένο χαρτοφυλάκιο. Διαπιστώνεται πως, όταν το χαρτοφυλάκιο αποτελείται από μικρό αριθμό περιουσιακών στοιχείων, τότε ο συνολικός του κίνδυνος αυξάνεται εκθετικά. Στην αντίθετη περίπτωση, όταν όσο αυξάνονται τα περιουσιακά στοιχεία που όμως, δεν σχετίζονται άμεσα μεταξύ τους, δηλαδή τόσο ο συνολικός κίνδυνος (εξίσωση 1.1) μειώνεται.

$$Risk^{total} = Risk^{systematic} + Risk^{unsystematic} \quad (1.1)$$

Ωστόσο, ο συστηματικός κίνδυνος παραμένει σταθερός επειδή προκαλείται από εξωτερικούς παράγοντες, όπως κοινωνικούς, πολιτικούς και οικονομικούς (Ross, 2002). Ειδικότερα, στην εργασία του ο Mangram (2013), έδειξε πως ο κίνδυνος της αγοράς, ο κίνδυνος του επιτοκίου, ο κίνδυνος της αγοραστικής δύναμης (ή κίνδυνος πληθωρισμού) και ο συναλλαγματικός κίνδυνος, επηρεάζουν το σύνολο της αγοράς και δε μπορούν να αντισταθμιστούν μέσω της διαφοροποίησης των αξιογράφων του χαρτοφυλακίου (Mangram, 2013). Ο Wagner (1971) μέσα από την έρευνά του πάνω στο διαφοροποιημένο



χαρτοφυλάκιο, κατέληξε στο συμπέρασμα, πως όταν αυτό αποτελείται από περισσότερες από είκοσι τυχαία επιλεγμένες μετοχές, τότε εμπεριέχει σχεδόν μόνο συστηματικό κίνδυνο (Wagner, 1971). Ο Statman (2001), συμπέρανε πως το χαρτοφυλάκιο ενός επενδυτή για να έχει μόνο συστηματικό κίνδυνο, θα πρέπει να αποτελείται από 30 μετοχές (Statman, 2001). Τέλος, ο Mylonas (1983) μέσα από την έρευνα του με βάση το Χρηματιστήριο Αθηνών, έδειξε πως ένα χαρτοφυλάκιο αποτελούμενο από δέκα τυχαίες μετοχές, μπορεί να εξαλείφει το συστηματικό κίνδυνο (Mylonas, 1983).

Οι Ross και Mangram κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι ο μη συστηματικός κίνδυνος προκαλείται από τους εσωτερικούς παράγοντες του περιβάλλοντος, οι οποίοι επηρεάζουν για παράδειγμα ένα μεμονωμένο περιουσιακό στοιχείο. Τύποι τέτοιων κινδύνων είναι η πιστοληπτική ικανότητα μιας επιχείρησης, αρνητικά δημοσιεύματα του τύπου για μια επιχείρηση ή μια απεργία που επηρεάζει μια συγκεκριμένη εταιρεία, οι εργασιακές σχέσεις (Ross, 2002; Mangram, 2013).

Η μαθηματική εξίσωση που αποτυπώνει το συστηματικό κίνδυνο με τη μορφή της ευαισθησίας, είναι:

$$R_p = a + \beta * R_M + \varepsilon_p \quad (1.2)$$

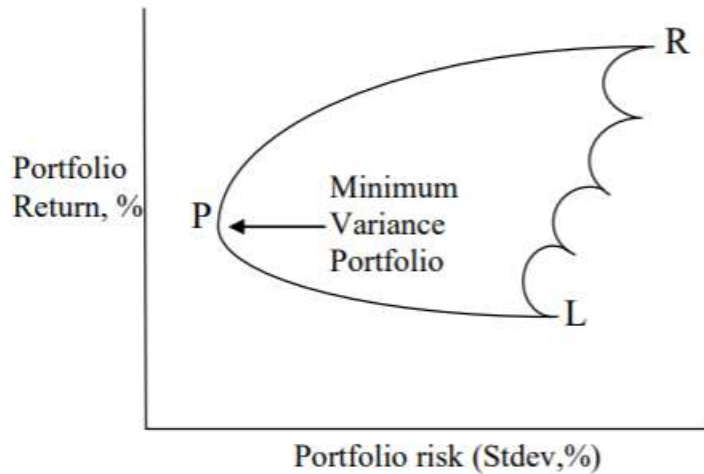
Η εξίσωση 1.2, μας δίνει την εξάρτηση της απόδοσης του χαρτοφυλακίου σε σχέση με την απόδοση της αγοράς,  $R_p=f(R_M)$ . Ο παράγοντας  $R_p$  περιγράφει την απόδοση του χαρτοφυλακίου, ο παράγοντας  $a$  αποτελεί το ποσοστό απόδοσης το οποίο είναι ανεξάρτητο από την κίνηση της κεφαλαιαγοράς, ενώ ο συντελεστής  $\beta$  αποδίδει το συστηματικό κίνδυνο του περιουσιακού στοιχείου. Τέλος, το  $\varepsilon_p$  είναι το σφάλμα ή η απόκλιση του πραγματικού ( $R_p$ ) από την απόδοση που προβλέφθηκε με βάση την ανωτέρω εξίσωση και ο παράγοντας  $R_M$  αποτελεί την απόδοση της αγοράς. Ο συντελεστής  $\beta$  υπολογίζεται από τη σχέση:

$$\beta = \frac{\text{Covariance}(R_p, R_M)}{\text{Variance}(R_M)}$$

Ο συντελεστής  $\beta$  δείχνει την ευαισθησία της απόδοσης του περιουσιακού στοιχείου και με βάση την τιμή του τα περιουσιακά στοιχεία κατηγοριοποιούνται αναλόγως. Αποτελεί το μέτρο του συστηματικού κινδύνου της επένδυσης ή του περιουσιακού στοιχείου σε σχέση με τη συνολική χρηματιστηριακή αγορά. Επιτρέπει τη σύγκριση του επιπέδου του κινδύνου επενδύσεων ή περιουσιακών στοιχείων με διαφορετικά χαρακτηριστικά (Karačić, 2014).

Έτσι, όταν  $\beta > 1$ , το περιουσιακό στοιχείο είναι πιο ασταθές και ενέχει υψηλότερο κίνδυνο, με αποτέλεσμα να παρουσιάζει μεγαλύτερες μεταβολές, ακολουθώντας την ίδια κατεύθυνση με αυτή της χρηματιστηριακής αγοράς. Σε αντίθετη περίπτωση, όταν  $\beta < 1$ , το περιουσιακό στοιχείο παρουσιάζει αποδόσεις μικρότερες από αυτές της χρηματιστηριακής αγοράς. Τέλος, όταν  $0 < \beta < 1$  η απόδοσή του το περιουσιακού στοιχείου συσχετίζεται θετικά με την απόδοση της αγοράς, αλλά με μικρότερη μεταβλητότητα από ότι η χρηματαγορά αυτή (Karačić, 2014).

Το σημαντικό σημείο που ενδιαφέρει τους επενδυτές, όπως ήδη αναφέραμε, είναι η μέγιστη απόδοση των περιουσιακών τους στοιχείων σε σχέση με τον κίνδυνο που είναι διατεθειμένοι να αναλάβουν. Η σχεσιακή εξάρτηση των αποδόσεων σε σχέση με τον κίνδυνο περιγράφεται με το Αποτελεσματικό Σύνορο (Efficient Frontier), το οποίο αντιπροσωπεύει τον καλύτερο συνδυασμό μεταξύ των περιουσιακών στοιχείων (εκείνων που παράγουν τη μέγιστη αναμενόμενη απόδοση για ένα δεδομένο επίπεδο κινδύνου) σε ένα χαρτοφυλάκιο επενδύσεων (Bodnar, 2009). Περιγράφει τη σχέση μεταξύ των αναμενόμενων αποδόσεων χαρτοφυλακίου (Portfolio Return) και της επικινδυνότητας ή αστάθειας του χαρτοφυλακίου (Standard Deviation-Stdev). Απεικονίζεται σε γραμμική μορφή ( $Stdev = f(\text{Portfolio Return})$ ), μέσω μιας καμπύλης, σε ένα γράφημα που συγκρίνει τον κίνδυνο έναντι της αναμενόμενης απόδοσης ενός χαρτοφυλακίου. Ο ορθολογικός επενδυτής δεν θα επιλέξει χαρτοφυλάκια τα οποία κινούνται στο κυρτό τμήμα της καμπύλης αυτής, διότι θα υπάρχει ένα άλλο χαρτοφυλάκιο στο κοίλο τμήμα της, που θα προσφέρει μεγαλύτερη απόδοση για τα ίδια επίπεδα κινδύνου. Επομένως, ο σχεδιασμός των βέλτιστων (αρίστων) χαρτοφυλακίων κατά μήκος αυτής της καμπύλης έχει ως αποτέλεσμα να αντιπροσωπεύουν, για ένα δεδομένο επίπεδο κινδύνου, την υψηλότερη αναμενόμενη απόδοση της επένδυσης (Mangram, 2013). Βασική ιδιότητα του Αποτελεσματικού Συνόρου, είναι ότι στα υψηλότερα επίπεδα επένδυσης υποχρεωτικά ο εμπλεκόμενος θα αναλάβει και μεγαλύτερο επίπεδο κινδύνου (Εικόνα 1.5) (Mitra, 2014).

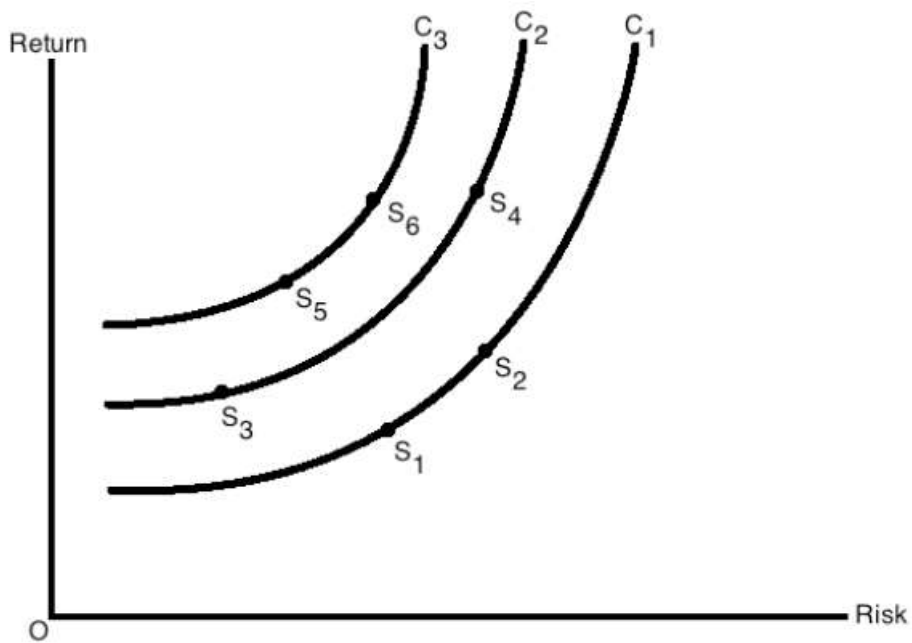


Εικόνα 1.5: Αποτελεσματικό Σύνορο, ενός συνόλου χαρτοφυλακίων (Mitra, 2014)

Το συγκεκριμένο επίπεδο κινδύνου εξαρτάται από τις προτιμήσεις του εκάστοτε επενδυτή, οι οποίες περιλαμβάνονται και περιγράφονται από την εξίσωση χρησιμότητας:

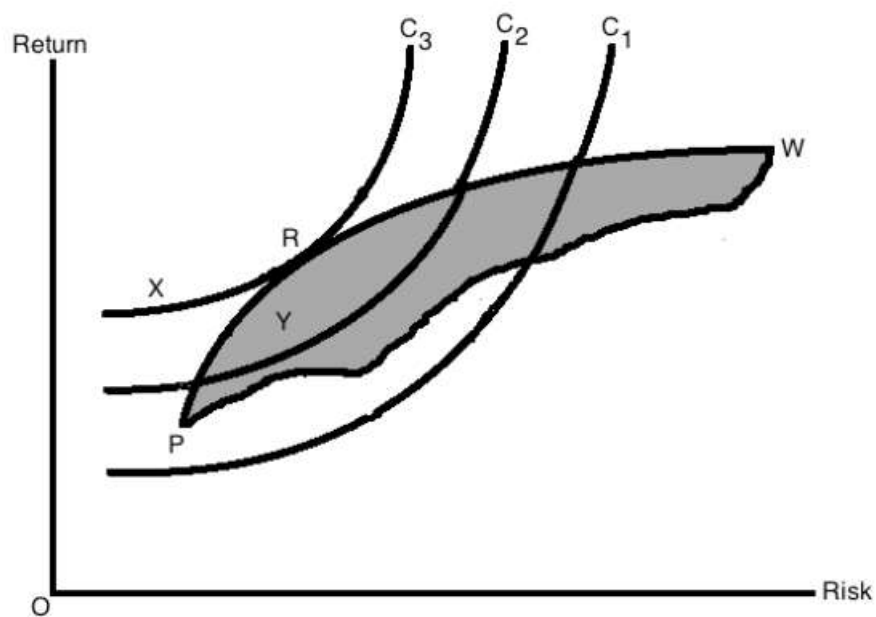
$$u = E(R_p) - \frac{1}{2} \gamma \sigma_p^2 \quad (1.3),$$

με το συντελεστή  $\gamma$  να εκφράζει τη στάση που ακολουθεί ο επενδυτής ως προς τον κίνδυνο, ενώ ο παράγοντας  $\sigma_p^2$  εκφράζει τον κίνδυνο των αναμενόμενων τιμών. Η στάση του επενδυτή περιγράφει τη δυσαρέσκεία του στην πιθανότητα στο τέλος του χρονικού ορίου που έχει θέσει, να αποκτήσει λιγότερα κέρδη σε σχέση με τα (σίγουρα) υπάρχοντα ή αντιθέτως εκφράζει την ικανοποίησή του στην πιθανότητα να αποκομίσει περισσότερα κέρδη από τα σχεδόν σίγουρα. Η συνάρτηση χρησιμότητας, εκφράζει μια καμπύλη στο διάγραμμα απόδοσης-κινδύνου και ονομάζεται καμπύλη αδιαφορίας. Δηλαδή, δείχνει έναν συνδυασμό απόδοσης-κινδύνου (Εικόνα 1.6).



Εικόνα 1.6: Καμπύλες αδιαφορίας  $C_1, C_2, C_3$

Οι καμπύλες αυτές ( $C_1, C_2, C_3$ ) πρέπει να χαράσσονται στο ίδιο διάγραμμα που έχουν χαραχτεί όλα τα δυνατά χαρτοφυλάκια ώστε να γίνει η επιλογή του άριστου χαρτοφυλακίου από τον επενδυτή και εξαρτώνται από το μέγεθος του κινδύνου που είναι διατεθειμένος να αναλάβει (Εικόνα 1.7).



Εικόνα 1.7: Σύνολο δυνατών και αποτελεσματικών χαρτοφυλακίων συνδυαστικά με τις καμπύλες αδιαφορίας

Συνεπώς, η επενδυτική στρατηγική, στοχεύει σε αποδόσεις μεγαλύτερες (ή τουλάχιστον ίσες) με εκείνες που αντιστοιχούν σε μια απλή στρατηγική αγοράς και διακράτησης, με το ίδιο επίπεδο κινδύνου. Σε αυτή την περίπτωση, ο διαχειριστής θα πρέπει να διαθέτει εξαιρετική ικανότητα επιλογής χρεογράφων ή/και εξαιρετική ικανότητα πρόβλεψης της χρονικής μεταβολής της αγοράς. Ειδικότερα, θα μπορεί να επιλέγει υποτιμημένα χρεόγραφα με διαχρονική συνέπεια να επιτύχει υπέρ-κανονικές αποδόσεις αναλόγως του κινδύνου που έχει αναλάβει. Την ίδια επιτυχία θα έχει ο διαχειριστής αυτός εάν μπορεί να προβλέπει με διαχρονική συνέπεια τη στιγμή που θα μεταστραφεί η συνολική αγορά (για παράδειγμα, από ανοδική σε πτωτική και αντιστρόφως), διότι τότε θα έχει την δυνατότητα να μεταβάλει τη σύνθεση του χαρτοφυλακίου του προτού πραγματοποιηθεί η μεταβολή της αγοράς. Επιπλέον, η επενδυτική στρατηγική αποσκοπεί να επιτύχει πλήρη διαφοροποίηση του χαρτοφυλακίου του, εξαλείφοντας τον μη συστηματικό του κίνδυνο. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί με την επιλογή αρκετών και διαφορετικών χρεογράφων τα οποία θα συμπεριληφθούν στο διαχειριζόμενο χαρτοφυλάκιο. Το επίπεδο διαφοροποίησης ενός χαρτοφυλακίου εξαρτάται από την συσχέτιση που έχουν οι αποδόσεις του χαρτοφυλακίου με τις αποδόσεις ενός χρηματιστηριακού δείκτη (που θεωρείται ως ένα υποκατάστατο του χαρτοφυλακίου της αγοράς). Ένα πλήρως διαφοροποιημένο χαρτοφυλάκιο θα πρέπει να έχει συντελεστή συσχέτισης ίσο με την μονάδα. Όταν σχηματίζεται ένα χαρτοφυλάκιο καλά διαφοροποιημένο ο συστηματικός κίνδυνος μπορεί να μειωθεί και οφείλεται σε παράγοντες όπως η φορολογία, ο πληθωρισμός, οι διεθνείς οικονομικές και πολιτικές κρίσεις που επηρεάζουν όλες τις μετοχές.

### **1.2.2 Ομόλογα**

Η επενδυτική στρατηγική σχετίζεται με τα ομόλογα και τις μετοχές, με τους επενδυτές να αντιμετωπίζουν σήμερα ολοένα και περισσότερες δυσκολίες. Ο δείκτης του φόβου και οι διάφοροι τύποι κινδύνου (μεταβλητότητα, απώλεια κεφαλαίου, μετάνοια, αδυναμία στόχου (Chandra, 2008)), αποτελούν «εργαλεία» για να καθοριστεί η χρονική στιγμή ανακατανομής του κεφαλαίου στο χαρτοφυλάκιο, ανάμεσα σε ομόλογα και μετοχές.

Τα ομόλογα είναι άυλοι κεφαλαιουχικοί τίτλοι, που αποτελούν στην ουσία μια οφειλή του εκδότη τους προς τον αγοραστή τους. Όταν αγοράζουν οι επενδυτές ομόλογα, δανείζουν χρήματα στο δημόσιο φορέα ή στην επιχείρηση ή σε οποιοδήποτε άλλο οργανισμό ο οποίος στο εξής αποκαλείται εκδότης, προκειμένου να καλύψουν τις ανάγκες του. Τα

χαρακτηριστικά του, όπως η ονομαστική του τιμή (Nominal Price), κατά την έκδοσή του στην πρωτογενή αγορά και η ημερομηνία λήξης, κατά την οποία ο εκδότης ενός ομολόγου έχει την υποχρέωση να καταβάλει την αποπληρωμή του κεφαλαίου του, επιτρέπουν στους επενδυτές να τοποθετήσουν τα επενδυτικά τους προϊόντα. Ειδικότερα, επειδή τα ομόλογα έχουν διαφορετικά επίπεδα επενδυτικού κινδύνου, αξιολογούνται από σημαντικούς οργανισμούς, όπως οι διεθνείς οίκοι αξιολόγησης Standard and Poor's, Fitch, Moody's, οι οποίοι αναλύουν την πιστωτική αξιοπιστία του εκδότη ανά τακτά διαστήματα. Η αξιολόγηση πιστοληπτικής ικανότητας, σχολιασμού και έρευνας αυτών των οργανισμών παρέχει τη δυνατότητα μελέτης κατά πόσο μπορούν οι επενδυτές να αντεπεξέρχονται τα θέματα χρέους στις υποχρεώσεις καταβολής τόσο των τοκομεριδίων όσο και της απόδοσης του αρχικού κεφαλαίου κατά τη λήξη του. Επομένως, οι διεθνείς οίκοι με την αξιολόγηση των ομολόγων των χωρών από τις εταιρίες πιστοληπτικής αξιολόγησης ανά τον κόσμο, δημιουργούν νέα δεδομένα οικονομικής εξουσίας, διαμορφώνοντας στην πράξη τις συνθήκες χρηματοδότησης χρέους των χωρών (Zorounidis, 2021).

### **1.2.3 Μετοχές**

Η μετοχή (ή ίδιον κεφάλαιο) αποτελεί μέρος της ιδιοκτησίας μιας εταιρίας, δίνοντας στον κάτοχό της, ένα ποσοστό των περιουσιακών στοιχείων και των κερδών της εταιρίας ανάλογο με την ποσότητα μετοχών που κατέχει. Κατά κύριο λόγο, το μέρος που γίνεται η πώληση και η αγορά των μετοχών αποτελεί το χρηματιστήριο, όμως μπορεί να διεξαχθούν και ιδιωτικές συναλλαγές που υπάγονται στους κυβερνητικούς κανονισμούς ώστε να προστατεύονται τα συμφέροντα των επενδυτών (HAYES, 2021). Ταυτόχρονα, οι μετοχές δίνουν τη δυνατότητα στην ίδια την επιχείρηση να αντλεί τα απαιτούμενα, για τις επενδύσεις της, κεφάλαια από την πώληση των μετοχών. Η τακτική αυτή παρέχει στην εταιρεία τη δυνατότητα να δημιουργήσει νέες εγκαταστάσεις, να εμπλουτίσει τις προσφερόμενες υπηρεσίες της, να προσλάβει προσωπικό συμβάλλοντας με αυτόν τον τρόπο στις εξελίξεις της οικονομίας και στην ευημερία της χώρας όπου δραστηριοποιείται. Η διανομή μέρους ή του συνόλου των κερδών στους μετόχους υπό μορφή μερίσματος δημιουργούν κεφαλαιακά κέρδη καθώς οι εταιρείες δεν δίνουν σημαντικά ή καθόλου μερίσματα αλλά επανεπενδύουν τα κέρδη τους για να αυξήσουν την ανάπτυξή τους. Ενδυναμώνουν και διευρύνουν την κεφαλαιουχική και μετοχική βάση τους, ώστε να αντιμετωπίσουν καλύτερα τον ανταγωνισμό που υφίστανται. Πολλές μεγάλες εταιρείες έχουν τις μετοχές τους στο

χρηματιστήριο κάτι που αυξάνει τη ρευστότητα του χρήματος αυξάνοντας το ενδιαφέρον σε πολλούς επενδυτές.

Οι τιμές των μετοχών, παρουσιάζουν μια ημερήσια διακύμανση, η οποία καθορίζεται από την Επιτροπή Κεφαλαιαγοράς. Μέσω της Επιτροπής Κεφαλαιαγοράς δίνεται μεγάλη έμφαση στην έγκαιρη, έγκυρη και ισότιμη πληροφόρηση του επενδυτικού κοινού και επιδιώκεται συνεχώς η εγκαθίδρυση εκσυγχρονισμένων δομών λειτουργίας για την διασφάλιση της ομαλής λειτουργίας και την ανάπτυξη της Ελληνικής κεφαλαιαγοράς. Η ενημέρωση και εκπαίδευση των επενδυτών γίνεται με στόχο τη βελτίωση της χρηματοοικονομικής παιδείας αλλά και για να τους βοηθήσει να διαμορφώσουν μία ενημερωμένη άποψη για τις διαθέσιμες επενδυτικές επιλογές, καθώς και τους επενδυτικούς κινδύνους που ενέχονται, ούτως ώστε να λαμβάνουν τις κατάλληλες αποφάσεις για την διαχείριση των κεφαλαίων τους. Η Επιτροπή Κεφαλαιαγοράς έχει υπό την ευθύνη της την εύρυθμη και ομαλή λειτουργία της αγοράς, με βάση την εθνική νομοθεσία, τους εσωτερικούς κανονισμούς και τους κανόνες λειτουργίας που έχουν θεσπιστεί.

Η σημασία των μεταβολών των προηγούμενων τιμών των μετοχών για τις μελλοντικές αλλαγές τιμών εξαρτάται, εν μέρει, από τον χρονικό ορίζοντα τριών έως πέντε ετών με ανάλογες αυξομειώσεις. Τα κέρδη μιας στρατηγικής που βασίζεται σε τέτοιες μακροπρόθεσμες κινήσεις είναι ευμετάβλητα και σε βάθος χρόνου, η στρατηγική αυτή μπορεί να προκαλέσει απώλειες. Παρόμοιες αντιστροφές συμβαίνουν σε πολύ σύντομους ορίζοντες (ημέρες ή εβδομάδες), αλλά το κόστος συναλλαγής καθιστά δύσκολη την αξιοποίηση αυτών των βραχυπρόθεσμων προτύπων. Ωστόσο το ενδιαφέρον πολλών επενδυτών, στρέφεται στην προβλεψιμότητα των μεταβολών των τιμών με ενδιάμεσο χρονικό ορίζοντα από τρεις μήνες έως ένα έτος, συνεπώς, γι' αυτούς τους χρονικούς ορίζοντες, οι αυξομειώσεις συνεχίζονται (Chan K. J., 1999). Τέλος, οι μετοχές των εισηγμένων επιχειρήσεων λειτουργούν σύμφωνα με τη νομισματική πολιτική του κράτους. Στην αντίθετη κατεύθυνση, τα ομόλογα και άλλοι τίτλοι σταθερού εισοδήματος, ακολουθούν την κατεύθυνση της οικονομίας. Συγκεκριμένα, όταν η οικονομία επιβραδύνεται διότι οι επενδυτές ενδιαφέρονται να προστατεύσουν τα δικαιώματά τους, τότε η πορεία είναι καθοδική. Επομένως, οι επενδυτές, είναι θετικοί να δεχτούν χαμηλότερες αποδόσεις για τη μείωση του κινδύνου. Τα εμπορεύματα, αντιθέτως, δεν ακολουθούν τις φάσεις του επιχειρηματικού κύκλου τόσο στενά όπως οι μετοχές και τα ομόλογα (Schwab, 2021).

### **1.3 Η δυναμική επενδυτική στρατηγική**

Ο όρος «Δύναμη» στην επιστήμη της φυσικής δηλώνει το αποτέλεσμα της αλληλεπίδρασης μεταξύ σωμάτων και ορίζει την κατεύθυνση που αυτή ασκείται. Ομοίως και στην επιστήμη των οικονομικών, δείχνει την κατεύθυνση που μεταβάλλεται η απόδοση των τιμών των αξιογράφων μέσα σε μια αγορά. Η δυναμική επενδυτική στρατηγική, αναλύει τα αξιόγραφα σε βραχυπρόθεσμο χρονικό διάστημα, των οποίων όταν η τιμή αυξάνεται οι επενδυτές τα αγοράζουν. Ενώ όταν, η τιμή τους έχει φτάσει στο ανώτερο σημείο της, αποδεσμεύονται αποδίδοντας κέρδος. Η δυναμική επενδυτική στρατηγική, βασίζεται στην ιδέα ότι η πρόσφατη κατεύθυνση της κίνησης των τιμών των μετοχών θα συνεχιστεί για το επόμενο χρονικό διάστημα (Galariotis, 2007). Η ακαδημαϊκή βιβλιογραφία ερευνά την αποτελεσματικότητα των δυναμικών στρατηγικών σε διάφορες χρονικές περιόδους, σε πολλές αγορές και κατηγορίες περιουσιακών στοιχείων (συμπεριλαμβανομένου του νομίσματος). Οι Jegadeesh και Titman (1993), όρισαν ότι στη δυναμική επενδυτική στρατηγική οι επενδυτές αγοράζουν εκείνες τις μετοχές των οποίων οι ιστορικές αποδόσεις βρίσκονται σε υψηλό επίπεδο, πωλούν εκείνες των οποίων οι ιστορικές αποδόσεις είναι σε χαμηλό επίπεδο και εκμεταλλεύονται το χαρτοφυλάκιο τους για χρονικό διάστημα 6 - 12 μηνών (holding periods). Πιο συγκεκριμένα, ερευνώντας τις αποδόσεις των μετοχών στην Αμερικανική χρηματιστηριακή αγορά, κατά το διάστημα 1965-1989, κατέληξαν στο συμπέρασμα πως η δυναμική επενδυτική στρατηγική, είναι κερδοφόρα για διάστημα εκμετάλλευσης 6-12 μηνών και παρουσιάζει θετική μη αναμενόμενη απόδοση (Jegadeesh & Titman, 1993).

Ο Fama (2021), αναφέρει ότι όταν οι αποδόσεις των μετοχών τον τελευταίο χρόνο, βρίσκονται σε χαμηλό επίπεδο τότε τείνουν να συνεχίσουν και για τους επόμενους μήνες. Ενώ, όταν στο παρελθόν έχουν υψηλές αποδόσεις, αυτό θα συνεχιστεί και μελλοντικά. Επομένως, καταλήγει πως οι τιμές αντικατοπτρίζουν πλήρως τις γνωστές πληροφορίες.

Στην επόμενη υποενότητα παραθέτουμε τις ιδιότητες της δυναμικής επενδυτικής στρατηγικής και την απόδοση της βασιζόμενοι στη διαθέσιμη βιβλιογραφία.

#### **1.3.1 Βιβλιογραφική Ανασκόπηση**

Η παρούσα σύνθεση στηρίχτηκε σε βιβλιογραφικό υλικό αναδεικνύοντας το εύρος ενασχόλησης της δυναμικής στρατηγικής από το παρελθόν μέχρι σήμερα.



Οι Grinblatt, Titman, και Wermers (1995), ελέγχοντας το εύρος κατά το οποίο τα αμοιβαία κεφάλαια προσεγγίζουν μετοχές, βασιζόμενα στις ιστορικές αποδόσεις των μετοχών, διαπίστωσαν ότι τα αμοιβαία κεφάλαια παρουσιάζουν θετικές μη αναμενόμενες αποδόσεις και ότι 77% των επενδυτών των αμοιβαίων κεφαλαίων, εφάρμοζαν τη δυναμική επενδυτική στρατηγική. Κατέληξαν λοιπόν στο συμπέρασμα, ότι τα αμοιβαία κεφάλαια με τη συγκεκριμένη επενδυτική στρατηγική, έχουν καλύτερες αποδόσεις σε σχέση με άλλες στρατηγικές (Grinblatt, 1995).

Οι Conrad και Kaul (1998) μελέτησαν τη δυναμική επενδυτική στρατηγική στο αμερικανικό χρηματιστήριο, από το 1926 ως το 1989, και χώρισαν τα κέρδη των αξιογράφων σε δυο κατηγορίες, στα χρονικά μεταβαλλόμενα (Cross-sectional) και στα κέρδη που βασίζονται στην ανάλυση διατομής (time-varying). Μελέτησαν και ανάλυσαν 120 επενδυτικές στρατηγικές. Έδειξαν ότι το 50% των στρατηγικών παρουσιάζουν σημαντικά κέρδη, με τη δυναμική και αντίθετη επενδυτική στρατηγική να είναι εξίσου κερδοφόρες για βραχυπρόθεσμους (μία εβδομάδα-ένα μήνα), μεσοπρόθεσμους (3-12 μήνες) και μακροπρόθεσμους (3-5έτη) χρονικούς ορίζοντες διαχείρισης. Η επιτυχία της δυναμικής και αντίθετης επενδυτικής στρατηγικής οφείλεται στη διακύμανση της μέσης απόδοσης (Conrad, 1998).

Οι Moskowitz και Grinblatt (1999) επικεντρώθηκαν στην δυναμική του βιομηχανικού τομέα και συγκεκριμένα, διαπίστωσαν ότι η δυναμική επενδυτική στρατηγική παρουσιάζει σημαντική κερδοφορία όταν αφορά την συναλλαγή βιομηχανικών μετοχών. Επιπλέον, έδειξαν ότι στις βραχυχρόνιες περιόδους η στρατηγική αυτή είναι αποδοτικότερη όταν βασίζεται σε βιομηχανικές μετοχές συγκριτικά με τις υπόλοιπες μετοχές (Moskowitz, 1999).

Οι Jegadeesh και Titman (2001) αφού επανεξέτασαν τα στοιχεία των αποδόσεων των δυναμικών επενδυτικών στρατηγικών, από το 1993, κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι υπάρχουν αδιάσειστα στοιχεία που αποδεικνύουν ότι όταν οι τιμές των μετοχών έχουν είτε καλές είτε κακές αποδόσεις για χρονικό διάστημα 3-12 μηνών, τότε αυτή η απόδοση θα συνεχιστεί αναλόγως για το επόμενο διάστημα 3-12 μηνών. Επιπρόσθετα, οι στρατηγικές που κάνουν χρήση αυτού του φαινομένου στην αμερικανική αγορά ή σε αναπτυσσόμενες αγορές, είναι κερδοφόρες.

Σε αυτό το σημείο πρέπει να αναφέρουμε πως βιβλιογραφικά έχει ελεγχθεί η δυναμική επενδυτική στρατηγική σε επίπεδο χωρών, χρησιμοποιώντας μια μεμονωμένη εταιρία. Το

σκεπτικό αυτής της κατεύθυνσης, είναι ότι στα πλαίσια της παγκοσμιοποίησης της οικονομίας, οι επενδυτές θα έχουν τη δυνατότητα να κερδίσουν μεγαλύτερες αποδόσεις ανάγοντας τη δυναμική επενδυτική στρατηγική ως ένα παγκόσμιο φαινόμενο.

Συγκεκριμένα, ο Rouwenhorst (1998) υποστηρίζει ότι η δυναμική επενδυτική στρατηγική είναι εξίσου κερδοφόρα και στην ευρωπαϊκή αγορά, όπως και στην αμερικανική. Τα αποτελέσματά του βασίζονται σε ένα διεθνές χαρτοφυλάκιο που εφαρμόστηκε σε 12 Ευρωπαϊκές χώρες (Γαλλία, Ιταλία, Ισπανία, Ολλανδία, Βέλγιο, Γερμανία, Αυστρία, Δανία, Ηνωμένο Βασίλειο, Ελβετία, Σουηδία και Νορβηγία) την περίοδο 1980 - 1995. Έδειξε ότι οι νικητές κατά το παρελθόν ξεπέρασαν τους ηττημένους κατά 1% ανά μήνα για μεσοπρόθεσμο χρονικό διάστημα (Rouwenhorst, 1998).

Για την χρηματιστηριακή αγορά της Ασίας, οι έρευνες έδειξαν ότι οι δυναμικές επενδυτικές στρατηγικές, είναι κερδοφόρες σε όλες τις ασιατικές χώρες, εκτός από την Κορέα και την Ιαπωνία (Chui, 2000). Ωστόσο, ορισμένες μελέτες αντικρούουν αυτά τα ευρήματα, υποστηρίζοντας ότι τα μη αναμενόμενα κέρδη, αποκτήθηκαν με βραχυπρόθεσμους ορίζοντες στην ιαπωνική αγορά μετοχών (Chang, 1995). Επίσης, παρέχουν στοιχεία που υποστηρίζουν τη θέση ότι μια καθαρά δυναμική επενδυτική στρατηγική δεν αποφέρει αυξημένες αποδόσεις (Wu Y. , 2011).

Η διερεύνηση της κερδοφορίας της δυναμικής επενδυτικής στρατηγικής στις έξι ασιατικές χρηματιστηριακές αγορές (Ταϊλάνδη, Ταϊβάν, Κορέα, Σιγκαπούρη, Μαλαισία και Χονγκ) αποκάλυψε ότι αυτή η στρατηγική επένδυσης δεν αποφέρει σημαντικά κέρδη. Υποστηρίχθηκε ότι μια διαφοροποιημένη χώρα στρατηγικά ουδέτερη, δημιουργεί μικρές αλλά στατιστικά σημαντικές αποδόσεις της τάξεως 37% ανά μήνα, για περίοδο 6 μηνών, μεταξύ 1981-1994. Όμως, όταν ελέγχθηκε το μέγεθος και ο κύκλος εργασιών, διαπιστώθηκε ότι εξαφανίζεται το κέρδος της χώρας. Η μελέτη κατέληξε στο συμπέρασμα ότι οι παράγοντες που συμβάλλουν στη δυναμική του φαινομένου στις Ηνωμένες Πολιτείες δεν είναι ευρέως διαδεδομένοι στις ασιατικές αγορές και ότι η επίδραση των χαρακτηριστικών των χωρών διαφοροποιούνται διεθνώς. Ωστόσο, περιορίστηκε στο χρηματιστήριο της Ασίας και δεν περιλάμβανε τη συμβολή άλλων αγορών, καθώς η δυναμική τείνει να είναι κερδοφόρα τόσο στις δυτικές χώρες όσο και σε χώρες με χαμηλή ρευστότητα (Hameed, 2002).

Στο χρηματιστήριο της Αυστραλίας παρουσιάστηκε μια πολωτική τάση ως προς την κερδοφορία των δυναμικών επενδυτικών στρατηγικών. Ορισμένοι ερευνητές υποστηρίζουν ότι αυτές οι στρατηγικές επένδυσης είναι κερδοφόρες και με κέρδη από 4,79% έως 13% για ετήσια περίοδο κατοχής (Hurn, 2003; Liew, 2000; Demir, 2004). Ενώ άλλοι, υποστηρίζουν ότι τα κέρδη δεν υπάρχουν χρησιμοποιώντας τα μηνιαία δεδομένα (Durand, 2006). Οι πιθανές εξηγήσεις για την ύπαρξη των αντιφατικών αποτελεσμάτων έγκειται σε δύο παράγοντες: την περίοδο δοκιμής που χρησιμοποιείται στο δείγμα και την εποχικότητα των αποδόσεων. Οι Durand, Limkriangkrai και Smith (2006), κάνοντας χρήση ιστορικών δεδομένων, διαπιστώνουν ύπαρξη κερδών της δυναμικής επενδυτικής στρατηγικής κατά την περίοδο 1990 - 2001. Όμως, οι ίδιοι διαπιστώνουν ότι δε συμβαίνει το ίδιο για την περίοδο 1980 - 2001. Επομένως, η στρατηγική αυτή, στο χρηματιστήριο της Αυστραλίας, παρουσιάζει περιορισμένη αποτελεσματικότητα, στο διάστημα που ερευνήθηκε (1990-2001).

Κατά την περίοδο 1988 - 2003, στο χρηματιστήριο της Πορτογαλίας, διεξήχθη αντίστοιχη έρευνα που περιλάμβανε 82 μετοχές, οι οποίες κατατάχθηκαν σε πέντε πεντάδες και διαπίστωσε την κερδοφορία των δυναμικών στρατηγικών για χρονικούς ορίζοντες έως και 12 μηνών (Soares, 2005), αποτέλεσμα που συμπίπτει με την έρευνα των Jegadeesh, Titman (1993) (Jegadeesh & Titman, 1993).

Επιπρόσθετα, η Urrutia (2004) επικεντρώθηκε στη μελέτη των αποδόσεων των εθνικών δεικτών, και κατέδειξε ότι οι δυναμικές επενδυτικές στρατηγικές παρέχουν υψηλότερες μη αναμενόμενες αποδόσεις σε αναπτυσσόμενες χώρες όπως στην Αφρική, τη Λατινική Αμερική, την Ασία, την Ευρώπη και τη Μέση Ανατολή σε σχέση με τις αναπτυγμένες χώρες (Urrutia, 2004).

Η κερδοφορία της δυναμικής επενδυτικής στρατηγικής ελέγχθηκε και σε ισλαμικής προελεύσεως μετοχές. Πιο αναλυτικά η έρευνα των Narayan και Phan (2017), έλεγξαν τα χαρακτηριστικά των μετοχών, την κατάσταση της αγοράς και τα εποχιακά πρότυπα και διαπίστωσαν ότι η στρατηγική αυτή λειτουργεί για τις ισλαμικές μετοχές, αλλά εξαρτάται από τα χαρακτηριστικά τους. Υπήρξε ωστόσο περιορισμός της μελέτης σε ισλαμικές μετοχές, σε συγκεκριμένες χώρες, στις περισσότερες εκ των οποίων διαπιστώθηκε ύπαρξη διαφορετικών απόψεων ως προς το ενδιαφέρον για τις επενδύσεις κεφαλαίου, γεγονός που υποδεικνύει ότι μπορεί να υπάρχει κάποιο είδος προκατάληψης (Narayan, 2017).

## **1.4 Η αντίθετη επενδυτική στρατηγική**

Η αντίθετη επενδυτική στρατηγική είναι ο τρόπος επένδυσης στον οποίο οι επενδυτές αντιτίθενται σκόπιμα στις επικρατούσες τάσεις της αγοράς, πραγματοποιώντας πωλήσεις αξιόγραφων όταν οι άλλοι αγοράζουν, ενώ αγοράζουν όταν οι περισσότεροι επενδυτές πωλούν. Στοχεύουν στην επίτευξη κέρδους, πηγαίνοντας αντίθετα στις τάσεις που επικρατούν στην αγορά. Η στρατηγική αυτή μπορεί να εφαρμοστεί σε μεμονωμένα αξιόγραφα, σε έναν κλάδο ως σύνολο ή ακόμα και σε ολόκληρες αγορές.

Ο επενδυτής που χρησιμοποιεί την αντίθετη επενδυτική στρατηγική, εισέρχεται στην αγορά όταν οι άλλοι, αισθάνονται αρνητικοί την ίδια χρονική περίοδο. Πιστεύει ότι η αξία της αγοράς ή του αποθέματος που στοχεύει, είναι κάτω από την πραγματική του αξία και ως εκ τούτου αντιπροσωπεύει μια ευκαιρία. Ουσιαστικά, εκμεταλλεύεται το κλίμα απαισιοδοξίας που επικρατεί το οποίο ωθεί την αξία του αποθέματος σε χαμηλότερη τιμή από την πραγματική. Τότε η αντίθετη επενδυτική στρατηγική προτρέπει τον επενδυτή να αγοράσει το εν λόγω απόθεμα, πριν ανακάμψει το κλίμα και η τιμή του ανακάμψει.

Η αντίθετη επενδυτική στρατηγική, βασίζεται στο ένστικτο της αγέλης, το οποίο δημιουργεί ένα αίσθημα αναβολής ως προς μια κατεύθυνση της αγοράς, συνεπώς δεν αποτελεί μια καλή επενδυτική στρατηγική. Εάν αυτό το συναίσθημα αποδειχθεί αληθινό τότε μπορεί να οδηγήσει σε απώλεια κερδών. Ομοίως, ένα υποτιμημένο αξιόγραφο που στοχεύουν οι επενδυτές ως επενδυτική ευκαιρία μπορεί να παραμείνει υποτιμημένο εάν το συναίσθημα της αγοράς παραμένει πτωτικό.

### **1.4.1 Βιβλιογραφική Ανασκόπηση**

Μια από τις πρώτες παρατηρήσεις που διατυπώθηκαν όσο αναφορά τις αντιδράσεις των αγορών, προήλθε από τον Keynes (1964). Διαπίστωσε ότι ενώ οι καθημερινές διακυμάνσεις των κερδών των επενδύσεων είναι παροδικές και μη σημαντικές, τείνουν να έχουν σημαντική επίδραση στην αγορά. Η βασική αρχή που στηρίζεται η παρατήρησή του, είναι ο επενδυτής να πηγαίνει αντίθετα με την κοινή γραμμή που επικρατεί στην αγορά. Υποστηρίζει ότι, εάν συμφωνούσαν όλοι για την αξία μιας επένδυσης, τότε η επένδυση είναι πολύτιμη με αποτέλεσμα να γίνεται μη ελκυστική (Keynes, 1964).

Ο Kleidon (1984), διαπίστωσε ότι οι μεταβολές των τιμών των μετοχών συσχετίζονται έντονα με τις αλλαγές των κερδών που παρατηρούνται το επόμενο έτος. Πρότεινε το μοτίβο

της υπερβολικής αντίδρασης, και επανέλαβε ότι οι επενδυτές έχουν την τάση να δίνουν δυσανάλογη σημασία στις βραχυπρόθεσμες οικονομικές εξελίξεις (Kleidon, 1984).

Οι Kahneman και Tversky (1982), διαπίστωσαν ότι όταν τα άτομα αναθεωρούν τις αντιλήψεις τους, τείνουν να αλλοιώνουν τη σημαντικότητα των πληροφοριών. Δηλαδή, υπερεκτιμούν τις νέες και υποβαθμίζουν τις παλιές με τις προβλέψεις των επενδυτών να βασίζονται στον κανόνα της αντιστοίχισης (Kahneman, 1982). Την ίδια χρονιά ο Arrow (1982), υποστήριξε ότι υλοποιεί με ακρίβεια την υπερβολική αντίδραση των επενδυτών στις τρέχουσες πληροφορίες που χαρακτηρίζονται σε όλα τα αξιόγραφα και στις μελλοντικές αγορές. Αναφέρθηκε σε δύο συγκεκριμένα παραδείγματα, το πρώτο αφορά την υπερβολική αστάθεια των τιμών των αξιογράφων και το δεύτερο στην μη φυσιολογική εικόνα του δείκτη κερδών τιμών (Arrow, 1982).

Οι De Bondt και Thaler (1985), εμπνεόμενοι από την έρευνα των Kahneman, Slovic και Tversky, παρείχαν στοιχεία για την μη αναμενόμενη απόδοση των τιμών των μετοχών που βασίζονται στις παρελθοντικές τιμές. Η έρευνα χρησιμοποίησε τιμές μετοχών από το χρηματιστήριο της Αμερικής, και έδειξε ότι για διάστημα 3-5 ετών, οι ηττημένοι κατά το παρελθόν υπερτερούν από τους νικητές. Συγκεκριμένα, οι μετοχές με φθίνουσα απόδοση υπερτερούν έναντι αυτών με αυξητική, κατά 0.694% ανά μήνα τη χρονική περίοδο 1926-1982 και κατέληξαν ότι οι αντίθετες επενδυτικές στρατηγικές, σχετίζονται με τις αντιδράσεις των επενδυτών.

Ο Jeegadesh (1990), υποστήριξε ότι οι αντίθετες επενδυτικές στρατηγικές αποφέρουν κέρδος 1.99% ανά μήνα και 1.75% το μήνα Ιανουάριο. Χρησιμοποίησε μια αντίστροφη στρατηγική κατά την οποία αγόραζε μετοχές με φθίνουσα πορεία των αποδόσεων και πωλούσε μετοχές αυξητική απόδοση, βασιζόμενος στις ιστορικές τους αποδόσεις, ενώ διατηρούσε τις μετοχές για ένα μήνα για τη χρονική περίοδο από το 1934-1987 (Jegadeesh N. , 1990). Την ίδια χρονιά, ο Zarowin (1990), έδειξε ότι για χρονικό διάστημα 3 ετών διατήρησης χαρτοφυλακίου μετοχών, η ανώτερη απόδοση των «ηττημένων» έναντι των «νικητών» οφείλεται στις διαφορές λόγω μεγέθους μεταξύ τους και όχι λόγω υπερβολικής αντίδρασης. Δηλαδή, όταν είναι συγκρίσιμα τα μεγέθη των ηττημένων και που ανταγωνίζονται, τότε υπάρχουν αποδείξεις ότι η απόδοση διαφέρει μόνο το μήνα Ιανουάριο (Zarowin, 1990).

Οι Chan και Jegadeesh (1996), συμπλήρωσαν τα ευρήματα των De Bondt, και Thaler (1985), και διαπίστωσαν ότι οι τιμές των μετοχών είτε υπερεκτιμούν είτε υποτιμούν τις πληροφορίες, ενώ επιπλέον οι νικητές και οι ηττημένοι εμφανίζουν μοτίβα αντιστροφής (Chan & Jegadeesh, 1996).

Όπως στη δυναμική επενδυτική στρατηγική έτσι και στην αντίθετη επενδυτική στρατηγική, εφαρμόστηκε σε επίπεδο χωρών το ίδιο σκεπτικό. Συγκεκριμένα, οι Clare και Thomas (1995), μελετώντας αντιστροφες επενδυτικές στρατηγικές στην αγορά του Ηνωμένου Βασιλείου, κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι οι μετοχές με φθίνουσα απόδοση υπερτερούν των μετοχών με αυξητική απόδοση κατά περίπου 0.142% ανά μήνα. Στο αποτέλεσμα αυτό κατέληξαν μετά από αξιολόγηση 1000 μετοχών τη χρονική περίοδο 1955-1990 (Clare, 1995). Επίσης, ο Galariotis (2007), διαπίστωσε ότι στο χρηματιστήριο του Λονδίνου, υπάρχει κερδοφορία της αντίθετης επενδυτικής στρατηγικής στην χρονική περίοδο 1964-2005. Διαπίστωσε ότι για κάθε περίοδο εκμετάλλευσης (20-60 μήνες), υπάρχει μια σημαντική τάση αύξησης των αποδόσεων των μετοχών, διότι μειώνεται η κεφαλαιοποίηση της αγοράς (Galariotis, 2007). Επιπλέον, ο Wu (2011), επικεντρώθηκε στις αποδόσεις των μακροπρόθεσμων αντίθετων επενδυτικών στρατηγικών στην αγορά του Ηνωμένου Βασιλείου. Διαπίστωσε ότι υπάρχει θετική απόδοση στις μετοχές με χαμηλή απόδοση. Διαπίστωσε επίσης, ότι σε αυτό το γεγονός της απόδοσης, δεν είναι πλήρως υπεύθυνη η χαμηλή τιμή της μετοχής (Wu & Li, 2011).

Για την Ιαπωνική αγορά, ο Chang (1995), μελέτησε την αντίθετη επενδυτική στρατηγική και έδειξε ότι υπάρχει κερδοφορία ακόμη και σε βραχυχρόνια περίοδο εκμετάλλευσης του χαρτοφυλακίου. Διαπίστωσε επίσης ότι η εποχικότητα και το μέγεθος της επιχείρησης, δεν αποτελούν σημαντικούς παράγοντες που να εξηγούν τα μη αναμενόμενα κέρδη της στρατηγικής σε βραχυχρόνια περίοδο, σε αντίθεση με τα κέρδη της μακροχρόνιας, στην οποία οι δύο αυτοί παράγοντες έχουν μεγάλη σημαντικότητα (Chang, 1995). Τα αποτελέσματα αυτά έρχονται σε συμφωνία με την έρευνα του Zarowin (1989).

Στην Ισπανική αγορά, παρουσιάζονται δυο σημαντικές δημοσιεύσεις. Στην πρώτη τα στοιχεία που παρουσιάζονται μετά την αντίθετη επενδυτική στρατηγική πενταετούς διάρκειας, εμφανίζονται σημαντικά κέρδη ακόμη και μετά τον υπολογισμό του κινδύνου (Alonso, 1990). Ενώ στη δεύτερη, διαπιστώνεται ότι η τριετής αντίθετη επενδυτική στρατηγική, παρέχει θετικές μη φυσιολογικές αποδόσεις (Forner, 2003).

Οι Bildik and Gülay (2002), τεκμηρίωσαν την κερδοφορία της αντίθετης επενδυτικής στρατηγικής στην τουρκική χρηματιστηριακή αγορά, διαπιστώνοντας ότι το φαινόμενο των νικητών και ηττημένων είναι υπαρκτό στην αγορά αυτή κατά τη χρονική περίοδο 1991-2000. Κατά συνέπεια, συμφωνεί με την υπόθεση της υπερβολικής αντίδρασης, που εξηγείται επίσης εν μέρει από μοντέλα συμπεριφοράς και σε κάποιο βαθμό από παράγοντες όπως το μέγεθος, η τιμή, η αγορά, τα κέρδη ανά τιμή (Bildik & Gulay, 2002).

Στην πορτογαλική αγορά, οι Soares and Serra (2005), ανέλυσαν δείγμα 82 μετοχών για τη χρονική περίοδο 1988 - 2003 (16 έτη). Τα σημαντικότερα αποτελέσματά τους, δείχνουν μια αρνητική αυτοσυσχέτιση μεταξύ των αποδόσεων της περιόδου σχηματισμού, συμφωνώντας έτσι, με την υπόθεση υπερβολικής αντίδρασης.

Οι Chen, Jiang και Li (2012), μελέτησαν τις αντίθετες επενδυτικές στρατηγικές στο χρηματιστήριο της Κίνας τη χρονική περίοδο 1995-2010. Ελέγχοντας τις αποδόσεις των στρατηγικών αυτών, κατέληξαν στο συμπέρασμα πως είναι κερδοφόρες ειδικά κατά τη διάρκεια της οικονομικής ύφεσης. Υποστήριξαν ότι οι συνθήκες της αγοράς μπορούν αποτελέσουν ένα καλό κριτήριο για να προβλεφθεί το μέγεθος του κέρδους της αντίθετης επενδυτικής στρατηγικής. Επιπλέον, διαπίστωσαν ότι η αντίθετη επενδυτική στρατηγική αποδίδει κέρδος 0.8% ανά μήνα για περίοδο εκμετάλλευσης 1-2 μήνες (Chen, Jiang, & Li, 2012).

## 2. Τεχνικές πρόβλεψης τιμής μετοχής

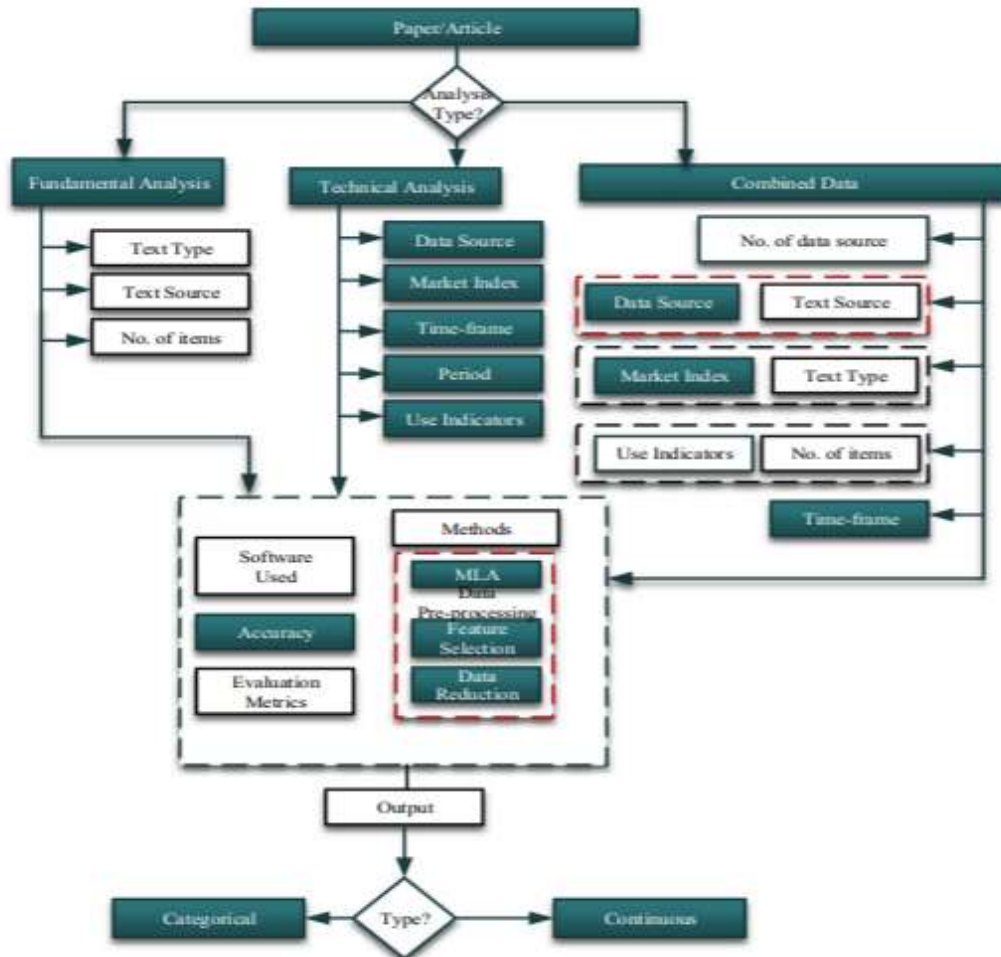
Η προσπάθεια πρόβλεψης των αποδόσεων των τιμών των μετοχών από τους εμπλεκόμενους φορείς (επενδυτές, επιχειρήσεις), είναι μια διαδικασία όπου η κατανομή των περιουσιακών στοιχείων απαιτεί προβλέψεις σε πραγματικό χρόνο για τις αποδόσεις των μετοχών, ενώ οι βελτιωμένες προβλέψεις για την απόδοση αυτών υπόσχονται την αύξηση των επενδυτικών επιδόσεων. Τόσο οι επαγγελματίες του χώρου όσο και η ακαδημαϊκή κοινότητα των χρηματοοικονομικών, ενδιαφέρεται για την πρόβλεψη των αποδόσεων διότι αναλύεται και κατανοείται η φύση των αποδόσεων των τιμών, δημιουργούνται νέα ρεαλιστικά μοντέλα ή βελτιώνονται ήδη υπάρχουσες τεχνικές πρόβλεψης (Rapach, 2013). Έχει παρατηρηθεί από τους ερευνητές (Timmermann, 2004; Lo, 2004), ότι όταν δημιουργηθούν επιτυχημένα μοντέλα πρόβλεψης, λόγω του ισχυρού ανταγωνισμού μεταξύ των επενδυτών, αυτά υιοθετούνται και εφαρμόζονται εκτενώς, με αποτέλεσμα οι τιμές των μετοχών να κινούνται με τέτοιο τρόπο ώστε τα μοντέλα να χάνουν την ικανότητα της πρόβλεψης. Επομένως, η πρόβλεψη των τιμών των μετοχών αποτελεί μια ενδιαφέρουσα και πολύπλοκη εργασία με οικονομικούς και μη οικονομικούς παράγοντες να επηρεάζουν τη συμπεριφορά τους, που όμως λαμβάνονται υπόψη εξίσου έτσι ώστε τα αποτελέσματα της πρόβλεψης να είναι όσο το δυνατό πιο ακριβή (Yeh, 2011). Επιπλέον, οι τιμές των μετοχών παρουσιάζουν μια δυναμικότητα και πολυπλοκότητα, με μορφή μη παραμετρική και μη γραμμική από τη φύση τους, καθώς αποτελούν οικονομικές χρονοσειρές (Boyacioglu, 2010). Επομένως, η τεχνική πρόβλεψης αποτελεί ένα καίριο σημείο που περιλαμβάνει διάφορα σύνθετα χαρακτηριστικά, όπως μεταβλητότητα, μη κανονικότητα, αστάθεια, θόρυβο και μεταβαλλόμενες τάσεις (Box, 1994; Silva, 2008).

Η αξιοπιστία της πρόβλεψης δεν μπορεί να διασφαλιστεί με συμβατικές προσεγγίσεις όπως η τεχνική και η θεμελιώδης ανάλυση. Τόσο η επιτάχυνση όσο και η επιβράδυνση του χρηματιστηρίου δεν μπορεί να γίνει πλήρως κατανοητή, επομένως η πρόβλεψη μπορεί να γίνει χρησιμοποιώντας μόνο προηγμένες τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης, όπως μεθόδους μηχανικής μάθησης (Machine learning - ML), αλγόριθμους εξόρυξης δεδομένων (Data Mining) και αλγόριθμους βαθιάς μάθησης (Deep Learning) (Rauniar, 2021) μεταξύ άλλων.

Η πρόβλεψη των τιμών των μετοχών, στηρίζεται σε μεθοδολογίες, όπως της θεμελιώδους ανάλυσης, της τεχνικής ανάλυσης αλλά και στο συνδυασμό τους (Nti, 2020). Ο Nti (2020) ανέλυσε και κατηγοριοποίησε δημοσιεύσεις σε άρθρα περιοδικών, πρακτικά συνεδρίων, αδημοσίευτες έρευνες ή εκθέσεις, και διδακτορικές διατριβές κατά το χρονικό διάστημα



2007-2018, που σχετίζονταν με τη ανάλυση της πρόβλεψης των τιμών των μετοχών με βάση τον τρόπο ανάλυσης. Διαπίστωσε ότι το 66% των ερευνών χρησιμοποίησαν την τεχνική ανάλυση, το 23% τη θεμελιώδη ανάλυση και το 11% συνδυασμό των αναλύσεων.



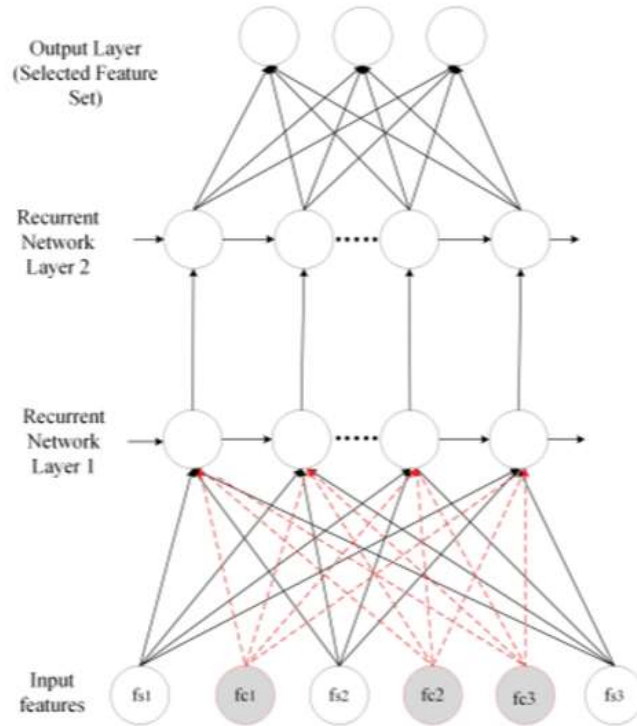
Εικόνα 2.1: Κατηγοριοποίηση των μεθόδων πρόβλεψης των τιμών των μετοχών (Nti, 2020)

Η Εικόνα 2.1 μας δείχνει πως η κάθε μέθοδος πρόβλεψης επιλέγει από διαφορετική πηγή δεδομένα και στη συνέχεια περνάει στην επιλογή του μοντέλου μέσω του οποίου θα αναλύσει τα δεδομένα.

Η θεμελιώδης ανάλυση δίνει έμφαση στα δεδομένα από πηγές που περιλαμβάνουν χρηματοοικονομικά αρχεία, οικονομικά ή περιουσιακά στοιχεία, όπου οι αναλυτές αναζητούν τις μετοχές εκείνες των οποίων η τιμή τους είναι είτε αυξητική, είτε πτωτική. Η τεχνική ανάλυση (technical analysis) αποτελεί μια μορφή ανάλυσης αξιογράφων και επενδύσεων, η οποία χρησιμοποιεί ειδικά στοιχεία της αγοράς (market data) με σκοπό να προβλέψει τις διακυμάνσεις στις τιμές τους (Rauniyar, 2021). Η τεχνική ανάλυση μπορεί να

εφαρμοστεί είτε σε μεμονωμένα αξιόγραφα, είτε στην αγορά ως σύνολο, χρησιμοποιώντας τις ιστορικές τιμές των μετοχών, μέσω των οποίων οι αναλυτές προβλέπουν τις μελλοντικές κινήσεις των τιμών, ανακαλύπτουν μοτίβα, χρησιμοποιώντας σε όλα τα παραπάνω, την ψυχολογία της αγοράς σε συνδυασμό με τα οικονομικά δεδομένα (Rauniar, 2021).

Στην παρούσα διατριβή, για την ανάλυση των δεδομένων, χρησιμοποιούνται επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα (Recurrent Neural Network - RNN), μέσω της γλώσσας προγραμματισμού Python. Τα δίκτυα RNN είναι μια κατηγορία νευρωνικών δικτύων που είναι κατάλληλα για την επεξεργασία δεδομένων χρονοσειρών και άλλων διαδοχικών δεδομένων. Τα επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα λειτουργούν με ακολουθίες εισόδου μεταβλητού μήκους και αντιστοιχούν σε αλληλουχίες εξόδου μεταβλητού μήκους, παραδείγματος χάρη, για χαρτογράφηση από μια εικόνα σε διάφορες προτάσεις που περιγράφουν αυτήν την εικόνα. Αυτή η ικανότητα επιτυγχάνεται με την κοινή χρήση παραμέτρων και μετασχηματισμών με την πάροδο του χρόνου (DiPietro, 2020). Τα νευρωνικά δίκτυα, είναι μέρος της τεχνητής νοημοσύνης, διότι μπορούν να χρησιμοποιούν την εσωτερική τους μνήμη για την επεξεργασία αυθαίρετων ακολουθιών εισόδων. Όπως δείχνει και η Εικόνα 2.2, στα RNN δίκτυα, τα σήματα ταξιδεύουν και προς τα εμπρός και προς τα πίσω εισάγοντας βρόχους (κρυμμένα επίπεδα) στο συνολικό δίκτυο (Poznyak, 2019).



Εικόνα 2.2: RNN: μοντέλο επιλογής χαρακτηριστικών (Chowdhury, 2019)

## 2.1 Βιβλιογραφική ανασκόπηση

Το μοντέλο μακροπρόθεσμης μνήμης (LSTM) προτάθηκε το 1997 και αποτελεί μια αρχιτεκτονική των δικτύων RNN. Σχεδιάστηκε για να διαχειριστεί και να αντιμετωπίσει το πρόβλημα της εξαφάνισης των κλίσεων που παρουσίαζαν τα συμβατικά RNN (Hochreiter & Schmidhuber, 1997). Η κλίση σε ένα δίκτυο RNN υποδεικνύει τον τρόπο μεταφοράς των πληροφοριών που χρησιμοποιούνται για την ενημέρωση των παραμέτρων του δικτύου, ενώ όταν η κλίση γίνεται συνεχώς μικρότερη, οι ενημερώσεις των παραμέτρων γίνονται ασήμαντες, γεγονός που σημαίνει ότι δεν γίνεται πραγματική εκμάθηση.

Έτσι, το μοντέλο αλλάζει τη δομή των κρυμμένων επιπέδων, σε κελιά μνήμης, στα οποία οι είσοδοι και οι έξοδοι τους ελέγχονται από πύλες. Αυτές οι πύλες ελέγχουν τη ροή των πληροφοριών στους κρυμμένους νευρώνες και διατηρούν τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά που έχουν προκύψει από τα προηγούμενα χρονικά βήματα (Le, 2015; Hochreiter & Schmidhuber, 1997). Ο Gers (1999) απέδειξε ότι σε μια συνεχή ακολουθία, οι εσωτερικές τιμές του μοντέλου LSTM μπορεί να αυξηθούν χωρίς περιορισμούς. Όταν οι συνεχόμενες ακολουθίες έχουν από τη φύση τους επαναλαμβανόμενες ιδιότητες, το δίκτυο δεν έχει τρόπο

να εντοπίσει ποιες πληροφορίες δεν είναι πλέον σχετικές. Έτσι, η πύλη λήψης μαθαίνει βασιζόμενη στη σημαντικότητα εκείνων των παραμέτρων που ελέγχουν τον ρυθμό με τον οποίο διασπάται η τιμή που αποθηκεύεται στο κάθε κελί μνήμης (Gers, 1999). Σε περιόδους όπου οι πύλες εισόδου και εξόδου είναι απενεργοποιημένες και η πύλη λήψης δεν προκαλεί φθορά, τότε ένα κελί μνήμης απλώς διατηρεί την τιμή του με την πάροδο του χρόνου, έτσι ώστε η κλίση του σφάλματος να παραμένει σταθερή κατά την εξέλιξη της μάθησής του (Le, 2015). Αυτή η δομή επιτρέπει στο δίκτυο δυνητικά να θυμάται πληροφορίες για μεγαλύτερα χρονικά διαστήματα.

Η έρευνα και οι εφαρμογές του μοντέλου LSTM για την πρόβλεψη χρονοσειρών πολλαπλασιάζονται τα τελευταία χρόνια. Συγκεκριμένα, οι Chen, Zhou και Dai (2015) χρησιμοποίησαν το μοντέλο LSTM για να προβλέψουν τις αποδόσεις των τιμών των μετοχών στο Κινέζικο χρηματιστήριο στη Σανγκάη. Το μοντέλο του περιλάμβανε ένα επίπεδο εισόδου (single input layer) και το ακολουθούσαν πολλαπλά επίπεδα LSTM, ένα επίπεδο πυκνότητας (Dense layer) και ένα επίπεδο εξόδου (single output layer). Πειραματίστηκαν με τα χαρακτηριστικά των μετοχών, όπως η υψηλή τιμή (high price), η χαμηλή τιμή (low price), η ανοικτή τιμή (open price), η τιμή κλεισίματος (close price), με στόχο την πρόβλεψη των τιμών των μετοχών. Κατέληξαν, στο συμπέρασμα ότι τα κανονικοποιημένα χαρακτηριστικά των μετοχών και οι δείκτες του χρηματιστηρίου, μπορούν να αυξήσουν την αποτελεσματικότητα της πρόβλεψης, χωρίς να έχουν συμπεριληφθεί στην μελέτη του στοιχεία που προέρχονται από χρηματοοικονομικά νέα (Chen, Zhou, & Dai, 2015).

Ο D'Acunto (2016) στην έρευνα που διενέργησε για την πρόβλεψη των χρηματοοικονομικών χρονοσειρών, με τη χρήση τεχνικών βαθιάς μάθησης, MLP (Multilayer Perceptron - MLP), CNN (Convolutional Neutral Network) και RNN, απέδειξε ότι το μοντέλο LSTM, είχε την μεγαλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης με ποσοστό 96.2% σε σύγκριση με την τεχνική CNN (D'Acunto, 2016).

Ο Samarawickrama (2017) επέλεξε και ερεύνησε τρεις εταιρίες από το χρηματιστήριο της Σρι Λάνκα, για να προβλέψει τις τιμές των μετοχών. Για την πρόβλεψη χρησιμοποίησε την τεχνική MLP, το απλό επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο (Single RNN-SRNN), το μοντέλο LSTM και την GRU (Gated Recurrent Units). Ως δεδομένα εισόδου, χρησιμοποιήθηκαν η υψηλότερη και η χαμηλότερη τιμή των μετοχών των δυο προηγούμενων ημερών. Η τεχνική MLP είχε τα καλύτερα αποτελέσματα στην πρόβλεψη

της τιμής κλεισίματος για την επόμενη ημέρα. Όμως, επειδή τα δεδομένα εισόδου ήταν λίγα ποσοτικά (δύο ημερών), περιόρισαν την ικανότητα των μοντέλων βαθιάς μάθησης να αποδώσουν τις πραγματικές τους δυνατότητες (Samarawickrama, 2017).

Η Althelaya (2018) στην έρευνά της για την πρόβλεψη των τιμών των μετοχών, αξιολόγησε και σύγκρινε δύο εκδοχές του μοντέλου LSTM, το αμφίδρομο LSTM (Bidirectional LSTM-BLSTM) και το στοιβαγμένο LSTM (Stacked LSTM-SLSTM). Τα δεδομένα εκπαίδευσης που χρησιμοποίησε προέρχονται από δεδομένα του δείκτη “Standard and Poor 500 Index” και στόχος ήταν η πρόβλεψη της τιμής κλεισίματος στο τέλος κάθε ημέρας συναλλαγών. Το αποτέλεσμα ήταν πως το BLSTM είχε καλή απόδοση τόσο στις μακροχρόνιες όσο και στις βραχυχρόνιες προβλέψεις των τιμών των μετοχών. Το μοντέλο SLSTM απέδωσε καλύτερα αποτελέσματα μόνο στην πρόβλεψη των βραχυχρόνιων τιμών (Althelaya, 2018).

Ο Hernandez (2018) εφαρμόζοντας μια τροποποιημένη τεχνική που διατηρεί στη μνήμη της παρελθόντα γεγονότα (p-RBM, past-Restricted Boltzmann Machine) σε δεδομένα τιμών μετοχών του δείκτη NASDAQ-100, σύγκρινε τα αποτελέσματα του p-RBM με αυτά των VAR (Vector autoregression), LSTM και κατέληξε πως το μοντέλο LSTM είναι καλύτερο διότι, μέσω των επιπέδων του μπορεί να αποκαλύψει τη μη γραμμικότητα που κρύβουν τα δεδομένα, σε αντίθεση με τις άλλες δύο τεχνικές (Hernandez, 2018).

Η Jiawei (2019) στην προσπάθειά της να προσδιορίσει τους παράγοντες που επηρεάζουν την πρόβλεψη της τάσης των τιμών των μετοχών, χρησιμοποίησε ένα μοντέλο LSTM συνδυάζοντας έναν αλγόριθμο προεπεξεργασίας και έναν αναλυτή συναισθημάτων (sentiment analyzer), ώστε να συνδυάσει και τις οικονομικές ειδήσεις. Κατέληξε στο συμπέρασμα, ότι το συναίσθημα των αγορών, αποτελεί έναν πολύ σημαντικό παράγοντα στην πρόβλεψη των τιμών των μετοχών (Jiawei, 2019).

Ο Νίκου (2019) πρότεινε και σύγκρινε το μοντέλο LSTM με τεχνικές όπως ANN, SVR (Support vector regression), RF. Τα αποτελέσματά του έδειξαν πως το μοντέλο αυτό, αποδίδει καλύτερες προβλέψεις στις τιμές κλεισίματος των τιμών των μετοχών για δεδομένα από το Ηνωμένο Βασίλειο (Νίκου, 2019).

Οι Xu και Keselj(2019) πρότειναν ένα διαφοροποιημένο μοντέλο, βασισμένο στο LSTM, το attention-based LSTM και υποστήριξαν ότι αποδίδει καλύτερα σε σχέση με το κανονικό μοντέλο LSTM. Διαπίστωσαν, πως τα χρηματοοικονομικά νέα που δημοσιεύονται στο χρονικό διάστημα από το κλείσιμο της αγοράς ως το άνοιγμά της την επόμενη ημέρα, έχουν

μεγαλύτερη προγνωστική ισχύ στην κίνηση των μετοχών την επόμενη ημέρα (Xu & Keselj, 2019).

Ο Lakshminarayanan (2019) συνδυάζοντας το μοντέλο LSTM με τιμές αργού πετρελαίου, χρυσού και του κινούμενου μέσου είχε ως αποτέλεσμα να αποδώσει καλύτερα από το απλό μοντέλο LSTM και την τεχνική SVM (Support vector machine). Επισήμανε, πως ο συνδυασμός αυτός είχε κάποιο αντίκτυπο στην πρόβλεψη των τιμών των μετοχών (Lakshminarayanan, 2019).

Ο Rana (2019) πρότεινε το μοντέλο LSTM ως ένα μοντέλο που ξεπερνάει τις τεχνικές LR (Linear Regression) και SVR (Support Vector Regression) και καταλήγει στο συμπέρασμα πως με την εξίσωση ενεργοποίησης tanh και τον αλγόριθμο Adam (Adaptive moment estimation), αποδίδει καλύτερα με ακρίβεια 98.49% (Rana, 2019).

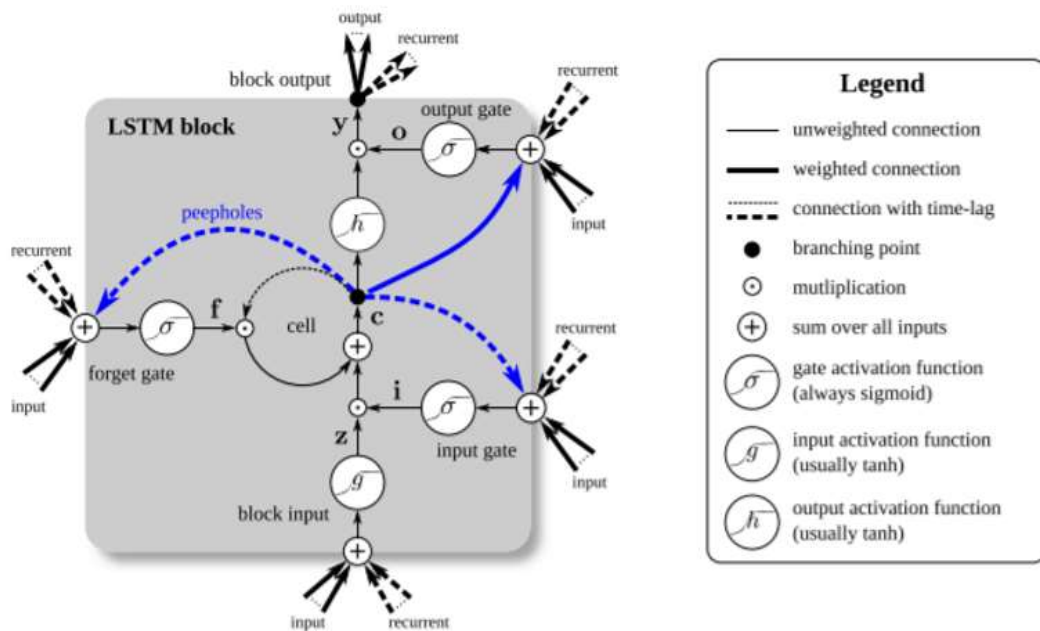
Ο Naik (2019) πρότεινε τον συνδυασμό του δικτύου RNN με το LSTM. Το νέο αυτό δίκτυο έχει την ικανότητα να διατηρεί στην μνήμη του ιστορικές τιμές των μετοχών με σκοπό να προβλέψει τις μελλοντικές τιμές τους. Στην έρευνα αυτή ως δεδομένα χρησιμοποιήθηκαν πρόσφατες πληροφορίες και όχι ιστορικές τιμές των μετοχών. Διαπιστώθηκε επίσης, πως το νέο αυτό δίκτυο είχε καλύτερη απόδοση από το FFANN (Feed forward ANN) (Naik, 2019).

Ο Nguyen (2019) υποστήριξε και έδειξε ότι ένα μοντέλο βασισμένο στο δυναμικό LSTM, δίνει πολύ καλύτερα αποτελέσματα από την απλή του εκδοχή. Τα αποτελέσματα της πρόβλεψης των τιμών των μετοχών βασίζονται στους δείκτες μέσου απόλυτου σφάλματος, μέσου απόλυτου ποσοστού σφάλματος, της τετραγωνικής ρίζας του μέσου σφάλματος και του μέσου τετραγωνικού σφάλματος που πάρθηκαν από το δυναμικό LSTM (Nguyen, 2019).

## **2.2 Το μοντέλο LSTM**

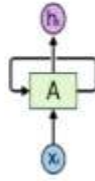
Η επιτυχία του μοντέλου LSTM (Long short-term model) οφείλεται στις δύο μοναδικές του ιδιότητες. Η πρώτη είναι η εγγενής ικανότητα να απομνημονεύει ιστορικές πληροφορίες, γεγονός το οποίο ταιριάζει πολύ καλά με δεδομένα που προέρχονται από χρονοσειρές. Αυτή η ιδιότητα, είναι το κύριο πλεονέκτημα του LSTM, σε σύγκριση με άλλα κοινά δίκτυα, όπως το Multilayer Perceptron (MLP), και το συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο (Convolutional Neural Network-CNN). Δεύτερη σημαντική ιδιότητα του LSTM, είναι η ικανότητα να εξαφανίζει τα προβλήματα κλίσης που εμφανίζονται, τα οποία διευκολύνονται μέσω θυρών μνήμης που ελέγχουν τη ροή πληροφοριών, σύμφωνα με τους διαφορετικούς στόχους,

(Hochreiter S. a., 1997; Liu, 2019). Στο μοντέλο LSTM, οι πληροφορίες φιλτράρονται μέσω της δομής της πύλης, ώστε να διατηρεί και να ενημερώνει την κατάσταση των κελιών μνήμης της. Η δομή κατά την είσοδο της πληροφορίας περιλαμβάνει πύλες εισόδου (input gates), λήθης (forget gates) και εξόδου (output gates). Κάθε κελί μνήμης έχει τρία σιγμοειδή στρώματα και ένα στρώμα υπερβολικής εφασπτομένης (tanh). Η Εικόνα 2.3 παρουσιάζει τη δομή και την εσωτερική λειτουργία των κυψελών μνήμης του μοντέλου LSTM, όπου η πληροφορία αναλύεται και ανατροφοδοτεί το σύστημα, αποτελώντας πλέον το νέο δεδομένο στην είσοδο του μοντέλου.



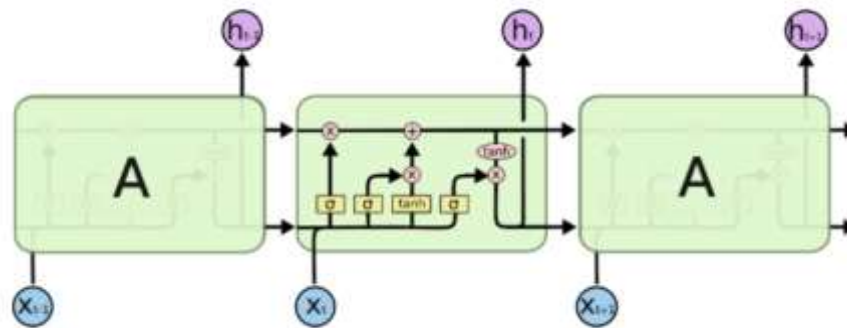
Εικόνα 2.3 Λειτουργία κρυμμένων επιπέδων του μοντέλου LSTM (Greff, 2016)

Η Εικόνα 2.4, παρουσιάζει τα μέρη που αποτελούν ένα νευρώνα του μοντέλου LSTM αλλά και τον τρόπο που λειτουργεί. Ο βρόχος A, επεξεργάζεται τα δεδομένα στην είσοδο του  $x_t$  και εξάγει μια τιμή  $h_t$ . Αποτελεί έτσι το βρόχο του δικτύου που επιτρέπει να μεταδίδονται οι πληροφορίες από το ένα βήμα στο άλλο. Ένας βρόχος μπορεί να αποτελείται από πολλαπλούς βρόχους έχοντας την ίδια δομή που μόλις αναλύθηκε.



Εικόνα 2.4 Ο κρυμμένος βρόχος του RNN μοντέλου (Olah, 2015)

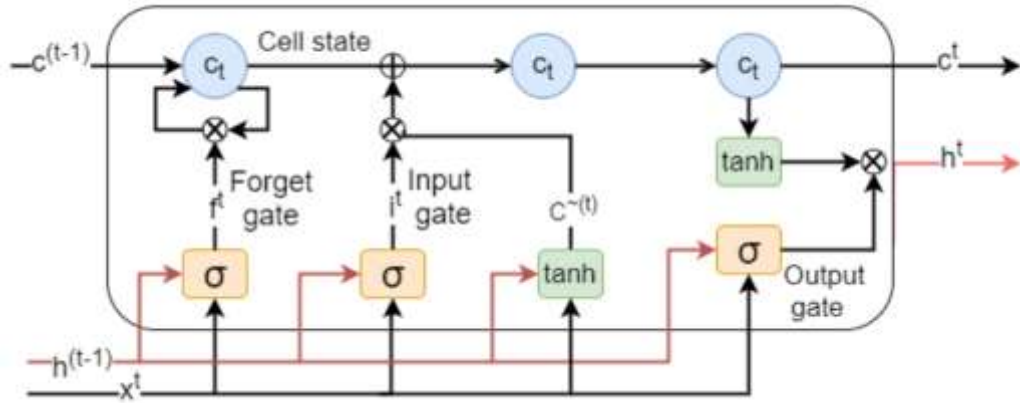
Το μοντέλο μακροπρόθεσμης μνήμης (LSTM), αποτελεί μια υποκατηγορία των νευρωνικών δικτύων. Η απομνημόνευση των πληροφοριών για μεγάλα χρονικά διαστήματα είναι η προεπιλεγμένη συμπεριφορά τους, αποφεύγοντας έτσι το πρόβλημα της μακροπρόθεσμης εξάρτησης που παρουσιάζουν εν γένει τα νευρωνικά δίκτυα. Η δομική αλυσίδα του μοντέλου LSTM, διαφέρει από αυτή του νευρωνικού δικτύου, δηλαδή, αντί να υπάρχει μόνο ένα στρώμα νευρωνικού δικτύου, υπάρχουν τέσσερα, που αλληλοεπιδρούν με έναν πολύ ιδιαίτερο τρόπο (Εικόνα 2.5).



Εικόνα 2.5 Η δομική αλυσίδα του μοντέλου LSTM (Olah, 2015)

Μέσα σε αυτή τη δομική αλυσίδα, οι γραμμές αναπαριστούν τα διανύσματα από την είσοδο του ενός κόμβου ως την έξοδο του προς τον επόμενο. Τα δεδομένα εισέρχονται στον κόμβο με τη μορφή διανυσμάτων. Τα κίτρινα σημεία αποτελούν τους χώρους εκμάθησης των στρωμάτων του νευρωνικού δικτύου, ενώ τα κυκλικά αντιπροσωπεύουν ενδεικτικές λειτουργίες, όπως η προσθήκη φορέων μέσω πρόσθεσης ή πολλαπλασιασμού. Οι γραμμές υποδηλώνουν την αλληλουχία και την κατεύθυνση των διαδικασιών.





Εικόνα 2.6 Οι εσωτερικές διεργασίες απόφασης και εξαγωγής αποτελεσμάτων (Jenkins, 2018)

Αναλυτικότερα, το μοντέλο διαθέτει τρεις πύλες οι οποίες του δίνουν τη δυνατότητα να προσθέτει ή να αφαιρεί πληροφορίες στο αρχικό «κύτταρο» των διαδικασιών του. Οι πύλες αποτελούνται από ένα σιγμοειδές νευρωνικό επίπεδο και μια λειτουργία πολλαπλασιασμού. Αρχικά, το μοντέλο λαμβάνει τα δεδομένα στις εισόδους του ( $h_{t-1}$ ) και ( $x_t$ ) και του σιγμοειδές επιπέδου, και εξάγει έναν αριθμό μεταξύ 0 και 1 για κάθε αριθμό στην κατάσταση του αρχικού κελιού ( $C_{t-1}$ ). Τα αποτελέσματα του επιπέδου, που λέγεται και «ξεχασμένο επίπεδο εισόδου», περιγράφουν τις δυο ακραίες συνθήκες: «δεν περνάει τίποτα» και «περνάει ολόκληρο», 0 και 1 αντίστοιχα. Το αποτέλεσμα από την πρώτη πύλη περιγράφεται από την παρακάτω εξίσωση:

$$f_t = \sigma(W_t[h_{t-1}, x_t] + b_t), (1)$$

Το επόμενο βήμα του μοντέλου είναι να επιλέξει ποια νέα πληροφορία θα αποθηκεύσει στο κελί και ποια θα απορρίψει. Η διαδικασία περιλαμβάνει δύο μέρη. Στο πρώτο υπάρχει ένα σιγμοειδές επίπεδο που περιγράφεται από την εξίσωση (2), λέγεται «επίπεδο πύλης εισόδου», και θα αποφασίσει ποιες τιμές θα ενημερώσει. Στη συνέχεια, μέσα από την εξίσωση (3) υπάρχει το επίπεδο όπου με τη χρήση της υπερβολικής εφαπτομένης ( $\tanh$ ) παράγει νέα υποψήφια δεδομένα, ( $\tilde{C}_t$ ), που θα μπορούσαν να προστεθούν στην κατάσταση του κελιού του μοντέλου. Ο συνδυασμός αυτών των μερών, θα αποτελέσει τα νέα δεδομένα του μοντέλου:

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) (2), \quad \tilde{C}_t = \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) (3)$$

Στη συνέχεια, το μοντέλο αναβαθμίζει την παλιά κατάσταση του κελιού  $C_{t-1}$  με τη νέα  $C_t$ , με τα νέα δεδομένα που αποφασίστηκαν και επιλέχθηκαν κατά το προηγούμενο βήμα.

$$C_t = f_t C_{t-1} + i_t \tilde{C}_t \quad (4)$$

Η εξίσωση (4) δείχνει τον τρόπο που δημιουργούνται τα νέα δεδομένα, δηλαδή, το μοντέλο πολλαπλασιάζει την παλιά κατάσταση  $C_{t-1}$  με τον παράγοντα  $f_t$ , ο οποίος εκφράζει τα δεδομένα που επιλέχθηκαν και προσθέτει το γινόμενο  $i_t \tilde{C}_t$  που εκφράζει τις νέες υποψήφιας τιμές, οι οποίες κλιμακώθηκαν από την απόφαση που αποφασίστηκε στο προηγούμενο στάδιο. Στο τελευταίο στάδιο της εσωτερικής διαδικασίας του μοντέλου LSTM, βρίσκεται η επιλογή των αποτελεσμάτων εξόδου που θα αποτελέσουν τα νέα δεδομένα για τη συνέχιση της διαδικασίας. Τα δεδομένα εξόδου βασίζονται στα αρχικά δεδομένα που έχουν φιλτραριστεί, μέσα από την εκτέλεση ενός ακόμη σιγμοειδούς επιπέδου, το οποίο παίρνει την απόφαση για το ποιες πληροφορίες θα εξαχθούν (εξίσωση (5)):

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o), \quad (5)$$

Στη συνέχεια οι τιμές των δεδομένων διέρχονται μέσω ενός ακόμη επιπέδου  $\tanh$ , και κανονικοποιούνται οι τιμές τους στο διάστημα  $[-1,1]$ . Τέλος, τα δεδομένα πολλαπλασιάζονται με τον παράγοντα της τελευταίας σιγμοειδής πύλης ( $o_t$ ) ώστε να εξαχθούν τα μέρη των δεδομένων που επιλέχθηκαν (εξίσωση (6)).

$$h_t = o_t \tanh(C_t), \quad (6)$$

Τα δεδομένα στη μηχανική μάθηση, υποβάλλονται σε μία μέθοδο κλιμάκωσης (scaling) χαρακτηριστικών. Είναι μια μέθοδος που χρησιμοποιείται για την εξομάλυνση του εύρους των ανεξάρτητων μεταβλητών ή των χαρακτηριστικών των δεδομένων. Αυτό συμβαίνει διότι, οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης δεν έχουν καλές αποδόσεις στις προβλέψεις τους, όταν τα δεδομένα έχουν μεγάλες αριθμητικές αποκλίσεις. Ο αλγόριθμος δηλαδή, δεν αντιλαμβάνεται τη σπουδαιότητα του αριθμού. Επομένως, οι μεγάλες αριθμητικές αποκλίσεις οδηγούν τον αλγόριθμο στο συμπέρασμα πως ο μεγαλύτερος αριθμός έχει και μεγαλύτερη σπουδαιότητα. Συνεπώς, αποκτά στη διαδικασία της εκπαίδευσης, σημαντικότερο ρόλο. Επιπλέον, οι αλγόριθμοι αντιλαμβάνονται μόνο τους αριθμούς χωρίς να ξέρουν τι αντιπροσωπεύουν (Baijyanta, 2020).

Υπάρχουν πολλές μέθοδοι κλιμάκωσης των δεδομένων όπως Normalization (NR), StandScale (SS), MinMax (MM), MaxAbs (MA-Maximum Absolut Value), Robust Scaler (RS), Quantile Transformer (QT). Η μέθοδος που χρησιμοποιούμε στην εργασία,

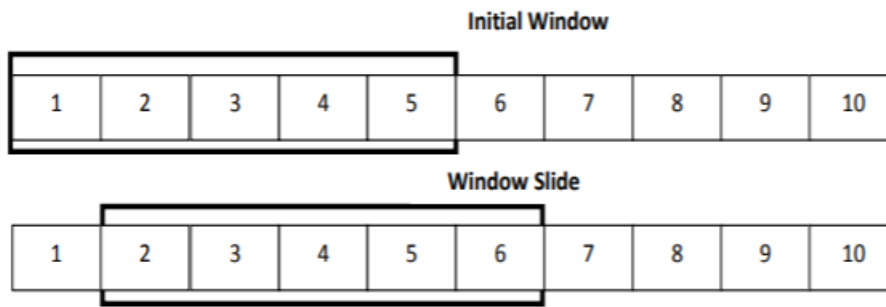
ονομάζεται «κανονικοποίηση ελαχίστου - μεγίστου» (MinMax). Προσαρμόζει τις τιμές ώστε να κυμαίνονται μεταξύ  $[0,1]$  και περιγράφεται από την ακόλουθη συνάρτηση:

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}$$

όπου  $x'$  είναι η νέα κανονικοποιημένη τιμή στο νέο διάστημα  $[0,1]$ , όπου  $\min(x)$  η ελάχιστη τιμή και  $\max(x)$  η μέγιστη τιμή του δείγματος.

Για να εκπαιδεύσουμε το μοντέλο μας, πρέπει να δημιουργήσουμε «παράθυρα» των ιστορικών δεδομένων και των δεδομένων του στόχου που «γλιστρούν» στο χρόνο. Η Εικόνα 2.7 παρέχει ένα οπτικό παράδειγμα ενός τέτοιου συρόμενου παραθύρου, το οποίο περιέχει ένα μικρό μέρος των τιμών της υπό μελέτης χρονοσειράς. Συγκεκριμένα, το αρχικό παράθυρο αποτελείται από πέντε θέσεις. Αυτό το συρόμενο παράθυρο συσσωρεύει τα δεδομένα ιστορικών χρονοσειρών για να προβλέψει την τιμή της μετοχής την επόμενη ημέρα. Έτσι, κάθε κελί (1, 2, 3, ..., 10) αντιπροσωπεύει την ημερήσια παρατήρηση των ιστορικών δεδομένων της ημέρας 1, 2, 3, ..., 10 αντίστοιχα. Αρχικά το παράθυρο ξεκινάει από τις θέσεις 1 έως 5, χρησιμοποιεί δηλαδή τα ιστορικά δεδομένα 5 ημερών για την πρόβλεψη της τιμής της μετοχής της επόμενης ημέρας. Στη συνέχεια το παράθυρο ολισθαίνει δεξιά κατά μία ημέρα για να καλύψει άλλες 5 ημερήσιες παρατηρήσεις (από 2 έως 6) για την πρόβλεψη της τιμής της επόμενης ημέρας (7). Η διαδικασία θα συνεχιστεί μέχρι να εξαντληθούν τα ιστορικά δεδομένα μιας συγκεκριμένης χρονικής περιόδου. Η ίδια διαδικασία ακολουθείται για συρόμενα παράθυρα 10, 15 και 20 θέσεων.

Το συρόμενο παράθυρο εν γένει, είναι μια προσωρινή προσέγγιση της πραγματικής τιμής των δεδομένων χρονοσειράς (Yahmed, 2015). Το μέγεθος του παραθύρου και του τμήματος αυξάνεται μέχρι το σημείο κατά το οποίο η προσέγγιση θα εμπεριέχει λιγότερα σφάλματα (Mozaffari, 2015). Μετά την επιλογή του πρώτου τμήματος, επιλέγεται το επόμενο τμήμα από το τέλος του πρώτου τμήματος. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται έως ότου τμηματοποιηθούν όλα τα δεδομένα χρονοσειρών (Vafaeirour, 2014).



Εικόνα 2.7: Συρόμενα παράθυρα

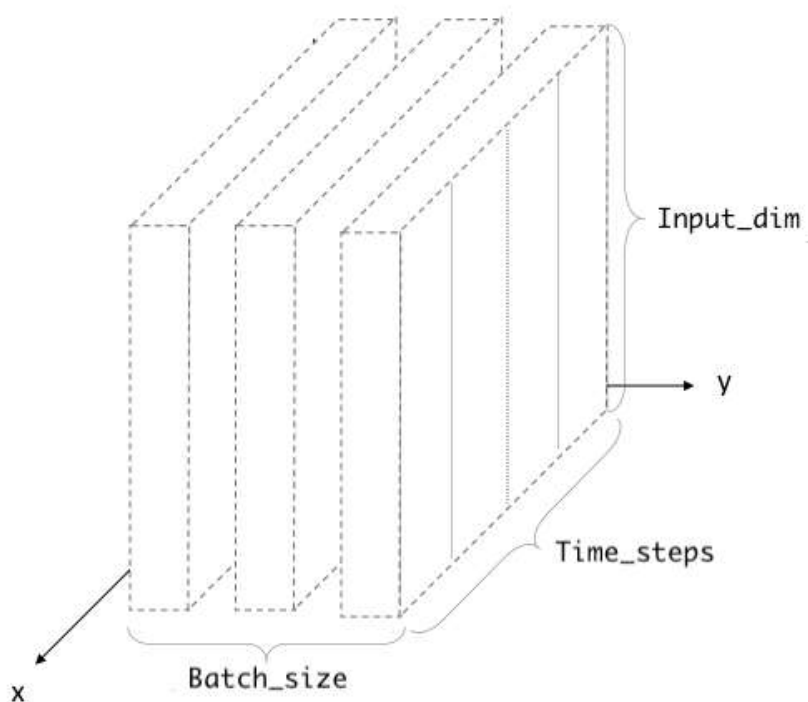
Είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι για την επίλυση των προβλημάτων μηχανικής μάθησης χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος Στοχαστικής Διαβάθμισης (stochastic gradient descent-SGD), μια πρακτική επεξεργασίας των δεδομένων, όπου τα δεδομένα πριν τη διαδικασία της εκπαίδευσης ανακατεύονται, ενώ εάν χρειαστεί διαιρούνται σε τμήματα, και στη συνέχεια χρησιμοποιούνται στην εκπαίδευση (Meng, 2019). Ο αλγόριθμος Στοχαστικής Διαβάθμισης επιλέγει τυχαίες περιπτώσεις στο σύνολο των δεδομένων της εκπαίδευσης σε κάθε του βήμα και υπολογίζει τη διαβάθμιση. Για να είμαστε βέβαιοι ότι ο αλγόριθμος περνά από κάθε περίπτωση σε κάθε (εκπαιδευτική) εποχή, ανακατεύουμε τα δεδομένα προς εκπαίδευση, δεδομένου ότι ο στοχαστικός αλγόριθμος δεν χρειάζεται να θυμάται ποιους συνδυασμούς δεδομένων χρησιμοποίησε στις προηγούμενες επαναλήψεις, μπορεί να επεξεργάζεται συνδυασμούς εν κινήσει (Bottou, 2012).

### 2.3 Προσδιορισμός εκπαιδευτικής δραστηριότητας

Η εκπαιδευτική δραστηριότητα στα μοντέλα νευρωνικών δικτύων, προσδιορίζει τις επιμέρους διεργασίες που γίνονται στο εσωτερικό του αλγορίθμου έτσι ώστε να εκπαιδευτεί και να αναγνωρίσει όλα τα μοτίβα των αρχικών δεδομένων που του έχουν δοθεί. Συγκεκριμένα θα αναλύσουμε τις υπερπαραμέτρους στις επόμενες υποενότητες: τα δεδομένα εισόδου και εξόδου, τον ρυθμό εκμάθησης, τον αριθμό των εποχών, τους βελτιστοποιητές, τη συνάρτηση ενεργοποίησης, τα επίπεδα απόρριψης, το επίπεδο πυκνότητας.

### 2.3.1 Τα δεδομένα εισόδου και εξόδου

Τα δεδομένα εισόδου του μοντέλου, ακολουθούν τη δομή της παρακάτω εικόνας:



Εικόνα 2.8: Εσωτερική δομή δεδομένων εισόδου (Verma, 2019)

Η Εικόνα 2.8 μας δείχνει ότι τα δεδομένα εισόδου αποτελούν έναν τρισδιάστατο πίνακα με στοιχεία άξονες τα χρονικά βήματα ( $xx'$ ) (time steps), το μέγεθος της παρτίδας ( $yy'$ ) (batch size), και τον αριθμό μονάδων ( $zz'$ ) (number of units). Το μέγεθος της παρτίδας ορίζεται ως ο αριθμός των δειγμάτων που τροφοδοτούμε στο νευρωνικό δίκτυο, πριν ενημερώσουμε τις εσωτερικές παραμέτρους του μοντέλου. Η έξοδος του LSTM μπορεί να είναι 3D ή 2D; καθορίζεται από την λογική ακολουθία επιστροφής. Δηλαδή, εάν οριστεί ως ψευδής τότε τα δεδομένα εξόδου έχουν μορφή 2D πίνακα αποτελούμενα από το μέγεθος παρτίδας και τον αριθμό μονάδων. Ενώ, εάν είναι αληθές, τότε αποτελούν έναν 3D πίνακα με το μέγεθος παρτίδας, τα χρονικά βήματα και τον αριθμό μονάδων (Verma, 2019).

### 2.3.2 Ρυθμός εκμάθησης (Learning rate)

Στη διαδικασία εκπαίδευσης των βαθιών νευρωνικών δικτύων, ο ρυθμός εκμάθησης παίζει σημαντικό ρόλο στο εάν η εκπαιδευτική διαδικασία μπορεί να συγκλίνει και πόσο γρήγορα μπορεί να επιτευχθεί η σύγκλιση. Προκειμένου να διασφαλιστεί η σύγκλιση, οι περισσότερες από τις υπάρχουσες μεθόδους βελτιστοποίησης υιοθετούν έναν φθίνοντα

μικρό ρυθμό εκμάθησης πολλαπλών σταδίων. Ωστόσο, αυτή η μέθοδος συγκλίνει αργά ειδικά στο αρχικό στάδιο της εκπαίδευσης. Λαμβάνοντάς το υπόψη, η προσαρμογή του ρυθμού εκμάθησης που μπορεί να προσαρμόζεται αυτόματα και να έχει μεγαλύτερη ταχύτητα μείωσης της απώλειας, θα είναι χρήσιμη για την εκπαίδευση του μοντέλου σε βάθος (Yu, 2020).

### **2.3.3 Αριθμός εποχών (Number of epochs)**

Κατά την εφαρμογή του νευρωνικού δικτύου, λόγω της πολυπλοκότητας και της μη γραμμικότητας που παρουσιάζουν τα ιστορικά δεδομένα των μετοχών, ο αριθμός των εποχών παίζει σημαντικό παράγοντα στην αποτελεσματικότητα της εκπαιδευτικής διαδικασίας του μοντέλου. Ως αριθμός των εποχών ορίζεται μια υπερπαράμετρος, που ελέγχει τον αριθμό των πλήρων περασμάτων του αλγορίθμου στο σύνολο των δεδομένων προς εκπαίδευση (Brownlee, 2018).

### **2.3.4 Βελτιστοποιητής**

Ο βελτιστοποιητής είναι ο υπεύθυνος αλγόριθμος για την ελαχιστοποίηση της αντικειμενικής συνάρτησης του νευρωνικού δικτύου. Ο βελτιστοποιητής που χρησιμοποιείται περισσότερο είναι ο στοχαστικός (Stochastic Gradient Descent-SGD), καθώς έχει αποδειχθεί αποτελεσματικός σε μεγάλο όγκο δεδομένων. Παρουσιάζει μεγάλη ευαισθησία στο ρυθμό εκμάθησης. Συγκεκριμένα, εάν επιλεγθεί ένας μεγάλος ρυθμός τότε μπορεί να προκαλέσει απόκλιση του συστήματος από την πλευρά της αντικειμενικής συνάρτησης ενώ, η επιλογή ενός πολύ χαμηλού ποσοστού οδηγεί σε μια αργή διαδικασία εκμάθησης. Για την ελαχιστοποίηση των αδυναμιών αυτών, έχουν προταθεί κι άλλοι αλγόριθμοι που βασίζονται στην ελαχιστοποίηση της κλίσης, όπως Adagrad (Duchi, 2011), Adadelata (Zeiler, 2012), RMSProp (Hinton, 2012), Adam (Kingma, 2014) και Nadam (Dozat, 2016) ένας συνδυασμός των αλγορίθμων του Adam και Nesterov (Nesterov, 1983).

Ο αλγόριθμος RMSProp (Root Mean Square Propagation), αντιμετωπίζει το πρόβλημα της επιλογής του ρυθμού μάθησης, καθώς τον προσαρμόζει σε κάθε βήμα για κάθε παράμετρο. Για να το πετύχει αυτό, διατηρεί έναν κινούμενο μέσο όρο των τετραγώνων των κλίσεων

κάθε στοιχείου και διαιρεί τη νέα κλίση στοιχείο προς στοιχείο με το βάρος του στοιχείου αυτού. Έτσι, πρώτα υπολογίζουμε τον κινούμενο μέσο όρο

$$E[g^2]_t = \beta E[g^2](t-1) + (1-\beta) \left( \frac{\partial c}{\partial w} \right)^2$$

και στη συνέχεια υπολογίζουμε το βάρος του στοιχείου:

$$w_{ij}(t) = w_{ij}(t-1) - \frac{\eta}{\sqrt{E[g^2]_t}} \frac{\partial c}{\partial w_{ij}}$$

Με το  $E[g]_t$  να αποτελεί τον κινητό μέσο των τετραγώνων των κλίσεων, ο παράγοντας  $\frac{\partial c}{\partial w}$  αποτελεί την κλίση της συνάρτησης ως προς το βάρος  $w$ . Ο ρυθμός εκμάθησης είναι ο παράγοντας  $\eta$ ,  $\beta$  είναι ο παράγοντας του κινούμενου μέσου (με προκαθορισμένη τιμή) και  $t$  η χρονική στιγμή (Huang J., 2020).

Ο αλγόριθμος Adam (Adaptive Moment Estimation) συνδυάζει την προσαρμογή του ρυθμού μάθησης του RMSProp με έναν όρο Ορμής (Momentum). Συγκεκριμένα, διατηρεί έναν κινούμενο μέσο όρο ( $m_t$ ) των κλίσεων ( $g_t$ ), καθώς και έναν κινούμενο μέσο όρο ( $u_t$ ) των τετραγώνων των κλίσεων ( $g_t^2$ ). Οι εξισώσεις που περιγράφουν την μεταβολή των παραμέτρων τη χρονική στιγμή  $t$  είναι:

$$m_t = \beta_1 m_t + (1 - \beta_1) g_t$$

$$u_t = \beta_2 u_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2$$

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t}$$

$$\hat{u}_t = \frac{u_t}{1 - \beta_2^t}$$

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \eta \frac{\hat{m}_t}{\sqrt{\hat{u}_t} + \epsilon}$$

Οι παράγοντες  $\beta_1, \beta_2$  είναι υπερπαραμέτροι με το εύρος τιμών του να ανήκει μεταξύ  $[0,1]$ . Μπορούν να θεωρηθούν ως εκθετικοί ρυθμοί αποσύνθεσης των εκτιμώμενων ορμών, αφού σε κάθε επανάληψη η προηγούμενη τιμή πολλαπλασιάζεται διαδοχικά με τιμή μικρότερη

του 1. Οι προτεινόμενες τιμές στη βιβλιογραφία για τους παράγοντες είναι  $\beta_1 = 0.9$ ,  $\beta_2 = 0.999$ ,  $\eta = 0.001$ , και  $\epsilon = 10^{-8}$  (Kincaid, 2020).

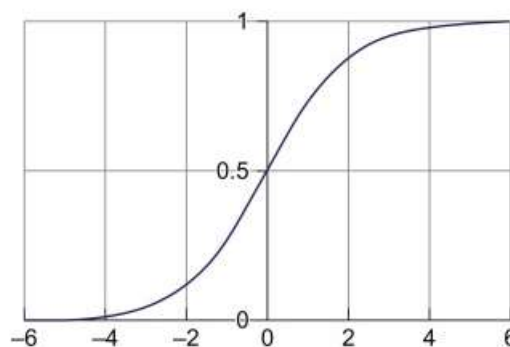
### 2.3.5 Συνάρτηση ενεργοποίησης (Activation function)

Το μοντέλο LSTM αποτελείται από τέσσερις συναρτήσεις ενεργοποίησης (γραμμική, γραμμικού ανορθωτή, σιγμοειδής, υπερβολικής εφαπτομένης) (Lee, 2018; Hung, 2019). Πιο συγκεκριμένα:

Η σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης, προσδιορίζεται ως

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Για τιμές  $x < -5$ , το αποτέλεσμα που επιστρέφει η σιγμοειδής συνάρτηση είναι κοντά στο μηδέν, ενώ για τιμές  $x > 5$  οι τιμές της πλησιάζουν τη μονάδα. Το εύρος τιμών που κινείται είναι  $[0,1]$ . Γραφικά έχει τη μορφή :



Εικόνα 2.9:Γραφική αναπαράσταση σιγμοειδής συνάρτησης (Dey, 2018)

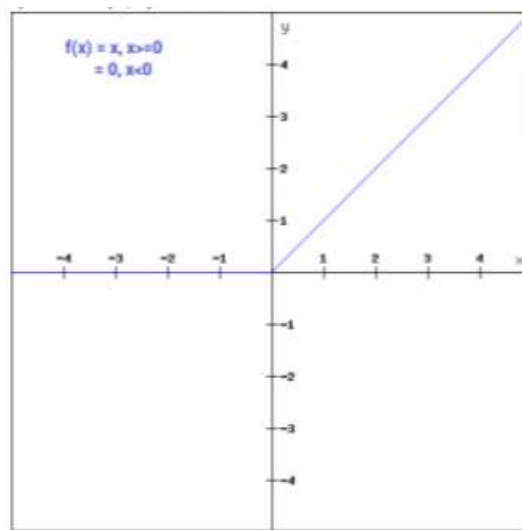
Ο γραμμικός ανορθωτής (Rectified Linear Unit-RELU) αποτελεί μια μη γραμμική συνάρτηση ορίζεται ως:

$$RELU(x) = \begin{cases} x, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases}$$

Το πλεονέκτημα της χρήσης αυτής της συνάρτησης, οφείλεται στο ότι επειδή οι νευρώνες δεν ενεργοποιούνται ταυτόχρονα, ένας συγκεκριμένος αριθμός νευρώνων ενεργοποιείται τη



φορά (ο κάθε νευρώνας θα απενεργοποιηθεί μόνο όταν η έξοδος του γραμμικού μετασχηματισμού είναι μηδέν) (Sharma, 2017). Γραφικά έχει τη μορφή:

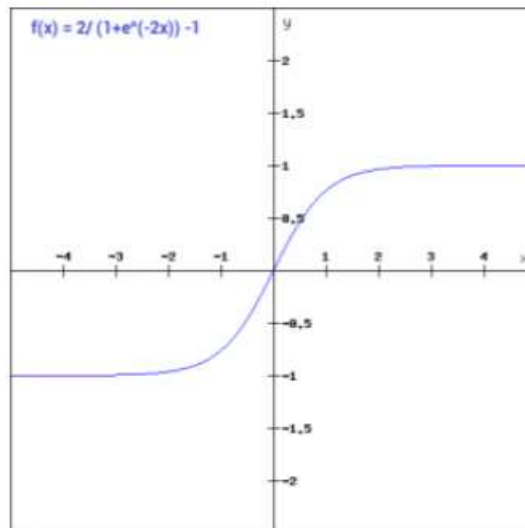


Εικόνα 2.10: Γραφική αναπαράσταση γραμμικού ανορθωτή (Sharma, 2017)

Η συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης είναι παρόμοια με την σιγμοειδή με τη διαφορά ότι παρουσιάζει συμμετρικότητα γύρω από το σημείο (0,0). Αυτό έχει επιπτώσεις με διαφορετικό τρόπο στα δεδομένα εξόδου τα οποία προέρχονται από επίπεδα του μοντέλου τα οποία έχουν τροφοδοτηθεί με δεδομένα εισόδου (Sharma, 2017). Η υπερβολική εφαπτομένη ορίζεται ως:

$$f(x) = 2\text{sigmoid}(2x) - 1$$

Η συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης παίρνει τιμές στο διάστημα (-1,1), είναι συνεχής και διαφοροποιήσιμη. Γραφικά έχει τη μορφή:

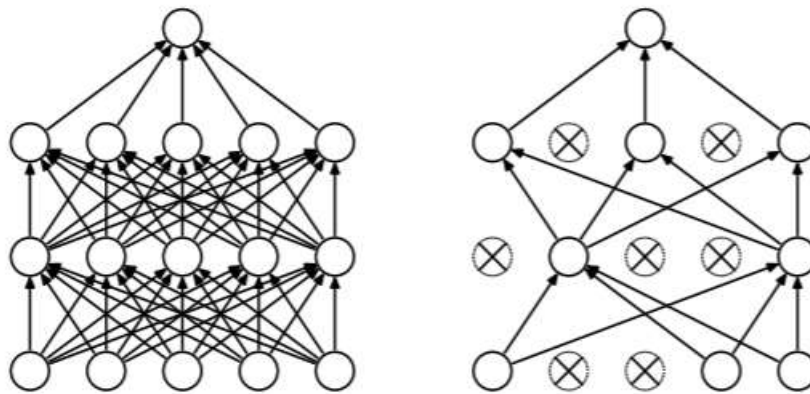


Εικόνα 2.11: Γραφική αναπαράσταση συνάρτησης υπερβολικής εφαπτομένης (Sharma, 2017)

Λόγω του εύρους των τιμών της συνάρτησης υπερβολικής εφαπτομένης, οι έντονα αρνητικά τιμές των δεδομένων ως δεδομένα εισόδου θα αντιστοιχούν σε αρνητικές τιμές εξόδου, ενώ μόνο οι μηδενικές τιμές ως είσοδοι θα αντιστοιχούν σε μηδενικές τιμές εξόδου. Το αποτέλεσμα είναι να μην διακόπτεται η διαδικασία της εκπαίδευσης.

### 2.3.6 Επίπεδα απόρριψης (Dropout layer)

Προκειμένου να βοηθηθεί ο νευρώνας να ανταπεξέλθει το πρόβλημα της υπερπροσαρμογής των δεδομένων χρησιμοποιούνται επίπεδα απόρριψης. Η βασική ιδέα της τεχνικής, βασίζεται στην τυχαία απόρριψη ενοτήτων (μαζί με τις συνδέσεις τους) του νευρωνικού δικτύου κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Έτσι, αποφεύγεται η υπερβολική συγκάλυψη των ενοτήτων και ταυτόχρονα δημιουργείται ένα αραιωμένο δίκτυο κατά την εκπαίδευση (Srivastava, 2013). Το βήμα των επιπέδων απόρριψης ορίζεται στο 0.2 (Sachdeva, 2019)



Εικόνα 2.12: Τεχνική επιπέδων απόρριψης (Srivastava, 2013).

### 2.3.7 Επίπεδα πυκνότητας (Dense layer)

Το επίπεδο πυκνότητας εισέρχεται στο τέλος της εκπαιδευτικής διαδικασίας του μοντέλου, με στόχο να το κάνει πιο σταθερό. Το επίπεδο αυτό αποτελείται από έναν μόνο νευρώνα, αφού μια μεμονωμένη τιμή θα προβλεφθεί στην έξοδο (Sachdeva, 2019).

## 2.4 Μέθοδος αξιολόγησης χαρτοφυλακίου

Στην ενότητα αυτή θα περιγράψουμε την μεθοδολογία που θα ακολουθήσουμε στην πειραματική διαδικασία για την αξιολόγηση των μετοχών και στη συνέχεια των δημιουργημένων χαρτοφυλακίων. Είναι γνωστό ότι στόχος κάθε επενδυτή είναι η επίτευξη κέρδους, επιλέγοντας την επενδυτική στρατηγική που του ταιριάζει.

Στο πρώτο μέρος της πειραματικής διαδικασίας, ερευνούμε τις μετοχές βάσει των ιστορικών τους τιμών με τη χρήση του μοντέλου LSTM και αξιολογούμε την πρόβλεψη που μας δίνει το μοντέλο. Κάνουμε μια προεπεξεργασία των δεδομένων ώστε να τα προσαρμόσουμε με τέτοιο τρόπο ώστε να είναι προσπελάσιμα από το μοντέλο. Στη συνέχεια χτίζουμε την εσωτερική δομή του μοντέλου και τέλος τρέχουμε στο μοντέλο τα προσαρμοσμένα δεδομένα ώστε να πάρουμε την πρόβλεψή του για κάθε μια μετοχή, μεμονωμένα. Το δεύτερο μέρος της πειραματικής διαδικασίας, περιλαμβάνει την στατιστική ανάλυση. Κατά την επεξεργασία των αποδόσεων των μετοχών, θα αναφερθούμε στα βασικά μαθηματικά μεγέθη και μεταβλητές με τα οποία ασχολούμαστε.

Αρχικά, η πιο βασική μεταβλητή στην οποία δίνεται έμφαση είναι η απόδοση του περιουσιακού στοιχείου (asset return). Η απόδοση  $R_{it}$ , ενός περιουσιακού στοιχείου  $i$ , μεταξύ δύο χρονικών περιόδων  $t-1$  και  $t$ , ορίζεται ως η ποσοστιαία μεταβολή της τιμής του περιουσιακού στοιχείου μεταξύ των δύο αυτών περιόδων. Συγκεκριμένα, έστω ότι  $P_{it-1}$  και  $P_{it}$  είναι η τιμή του περιουσιακού στοιχείου  $i$  στο τέλος των χρονικών στιγμών  $t - 1$  και  $t$  αντίστοιχα. Τότε η απόδοση του περιουσιακού στοιχείου  $i$  ορίζεται από τη σχέση:

$$R_{it} = \frac{P_{it} - P_{it-1}}{P_{it-1}} \Leftrightarrow R_{it} = \frac{P_{it}}{P_{it-1}} - 1$$

ενώ η ποσοστιαία μεταβολή, δίνεται από τη σχέση:

$$R_{it} = \frac{P_{it} - P_{it-1}}{P_{it-1}} \times 100$$

όπου  $t$  είναι η χρονική περίοδος που υπολογίζεται η απόδοση (ημερήσια, μηνιαία, ετήσια).

Ένας άλλος προσεγγιστικός τρόπος υπολογισμού των αποδόσεων, είναι μέσω του λογάριθμου της απόδοσης μεταξύ των δύο αυτών περιόδων:

$$R_{it} \rightarrow \widetilde{R}_{it} = \ln(P_{it}) - \ln(P_{it-1})$$

Αρχικά υπολογίζουμε την ποσοστιαία μεταβολή των τιμών κάθε μετοχής στη χρονική περίοδο που ορίζουμε εμείς (ημερήσια, μηνιαία, ετήσια) και στη συνέχεια υπολογίζουμε τη διακύμανση μέσω της εξίσωσης:

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^n P(R_i)[R_i - E(R)]^2 \quad (7)$$

όπου,  $\sigma^2$  είναι η διακύμανση του δείγματος,  $P(R_i)$  είναι η πιθανότητα η απόδοση της μετοχής να λάβει συγκεκριμένη τιμή  $R_i$ , και  $E(R)$  είναι η αναμενόμενη απόδοση της μετοχής. Όσο μεγαλύτερη είναι η διακύμανση της απόδοσης, τόσο μεγαλύτερη είναι η διασπορά των αναμενόμενων αποδόσεων και τόσο μεγαλύτερη η αβεβαιότητα ή ο κίνδυνος της επένδυσης. Από τη διακύμανση μπορούμε να υπολογίσουμε την τυπική απόκλιση η οποία αποτελεί το μέτρο μεταβλητότητας των τιμών των μετοχών (Bradford & Miller, 2009):

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^n P(R_i)[R_i - E(R)]^2} \quad (8),$$

Για πολλά αξιόγραφα (n), ο τύπος της διακύμανσης μεταβάλλεται σε:

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_i W_j \rho_{ij} \sigma_i \sigma_j \quad (9)$$

όπου,  $W_i W_j$  αποτελούν τα βάρη των αξιογράφων i, j. Η εξίσωση (9) μας δίνει την ημερήσια μεταβλητότητα ( $\sigma^{daily}$ ) των αξιογράφων. Εμείς θα υπολογίσουμε την ετήσια μεταβλητότητά τους μέσα από την εξίσωση (Schulmerich, 2014):

$$\sigma^{p.a.} = \sqrt{252} \sigma^{daily}$$

Χρησιμοποιώντας τον συντελεστή μεταβλητότητας μέσω της εξίσωσης:

$$Coefficient\ of\ Variation\ (CV) = \frac{\text{τυπική απόκλιση}}{\text{αναμενόμενη τιμή απόδοσης}} = \frac{\sigma_i}{E(R_i)} \quad (9)$$

μπορούμε να συγκρίνουμε εναλλακτικές επενδύσεις με πολύ διαφορετικά ποσοστά αποδόσεων και τυπικών αποκλίσεων. Η συνδιακύμανση αποτελεί μέθοδο μέτρησης του βαθμού με τον οποίο δύο χρηματοοικονομικές μεταβλητές τείνουν να «μεταβάλλονται ταυτόχρονα» κατά τη χρονική περίοδο t. Η θετική συνδιακύμανση σημαίνει ότι οι τιμές (απόδοσης, πωλήσεων, κερδών) δύο μεταβλητών (εταιρίας και κλάδου) τείνουν να κινούνται προς την ίδια κατεύθυνση κατά τη διάρκεια της ίδιας χρονικής περιόδου. Σε αντίθετη περίπτωση, δηλαδή με αρνητική συνδιακύμανση, οι τιμές τείνουν να κινούνται προς διαφορετική κατεύθυνση κατά το ίδιο χρονικό διάστημα. Η συνδιακύμανση δίνεται από τον τύπο:

$$CovR_{ij} = E \{ [R_i - E(R_i)] [R_j - E(R_j)] \} \quad (10)$$

Ως γνωστόν, η συνδιακύμανση μεταξύ δύο τυχαίων μεταβλητών, για παράδειγμα μεταξύ των  $R_i$  και  $R_j$ ,  $i \neq j$ , δείχνει τη γραμμική σχέση μεταξύ των δύο αυτών τυχαίων μεταβλητών. Επειδή η συνδιακύμανση εξαρτάται από τις μονάδες μέτρησης των μεταβλητών, συχνά χρησιμοποιούμε την τυποποιημένη συνδιακύμανση, την οποία αποκαλούμε συντελεστή συσχέτισης των δύο μεταβλητών. Οι τιμές του κυμαίνονται μεταξύ -1 και 1. Όταν λοιπόν, η

τιμή του συντελεστή συσχέτισης πλησίον του +1, υποδηλώνει τέλεια θετική γραμμική σχέση μεταξύ των δύο υπό μελέτη χρηματοοικονομικών μεταβλητών και σημαίνει ότι οι δύο μεταβλητές συμμεταβάλλονται γραμμικά προς την ίδια κατεύθυνση. Τιμή του συντελεστή συσχέτισης πλησίον του -1, υποδηλώνει μια τέλεια αρνητική γραμμική σχέση, δηλαδή, εάν οι τιμές μιας μεταβλητής κινούνται πάνω από το μέσο όρο, οι τιμές της δεύτερης μεταβλητής κινούνται κάτω από το μέσο όρο κατά το ίδιο ποσό ή ποσοστό. Τιμή του συντελεστή συσχέτισης πλησίον του 0, υποδηλώνει μη γραμμική σχέση μεταξύ των δύο υπό μελέτη μεταβλητών. Ο κίνδυνος και η αστάθεια μπορούν να μειωθούν σε ένα χαρτοφυλάκιο αν συνδυάσουμε περιουσιακά στοιχεία που έχουν αρνητική συνδιακύμανση μεταξύ τους. Η εξίσωση που μας δίνει τη συσχέτιση είναι η ακόλουθη:

$$\rho_{i,j} = \frac{Cov_{ij}}{\sigma_i \sigma_j} \quad (11)$$

Η αξιολόγηση (evaluation) της απόδοσης ενός χαρτοφυλακίου είναι μια διαδικασία, εξαιρετικά σημαντική για τους επαγγελματίες διαχειριστές χαρτοφυλακίων, αλλά και για τους επενδυτές. Στη βιβλιογραφία έχουν προταθεί ορισμένα σύνθετα μέτρα της απόδοσης ενός χαρτοφυλακίου όπως: composite (risk-adjusted) measures of portfolio performance (Modigliani, 1997), ο δείκτης Treynor, ο δείκτης Sharpe, το μέτρο του Jensen, η μέτρηση διαφοροποίησης (Mallin, 1995). Τα μέτρα αυτά λέγονται σύνθετα διότι στην αποτίμηση του χαρτοφυλακίου περιλαμβάνουν την απόδοση αλλά και τον κίνδυνο που αυτό περιέχει.

Ο δείκτης Sharpe, βασίζεται στην απόλυτη απόδοση και αποτελεί το βασικότερο μέτρο αποδοτικότητας χαρτοφυλακίου στην κατηγορία των δεικτών (Sharpe, 1966). Συγκεκριμένα, ο δείκτης Sharpe είναι ο λόγος της διαφοράς της απόδοσης του εξεταζόμενου χαρτοφυλακίου ( $ER_P$ ) μείον της απόδοσης που έχει το χαρτοφυλάκιο από την απόδοση χωρίς κίνδυνο ( $R_f$ ), προς την τυπική απόκλιση των αποδόσεων του χαρτοφυλακίου  $\sigma(R_P)$ , δηλαδή:

$$S_P = \frac{ER_P - R_f}{\sigma(R_P)} \quad (12)$$

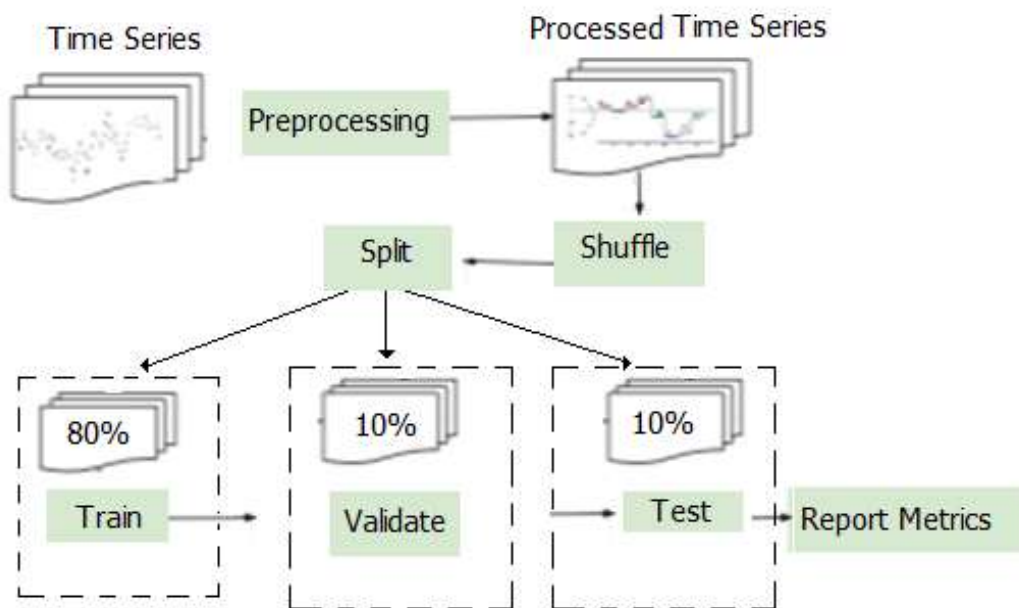
Μέσω της τυπικής απόκλισης των αποδόσεων μετράται ο κίνδυνος, τόσο ο συστημικός όσο και ο μη συστημικός. Αυτό τον καθιστά κατάλληλο τόσο για τα καλά διαφοροποιημένα χαρτοφυλάκια όσο και για τα χαρτοφυλάκια που αποτελούν ολική επένδυση ενός αξιογράφου. Ο δείκτης Sharpe, αποτελεί μέτρο αποτελεσματικότητας της στρατηγικής

διαπραγμάτευσης ή του χρηματοπιστωτικού μέσου που χρησιμοποιήθηκε (Hsieh, 2013). Επειδή λοιπόν αντικατοπτρίζει την πρόσθετη απόδοση για κάθε μονάδα συνολικού κινδύνου που λαμβάνεται, όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή του τόσο καλύτερος είναι και ο δείκτης και το χαρτοφυλάκιο ή η στρατηγική που ελέγχεται.

Συνδυαστικά με το δείκτη Sharpe, χρησιμοποιούμε το αποδοτικό σύνορο (Best, 2010), ώστε να εξάγουμε συμπεράσματα για την κίνηση των χαρτοφυλακίων και επιπλέον για να μπορέσουμε να βρούμε το βέλτιστο χαρτοφυλάκιο σχετικά με τον κίνδυνο που λαμβάνεται υπόψη από τον κάθε επενδυτή. Επομένως, το αποδοτικό σύνορο είναι εκείνο το σύνολο των σημείων με την μεγαλύτερη δυνατή αναμενόμενη απόδοση για ένα δεδομένο επίπεδο κινδύνου. Ορίζουμε μία χαμηλή απόδοση ή το ποσοστό κινδύνου της χρηματιστηριακής αγοράς που μας ενδιαφέρει βάση της βιβλιογραφίας, βρίσκουμε όλα τα διαθέσιμα χαρτοφυλάκια που έχουν τη βέλτιστη σχέση απόδοσης-κινδύνου και στη συνέχεια επιλέγουμε αυτό με τον μικρότερο κίνδυνο.

### 3. Πειραματική διαδικασία

Τα δεδομένα των ιστορικών τιμών των μετοχών, πριν χρησιμοποιηθούν για την εκπαιδευτική διαδικασία, επεξεργάστηκαν και διαμορφώθηκαν κατάλληλα έτσι ώστε τα αποτελέσματα που θα δώσει το μοντέλο LSTM κατά την ανάλυση να είναι έγκυρα, χωρίς ψεύτικες τιμές ή τιμές που θα επηρεάσουν την εγκυρότητα της διαδικασίας. Στη συνέχεια τα δεδομένα διαιρέθηκαν σε τρία υποσύνολα: της εκπαίδευσης, της επικύρωσης και των δοκιμαστικών ελέγχων. Το μοντέλο εκπαιδεύτηκε χρησιμοποιώντας το 80% των δεδομένων (το σύνολο των δεδομένων στα οποία παρατηρεί και μαθαίνει). Για την επικύρωση, αξιολόγηση και ρύθμιση των υπερπαραμέτρων του μοντέλου χρησιμοποιήθηκε δείγμα 10% των υπόλοιπων δεδομένων, ενώ στη συνέχεια, το σύνολο των δεδομένων της επικύρωσης ενσωματώθηκε στη διαμόρφωση των υπό εκπαίδευση δεδομένων. Τέλος, το 10% του δείγματος που υπολείπεται, χρησιμοποιήθηκε για την παροχή αμερόληπτης αξιολόγησης του τελικού μοντέλου βασισμένο στο σύνολο των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευσή του. Η αρχιτεκτονική της πειραματικής διαδικασίας του μοντέλου φαίνεται στην Εικόνα 3.1:



Εικόνα 3.1: Αρχιτεκτονική πειραματικής εκπαιδευτικής διαδικασίας



### 3.1 Οι μετοχές μέσα από το LSTM

Τα δεδομένα των μετοχών συλλέχθηκαν από την ιστοσελίδα <https://www.investing.com> για την χρονική περίοδο 6/8/2015 έως 14/7/2021. Η επιλογή έγινε για τα τελευταία έξι έτη, έτσι ώστε να έχουμε ομοιομορφία στα δεδομένα και να τονιστεί ότι οι τιμές των μετοχών πολλών ελληνικών μετοχών λόγω των οικονομικών γεγονότων (οικονομική κρίση 2015, πανδημία Covid-19) δεν παρουσίαζαν ομοιομορφία. Τα ιστορικά δεδομένα των ελληνικών μετοχών, ήταν δύσκολο να αντληθούν και τα στοιχεία των τιμών των μετοχών που ήταν διαθέσιμα περιλαμβάνουν: Ημερομηνία διαπραγμάτευσης (Date), Τιμή ανοίγματος (Open price), Μέγιστη Τιμή (High), Ελάχιστη Τιμή (Low), Όγκος μετοχών (Volume) και ποσοστό μεταβολής (% Change). Τα αρχεία δεδομένων ήταν σε μορφή .csv και με τη χρήση της python είχαν την παρακάτω μορφή:

	Date	Price	Open	High	Low	Vol.	Change %
0	Aug 06, 2015	5.92	5.80	5.93	5.65	21.55K	0.0628
1	Aug 07, 2015	6.00	5.94	6.12	5.81	18.72K	0.0135
2	Aug 10, 2015	6.29	6.20	6.30	6.09	37.28K	0.0483
3	Aug 11, 2015	6.15	6.29	6.33	6.01	37.71K	-0.0223
4	Aug 12, 2015	5.90	6.15	6.15	5.86	20.88K	-0.0407
...	...	...	...	...	...	...	...
1472	Jul 08, 2021	7.88	7.91	7.91	7.72	121.77K	-0.0025
1473	Jul 09, 2021	8.09	7.88	8.10	7.84	33.21K	0.0266
1474	Jul 12, 2021	7.90	8.09	8.18	7.90	44.56K	-0.0235
1475	Jul 13, 2021	7.78	7.83	7.99	7.75	59.17K	-0.0152
1476	Jul 14, 2021	7.89	7.80	7.90	7.78	54.85K	0.0141

1477 rows × 7 columns

Πίνακας 3.1: Πίνακας αρχικών δεδομένων.

Η Python είναι μια απλή και ευέλικτη γλώσσα προγραμματισμού, στοιχεία που αποτελούν τα δύο μεγάλα της πλεονεκτήματα για την ανάπτυξη και τη χρήση της διεθνώς. Από την αρχή της δημιουργίας της, απευθυνόταν σε επαγγελματίες από τον κόσμο της στατιστικής, όμως τα χαρακτηριστικά της έχουν διευρυνθεί σημαντικά. Χρησιμοποιείται πλέον για τη δημιουργία γραφικών με μεγάλα δεδομένα με όλο και περισσότερες εταιρείες να προσθέτουν προγραμματιστές Python στις ομάδες τους. Η Python είναι μια γλώσσα ανοιχτού κώδικα, με μια μεγάλη κοινότητα προγραμματιστών που εξελίσσεται όλα αυτά τα χρόνια. Οι προγραμματιστές της Python μοιράζονται και συμβάλλουν στην ανάπτυξη της τεχνολογίας. Στην παρούσα διατριβή έχουμε εφαρμόσει την προτεινόμενη μεθοδολογία

πρόβλεψης μετοχών στη γλώσσα αυτή, χρησιμοποιώντας το πακέτο ανοιχτού κώδικα Keras για βαθιά μάθηση με τη βιβλιοθήκη TensorFlow (Chollet, 2015).

Αρχικά ελέγχθηκε ότι τα δεδομένα της κάθε μετοχής δεν έχουν κενές τιμές, και επιβεβαιώθηκε ότι όλα τα στοιχεία των μετοχών έχουν τον ίδιο αριθμό στηλών και γραμμών. Έτσι προέκυψε ο παρακάτω περιγραφικός πίνακας ελέγχου (Πίνακας 3.2):

stock.describe()					
	Price	Open	High	Low	Change %
count	1477.000000	1477.000000	1477.000000	1477.000000	1477.000000
mean	6.139012	6.126473	6.220630	6.042552	0.000445
std	1.039143	1.042325	1.047089	1.032540	0.020461
min	3.740000	3.690000	3.800000	3.600000	-0.144800
25%	5.400000	5.390000	5.480000	5.330000	-0.011000
50%	5.900000	5.900000	5.970000	5.800000	0.000000
75%	6.800000	6.810000	6.900000	6.710000	0.010600
max	9.180000	9.200000	9.200000	8.970000	0.128100

Πίνακας 3.2: Περιγραφικός πίνακας ελέγχου δεδομένων

Από το σύνολο των στοιχείων της κάθε μετοχής χρησιμοποιήθηκε μόνο η Τιμή Ανοίγματος. Η Εικόνα 3.2 παρουσιάζει την εξέλιξη της τιμής ανοίγματος της μετοχής της ΕΥΔΑΠ για το χρονικό διάστημα αναφοράς.



Εικόνα 3.2: Απεικόνιση της χρονοσειράς της τιμής ανοίγματος της μετοχής της ΕΥΔΑΠ

Μετά τον έλεγχο και την οπτικοποίηση των ιστορικών δεδομένων, ακολουθήθηκε το βήμα της κλιμακοποίησης μέσω της μεθόδου MinMax (που αναλύθηκε σε προηγούμενη ενότητα). Στη συνέχεια το σύνολο των δεδομένων χωρίστηκε σε τρία υποσύνολα, της εκπαίδευσης

(80%), της επικύρωσης (10%) και του ελέγχου (10%). Στη συνέχεια της εκπαιδευτικής διαδικασίας εφαρμόσαμε τη μέθοδο κλιμάκωσης MinMax ώστε να κανονικοποιηθούν στο διάστημα [0,1]. Το συρόμενο παράθυρο ορίστηκε στις 20 θέσεις ξεχωριστά για τα δεδομένα εκπαίδευσης, επικύρωσης και ελέγχου. Το μέγεθος της παρτίδας ορίστηκε στις 60 μονάδες. Ο ρυθμός εκμάθησης ορίστηκε σε 0.001 και ο αριθμός εποχών σε 7. Επιλέχθηκε ο βελτιστοποιητής Adam. Χρησιμοποιήθηκε η σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης. Τα επίπεδα απόρριψης ορίστηκαν στο 0.2. Το επίπεδο πυκνότητας ορίστηκε ίσο με τη μονάδα. Τέλος, επιλέχθηκαν δύο επίπεδα LSTM ενδιάμεσα στη διαδικασία. Στην Εικόνα 3.3 καταγράφεται το αντίστοιχο κομμάτι του κώδικα για την υλοποίηση των παραπάνω στη γλώσσα Python.

```

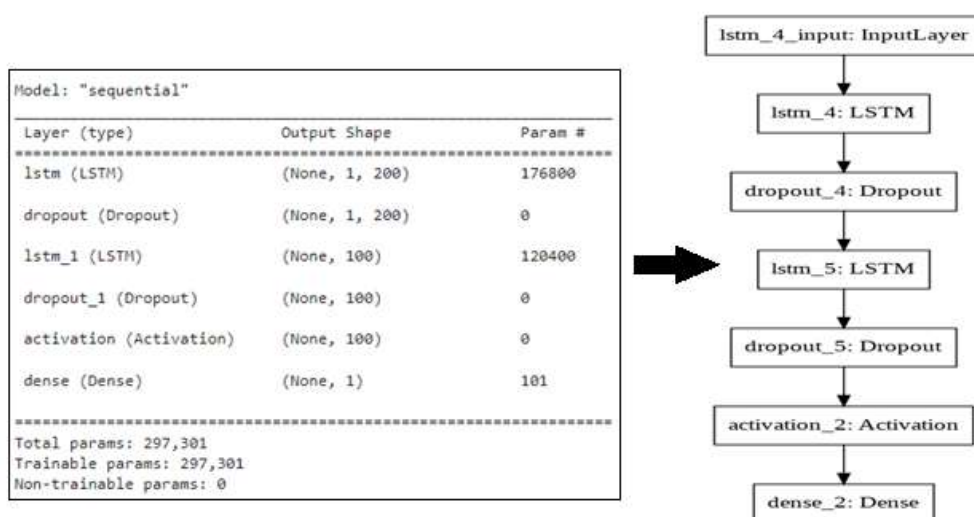
▶ opt = tf.keras.optimizers.Adam(learning_rate=0.001)

[ ] model = tf.keras.models.Sequential([
    tf.keras.layers.LSTM(200, return_sequences=True, input_shape= X_train.shape[-2:]),
    tf.keras.layers.Dropout(0.2),
    tf.keras.layers.LSTM(100),
    tf.keras.layers.Dropout(0.2),
    tf.keras.layers.Activation('sigmoid'),
    tf.keras.layers.Dense(1)
])

```

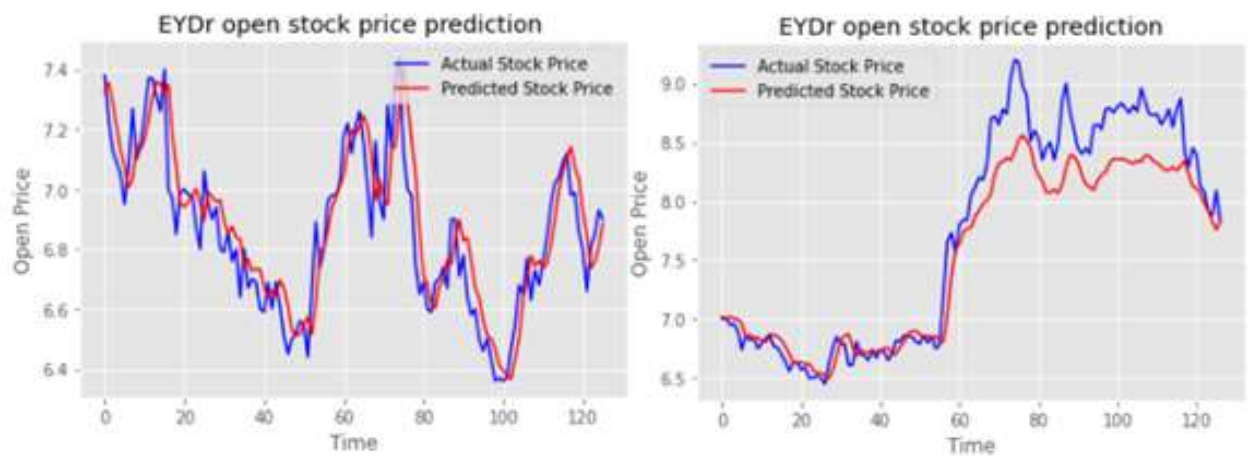
Εικόνα 3.3: Ορισμός υπερπαραμέτρων

Η τελική μορφή των επιπέδων κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης στο μοντέλο LSTM, παρουσιάζεται στην Εικόνα 3.4.



Εικόνα 3.4: Τελική μορφή των επιπέδων του μοντέλου LSTM

Από την εκπαιδευτική διαδικασία του μοντέλου λαμβάνουμε δύο γραφικές παραστάσεις (Εικόνα 3.5). Το κάθε ζευγάρι εικόνων, παρουσιάζει την εξέλιξη της μετοχής σε σχέση με το χρόνο σε σχέση με την εκπαιδευτική διαδικασία. Πιο αναλυτικά, το δεξί σχήμα παρουσιάζει με μπλε γραμμή τα πραγματικά δεδομένα της τιμής ανοίγματος της ΕΥΔΑΠ, συγκριτικά με την εκπαιδευτική διαδικασία του μοντέλου (κόκκινη γραμμή) πάνω στα δεδομένα επικύρωσης, ενώ το αριστερό σχήμα συγκρίνει τα πραγματικά δεδομένα (μπλε γραμμή) με την εκπαιδευτική διαδικασία στα δεδομένα ελέγχου (κόκκινη γραμμή). Αυτό που επιδιώκουμε μέσω του μοντέλου, είναι η εκπαιδευτική του διαδικασία να ακολουθεί τη γραμμή τάσης των ιστορικών τιμών των μετοχών στα δεδομένα ελέγχου και όχι την ακριβή επικάλυψη διότι τότε εμφανίζεται το φαινόμενο της υπερπροσαρμογής.



Εικόνα 3.5: Σύγκριση δεδομένων επικύρωσης και ελέγχου με τα πραγματικά δεδομένα της τιμής ανοίγματος της μετοχής της ΕΥΔΑΠ

Στο Παράρτημα της εργασίας αυτής παρουσιάζονται όλα τα ζευγάρια της εκπαιδευτικής διαδικασίας σε σχέση με τα πραγματικά δεδομένα για όλες τις υπό μελέτη μετοχές, αποτελώντας τις προβλέψεις του μοντέλου LSTM σε γραφική αναπαράσταση.

### 3.2 Αξιολόγηση και πρόβλεψη

Οι μετοχές που χρησιμοποιήθηκαν και αναλύθηκαν καταγράφονται στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 3.3):

Symbol	Stock name	Symbol	Stock name
SRSr	Sarantis SA	THRr	Thrace Plastics Holding and Commercil SA
OLYr	Techn Olympic	HRMr	Gek Terna
LMDr	Lamda Development SA	EYDr	Athens Water Share
MORr	Motor Oil Hellas SA	EEEr	Coca Cola HBC
LOUr	Loulis Mills	AUTr	AutoHellas SA
KEKr	Kekrops SA	ASCr	AS Company SA
HEPr	Hellenic Petroleum SA	ALMr	Alumil Aluminum Industry SA
BOPr	Piraeus Bank SA	ACBr	Alpha Service and Holdings SA
BOAr	Attica Bank	FRLr	Fourlis SA
BABr	Jumbo SA	MYTr	Mytilneos SA

Πίνακας 3.3: Επίσημος Συμβολισμός μετοχών

Για να μετρήσουμε και να αξιολογήσουμε τις προβλεπόμενες τιμές ανοίγματος των υπό μελέτη μετοχών χρησιμοποιήσαμε δύο μέτρα απόδοσης: τη μέση απόλυτη τιμή των σφαλμάτων (Mean Absolute Error, MAE) και την τετραγωνική ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (Root Mean Square Error, RMSE). Όσο πιο κοντά στο μηδέν είναι η τιμή κάθε μέτρου, τόσο καλύτερη είναι η πρόβλεψη του μοντέλου. Τα μέτρα απόδοσης υπολογίζονται από τους παρακάτω τύπους:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_i^n |y_i - \hat{y}_i| \quad , \quad RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_i^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

Ο δείκτης MAE χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της μέσης απόλυτης τιμής της διαφοράς της πραγματικής τιμής ανοίγματος της μετοχής ( $y_i$ ) από την προβλεπόμενη από το μοντέλο τιμή ( $\hat{y}_i$ ). Αποτελεί ένα μέτρο της απόκλισης από την πραγματική τιμή των προβλεπόμενων τιμών του μοντέλου LSTM. Ο δείκτης RMSE χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της τυπικής απόκλισης μεταξύ των προβλεπόμενων τιμών του μοντέλου και των τιμών που προέκυψαν από την εκπαίδευση του μοντέλου. Όσο μικρότερες είναι οι τιμές των δεικτών αυτών (πλησιάζουν στο μηδέν) τόσο καλύτερη είναι η πρόβλεψη του μοντέλου.

Τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την εφαρμογή του μοντέλου LSTM για την πρόβλεψη της τιμής ανοίγματος των υπό μελέτη μετοχών παρουσιάζονται στον παρακάτω (Πίνακας 3.4):

Stock	Validation data		Test data	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE
SRSr	0,28	0,33	0,3	0,32
OLYr	0,04	0,05	0,04	0,05
LMDr	0,10	0,15	0,13	0,16
MORr	0,37	0,48	0,24	0,33
LOUr	0,10	0,13	0,08	0,09
KEKr	0,12	0,15	0,12	0,18
HEPr	0,12	0,16	0,02	0,15
BOPr	3,69	3,85	3,75	3,85
BOAr	0,013	0,014	0,013	0,019
BABr	0,36	0,44	0,33	0,41
Stock	Validation data		Test data	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE
THRr	0,044	0,052	0,042	0,055
HRMr	0,14	0,18	0,35	0,41
EYDr	0,17	0,21	0,22	0,27
EEEr	0,45	0,70	0,36	0,45
AUTr	0,63	0,67	0,11	0,15
ASCr	0,04	0,06	0,04	0,06
ALMr	0,03	0,04	0,13	0,18
ACBr	0,10	0,11	0,05	0,06
FRLr	0,09	0,13	0,08	0,09
MYTr	0,14	0,18	0,66	0,78

Πίνακας 3.4: Πίνακας αποτελεσμάτων δεικτών του μοντέλου LSTM

Ο Πίνακας 3.4, παρουσιάζει την εξέλιξη των δεικτών MAE, RMSE από τα δεδομένα επικύρωσης στα, άγνωστα για το μοντέλο, δεδομένα ελέγχου. Πρέπει να αναφέρουμε ότι οι δείκτες  $MAE^{valid}$ ,  $RMSE^{valid}$  και  $MAE^{test}$ ,  $RMSE^{test}$  δε διαφέρουν σημαντικά, καθώς οι τιμές των μετοχών κυμαίνονται σε αρκετά χαμηλά επίπεδα. Κάτι το οποίο σχετίζεται και από τη μέση τιμή των ιστορικών δεδομένων, μια πληροφορία που αντλείται από τους περιγραφικούς πίνακες (Πίνακας 3.7, Πίνακας 3.8). Δηλαδή, διαπιστώνουμε ότι οι μέσες τιμές των αποδόσεων των μετοχών είναι αρκετά μικρές αριθμητικά και για το λόγο αυτό οι τιμές των δεικτών MAE, RMSE έχουν επίσης μικρές τιμές.

### 3.3 Τα χαρτοφυλάκια και η επεξεργασία τους

Χρησιμοποιώντας τις προβλέψεις για την τιμή ανοίγματος της κάθε μετοχής, δημιουργούμε δύο χαρτοφυλάκια αποτελούμενα από δέκα μετοχές το κάθε ένα, ώστε να εφαρμόσουμε στο πρώτο τη Δυναμική Επενδυτική Στρατηγική (Πίνακας 3.5) και στο δεύτερο την Αντίθετη Επενδυτική Στρατηγική (Πίνακας 3.6).

	THRr	HRMr	EYDr	EEEr	AUTr	ASCr	ALMr	ACBr	MYTr	FRLr
2015-08-06	1.40	1.67	6.29	19.9155	8.32	0.32	0.285	3.950	5.18	2.65
2015-08-07	1.34	1.63	6.15	20.7159	8.30	0.31	0.270	6.550	5.15	2.50
2015-08-10	1.39	1.64	5.83	19.7743	8.41	0.31	0.280	6.600	5.37	2.48
2015-08-11	1.44	1.63	5.76	19.5483	8.27	0.31	0.280	7.250	5.39	2.51
2015-08-12	1.30	1.55	5.88	19.0022	8.25	0.31	0.280	6.650	5.31	2.56

Πίνακας 3.5: Χαρτοφυλάκιο Δυναμικής Επενδυτικής Στρατηγικής

	SRSr	OLYr	MRFr	MORr	LOUr	KEKr	HEPr	BOPr	BOAr	BABr
2015-08-06	6.67	0.632	0.072	8.30	2.74	0.651	4.23	36.8	1.338	6.78
2015-08-07	7.17	0.601	0.089	8.50	2.75	0.612	4.25	42.0	1.456	6.93
2015-08-10	7.00	0.630	0.085	8.64	2.68	0.699	4.43	40.6	1.338	7.10
2015-08-11	7.00	0.694	0.087	8.55	2.74	0.693	4.45	36.5	1.220	7.12
2015-08-12	7.00	0.699	0.085	8.80	2.80	0.556	4.40	37.0	1.279	7.39

Πίνακας 3.6: Χαρτοφυλάκιο Αντίθετης Επενδυτικής Στρατηγικής

Αρχικά προβήκαμε σε εκ νέου προ-επεξεργασία των δεδομένων μας, ώστε κατά τη διάρκεια της ανάλυσης να διασφαλιστεί η εγκυρότητα των αποτελεσμάτων. Στους παρακάτω πίνακες (Πίνακας 3.7 και Πίνακας 3.8) καταγράφονται τα κυριότερα μέτρα θέσης και διασποράς των υπό μελέτη χρονοσειρών. Παίρνουμε μια πρώτη εικόνα για το μέσο όρο (mean), την τυπική απόκλιση (std), τη μέγιστη (max) και ελάχιστη τιμή (min) της τιμής ανοίγματος κάθε μετοχής.

	THRr	HRMr	EYDr	EEEr	AUTr	ASCr	ALMr	ACBr	MYTr	FRLr
count	1474.000000	1474.000000	1474.000000	1474.000000	1474.000000	1474.000000	1474.000000	1474.000000	1474.000000	1474.000000
mean	2.339204	4.688005	6.126771	24.383282	7.459830	1.651926	0.597783	1.731373	8.061472	4.471018
std	1.003729	2.281259	1.043338	4.578815	2.930922	0.937234	0.456567	1.126933	2.832323	1.052621
min	1.200000	1.090000	3.690000	15.489900	3.200000	0.250000	0.134000	0.420000	2.840000	1.980000
25%	1.770000	2.270000	5.390000	20.153275	5.592500	0.661250	0.252000	1.160000	6.182500	3.792500
50%	2.140000	4.920000	5.900000	25.200000	6.120000	1.930000	0.389000	1.670000	8.390000	4.430000
75%	2.560000	6.190000	6.817500	27.897500	10.000000	2.400000	0.839500	1.900750	9.677500	5.437500
max	7.000000	10.500000	9.200000	34.630000	17.000000	3.240000	2.130000	8.400000	15.990000	6.200000

Πίνακας 3.7: Περιγραφικά μέτρα θέσης & διασποράς - Δυναμική επενδυτική στρατηγική

	SRSr	OLYr	LMDr	RODr	LODr	KEKr	HEPr	BOPr	BOAr	BABr
count	1477.000000	1477.000000	1477.000000	1477.000000	1477.000000	1477.000000	1477.000000	1477.000000	1477.000000	1477.000000
mean	7.239066	1.518492	5.853358	15.679208	2.37086	1.332212	6.269032	22.963338	9.475395	13.877830
std	1.327702	0.554255	1.257432	4.593815	0.52570	0.918445	1.705983	47.455146	0.421127	2.516984
min	3.850000	0.530000	3.230000	7.800000	1.33000	0.21000	2.94000	0.56000	0.07200	6.78000
25%	6.28000	1.07000	4.69000	11.20000	2.00000	0.45300	4.70000	2.82000	0.19800	12.65000
50%	7.30000	1.50000	5.88000	15.45000	2.40000	1.31000	6.21000	4.40000	0.36950	14.20000
75%	8.40000	1.99000	6.68000	19.90000	2.70000	1.86800	7.80000	21.45000	0.58800	15.54000
max	9.60000	2.81000	9.51000	24.40000	3.66000	3.81000	9.55000	560.00000	2.48600	19.30000

Πίνακας 3.8: Περιγραφικά μέτρα θέσης & διασποράς - Αντίθετη επενδυτική στρατηγική

Στη συνέχεια, για τη μελέτη της απόδοσης κάθε μετοχής υπολογίζουμε την ποσοστιαία μεταβολή του λογάριθμου της ανοιγμένης τιμής της μετοχής, με στόχο να υπολογίσουμε τη συνδιακύμανση της ποσοστιαίας μεταβολής της τιμής των μετοχών, τους συντελεστές συσχέτισης της ποσοστιαίας μεταβολής της τιμής των μετοχών, τη μεταβλητότητα και το βάρος της κάθε μετοχής στα υπό μελέτη χαρτοφυλάκια. Για κάθε χαρτοφυλάκιο υπολογίζουμε τη συνδιακύμανση της ποσοστιαίας μεταβολής της τιμής των επιμέρους μετοχών με τον Πίνακα 3.9 να παρουσιάζει τη συνδιακύμανση της ποσοστιαίας μεταβολής της τιμής των μετοχών του χαρτοφυλακίου της αντίθετης επενδυτικής στρατηγικής και στον Πίνακα 3.10 τη συνδιακύμανση της ποσοστιαίας μεταβολής της τιμής των μετοχών του χαρτοφυλακίου της Δυναμικής επενδυτικής στρατηγικής.



	SRSr	OLYr	MRFr	MORr	LOUr	KEKr	HEPr	BOPr	BOAr	BABr
SRSr	0.000995	0.000119	0.000150	0.000216	0.000010	-0.000002	0.000115	0.000088	-0.000045	0.000109
OLYr	0.000119	0.002359	0.000281	0.000156	0.000036	0.000373	0.000164	-0.000033	-0.000326	0.000145
MRFr	0.000150	0.000281	0.002377	0.000293	0.000037	0.000354	0.000367	0.000031	0.000308	0.000346
MORr	0.000216	0.000156	0.000293	0.000637	-0.000009	0.000141	0.000256	0.000010	-0.000005	0.000208
LOUr	0.000010	0.000036	0.000037	-0.000009	0.002132	-0.000061	0.000023	0.000016	-0.000010	0.000015
KEKr	-0.000002	0.000373	0.000354	0.000141	-0.000061	0.007371	0.000190	0.000155	-0.000069	0.000172
HEPr	0.000115	0.000164	0.000367	0.000256	0.000023	0.000190	0.000490	0.000037	-0.000089	0.000213
BOPr	0.000088	-0.000033	0.000031	0.000010	0.000016	0.000155	0.000037	0.014911	0.000384	0.000048
BOAr	-0.000045	-0.000326	0.000308	-0.000005	-0.000010	-0.000069	-0.000089	0.000384	0.008808	-0.000007
BABr	0.000109	0.000145	0.000346	0.000208	0.000015	0.000172	0.000213	0.000048	-0.000007	0.000564

Πίνακας 3.9: Πίνακας συνδιακύμανσης της ποσοστιαίας μεταβολής της τιμής των μετοχών της αντίθετης επενδυτικής στρατηγικής

	THRr	HRMr	EYDr	EEEr	AUTr	ASCr	ALMr	ACBr	MYTr	FRLr
THRr	0.000792	0.000102	0.000050	0.000024	0.000045	0.000008	0.000084	0.000207	-0.000050	0.000044
HRMr	0.000102	0.000599	0.000185	0.000140	0.000134	0.000078	0.000188	0.000451	0.000006	-0.000019
EYDr	0.000050	0.000185	0.000488	0.000086	-0.000014	0.000056	0.000122	0.000297	0.000016	-0.000017
EEEr	0.000024	0.000140	0.000086	0.000321	0.000099	0.000063	0.000134	0.000238	0.000026	-0.000034
AUTr	0.000045	0.000134	-0.000014	0.000099	0.002241	0.000103	0.000104	0.000174	0.000020	0.000017
ASCr	0.000008	0.000078	0.000056	0.000063	0.000103	0.002157	0.000084	0.000037	-0.000014	-0.000039
ALMr	0.000084	0.000188	0.000122	0.000134	0.000104	0.000084	0.002988	0.000332	0.000028	-0.000098
ACBr	0.000207	0.000451	0.000297	0.000238	0.000174	0.000037	0.000332	0.002336	0.000074	-0.000074
MYTr	-0.000050	0.000006	0.000016	0.000026	0.000020	-0.000014	0.000028	0.000074	0.000558	0.000068
FRLr	0.000044	-0.000019	-0.000017	-0.000034	0.000017	-0.000039	-0.000098	-0.000074	0.000068	0.000797

Πίνακας 3.10: Πίνακας συνδιακύμανσης της ποσοστιαίας μεταβολής της τιμής των μετοχών της δυναμικής επενδυτικής στρατηγικής

Για τη συσχέτιση των μετοχών, παίρνουμε τα παρακάτω αποτελέσματα:

	SRSr	OLYr	MRFr	MORr	LOUr	KEKr	HEPr	BOPr	BOAr	BABr
SRSr	1.000000	0.077363	0.097643	0.271765	0.006606	-0.000654	0.164205	0.022818	-0.015170	0.145558
OLYr	0.077363	1.000000	0.118763	0.127546	0.016160	0.089328	0.152128	-0.005560	-0.071509	0.125927
MRFr	0.097643	0.118763	1.000000	0.237931	0.016507	0.084675	0.340094	0.005190	0.067277	0.299240
MORr	0.271765	0.127546	0.237931	1.000000	-0.007399	0.065066	0.457453	0.003353	-0.001928	0.347524
LOUr	0.006606	0.016160	0.016507	-0.007399	1.000000	-0.015423	0.022769	0.002756	-0.002314	0.013817
KEKr	-0.000654	0.089328	0.084675	0.065066	-0.015423	1.000000	0.099916	0.014811	-0.008624	0.084252
HEPr	0.164205	0.152128	0.340094	0.457453	0.022769	0.099916	1.000000	0.013732	-0.042741	0.405708
BOPr	0.022818	-0.005560	0.005190	0.003353	0.002756	0.014811	0.013732	1.000000	0.033463	0.016601
BOAr	-0.015170	-0.071509	0.067277	-0.001928	-0.002314	-0.008624	-0.042741	0.033463	1.000000	-0.002980
BABr	0.145558	0.125927	0.299240	0.347524	0.013817	0.084252	0.405708	0.016601	-0.002980	1.000000

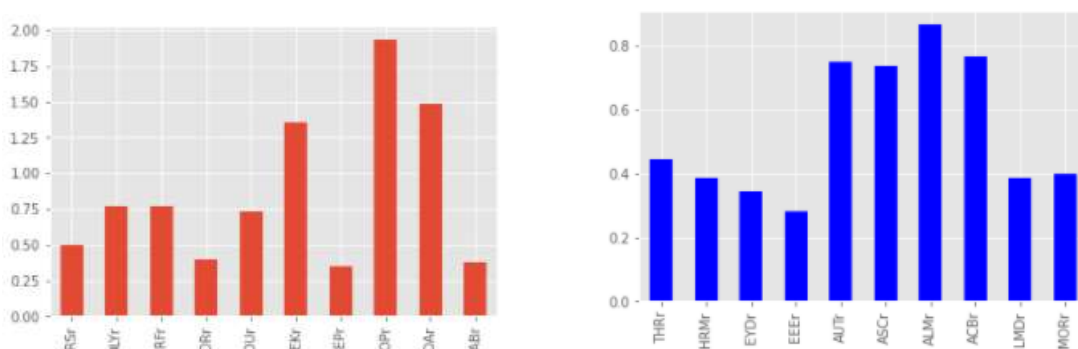
Πίνακας 3.11: Πίνακας συσχέτισης της ποσοστιαίας μεταβολής της τιμής των μετοχών της αντίθετης επενδυτικής στρατηγικής

	THRr	HRMr	EYDr	EEEr	AUTr	ASCr	ALMr	ACBr	MYTr	FRLr
THRr	1.000000	0.147724	0.081841	0.046851	0.034107	0.006211	0.054291	0.152058	-0.075559	0.055928
HRMr	0.147724	1.000000	0.349051	0.319825	0.115372	0.068657	0.125188	0.381574	0.010716	-0.027870
EYDr	0.081841	0.349051	1.000000	0.222725	-0.013533	0.055787	0.102763	0.284144	0.030402	-0.027096
EEEr	0.046851	0.319825	0.222725	1.000000	0.116750	0.076267	0.136987	0.275000	0.061997	-0.067447
AUTr	0.034107	0.115372	-0.013533	0.116750	1.000000	0.046625	0.040345	0.076259	0.017902	0.012938
ASCr	0.006211	0.068657	0.055787	0.076267	0.046625	1.000000	0.025198	0.016368	-0.012584	-0.029495
ALMr	0.054291	0.125188	0.102763	0.136987	0.040345	0.025198	1.000000	0.125709	0.021547	-0.063178
ACBr	0.152058	0.381574	0.284144	0.275000	0.076259	0.016368	0.125709	1.000000	0.065058	-0.054446
MYTr	-0.075559	0.010716	0.030402	0.061997	0.017902	-0.012584	0.021547	0.065058	1.000000	0.101968
FRLr	0.055928	-0.027870	-0.027096	-0.067447	0.012938	-0.029495	-0.063178	-0.054446	0.101968	1.000000

Πίνακας 3.12: Πίνακας συσχέτισης της ποσοστιαίας μεταβολής της τιμής των μετοχών της δυναμικής επενδυτικής στρατηγικής

Από τους Πίνακας 3.11 και Πίνακας 3.12 αντλούμε πληροφορίες για το ποιες μετοχές έχουν μηδενική συσχέτιση και ποιες παρουσιάζουν αρνητική συσχέτιση.

Στη συνέχεια υπολογίζουμε την ετήσια μεταβλητότητα των μετοχών, που αντιστοιχεί σε 250 ημέρες λειτουργίας της χρηματιστηριακής αγοράς. Παρατηρείται ότι κάθε μετοχή προσφέρει σε διαφορετικό βαθμό στη μεταβλητότητα του κάθε χαρτοφυλακίου. Συνεπώς, έχει διαφορετική βαρύτητα. Με κόκκινο χρώμα παρουσιάζεται η συνεισφορά των μετοχών στο χαρτοφυλάκιο της Αντίθετης επενδυτικής στρατηγικής και με μπλε χρώμα η συνεισφορά στο χαρτοφυλάκιο της Δυναμικής επενδυτικής στρατηγικής. Συνεπώς, τα βάρη του εκάστοτε περιουσιακού στοιχείου θα διαφέρουν (Εικόνα 3.6). Στόχος λοιπόν είναι να υπολογιστεί το αποδοτικότερο χαρτοφυλάκιο αποτελούμενο από το σύνολο μετοχών που έχουν επιλεγεί έως τώρα.



Εικόνα 3.6: Ετήσια μεταβλητότητα μετοχών της αντιφατικής και της δυναμικής επενδυτικής στρατηγικής

Σε αυτό το σημείο, μέσω της γλώσσας προγραμματισμού Python, δημιουργήσαμε για την κάθε επενδυτική στρατηγική 10000 χαρτοφυλάκια με τυχαίους συνδυασμούς των επιμέρους μετοχών, ενώ στη συνέχεια εφαρμόστηκε η τεχνική ανάλυση με στόχο να επιλεγεί το βέλτιστο χαρτοφυλάκιο με βάση την ετήσια πρόβλεψη απόδοσης κερδών συνδυαστικά με την επικινδυνότητά του.

Οι Πίνακες Πίνακας 3.13 και Πίνακας 3.14 παραθέτουν στοιχεία για τις αποδόσεις, τη μεταβλητότητα και τα βάρη των περιουσιακών στοιχείων για τα πρώτα πέντε χαρτοφυλάκια των δύο υπό μελέτη επενδυτικών στρατηγικών.

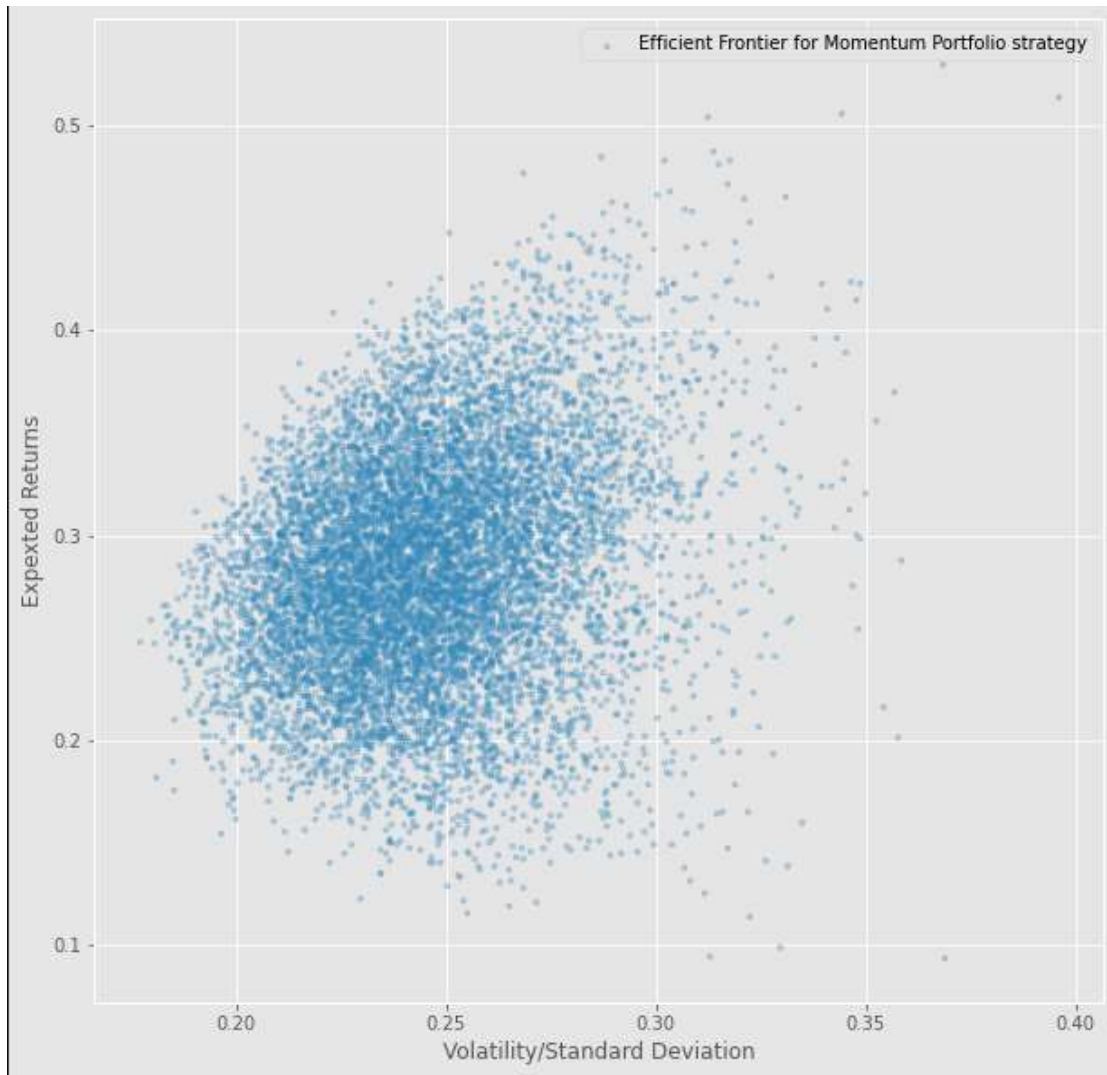
	Returns	Volatility	THR weight	HRM weight	EYDr weight	EEFr weight	AUTr weight	ASCr weight	ALMr weight	ACBr weight	LUDr weight	MDR weight
0	0.317522	0.251534	0.151871	0.113999	0.158489	0.154725	0.007024	0.005777	0.155607	0.017103	0.097021	0.138384
1	0.340629	0.297256	0.179172	0.121247	0.006962	0.176452	0.008123	0.041146	0.172752	0.159857	0.125689	0.008600
2	0.239426	0.250804	0.094292	0.162235	0.108637	0.010596	0.084778	0.115542	0.033451	0.073860	0.176218	0.140391
3	0.292918	0.305518	0.044374	0.132898	0.038025	0.078514	0.125603	0.079341	0.159818	0.166293	0.137967	0.037167
4	0.226222	0.281132	0.098595	0.085374	0.199431	0.038614	0.089004	0.113578	0.063916	0.188638	0.100832	0.021019

Πίνακας 3.13: Τυχαία παραγωγή χαρτοφυλακίων για τη δυναμική επενδυτική στρατηγική

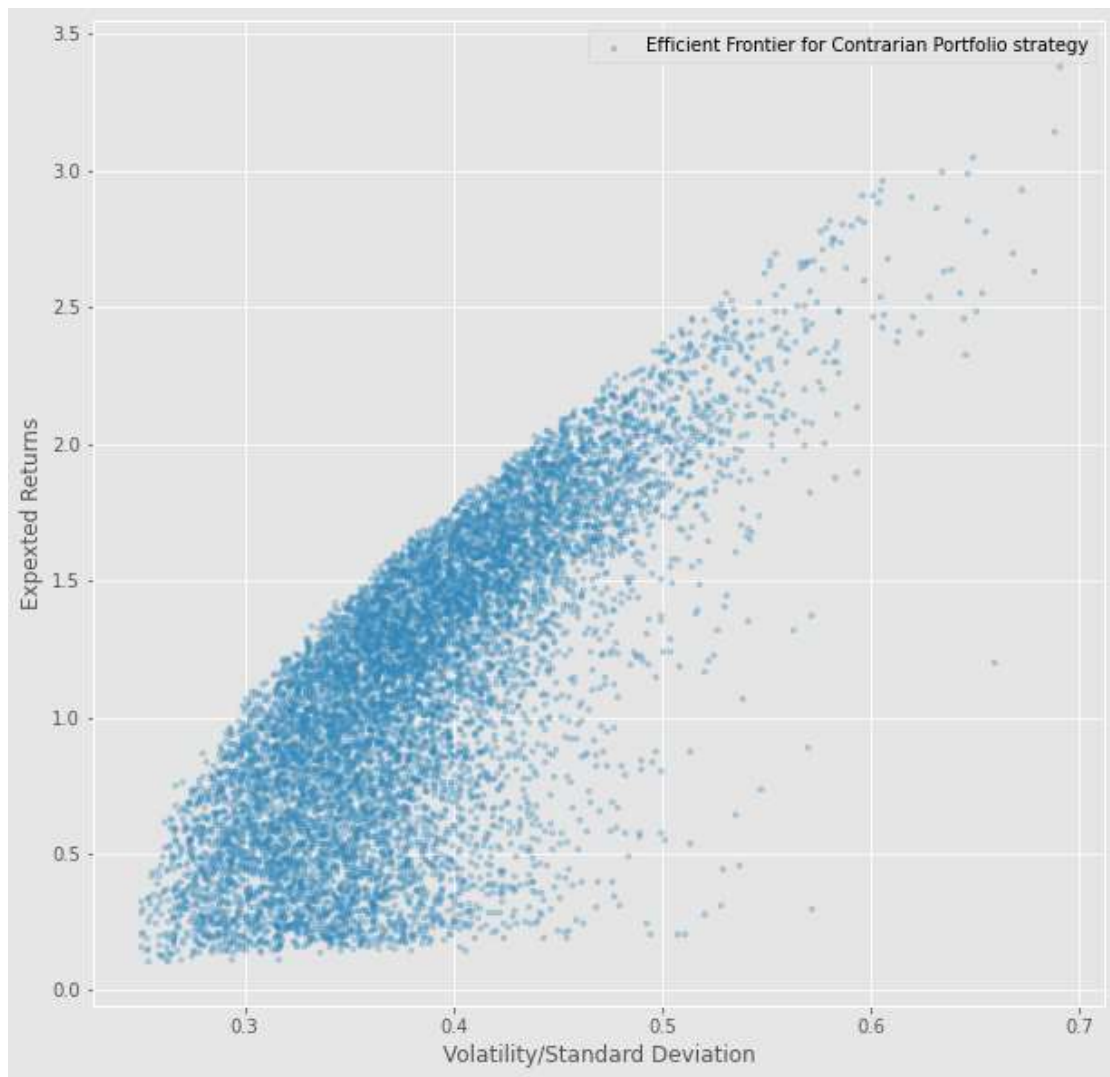
	Returns	Volatility	SRSr weight	OLYr weight	MFR weight	MDR weight	LOWr weight	KEKr weight	HEFr weight	BOPr weight	BOAr weight	BABr weight
0	0.526566	0.350452	0.019143	0.156942	0.085991	0.114989	0.156128	0.154723	0.057170	0.038316	0.068218	0.148380
1	1.323361	0.384478	0.083529	0.072800	0.097346	0.034159	0.145136	0.142754	0.141770	0.123227	0.027145	0.132132
2	1.241001	0.396076	0.116170	0.024567	0.230374	0.095954	0.080745	0.013407	0.081005	0.118654	0.119817	0.119306
3	1.028316	0.322678	0.087714	0.149317	0.027209	0.137475	0.199366	0.038295	0.179983	0.093729	0.060262	0.026739
4	1.638927	0.413039	0.157905	0.089947	0.129222	0.019457	0.061554	0.106774	0.226905	0.156659	0.030711	0.020966

Πίνακας 3.14: Τυχαία παραγωγή χαρτοφυλακίων για την αντίθετη επενδυτική στρατηγική

Παρατηρείται ότι υπάρχουν πολλά χαρτοφυλάκια με διαφορετικά βάρη, αποδόσεις και μεταβλητότητα. Ο σχεδιασμός των αποδόσεων και της μεταβλητότητας από αυτό το πλαίσιο δεδομένων θα δώσει το αποτελεσματικό σύνορο και στη συνέχεια τη δυνατότητα υπολογισμού του βέλτιστου χαρτοφυλακίου για κάθε επενδυτική στρατηγική. Το αποτελεσματικό σύνορο όπως έχει ήδη αναφερθεί, περιλαμβάνει πληθώρα τιμών αποδόσεων των χαρτοφυλακίων μεταξύ των οποίων η ελάχιστη, η μέγιστη και η βέλτιστη τιμή.



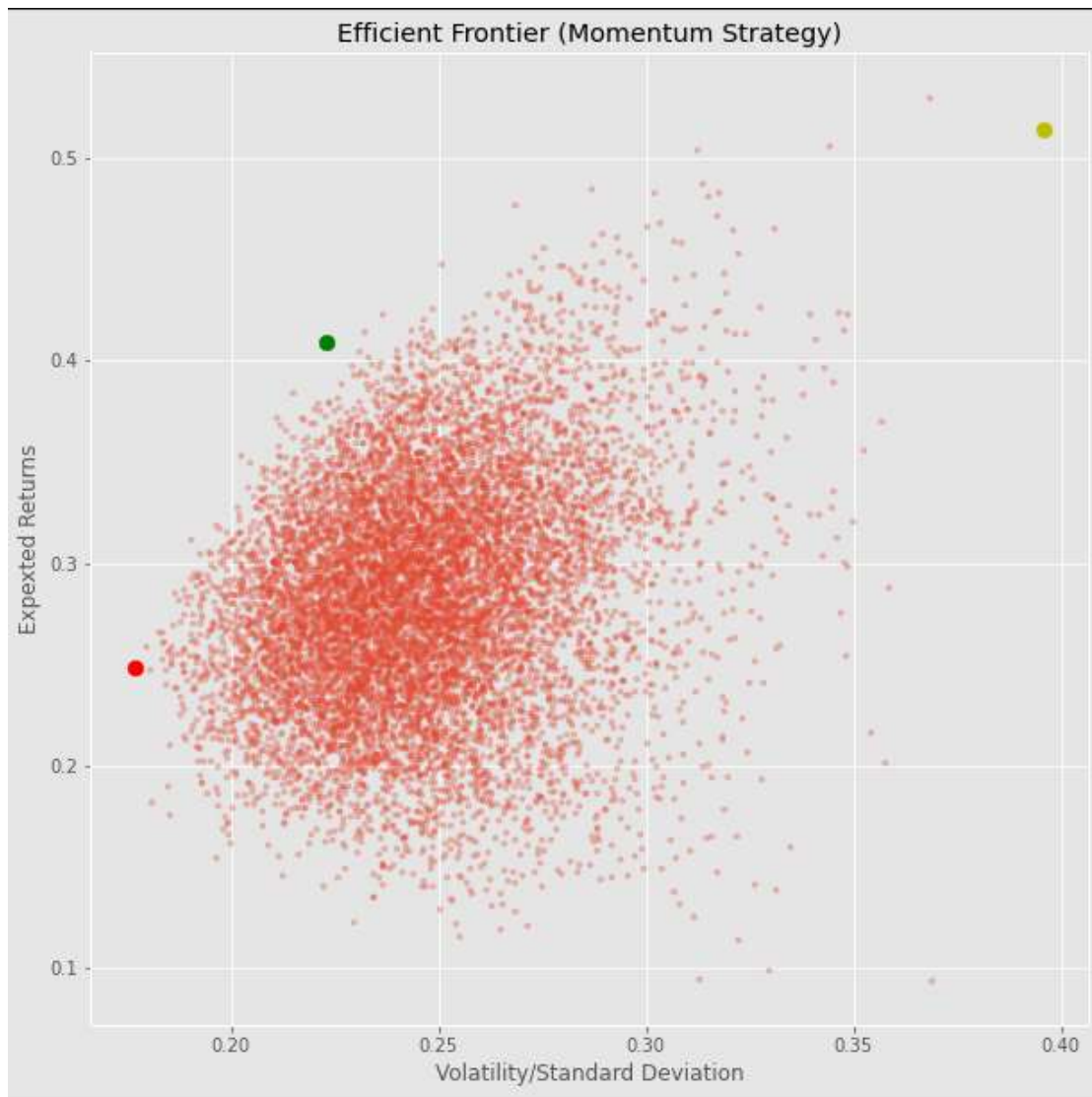
*Εικόνα 3.7: Αποτελεσματικό σύνορο της Δυναμικής επενδυτικής στρατηγικής*



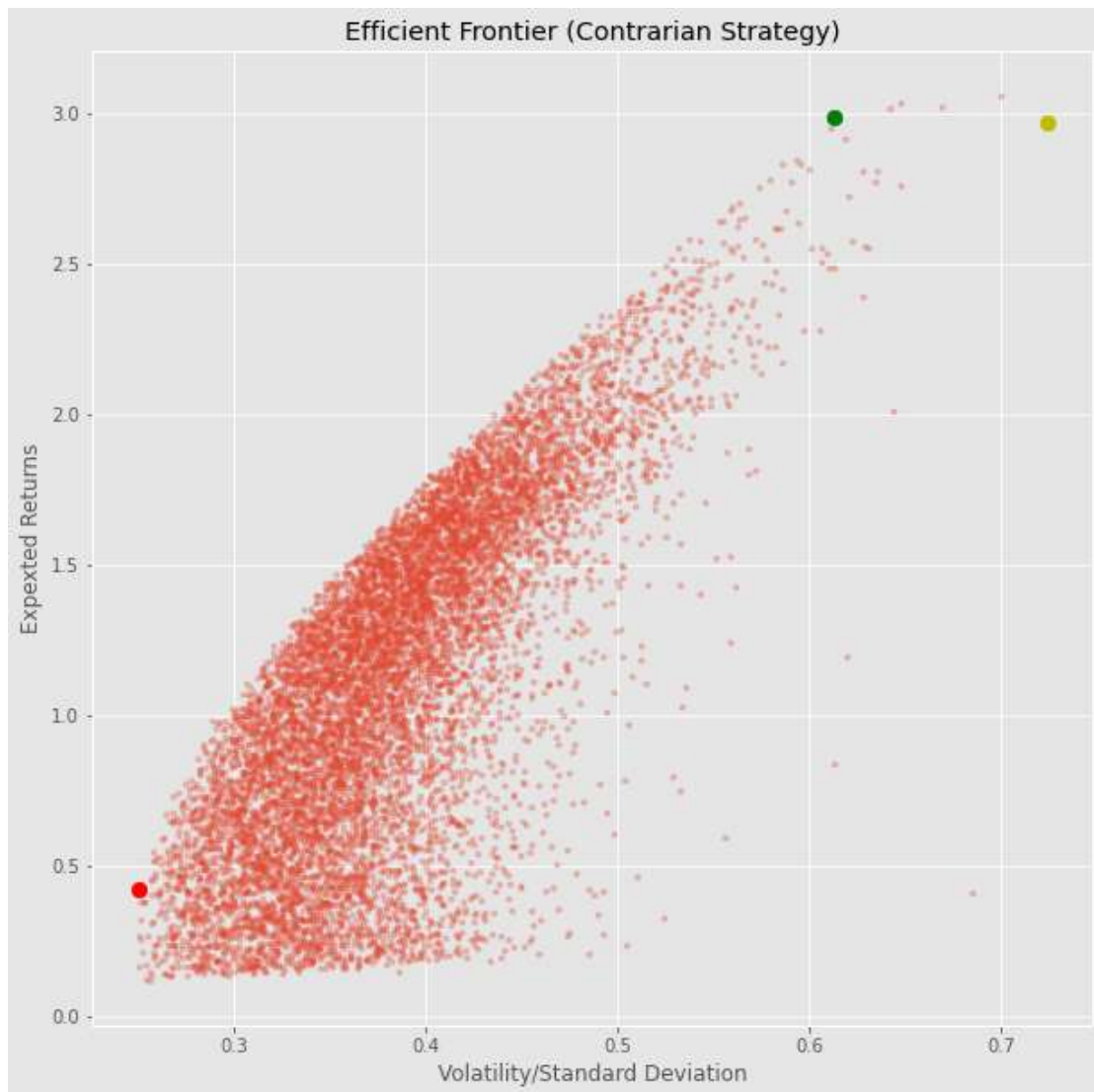
Εικόνα 3.8: Αποτελεσματικό σύνορο της Αντίθετης επενδυτικής στρατηγικής

Οι Εικόνες 3.7 και 3.8 παρουσιάζουν το αποτελεσματικό σύνορο κάθε χαρτοφυλακίου, ενώ διαφέρουν τόσο ως προς το εύρος των τιμών των ετήσιων αποδόσεων αλλά και ως προς τη μεταβλητότητα των αποδόσεων. Συνεπώς, θα διαφέρουν και οι αποδόσεις των χαρτοφυλακίων, επομένως και οι επενδυτικές στρατηγικές.

Ορίζοντας τον ελάχιστο κίνδυνο στο  $r_f = 0.01\%$ , παίρνουμε τα παρακάτω αποτελέσματα:



Εικόνα 3.9: Αναμενόμενη απόδοση vs Μεταβλητότητα της απόδοσης της δυναμικής επενδυτικής στρατηγικής ( $r_f = 0.01\%$ )



Εικόνα 3.10: Αναμενόμενη απόδοση vs Μεταβλητότητα της απόδοσης αντίθετης επενδυτικής στρατηγικής ( $r_f = 0.01\%$ )

Οι Εικόνες 3.9 και 3.10, παρουσιάζουν την αναμενόμενη απόδοση των μετοχών σε σχέση με τη μεταβλητότητα των επενδυτικών στρατηγικών που ερευνούμε, της Αντίθετης και της Δυναμικής. Αφού δημιουργήσαμε τα 10000 τυχαία χαρτοφυλάκια, κάνοντας χρήση του δείκτη Sharpe, υπολογίζουμε τρία σημαντικά χαρτοφυλάκια, το ελάχιστο (κόκκινη τελεία), το μέγιστο (κίτρινη τελεία) και το βέλτιστο (πράσινη τελεία). Διαπιστώνεται ότι το μεγαλύτερο μέρος των ετήσιων αποδόσεων των χαρτοφυλακίων εντοπίζεται σε ένα χώρο της γραφικής παράστασης. Παρατηρούμε ότι για ελάχιστο επίπεδο κινδύνου ίσο με  $r_f = 0.01\%$ , το βέλτιστο χαρτοφυλάκιο της Αντίθετης επενδυτικής στρατηγικής έχει τη δυνατότητα να αποφέρει κέρδος 294%, με κίνδυνο επένδυσης στο 60%, ενώ το βέλτιστο χαρτοφυλάκιο της Δυναμικής επενδυτικής στρατηγικής αποφέρει κέρδος 43%, με τον

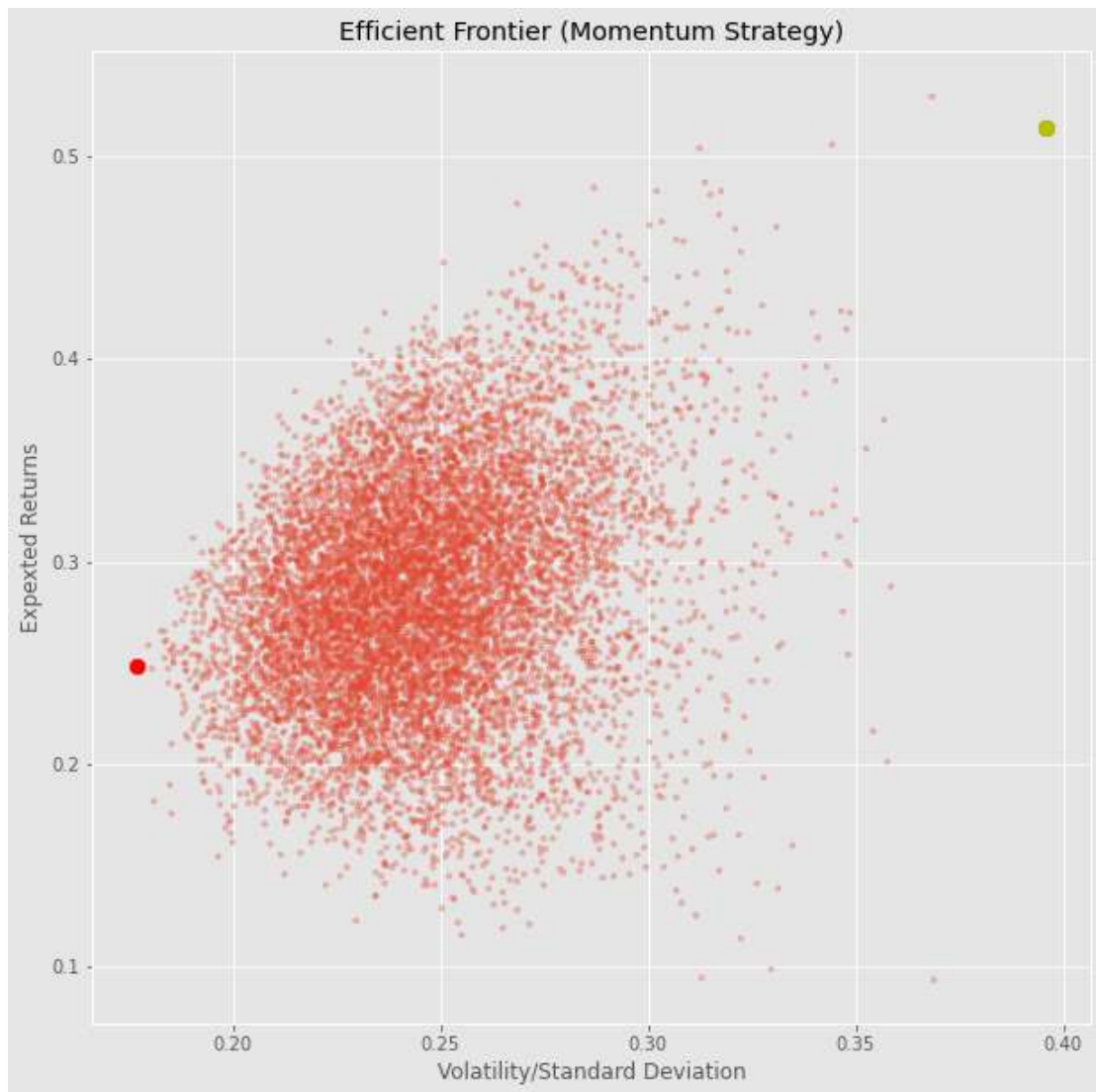
κίνδυνο της επένδυσης να βρίσκεται στο 24% (Πίνακας 3.15). Αυτή η επιλογή είναι καθαρά ερευνητική διότι καμία χρηματιστηριακή αγορά δεν έχει τόσο χαμηλό επίπεδο κινδύνου.

Δυναμικό Χαρτοφυλάκιο				Αντίθετο χαρτοφυλάκιο			
	Ελάχιστο	Μέγιστο	Βέλτιστο		Ελάχιστο	Μέγιστο	Βέλτιστο
<b>Returns</b>	24%	40%	43%	<b>Returns</b>	34%	293%	294%
<b>Volatility</b>	18%	39%	24%	<b>Volatility</b>	25%	70%	60%
<b>THRr weight</b>	7%	3%	12%	<b>SRSr weight</b>	12%	1%	8%
<b>HRMr weight</b>	16%	3%	14%	<b>OLYr weight</b>	6%	3%	3%
<b>EYDr weight</b>	14%	2%	10%	<b>LMDr weight</b>	15%	2%	1%
<b>EEEr weight</b>	16%	4%	4%	<b>MORr weight</b>	13%	3%	11%
<b>AUTr weight</b>	6%	30%	1%	<b>LOUr weight</b>	14%	11%	8%
<b>ASCr weight</b>	6%	10%	14%	<b>KEKr weight</b>	2%	7%	7%
<b>ALMr weight</b>	2%	32%	17%	<b>HEPr weight</b>	17%	11%	20%
<b>ACBr weight</b>	0%	7%	0%	<b>BOPr weight</b>	2%	29%	29%
<b>MYTr weight</b>	18%	6%	25%	<b>BOAr weight</b>	3%	25%	1%
<b>FRLr weight</b>	14%	3%	3%	<b>BABr weight</b>	15%	7%	12%

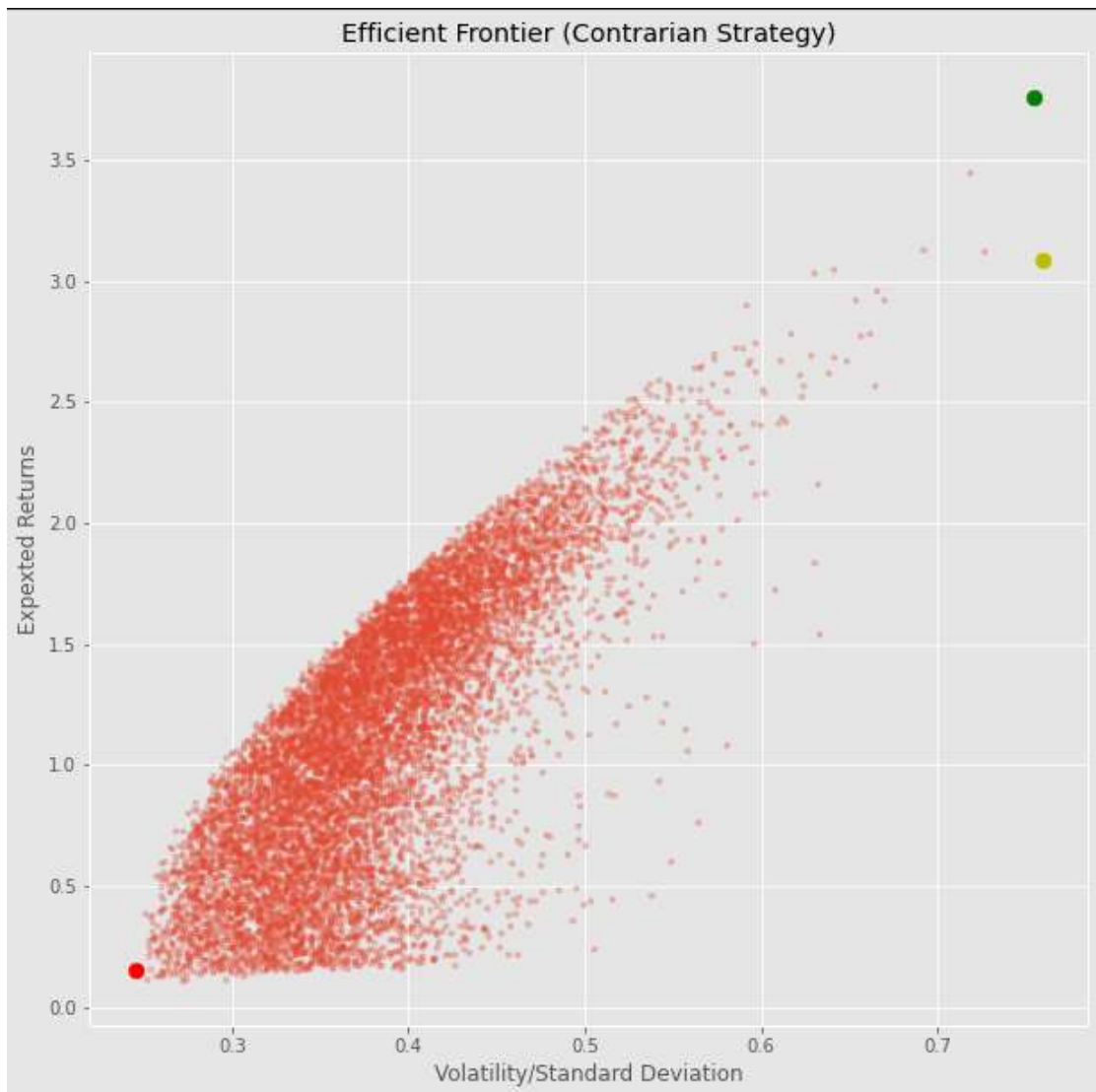
Πίνακας 3.15: Αποδόσεις, μεταβλητότητα, βάρη περιουσιακών στοιχείων χαρτοφυλακίων των υπό μελέτη στρατηγικών ( $r_f = 0.01\%$ )

Στη συνέχεια, βασιζόμενοι στην βιβλιογραφία, ορίζοντας επίπεδο κινδύνου ίσο με  $r_f = 7.7\%$  (statista, 2021; Bank of Greece, 2021), παίρνουμε τα παρακάτω αποτελέσματα:





Εικόνα 3.11: Αναμενόμενη απόδοση vs Μεταβλητότητα της απόδοσης δυναμικής επενδυτικής στρατηγικής ( $r_f = 7.7\%$ )



Εικόνα 3.12: Αναμενόμενη απόδοση vs Μεταβλητότητα της απόδοσης αντίθετης επενδυτικής στρατηγικής ( $r_f = 7.7\%$ )

Παρατηρούμε ότι τα αποτελέσματα του βέλτιστου χαρτοφυλακίου μεταβάλλονται σημαντικά συγκριτικά με αυτά του Πίνακα 3.15. Συγκεκριμένα, από τον Πίνακα 3.16 διαπιστώνουμε ότι το βέλτιστο χαρτοφυλάκιο της Αντίθετης επενδυτικής στρατηγικής για επίπεδο κινδύνου  $r_f = 7.7\%$  αποφέρει κέρδος 328%, με τα επίπεδα κινδύνου να βρίσκονται στο 69%, ενώ το κέρδος της Δυναμικής στρατηγικής ανέρχεται σε 40%, με επίπεδο κινδύνου στο 39% αντίστοιχα. Επιπλέον παρατηρούμε πως αλλάζει το ποσοστό των μετοχών που συμμετέχουν στη βέλτιστη σύνθεση του χαρτοφυλακίου ώστε να πετύχουμε το συγκεκριμένο συνδυασμό μεταξύ απόδοσης και κινδύνου.

Δυναμικό Χαρτοφυλάκιο				Αντίθετο χαρτοφυλάκιο			
	Ελάχιστο	Μέγιστο	Βέλτιστο		Ελάχιστο	Μέγιστο	Βέλτιστο
<b>Returns</b>	24%	40%	40%	<b>Returns</b>	34%	293%	328%
<b>Volatility</b>	18%	39%	39%	<b>Volatility</b>	25%	70%	69%
<b>ALMr weight</b>	2%	32%	32%	<b>HEPr weight</b>	17%	11%	6%
<b>AUTr weight</b>	6%	30%	30%	<b>LOUr weight</b>	14%	11%	8%
<b>ASCr weight</b>	6%	10%	10%	<b>KEKr weight</b>	2%	7%	9%
<b>ACBr weight</b>	0%	7%	7%	<b>BOPr weight</b>	2%	29%	32%
<b>MYTr weight</b>	18%	6%	6%	<b>BOAr weight</b>	3%	25%	6%
<b>EEEr weight</b>	16%	4%	4%	<b>MORr weight</b>	13%	3%	5%
<b>THRr weight</b>	7%	3%	3%	<b>SRSr weight</b>	12%	1%	2%
<b>FRLr weight</b>	14%	3%	3%	<b>BABr weight</b>	15%	7%	1%
<b>HRMr weight</b>	16%	3%	3%	<b>OLYr weight</b>	6%	3%	31%
<b>EYDr weight</b>	14%	2%	2%	<b>LMDr weight</b>	15%	2%	1%

Πίνακας 3.16: Αποδόσεις, μεταβλητότητα, βάρη περιουσιακών στοιχείων χαρτοφυλακίων υπό μελέτη στρατηγικών

$$r_f = 7.7\%$$

## 4. Συμπεράσματα

### 4.1 Περίληψη των αποτελεσμάτων

Κύριος στόχος της διατριβής ήταν να ελεγχθεί στο ελληνικό χρηματιστήριο η κερδοφορία δυο επενδυτικών δραστηριοτήτων, της Δυναμικής και της Αντίθετης. Στην παρούσα εργασία ελέγχονται οι αποδόσεις ελληνικών μετοχών για την χρονική περίοδο 6/8/2015 έως 14/7/2021. Στο πρώτο μέρος επεξεργάζονται τα δεδομένα μέσω του νευρωνικού μοντέλου τεχνητής νοημοσύνης LSTM, ενώ στο δεύτερο μέρος, μέσω της στατιστικής ανάλυσης, ελέγχεται και ερευνάται η κερδοφορία των δυο επενδυτικών δραστηριοτήτων, για ξεχωριστά χαρτοφυλάκια ελληνικών μετοχών.

Αναλυτικότερα, μέσω του μοντέλου LSTM επιλέχθηκαν συγκεκριμένες μετοχές για τις οποίες υπάρχει θετική απόδοση στον επόμενο χρόνο. Τα αποτελέσματα αξιολογούνται από τις τιμές του MAE και του RMSE.

Μέσω της στατιστικής ανάλυσης και συγκεκριμένα μέσω του δείκτη Sharpe και του αποτελεσματικού συνόρου διαπιστώνεται ότι για επίπεδο κινδύνου ίσο με  $r_f = 7.7\%$ , το βέλτιστο χαρτοφυλάκιο της αντίθετης επενδυτικής στρατηγικής δίνει ετήσια απόδοση 328%, με το επίπεδο κινδύνου να ανέρχεται σε 69%, ενώ η ετήσια απόδοση του χαρτοφυλακίου της Δυναμικής στρατηγικής ανέρχεται σε 40% και το επίπεδο κινδύνου σε 39% αντίστοιχα. Επιπλέον, υπολογίζεται με ακρίβεια το ποσοστό συμμετοχής κάθε μετοχής σε κάθε χαρτοφυλάκιο που μπορεί να δημιουργήσει ο ενδιαφερόμενος επενδυτής, ώστε να επιτύχει τον αντίστοιχο συνδυασμό απόδοσης – κινδύνου.

Σε αυτό το σημείο, πρέπει να αναφερθεί ότι η επενδυτική στρατηγική που ακολουθεί ένας επενδυτής, σχετίζεται άμεσα με τα επίπεδα κινδύνου που είναι διαθέσιμος να αναλάβει και εξαρτάται από ποικίλους παράγοντες, όπως αναφέρθηκε και σε προηγούμενο κεφάλαιο. Επομένως, το βέλτιστο χαρτοφυλάκιο που παρουσιάζουμε μπορεί να αλλάξει όταν ο επενδυτής το προσαρμόσει στον τρόπο που επιθυμεί να διαπραγματευτεί και σε σχέση με την ψυχροσύνθεση που εκείνος νιώθει ασφαλής.

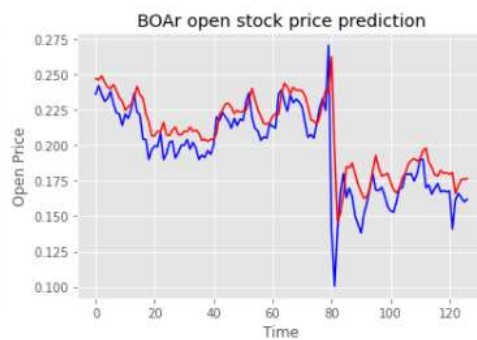
## 4.2 Προτάσεις για περαιτέρω έρευνα

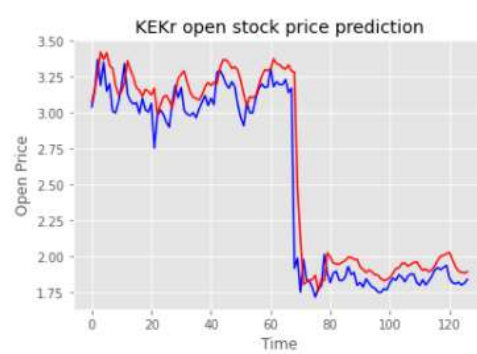
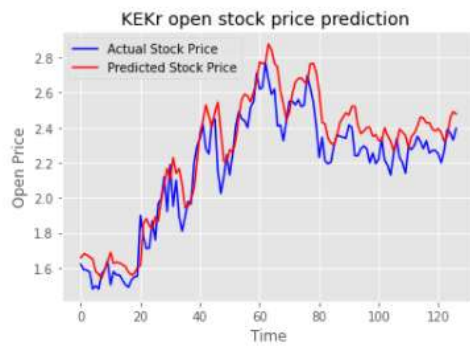
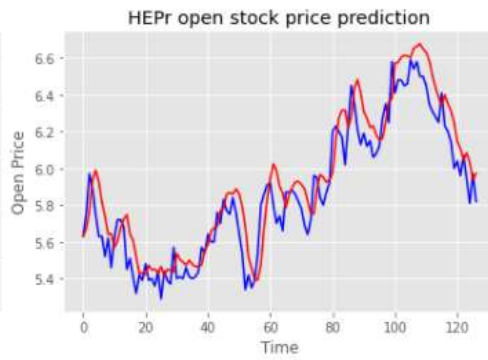
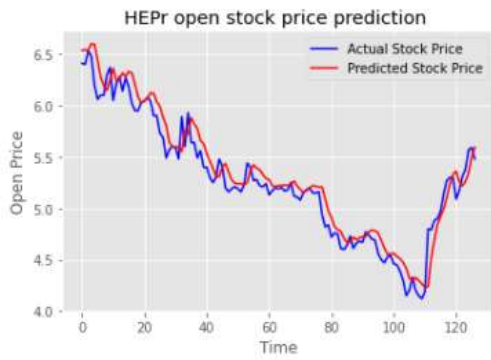
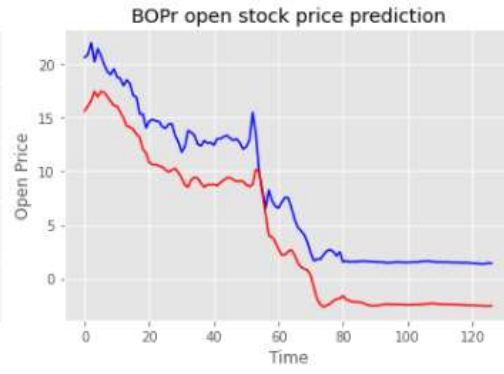
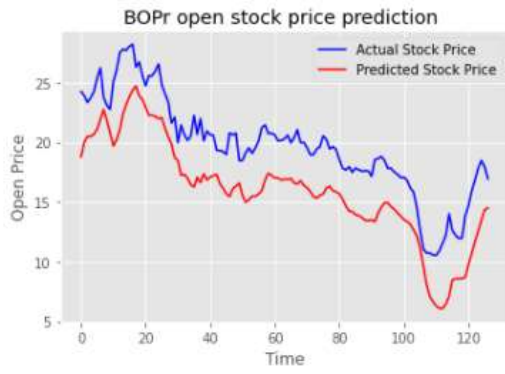
Κατά τη διάρκεια διεξαγωγής της έρευνας, υπήρξαν πολλές ιδέες για να αυξηθούν οι γνώσεις σε αυτό τον τομέα. Αρχικά, η παραπάνω διαδικασία μπορεί να εφαρμοσθεί πιστά σε τιμές εμπορευμάτων, αποδόσεις ομολόγων, νομισμάτων ή συνδυασμό αυτών. Στο ελληνικό χρηματιστήριο λόγω των προβλημάτων που υπήρξαν στο παρελθόν, κυρίως των οικονομικών κρίσεων (2008, 2015), θα ήταν χρήσιμο να αναλυθούν τα ιστορικά δεδομένα σε μικρότερα χρονικά διαστήματα αντί της βετίας, που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα διατριβή.

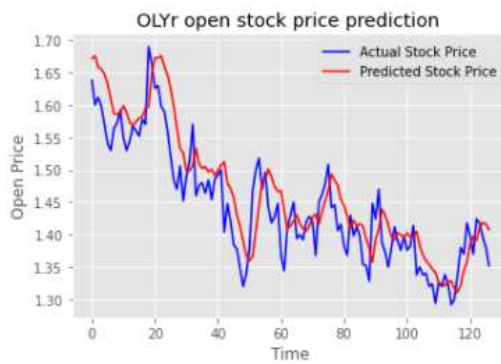
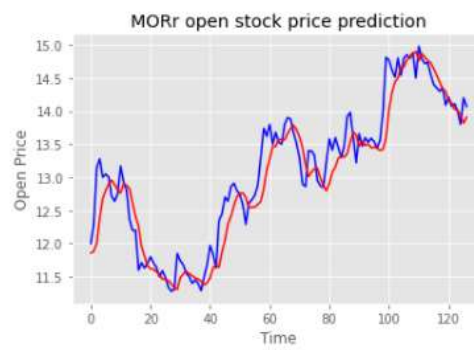
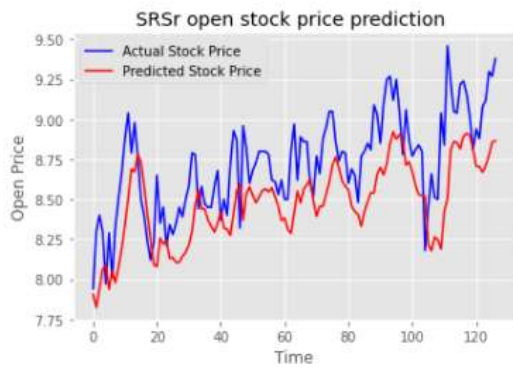
Στην πραγματικότητα όμως, τα δομημένα ποσοτικά δεδομένα με τη μορφή υπολογιστικών φύλλων και σχεσιακών βάσεων δεδομένων αντιπροσωπεύουν το 20% όλων των διαθέσιμων δεδομένων. Το υπόλοιπο 80% προέρχεται μέσω, μηνυμάτων κοινωνικής δικτύωσης, εικόνων, email, μηνυμάτων κειμένου, αρχείων ήχου και άλλων αδόμητων μορφών (Datamation, 2021). Αυτό το ποσοστό (80%) περιέχει τις πληροφορίες πάνω στις οποίες βασίζονται οι επενδυτές. Η ψυχολογία του επενδυτή είναι άμεσα συνυφασμένη με αυτές τις πληροφορίες, επηρεάζουν και επηρεάζονται. Επομένως, χρειάζεται ένα μέσο το οποίο να ασχολείται με το γλωσσικό κομμάτι επικοινωνίας των ανθρώπων. Ο κλάδος της τεχνητής νοημοσύνης που αναλύει τις αλληλεπιδράσεις μεταξύ υπολογιστών και ανθρώπινης γλώσσας, ενώ επεξεργάζεται μεγάλες ποσότητες φυσικών γλωσσικών δεδομένων, είναι ο αλγόριθμος επεξεργασίας φυσικής γλώσσας (Natural Language Processing-NLP). Η NLP βασίζεται σε τρεις πυλώνες: στη συντακτική ανάλυση, στη σημασιολογική ανάλυση και την πραγματολογική ανάλυση. Έρευνες δείχνουν ότι ο αλγόριθμος NLP που βασίζεται και συνδυάζεται με μοντέλα πρόβλεψης αποδόσεων, παρέχει καλύτερη πρόβλεψη από την απλή μέθοδο πρόβλεψης μέσω των ιστορικών τιμών (Muxi, 2021).

## ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

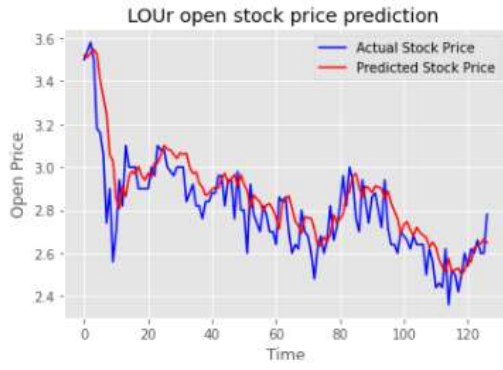
Η αξιολόγηση της κάθε μετοχής στην Αντίθετη επενδυτική στρατηγική παρουσιάζεται στις ακόλουθες εικόνες:



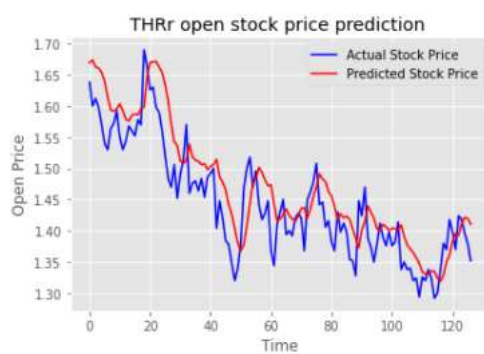


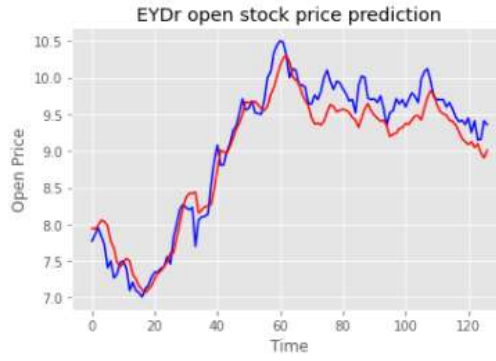
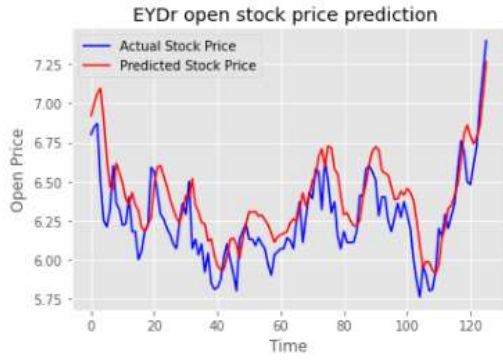






Για τις μετοχές της Δυναμικής επενδυτικής στρατηγικής έχουμε τις ακόλουθες εικόνες:







## ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Alonso, A. a. (1990). Overreaction in the spanish equity market. *Journal of Banking & Finance*, σσ. 469–481.
- Althelaya, K. E.-A.-S. (2018). Evaluation of bidirectional LSTM for short-and long-term stock market prediction. . (σσ. 151–156). Irbid, Jordan: In Proceedings of the 2018 9th international conference on information and communication systems (ICICS).
- Arrow, K. J. (1982). Risk Perceptions in Psychology and Economics. *Economic Inquiry*, σσ. 20 (1) 1-9.
- Baijayanta, R. (2020, April 6). All about Feature Scaling.
- Bank of Greece. (2021, 09 19). Ανάκτηση από <https://www.bankofgreece.gr/statistika>
- Best, M. J. (2010). *Portfolio optimization*. CRC Press.
- Bildik, R., & Gulay, G. (2002). The winners and losers effect: evidence from the istanbul stock exchange. *SSRN Electronic Journal*.
- Bodnar, T. &. (2009). Econometrical analysis of the sample efficient frontier. *The European journal of finance*, σσ. 15(3), 317-335.
- Bottou, L. (2012). Stochastic gradient descent tricks. In Neural networks: Tricks of the trade. *Springer, Berlin, Heidelberg.*, σσ. 421-436.
- Box, G. J. (1994). Time Series Analysis: Forecasting and Control. New Jersey: 3rd Prentice Hall.
- Boyacioglu, M. A. (2010). An adaptive network-based fuzzy inference system (anfis) for the prediction of stock market return: the case of the istanbul stock exchange. *Expert Systems with Applications* , σσ. 37(12):7908–7912.

- Bradford, J., & Miller, T. (2009). A brief history of risk and return. *Fundamentals of investments* (5thed.). Στο J. & Bradford, *A brief history of risk and return. Fundamentals of investments* (5thed.) (σσ. 1-37). New York, NY: McGraw-Hill.
- Brownlee, J. (2018, July 20). *Machine Learning Mastery*. Ανάκτηση από What is the Difference Between a Batch and an Epoch in a Neural Network?: <https://machinelearningmastery.com/difference-between-a-batch-and-an-epoch/>
- Chan, K. J. (1999). The Profitability of Momentum Strategies. *Financial Analysts Journal.*, σσ. 55(6), 80–90. Ανάκτηση από <http://www.jstor.org/stable/4480210>
- Chan, K., & Jegadeesh, N. a. (1996). Momentum strategies. *Journal of Finance*, σσ. 51 (5) 1681-1713.
- Chandra, A. (2008). Decision making in the stock market: Incorporating psychology with finance. In *National Conference on Forecasting Financial Markets of India*. Ανάκτηση από Chandra, A. (2008, December). Decision making in the stock market: Incorporating psychology with finance. In National Conference on Forecasting Financial Markets of India.
- Chang, R. P. (1995). Short-term abnormal returns of the contrarian strategy in the japanese stock market. *Journal of Business Finance & Accounting*, σσ. 1035–1048.
- Chen , K., Zhou, Y., & Dai, F. (2015). A LSTM-based method for stock returns prediction: A case study of China stock market. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Big Data*, (σσ. 2823–2824.). Santa Clara, CA, USA.
- Chen, Q., Jiang, Y., & Li, Y. (2012). The state of the market and the contrarian strategy: evidence from China's stock market. *Journal of Chinese Economics and Business Studies*, σσ. 10 (1) 89-108.
- Chollet, F. (2015). *Keras*. Ανάκτηση από <https://github.com/fchollet/keras>

- Chowdhury, S. D. (2019). Recurrentneural network based feature selection for high dimensional and low sample sizemicroarray data. (σσ. 4823–4828). In 2019 IEEE International Conference on Big Data (Big Data).
- Chui, A. C.-C. (2000, December ). *Momentum, legal systems and ownership structure: An analysis of asian stock markets. Sheridan, Momentum, Legal Systems and Ownership Structure: An Analysis of Asian Stock Markets.*
- Clare, A. T. (1995). The Overreaction Hypothesis and the UK Stock Market. *Journal of Business Finance and Accounting* , σσ. 22 (7) 961-73.
- Conrad, J. K. (1998). An Anatomy of trading strategies. *Review of Financial Studies* , σσ. 11 (3), 489– 519.
- Constantinides, G. M. (1995). Portfolio theory. *Handbooks in operations research and management science*, σσ. 1-30.
- Cooper, R. G. (2001). Portfolio Management. *Pegasus, New York.*
- D'Acunto, T. P. (2016). A Deep Learning Model to Forecast Financial Time-Series. *Datamation*. (2021, 9 20). Ανάκτηση από <https://www.datamation.com/big-data/structured-vs-unstructured-data/>
- Demir, I. M. (2004). Momentum returns in australian equities: The influences of size, risk, liquidity and return computation. *Pacific-Basin Finance Journal*, σσ. 12(2):143–158.
- Dey, N. B. (2018). Στο *Social network analytics: computational research methods and techniques*. . Academic Press.
- DiPietro, R. a. (2020). Deep learning:Rnns and lstm. *InHandbook of Medical Image Computing and Computer AssistedIntervention*, σσ. 503–519.
- Dozat, T. (2016). Incorporating nesterov momentum into adam.
- Duchi, J. H. (2011, July). Adaptive Subgradient Methods for Online Learning andStochastic Optimization. *Journal of MAchine Learning Research*, σσ. 12:2121–2159.

- Durand, R. B. (2006). Momentum in australia—a note. . *Australian Journal of Management*, σσ. 31(2):355–364.
- Fama, E. F. (2021). Common risk factors in the returns on stocks and bonds. University of Chicago Press.
- Forner, C. a. (2003). Contrarian and momentum strategies in the spanish stock market. . *European Financial Management*, σσ. 67–88.
- Galariotis, E. C. (2007). Contrarian and momentum profitability revisited: Evidence from the London Stock Exchange 1964–2005. *Journal of Multinational Financial Management*, σσ. 17(5), 432-447.
- Gers, J. S. (1999). Learning to forget: Continual prediction with lstm.
- Greff, K. S. (2016). Lstm: A search space odyssey. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, σσ. 28(10):2222–2232.
- Grinblatt, M. T. (1995). Momentum Investment Strategies, Portfolio Performance, and Herding: A Study of Mutual Fund Behavior. *The American Economic review*, σσ. 5 (5) 1088-1105.
- Grinold, R. C. (2000). Active portfolio management. *McGraw Hill New York*.
- Hameed, A. a. (2002). Momentum strategies: Evidence from pacific basin stock markets. *Journal of financial research*, σσ. 25(3):383–397.
- HAYES, A. (2021, Μάιος 21). *investopedia*. Ανάκτηση από <https://www.investopedia.com/terms/s/stock.asp>
- Hernandez, J. &. (2018). Learning from multivariate discrete sequential data using a restricted Boltzmann machine model. (σσ. 1–6). In The proceeding of IEEE 1st Colombian conference on applications in computational intelligence (ColCACI).
- Hinton, G. S. (2012). Neural networks for machine learning lecture 6a overview of mini-batch gradient descent. σσ. Cited on, 14(8), 2.



- Hochreiter , S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural computation*, σσ. 9(8):1735–1780.
- Hochreiter, S. a. (1997). Long short-term memory. *Neural computation*, σσ. 9(8):1735–1780.
- Hsieh, H. (2013). A review of performance evaluation measures for actively-managed portfolios. *Journal of Economics and Behavioral Studies*, σσ. 5(12), 815-824.
- Huang, J. (2020, Fall). *RMSProp*. Ανάκτηση από <https://optimization.cbe.cornell.edu/index.php?title=RMSProp>
- Huang, X. (2008). Portfolio selection with a new definition of risk. *European Journal of operational research*, σσ. 351-357.
- Hung, T. V. (2019). A deep learning-based procedure for estimation of ultimate load carrying of steel trusses using advanced analysis. *Journal of Science and Technology in Civil Engineering (STCE)-NUCE*, σσ. 13(3), 113-123.
- Hurn, S. a. (2003). Momentum in australian stock returns. *Australian Journal of Management*, σσ. 28(2):141–155.
- Jacobs, B. I. (1995). Engineering portfolios: A unified approach. *The Journal of Investing*, σσ. 8-13.
- Jegadeesh, N. (1990). Evidence of predictable behaviour of security returns. *Journal of Finance* , σσ. 45, 881– 898.
- Jegadeesh, N., & Titman, S. (1993). Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency. *The Journal of finance*, σσ. 48(1), 65-91.
- Jenkins, I. &. (2018, January). Accident Scenario Generation with Recurrent Neural Networks. σσ. 3340-3345.
- Jiawei, X. M. (2019). Stock market trend prediction with sentiment analysis based on LSTM neural network. (σσ. 13–15). Hong Kong, China: In Proceedings

of the International Multi-Conference of Engineers and Computer Scientists (IMECS).

Kahneman, D. S. (1982). *Judgment under uncertainty: Heuristics and biases*. London: Cambridge university press.

Karačić, D. &. (2014). Research of investment risk using Beta coefficient. *Interdisciplinary Management Research*, σσ. 10, 521-530.

Kevin, S. (2015). *Security analysis and portfolio management*. PHI Learning Pvt. Ltd.

Keynes, J. M. (1964). The General Theory of Employment. Στο H. B. Jovanovich, *Interest and Money* (σσ. J. M. Keynes. The General Theory of Employment, Interest and Money. London: Harcourt Brace). London.

Kincaid, N. (2020, Fall). *Adam*. Ανάκτηση από Cornell University Founded: <https://optimization.cbe.cornell.edu/index.php?title=Adam>

Kingma, D. P. (2014). Adam: A method for stochastic optimization. *arXiv preprint arXiv:1412.6980*.

Kleidon, A. W. (1984). Stock Prices as Rational Forecasters of Future Cash Flows.

KPMG. (2020). *A key approach to business resilience*. Ανάκτηση από <https://assets.kpmg/content/dam/kpmg/cn/pdf/en/2021/03/esg-a-key-approach-to-business-resilience.pdf>

Lakshminarayanan, S. M. (2019). A comparative study of svm and lstm deep learning algorithms for stock market prediction. Galway, Ireland: In Proceedings of the 27th AIAI Irish Conference on Artificial Intelligence and Cognitive Science (AICS), .

Le, N. J. (2015). “A simple way to initialize recurrent networks of rectified linear units”. Ανάκτηση από arXiv preprint arXiv:1504.00941, 2015.

- Lee, S. H. (2018). Background information of deep learning for structural engineering. *Archives of Computational Methods in Engineering*, (σσ. 25(1), 121-129.).
- Liew, J. a. (2000). Can book-to-market, size and momentum be risk factors that predict economic growth? . *Journal of Financial Economics*, σσ. 57(2):221–245.
- Ling, D. C. (2020). A first look at the impact of COVID-19 on commercial real estate prices: Asset-level evidence. *The Review of Asset Pricing Studies*, σσ. 669-704.
- Liu, S. M. (2019). Intrinsically sparse long short-term memory networks. arXiv:1901.09208.
- Lo, A. (2004). Reconciling efficient markets with behavioral finance: the adaptive markets hypothesis.
- Madhuri, T. (2021). *investment strategies*. Ανάκτηση από wallstreetmojo: <https://www.wallstreetmojo.com/investment-strategies/>
- Mallin, C. A. (1995). The financial performance of ethical investment funds. *Journal of Business Finance and Accounting*, σσ. 22, 483-483.
- Mangram, M. E. (2013). A simplified perspective of the Markowitz portfolio theory. *Global journal of business research*, σσ. 59-70.
- Markowitz. (1952, March). Portfolio Selection. *Journal of Finance*, σσ. 77–91.
- Markowitz, H. M. (1991). Foundations of portfolio theory. . *The journal of finance*, σσ. 46(2), 469-477.
- Markowitz, H. M. (2000). Mean-variance analysis in portfolio choice and capital markets. Στο H. M. Markowitz. John Wiley & Sons.
- Meng, Q. C. (2019). Convergence analysis of distributed stochastic gradient descent with shuffling. *Neurocomputing*, σσ. 337, 46-57.

- Mitra, A. (2014). COMPARISON OF SENSEX AND NIFTY EQUITIES USING MARKOWITZ THEORY. *International Journal of Economics, Commerce and Management*.
- Modigliani, F. &. (1997). Risk-adjusted performance. *Journal of portfolio management*. σσ. 23(2), 45-54.
- Moskowitz, T. J. (1999). Do Industries Explain Momentum? *The Journal of Finance*, σσ. 54 (4) 1249-1290.
- Mozaffari, L. A. (2015). Vehical speed prediction via a sliding-window time series analysis and an evolutionary least learningmachine: A case study on San Francisco urban roads. *Engineering science and technology, an international journal.*, σσ. 18,150-162.
- Muxi, X. (2021). NLP for Stock Market Prediction with Reddit Data. *Department of Computer Science*. Stanford. Ανάκτηση από [https://web.stanford.edu/class/cs224n/reports/final\\_reports/report030.pdf](https://web.stanford.edu/class/cs224n/reports/final_reports/report030.pdf)
- Mylonas, P. a. (1983). The portfolio diversification effect in the Athens Stock Exchange. *SPOUDAI-Journal of Economics and Business*, pp. 1--19.
- Naik, N. M. (2019). Study of stock return predictions using recurrent neural networks with LSTM. *In Proceedings of the International Conference on Engineering Applications of Neural Networks, Xersonisos, Greece, 24–26 May 2019*. Berlin/Heidelberg, Germany.: Springer.
- Narayan, P. K. (2017). Momentum strategies for Islamic stocks. . *Pacific-Basin Finance Journal*, σσ. 42, 96-112.
- Nesterov, Y. (1983). A method of solving a convex programming problem with convergence rate  $O(1/\text{sqr}(k))$ . . *Soviet Mathematics Doklady*, σσ. 27:372–376.
- Nguyen, D. T. (2019). Predicting stock prices using dynamic LSTM models. *In Proceedings of the International Conference on Applied Informatics*. Madrid, Spain, 7–9 November 2019: Springer: Berlin/Heidelberg, Germany.

- Nikou, M. M. (2019). Stock price prediction using DEEP learning algorithm and its comparison with machine learning algorithms. Στο *Intelligent Systems in Accounting* (σσ. 164-174). Finance and Management.
- Nti, I. K. (2020). A systematic review of fundamental and technical analysis. *Artificial Intelligence Review*, σσ. , 53(4), 3007-3057.
- Olah, C. (2015, 08 27). Understanding LSTM Networks.
- Poznyak, T. C. (2019). Background on dynamic neural networks. Ozonation and Biodegradation in Environmental Engineering. Amsterdam, The Netherlands: Elsevier.
- Prasad, E. R.-J. (2005). Effects of financial globalization on developing countries: some empirical evidence. . *Springer.*, σσ. 201-228.
- Rana, M. U. (2019 ). Effects of Activation Functions and Optimizers on Stock Price Prediction using LSTM Recurrent Networks. *In Proceedings of the 2019 3rd International Conference on Computer Science and Artificial Intelligence, Beijing, China, 6–8 December 2019* (σσ. 354–358). Association for Computing Machinery: Normal, IL, USA, 2019.
- Rapach, D. &. (2013). Forecasting stock returns. Στο *In Handbook of economic forecasting* (σσ. (Vol. 2, pp. 328-383)). Elsevier.
- Rauniyar, K. K. (2021). Review of Different Machine Learning Techniques for Stock Market Prediction. Στο *In Inventive Systems and Control* (σσ. 715-724). Singapore: Springer.
- Reilly, F. K. (2011). *Investment Analysis and Portfolio Management* . Cengage Learning.
- Ross, S. W. (2002). *Capital market theory: An overview*. New York: Corporate finance (6th.
- Rouwenhorst, K. G. (1998). International momentum strategies. *The journal of finance*, σσ. 53(1):267–284.

- Sachdeva, A. J. (2019, March 9). An Effective Time Series Analysis for Equity Market Prediction Using Deep Learning Model. *In 2019 International Conference on Data Science and Communication (IconDSC) IEEE.*, (σσ. (pp. 1-5)).
- Samarawickrama, A. J. (2017, December). A recurrent neural network approach in predicting daily stock prices an application to the Sri Lankan stock market. *In 2017 IEEE International Conference on Industrial and Information System*, (σσ. 1-6).
- Schnieper, R. (2000). Portfolio optimization. *ASTIN Bulletin: The Journal of the IAA*, σσ. 30(1), 195-248.
- Schulmerich, M. Y.-M.-H. (2014). *Applied Asset and Risk Management: A Guide to Modern Portfolio Management and Behavior-Driven Markets*. Springer.
- Schwab, C. (2021, August 10). *whats your portfolio role various asset classes*. Ανάκτηση από [www.schwab.com/resource-center/insights/content/whats-your-portfolio-role-various-asset-classes](http://www.schwab.com/resource-center/insights/content/whats-your-portfolio-role-various-asset-classes)
- Sharma, S. S. (2017). Activation functions in neural networks. *Towards data science*, σσ. 6(12), 310-316.
- Sharpe, W. F. (1966). Mutual fund performance. *The Journal of business*, σσ. 39(1), 119-138.
- Silva, C. d. (2008). Time series forecasting with a non-linear model and the scatter search meta-heuristic. *Information Sciences*, σσ. 178 (16) 3288–3299.
- Soares, J. V. (2005). Overreaction and underreaction: Evidence for the portuguese stock market. *Caderno de Valores Mobiliários*, σσ. 22:55–84.
- Srivastava, N. (2013). Improving neural networks with dropout. *University of Toronto*, σσ. 182(566), 7.
- Statman, M. (2001). How Many Stocks Make a Diversified Portfolio? *Journal of Finance and Quantitative Analysis*. Manuscript, Harvard University, Cambridge, MA.

- Stoll, H. R. (1990). Stock market structure and volatility. *The Review of Financial Studies*, σσ. 37-71.
- Tardi, C. (2018). *What is portfolio*. Ανάκτηση από Investopedia: <https://www.investopedia.com/terms/p/portfolio.asp>
- Timmermann, A. G. (2004). Efficient market hypothesis and forecasting. *International Journal*.
- Urrutia, J. a. (2004). Do momentum strategies generate profits in emerging stock markets? Unpublished Mimeograph. [Urrutia and Vu, 2004] Urrutia, J. and Vu, J. (2004). Do momentum strategies generate profits in emerging stock markets? Unpublished Mimeograph. Pennsylvania University. Pennsylvania University.
- Vafaeipour, M. R. (2014). Application of sliding window technique for prediction of wind velocity time series. . *International journal of Energy and environmental engineering (springer)*., σσ. 5,105-111.
- Verma, S. (2019, January 14). *Understanding Input and Output shapes in LSTM* . Ανάκτηση από <https://shiva-verma.medium.com/understanding-input-and-output-shape-in-lstm-keras-c501ee95c65e>
- Wagner, W. H. (1971). The effect of diversification on risk. *Financial Analysts Journal*, σσ. 48-53.
- Werner, J. (2008). Risk Aversion. *The New Palgrave Dictionary of Economics*, σσ. 1–6.
- Wu, Y. (2011). Momentum trading, mean reversal and overreaction in Chinese stock market. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, σσ. 37(3), 301-323.
- Wu, Y., & Li, Y. (2011). Long-term return reversals—Value and growth or tax? UK Evidence. *Journal of International Financial Markets Institutions and Money*, σσ. 21 (3) 347-368.

- Xu, Y., & Keselj, V. (2019). Stock prediction using deep learning and sentiment analysis. Los Angeles, CA, USA: In Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Big Data (Big Data).
- Yahmed, Y. B. (2015). Adaptive sliding window algorithm for weather data segmentation. *Journal of theoretical and applied information technology*, σσ. 80(2), 322.
- Yeh, C.-Y. H.-W.-J. (2011). A multiple-kernel support vector regression approach for stock market price forecasting. *Expert Systems with Applications*, σσ. 38(3):2177–2186.
- Yu, C. Q. (2020). LLR: Learning learning rates by LSTM for training neural networks. *Neurocomputing.*, σσ. 394, 41-50.
- Zarowin, P. (1990). Size, seasonality, and stock market overreaction. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, σσ. 25, 113–125.
- Zeiler, M. D. (2012). ADADELTA: an adaptive learning rate method. σ. arXiv:1212.5701.
- Zopounidis. (2019, 07 21). *naftemporiki*. Ανάκτηση από <https://m.naftemporiki.gr/story/1499638>
- Zopounidis. (2021). *Διεθνείς οίκοι αξιολόγησης: Ρόλος και χαρακτηριστικά*. Ανάκτηση από [accountancygreece: https://www.accountancygreece.gr/%CE%B4%CE%B9%CE%B5%CE%B8%CE%BD%CE%B5%CE%B9%CF%83-%CE%BF%CE%B9%CE%BA%CE%BF%CE%B9-%CE%B1%CE%BE%CE%B9%CE%BF%CE%BB%CE%BF%CE%B3%CE%B7%CF%83%CE%B7%CF%83-%CF%81%CE%BF%CE%BB%CE%BF%CF%83-%CE%BA%CE%B1%CE%B9/](https://www.accountancygreece.gr/%CE%B4%CE%B9%CE%B5%CE%B8%CE%BD%CE%B5%CE%B9%CF%83-%CE%BF%CE%B9%CE%BA%CE%BF%CE%B9-%CE%B1%CE%BE%CE%B9%CE%BF%CE%BB%CE%BF%CE%B3%CE%B7%CF%83%CE%B7%CF%83-%CF%81%CE%BF%CE%BB%CE%BF%CF%83-%CE%BA%CE%B1%CE%B9/)



[Οπισθόφυλλο. Κενή σελίδα]