



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο

Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών

& Μηχανικών Υπολογιστών

Τομέας Ηλεκτρικών Βιομηχανικών Διατάξεων & Συστημάτων

Αποφάσεων

Ανάλυση της σχέσης των προβλέψεων με την κερδοφορία  
χαρτοφυλακίων

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Δημήτριος Παπακωνσταντίνου

Επιβλέπων : Βασίλειος Ασημακόπουλος

Ομότιμος Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Υπεύθυνος : Ευάγγελος Σπηλιώτης

Διδάκτωρ Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2024





Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών  
& Μηχανικών Υπολογιστών  
Τομέας Ηλεκτρικών Βιομηχανικών Διατάξεων & Συστημάτων  
Αποφάσεων

Ανάλυση της σχέσης των προβλέψεων με την κερδοφορία  
χαρτοφυλακίων

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Δημήτριος Παπακωνσταντίνου

Επιβλέπων : Βασίλειος Ασημακόπουλος

Ομότιμος Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Υπεύθυνος : Ευάγγελος Σπηλιώτης

Διδάκτωρ Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 8<sup>η</sup> Ιουλίου 2024.

.....  
Βασίλειος Ασημακόπουλος  
Ομότιμος Καθηγητής ΕΜΠ

.....  
Ιωάννης Ψαρράς  
Καθηγητής ΕΜΠ

.....  
Δημήτρης Ασκούνης  
Καθηγητής ΕΜΠ

Αθήνα, Ιούλιος 2024

.....  
Παπακωνσταντίνου Δημήτριος

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

.....

Δημήτριος Παπακωνσταντίνου

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π

Copyright © Δημήτριος Παπακωνσταντίνου, 2024

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας Εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της Εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

## Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία επικεντρώνεται στην ανάλυση της σχέσης μεταξύ προβλέψεων και κερδοφορίας χαρτοφυλακίων, αξιοποιώντας τα δεδομένα του διαγωνισμού M6. Ο κύριος στόχος είναι να εξεταστεί πώς οι προβλέψεις επηρεάζουν την κερδοφορία των χαρτοφυλακίων και να αναπτυχθούν μεθοδολογίες που θα μεταφράζουν τα κερδοφόρα χαρτοφυλάκια σε ακριβείς προβλέψεις. Στην πραγματικότητα, οι επενδύσεις δεν βασίζονται αποκλειστικά στις προβλέψεις, αφού επηρεάζονται από πολλούς και διάφορους παράγοντες. Μέσα από την ανάλυση της κερδοφορίας των χαρτοφυλακίων, μπορεί να γίνει κατανοητό, πώς αυτοί οι παράγοντες αλληλοεπιδρούν με τις προβλέψεις και να αναπτυχθούν μεθοδολογίες που όχι μόνο βελτιώνουν τις προβλέψεις αλλά τις προσαρμόζουν σε ένα δυναμικό και πολυσύνθετο επενδυτικό περιβάλλον.

Η εργασία ξεκινάει με μια ανασκόπηση των θεωρητικών προσεγγίσεων και των μεθόδων πρόβλεψης και ανάλυσης που χρησιμοποιούνται στις χρηματοοικονομικές αγορές. Στη συνέχεια, παρουσιάζονται οι τρεις μεθοδολογίες b1, b2 και b3 που εφαρμόστηκαν για την πρόβλεψη της πιθανότητας κάθε περιουσιακού στοιχείου να κατατάσσεται σε κάθε πεμπτημόριο. Οι μεθοδολογίες αυτές διαφοροποιούνται μόνο στον τρόπο υπολογισμού της τυπικής απόκλισης. Η b1 θεωρεί την τυπική απόκλιση σταθερή για όλα τα περιουσιακά στοιχεία. Η b2 υπολογίζει την τυπική απόκλιση συγκρίνοντας την πραγματική αστάθεια κάθε περιουσιακού στοιχείου με τον μέσο όρο της αστάθειας της προηγούμενης περιόδου. Η b3 χρησιμοποιεί την τυπική απόκλιση της ημερήσιας αξιολόγησης των τιμών της προηγούμενης περιόδου. Αυτές οι μεθοδολογίες, μέσω της εφαρμογής συναρτήσεων αθροιστικής κατανομής, παρέχουν τις πιθανότητες για την κατάταξη των περιουσιακών στοιχείων σε κάθε πεμπτημόριο. Στη συνέχεια, αναπτύχθηκαν και δοκιμάστηκαν διάφορες μεθοδολογίες επεξεργασίας για τη βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων. Η συνάρτηση επεξεργασίας αν συσχετίζει την αστάθεια με το κέρδος, κατατάσοντας τα περιουσιακά στοιχεία σε τρία επίπεδα ρίσκου, με τα υψηλής αστάθειας να προσφέρουν το μεγαλύτερο κέρδος αλλά και ρίσκο. Επιπλέον, οι μεθοδολογίες επεξεργασίας nt, (0.6-0.4), και (0.7-0.3) αναπτύχθηκαν για την ανάλυση της τάσης στα περιουσιακά στοιχεία, αναδιαρθρώνοντας τις πιθανότητες με διαφορετικούς τρόπους για να αντικατοπτρίζουν την κυρίαρχη τάση. Η τεχνική max0.35 εφαρμόστηκε για να περιορίσει τις υπερβολικά υψηλές εκτιμώμενες πιθανότητες. Η ανάλυση δείχνει ότι η μεθοδολογία b2, όταν υποβάλλεται στις συναρτήσεις επεξεργασίας an και max0.35 μπορεί να παράγει ακριβείς προβλέψεις για τη σχετική κατάταξη των περιουσιακών στοιχείων.

Το βασικό συμπέρασμα της εργασίας είναι ότι τα κερδοφόρα χαρτοφυλάκια μπορούν να προσφέρουν σημαντική αξία στον τομέα της πρόβλεψης, παρά τη δυσκολία που υπάρχει λόγω της δυναμικής και θορυβώδους φύσης των αγορών. Η συλλογή ποιοτικών δεδομένων, η χρήση προηγμένων αλγορίθμων, η συνεχής αναπροσαρμογή των μοντέλων και η ενσωμάτωση εξωτερικών παραγόντων είναι απαραίτητα για τη βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων. Η εργασία καταλήγει προτείνοντας βελτιώσεις στις υπάρχουσες μεθόδους και ανοίγει το δρόμο για περαιτέρω έρευνα στο πεδίο της πρόβλεψης χρηματοοικονομικών αγορών.

## Λέξεις Κλειδιά

*Μηχανική Μάθηση, προβλέψεις, M6, χαρτοφυλάκια*

## Abstract

This thesis focuses on the analysis of the relationship between forecasts and portfolio profitability, using data from the M6 competition. The main objective is to examine how forecasts affect the profitability of portfolios and to develop methodologies that will translate profitable portfolios into accurate forecasts. In reality, investments are not solely based on forecasts, as they are influenced by many different factors. Through the analysis of portfolio profitability, it is possible to understand how these factors interact with forecasts and develop methodologies that not only improve forecasts but adapt them to a dynamic and complex investment environment.

The paper begins with a review of theoretical approaches and the forecasting and analysis methods used in financial markets. Next, the three methodologies b1, b2 and b3 applied to predict the probability of each asset being ranked in each quintile are presented. These methodologies differ only in the way the standard deviation is calculated. Methodology b1 assumes the standard deviation is constant for all assets. Methodology b2 calculates the standard deviation by comparing the actual volatility of each asset to the average volatility of the previous period. Methodology b3 uses the standard deviation of the previous period's daily price evaluation. These methodologies, through the application of cumulative distribution functions, provide the probabilities for ranking assets in each quintile. Subsequently, various processing methodologies were developed and tested to improve the accuracy of predictions. The av processing function relates volatility to profit, ranking assets into three levels of risk, with high volatility offering the most profit but also risk. In addition, processing methodologies nt, (0.6-0.4), and (0.7-0.3) were developed to analyze the trend in assets, restructuring the probabilities in different ways to reflect the dominant trend. The max0.35 technique was applied to limit excessively high estimated probabilities. The analysis shows that the b2 methodology, when subjected to the processing functions av and max0.35 can produce accurate predictions of relative asset ranking.

The main conclusion of the paper is that profitable portfolios can provide significant value in the field of forecasting, despite the difficulty that exists due to the dynamic and noisy nature of markets. Collection of quality data, use of advanced algorithms, constant readjustment of models and integration of external factors are necessary to improve the accuracy of forecasts. The paper concludes by suggesting improvements to existing methods and paves the way for further research in the field of financial market forecasting.

## Key Words

*Machine Learning, predictions, M6, portfolios*

## Ευχαριστίες

Οφείλω θερμές ευχαριστίες στον υπεύθυνο της παρούσας εργασίας, Ευάγγελο Σπηλιώτη, ερευνητικό συνεργάτη και συντονιστή της Μονάδας Προβλέψεων και Στρατηγικής. Η πολύτιμη καθοδήγησή του, οι συμβουλές του και η ανεκτίμητη συνεισφορά του κατά τη διάρκεια της εκπόνησης της διπλωματικής αυτής εργασίας συνέβαλαν σημαντικά στην ολοκλήρωση της εργασίας και αποτέλεσαν σημαντική πηγή γνώσης και εμπειρίας για μένα. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Ομότιμο Καθηγητή κ. Β. Ασημακόπουλο, τον Καθηγητή κ. Ι. Ψαρρά και τον Καθηγητή κ. Δ. Ασκούνη για τη συμμετοχή τους στην επιτροπή εξέτασης της διπλωματικής εργασίας.

Θα ήθελα, επίσης, να εκφράσω την ευγνωμοσύνη μου προς τη μητέρα μου, τα αδέρφια μου και τους φίλους μου για την αδιάκοπη υποστήριξη και ενθάρρυνση που μου παρείχαν καθ' όλη τη διάρκεια αυτής της προσπάθειας. Η υπομονή, η κατανόηση και η αγάπη τους υπήρξαν το στήριγμα μου και με βοήθησαν να ξεπεράσω κάθε δυσκολία και πρόκληση.

## Περιεχόμενα

<b>Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή.....</b>	<b>13</b>
1.1 Η Σημασία της Πρόβλεψης στον Χρηματοοικονομικό Κλάδο .....	13
1.2 Περιγραφή και Στόχος της Εργασίας.....	14
1.3 Ανάλυση της Θεωρίας Markowitz .....	15
1.3.1 Βασικές Αρχές Θεωρίας: .....	15
1.3.2 Μαθηματική Ανάλυση: .....	15
1.3.2.1 Ορισμοί και Υπολογισμοί Απόδοσης και Κινδύνου .....	15
1.3.2.2 Συνδιακύμανση (Covariance) και Συντελεστής Συσχέτισης (Correlation Coefficient): .....	16
1.3.2.3 Απόδοση Χαρτοφυλακίου (Portfolio Return):.....	17
1.3.2.4 Συννοριακή Γραμμή Αποδόσεων (Efficient Frontier):.....	18
1.3.2.5 Επίδραση του Risk-free Asset: .....	18
1.3.3 Στρατηγικές Επενδύσεων: .....	20
1.4 Μέθοδοι Πρόβλεψης .....	22
1.5 Οργάνωση Εργασίας.....	23
<b>Κεφάλαιο 2: Εισαγωγή στην Ανάλυση και Πρόβλεψη Αγορών .....</b>	<b>25</b>
2.1 Εισαγωγή στο Χρηματιστήριο και τις Αγορές.....	25
2.2 Βασικές Έννοιες .....	26
2.3 Μέθοδοι Ανάλυσης Αγοράς .....	29
2.3.1 Ανάλυση Τεχνικών Δεικτών: .....	29
2.3.2 Οικονομική Ανάλυση:.....	30
2.3.3 Ανάλυση Κεφαλαιαγοράς: .....	30
2.3.4 Ανάλυση Κινδύνου: .....	30
2.4 Βασικές Θεωρίες Χρηματοοικονομικής .....	32
2.5 Μέθοδοι Επένδυσης.....	33
2.5.1 Αγορά και κατοχή: .....	33
2.5.2 Θεμελιώδης Ανάλυση: .....	33
2.5.3 Τεχνική Ανάλυση: .....	34
2.5.3.1 Μηχανική Μάθηση:.....	34
2.5.3.2 Τεχνητή Νοημοσύνη:.....	35
2.6 Μέθοδοι Πρόβλεψης Χρονοσειρών .....	36
2.6.1 Στατιστική Πρόβλεψη.....	36
2.6.1.1 Αφελής Μέθοδος (Naive): .....	36
2.6.1.2 Εκθετική Εξομάλυνση: .....	36
2.6.1.2.1 Σταθερού Επιπέδου:.....	37
2.6.1.2.2 Γραμμικής Τάσης:.....	37
2.6.1.2.3 Εκθετικής Τάσης:.....	38
2.6.1.2.4 Φθίνουσας Τάσης:.....	38
2.6.1.3 Μέθοδος Theta: .....	38
2.6.1.4 Μέθοδος Croston: .....	38
2.6.1.5 ARIMA: .....	39
2.6.1.6 Τεχνητή Νοημοσύνη:.....	39



2.6.1.6.1 Μηχανική Μάθηση (Machine Learning):.....	39
2.6.1.6.2 Βαθιά Μάθηση (Deep Learning):.....	40
2.6.1.6.3 Υβριδικές Μέθοδοι:.....	41
2.6.2 Κριτική Πρόβλεψη.....	41
<b>Κεφάλαιο 3: Διαγωνισμός M6 .....</b>	<b>43</b>
3.1 Περιουσιακά Στοιχεία.....	44
3.2 Αξιολόγηση Προβλέψεων.....	49
3.3 Αξιολόγηση Χαρτοφυλακίων.....	50
3.4 Συνολική Αξιολόγηση Χαρτοφυλακίων.....	51
3.5 Επίδοση των Ομάδων στους Δύο Τομείς του Διαγωνισμού.....	52
<b>Κεφάλαιο 4: Προτεινόμενες Μεθοδολογίες.....</b>	<b>55</b>
4.1 Μεθοδολογίες Πρόβλεψης μέσω Βαρών Επένδυσης.....	55
4.1.1 Μεθοδολογία b1:.....	58
4.1.2 Μεθοδολογία b2:.....	58
4.1.3 Μεθοδολογία b3:.....	58
4.2 Μεθοδολογίες Επεξεργασίας Πιθανοτήτων Πρόβλεψης.....	62
4.2.1 Συμμετρία (av).....	62
4.2.2 Πιθανότητες με Μέγιστο Όριο 0,35 (max0,35).....	65
4.2.3 Εύρεση Τάσης (tendency).....	66
4.3 Ακρίβεια Μεθοδολογιών.....	68
4.4 Συσχέτιση Παραγόμενων και Πραγματικών Πιθανοτήτων.....	74
4.5 Βαθμονόμηση Πιθανοτήτων Αναφοράς.....	75
<b>Κεφάλαιο 5: Συμπεράσματα και Προεκτάσεις.....</b>	<b>81</b>
5.1 Συμπεράσματα.....	81
5.2 Μελλοντικές Προεκτάσεις.....	83
<b>Βιβλιογραφία.....</b>	<b>85</b>

## Ευρετήριο Σχημάτων

Εικόνα 1: Η συνοριακή γραμμή αποδόσεων [29].....	18
Εικόνα 2: Γραμμή κατανομής κεφαλαίου(κόκκινη γραμμή) [30] .....	19
Εικόνα 3: Γραμμή κεφαλαιαγοράς [31] .....	20
Εικόνα 4: Ακρωνύμια των 100 περιουσιακών στοιχείων που χρησιμοποιήθηκαν στον διαγωνισμό	44
Εικόνα 5: Χρονοσειρές της εξέλιξης της τιμής των περιουσιακών στοιχείων με την μεγαλύτερη και τη μικρότερη αστάθεια κατά τη διάρκεια του διαγωνισμού.....	45
Εικόνα 6: Η μέση τιμή της αστάθειας όλων των περιόδων του διαγωνισμού για κάθε περιουσιακό στοιχείο .....	45
Εικόνα 7: Χρονοσειρές της εξέλιξης της τιμής των περιουσιακών στοιχείων με την μεγαλύτερη και τη μικρότερη αστάθεια κατά τη διάρκεια του διαγωνισμού.....	46
Εικόνα 8: Χρωματικός χάρτης της εμφάνισης των περιουσιακών στοιχείων στα 5 πεμπτημόρια....	46
Εικόνα 9: Συχνότητα εμφάνισης των 100 περιουσιακών στοιχείων ανά πεμπτημόριο.....	48
Εικόνα 10: Κατανομή τυχαίας υποβολής του νικητή στο investment μαζί με την προσαρμοσμένη στα δεδομένα κανονική κατανομή.....	55
Εικόνα 11: Κατανομή τυχαίας υποβολής του νικητή στο investment μαζί με την προσαρμοσμένη στα δεδομένα κανονική κατανομή.....	56
Εικόνα 12: Κατανομή τυχαίας υποβολής του νικητή στο investment μαζί με την προσαρμοσμένη στα δεδομένα κανονική κατανομή.....	56
Εικόνα 13: Εμβαδά, Z-score και percentiles στην κανονική καμπύλη κατανομής .....	57
Εικόνα 14: Οπτικοποίηση υπολογισμού πιθανοτήτων για κάθε εύρος με την b1 .....	60
Εικόνα 15: Οπτικοποίηση υπολογισμού πιθανοτήτων για κάθε εύρος με την b2 .....	61
Εικόνα 16: Η απόδοση των διαγωνιζόμενων σε σχέση με το ρίσκο που έλαβαν [32] .....	62
Εικόνα 17: Ο χρωματικός χάρτης και οι κατανομές των εμφανίσεων των 100 περιουσιακών στοιχείων στα 5 πεμπτημόρια.....	63
Εικόνα 18: Συνάρτηση επεξεργασίας πιθανοτήτων με απλό μέσο όρο.....	64
Εικόνα 19: Καμπύλη Βαθμονόμησης [32].....	65
Εικόνα 20: Συνάρτηση επεξεργασίας πιθανοτήτων με πάνω όριο 0.35 .....	65
Εικόνα 21: Συνάρτηση προσαρμογής βαρών ανάλογα με την υπάρχουσα τάση .....	67
Εικόνα 22: Συνάρτηση που προσθέτει την ασθενή τάση στην ισχυρή και κανονικοποιεί τις πιθανότητες.....	67
Εικόνα 23: Σύγκριση των RPS των 163 υποβολών με τη naïve.....	68
Εικόνα 24: Κατανομές των πιθανοτήτων της b1 για το ABBV για όλες τις περιόδους.....	69
Εικόνα 25: Κατανομές των πιθανοτήτων της b1av0.35 για το ABBV για όλες τις περιόδους .....	69
Εικόνα 26: Κατανομές των πιθανοτήτων της b2 για το ABBV για όλες τις περιόδους.....	70
Εικόνα 27: Κατανομές των πιθανοτήτων της b2av0.35 για το ABBV για όλες τις περιόδους .....	70
Εικόνα 28: Κατανομές των πιθανοτήτων της b3 για το ABBV για όλες τις περιόδους.....	71
Εικόνα 29: Κατανομές των πιθανοτήτων της b3av0.35 για το ABBV για όλες τις περιόδους .....	71
Εικόνα 30: Βελτίωση RPS για κάθε μεθοδολογία πρόβλεψης και επεξεργασίας .....	72
Εικόνα 31: Βαθμονόμηση της b2av0.35 για το 1 <sup>ο</sup> πεμπτημόριο .....	76
Εικόνα 32: Βαθμονόμηση για το 1 <sup>ο</sup> πεμπτημόριο του μέσου όρου των 10 νικητών στο investment	76
Εικόνα 33: Βαθμονόμηση της b2av0.35 για το 2 <sup>ο</sup> πεμπτημόριο .....	77
Εικόνα 34: Βαθμονόμηση για το 2 <sup>ο</sup> πεμπτημόριο του μέσου όρου των 10 νικητών στο investment	77
Εικόνα 35: Βαθμονόμηση της b2av0.35 για το 3 <sup>ο</sup> πεμπτημόριο .....	77
Εικόνα 36: Βαθμονόμηση για το 3 <sup>ο</sup> πεμπτημόριο του μέσου όρου των 10 νικητών στο investment	78

Εικόνα 37: Βαθμονόμηση της b2av0.35 για το 4 <sup>ο</sup> πεμπτημόριο .....	78
Εικόνα 38: Βαθμονόμηση για το 4 <sup>ο</sup> πεμπτημόριο του μέσου όρου των 10 νικητών στο investment	78
Εικόνα 39: Βαθμονόμηση της b2av0.35 για το 5 <sup>ο</sup> πεμπτημόριο .....	79
Εικόνα 40: Βαθμονόμηση για το 5 <sup>ο</sup> πεμπτημόριο του μέσου όρου των 10 νικητών στο investment	79

## Ευρετήριο Πινάκων

Πίνακας 1: Συχνότητα εμφάνισης των 100 περιουσιακών στοιχείων ανά πεμπτημόριο .....	47
Πίνακας 2: Στατιστικά της συχνότητας των 100 περιουσιακών στοιχείων για κάθε πεμπτημόριο...	48
Πίνακας 3: Η θέση στον τομέα της πρόβλεψης, το RPS και το IR των πρώτων δέκα διαγωνιζόμενων στον τομέα της επένδυσης .....	52
Πίνακας 4: Η θέση στον τομέα της επένδυσης, το RPS και το IR των πρώτων δέκα διαγωνιζόμενων στον τομέα της πρόβλεψης .....	52
Πίνακας 5: Αποτελέσματα μεθοδολογίας b1 με είσοδο την υποβολή του νικητή του investment. Τα αποτελέσματα αυτά αφορούν το δείγμα της 8ης περιόδου με $\mu=-0.00789$ και $\sigma=0.01164$ .....	59
Πίνακας 6: Αποτελέσματα μεθοδολογίας b2 με είσοδο την υποβολή του νικητή του investment. Τα αποτελέσματα αυτά αφορούν το δείγμα της 9ης περιόδου με $\mu=0.00614$ και $\sigma=0.01549$ .....	59
Πίνακας 7: Αποτελέσματα μεθοδολογίας b3 με είσοδο την υποβολή του νικητή του investment. Τα αποτελέσματα αυτά αφορούν το δείγμα της 12ης περιόδου με $\mu=-0.00619$ και $\sigma=0.02139$ .....	59
Πίνακας 8: Οι πιθανότητες που θα μετρούσε η b1 αν το AMAT είχε z-score 1,7981 .....	60
Πίνακας 9: Οι πιθανότητες που μέτρησε η b2 όταν το AMAT είχε z-score 1,7981 .....	61
Πίνακας 10: RPS των 10 πρώτων στο investment.....	68
Πίνακας 11: RPS της b1 για κάθε μεθοδολογία επεξεργασίας των πιθανοτήτων .....	69
Πίνακας 12: RPS της b2 για κάθε μεθοδολογία επεξεργασίας των πιθανοτήτων .....	70
Πίνακας 13: RPS της b3 για κάθε μεθοδολογία επεξεργασίας των πιθανοτήτων .....	71
Πίνακας 14: Υπόμνημα επεξήγησης ακρωνύμιων.....	72
Πίνακας 15: Βελτίωση RPS για κάθε μεθοδολογία πρόβλεψης και επεξεργασίας .....	72
Πίνακας 16: Σύσχετιση των υποβολών των 10 καλύτερων διαγωνιζόμενων στις επενδύσεις με τις πραγματικές πιθανότητες .....	74
Πίνακας 17: Σύσχετιση της $b2_{αν0.35}$ με τις πραγματικές πιθανότητες .....	74
Πίνακας 18: Οι τιμές που μπορούσαν να λάβουν οι πραγματικές πιθανότητες εμφάνισης των περιουσιακών στοιχείων στα πεμπτημόρια. ....	75

## Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή

### 1.1 Η Σημασία της Πρόβλεψης στον Χρηματοοικονομικό Κλάδο

Η πρόβλεψη αποτελεί θεμελιώδες εργαλείο στον χρηματοοικονομικό κλάδο, καθώς η ικανότητα πρόβλεψης μελλοντικών τιμών με ακρίβεια είναι κρίσιμη για τη λήψη αποφάσεων επενδυτικής στρατηγικής. Αντιμέτωποι με τον αμφίβολο χαρακτήρα των χρηματοοικονομικών αγορών, οι επενδυτές και οι διαχειριστές κεφαλαίων πρέπει να βασίζονται, όσο είναι εφικτό, σε προβλέψεις που είναι ακριβείς και αξιόπιστες. Ωστόσο, η πρόβλεψη στον χρηματοοικονομικό κλάδο αντιμετωπίζει πολλές προκλήσεις, αφού υπάρχουν πολλοί παράγοντες που μπορούν να επηρεάσουν την ακρίβεια τους.

Μία από τις κύριες προκλήσεις είναι η αβεβαιότητα που χαρακτηρίζει το περιβάλλον των χρηματοοικονομικών αγορών. Οι αγορές είναι υποκείμενες σε διακυμάνσεις λόγω διαφόρων παραγόντων, όπως οι οικονομικές εξελίξεις, οι αναπτυξιακές τάσεις και η τεχνολογική πρόοδος. Η αδυναμία να προβλεφθούν αυτές οι διακυμάνσεις με ακρίβεια αποτελεί σημαντικό εμπόδιο στη διαδικασία λήψης αποφάσεων.

Παράλληλα, η πρόβλεψη στον χρηματοοικονομικό κλάδο είναι άρρηκτα συνδεδεμένη με την επενδυτική διαδικασία. Οι επενδυτές βασίζονται στις αποφάσεις τους σε προβλέψεις για τη μελλοντική απόδοση των επενδύσεών τους. Επομένως, η ακρίβεια των προβλέψεων επηρεάζει την επίδοση και τα αποτελέσματα των επενδυτικών στρατηγικών. Μια ακριβής πρόβλεψη μπορεί να οδηγήσει σε επιτυχημένες επενδύσεις και αυξημένα κέρδη, ενώ μια λανθασμένη πρόβλεψη μπορεί να έχει αρνητικές οικονομικές συνέπειες.

Η διαρκώς μεταβαλλόμενη φύση των χρηματοοικονομικών αγορών αντιπροσωπεύει ένα ερευνητικό πεδίο πλούσιο σε προκλήσεις και ευκαιρίες. Σε αυτό το πλαίσιο, η πρόβλεψη αποτελεί παράγοντα κλειδί για την κατανόηση και τη διαχείριση του χρηματοοικονομικού κινδύνου. Η ανάλυση της σχέσης μεταξύ των προβλέψεων και της κερδοφορίας χαρτοφυλακίων αναδεικνύει τη σημασία της σωστής ερμηνείας των προβλέψεων στη λήψη αποφάσεων επενδυτικού χαρακτήρα. Εξετάζοντας πώς η ακρίβεια των προβλέψεων επηρεάζει την επίδοση των επενδύσεων, διαπιστώνεται ότι η συνεχής εξέλιξη και εφαρμογή καινοτόμων τεχνολογιών είναι ουσιώδης για την επιτυχή διαχείριση του χρηματοοικονομικού ρίσκου και την επίτευξη ανταγωνιστικών πλεονεκτημάτων.

## 1.2 Περιγραφή και Στόχος της Εργασίας

Η διπλωματική εργασία αναπτύσσεται σε έναν συναρπαστικό χώρο που συναντά τη σχέση μεταξύ προβλέψεων και κερδοφορίας χαρτοφυλακίων, χρησιμοποιώντας ως πλαίσιο τον διαγωνισμό προβλέψεων M6 που ολοκληρώθηκε στις αρχές του 2023. Ο διαγωνισμός αυτός εστίασε στην πρόβλεψη των τιμών ενδεικτικών περιουσιακών στοιχείων και στην ανάπτυξη βέλτιστων χαρτοφυλακίων, αναδεικνύοντας ένα ενδιαφέρον παράδοξο: παρόλο που λίγες μέθοδοι προέβλεψαν με ακρίβεια τις τιμές των μετοχών, πολλές προσεγγίσεις οδήγησαν σε εξαιρετικά κερδοφόρα χαρτοφυλάκια.

Η προκλητική φύση αυτού του ευρήματος ανοίγει τον δρόμο για μια λεπτομερή ανάλυση, καθώς η κατανόηση του λόγου πίσω από αυτήν τη σχέση ανάμεσα στις προβλέψεις και την απόδοση των χαρτοφυλακίων είναι κρίσιμη για τον χρηματοοικονομικό τομέα. Σε αντίθεση με τις συνηθισμένες προσεγγίσεις, όπου η κατασκευή χαρτοφυλακίων βασίζεται αποκλειστικά στις προβλέψεις των μελλοντικών τιμών των μετοχών, αυτή η διπλωματική εργασία προσφέρει μια νέα προοπτική, ερευνώντας πώς οι κερδοφόρες επενδυτικές στρατηγικές μπορούν ορθολογικά να μεταφραστούν σε ακριβείς προβλέψεις.

Στο πλαίσιο αυτό, η παρούσα διπλωματική έχει ως στόχο την ανάλυση των χαρτοφυλακίων που αναπτύχθηκαν κατά τη διάρκεια του διαγωνισμού M6 και τη δημιουργία μεθοδολογιών, που αντιστοιχούν τις επενδυτικές αυτές στρατηγικές, σε προβλέψεις. Μέσω αυτής της προσέγγισης, αναμένεται να αναδείξουμε κρίσιμες πτυχές σχετικά με τον τρόπο που οι προβλέψεις συνδέονται με την αποδοτικότητα των χαρτοφυλακίων, προσφέροντας συγχρόνως σημαντικές πληροφορίες σχετικά με την αξία που ενσωματώνουν κερδοφόρα χαρτοφυλάκια στον χώρο των προβλέψεων.

## 1.3 Ανάλυση της Θεωρίας Markowitz

Η θεωρία Markowitz, αναπτυγμένη από τον Χάρι Μαξ Μάρκοβιτς τη δεκαετία του 1950, αποτελεί ένα κεντρικό πυλώνα στον τομέα της σύγχρονης θεωρίας των επενδύσεων. Η βασική ιδέα πίσω από τη θεωρία είναι ότι οι επενδυτές θα πρέπει να επιδιώκουν να μεγιστοποιήσουν την απόδοση του χαρτοφυλακίου τους για ένα δεδομένο επίπεδο ρίσκου ή, αντίστροφα, να μειώσουν το ρίσκο για μια δεδομένη απόδοση. Παρακάτω αναφέρονται κάποια βασικά στοιχεία της εν λόγω θεωρίας.

### 1.3.1 Βασικές Αρχές Θεωρίας:

1) Συσχέτιση απόδοσης και κινδύνου: Η θεωρία Markowitz θεωρεί ότι οι επενδυτές πρέπει να επιλέγουν τα χαρτοφυλάκια τους βάσει της σχέσης μεταξύ απόδοσης και κινδύνου. Ένα χαρτοφυλάκιο με υψηλότερη απόδοση πρέπει να συνοδεύεται από μικρότερο κίνδυνο και αντίστροφα.

2) Διαφοροποίηση : Μια σημαντική έννοια στη θεωρία Markowitz είναι η διαφοροποίηση. Οι επενδυτές πρέπει να διανέμουν τα κεφάλαιά τους σε διάφορα είδη επενδύσεων προκειμένου να μειώσουν το συνολικό ρίσκο του χαρτοφυλακίου τους.

3) Εμπρόθεσμη σύνθεση: Η θεωρία Markowitz απαιτεί την εκτέλεση εμπρόθεσμης σύνθεσης του χαρτοφυλακίου. Αυτό σημαίνει ότι οι επενδύσεις πρέπει να επανεξετάζονται και να προσαρμόζονται στις αλλαγές των συνθηκών της αγοράς και των προβλέψεων.

### 1.3.2 Μαθηματική Ανάλυση:

Η Θεωρία Χαρτοφυλακίου του Markowitz επιδιώκει να βρει το βέλτιστο μείγμα περιουσιακών στοιχείων, ώστε να μεγιστοποιηθεί η αναμενόμενη απόδοση για ένα δεδομένο επίπεδο κινδύνου ή να ελαχιστοποιηθεί ο κίνδυνος για μια δεδομένη αναμενόμενη απόδοση.

#### 1.3.2.1 Ορισμοί και Υπολογισμοί Απόδοσης και Κινδύνου

##### Απόδοση (Return):

Η απόδοση ενός περιουσιακού στοιχείου μετριέται συνήθως σε ποσοστιαία μορφή και εκφράζει την αλλαγή της αξίας του στοιχείου σε συγκεκριμένο χρονικό διάστημα. Μπορεί να προκύψει από κεφαλαιακά κέρδη ή από μερίσματα. Η απόδοση ενός περιουσιακού στοιχείου  $i$  κατά τη χρονική περίοδο  $t$  μπορεί να υπολογιστεί ως:

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

όπου:

$R_{it}$  : Απόδοση του στοιχείου  $i$  στη χρονική περίοδο  $t$ ,

$P_{it}$  : Τιμή του στοιχείου  $i$  στο τέλος της περιόδου  $t$ ,

$P_{it-1}$  : Τιμή του στοιχείου  $i$  στο τέλος της προηγούμενης περιόδου.

Μέση Απόδοση (Expected Return):

Η μέση απόδοση ενός περιουσιακού στοιχείου ( $i$ ) υπολογίζεται ως η αναμενόμενη τιμή της απόδοσης:

$$E[R_i] = \sum_{t=1}^n p_t R_{it}$$

όπου:

$E[R_i]$  : Μέση απόδοση του περιουσιακού στοιχείου  $i$ ,

$p_t$  : Πιθανότητα εμφάνισης της απόδοσης  $R_{it}$ .

Κίνδυνος (Risk) και Διακύμανση (Variance):

Ο κίνδυνος αναφέρεται στην αβεβαιότητα σχετικά με την απόδοση. Ο κίνδυνος ενός περιουσιακού στοιχείου μετρείται από τη διακύμανση ή την τυπική απόκλιση της απόδοσής του.

$$Var[R_i] = \sigma_i^2 = \sum_{t=1}^n p_t (R_{it} - E[R_i])^2$$

όπου:

$\sigma_i^2$  : Διακύμανση της απόδοσης του στοιχείου  $i$ .

Η τυπική απόκλιση υπολογίζεται ως:

$$\sigma_i = \sqrt{Var[R_i]}$$

1.3.2.2 Συνδιακύμανση (Covariance) και Συντελεστής Συσχέτισης (Correlation Coefficient):

Η συνδιακύμανση μεταξύ δύο περιουσιακών στοιχείων  $i$  και  $j$  μετρά πόσο η απόδοση του ενός επηρεάζει την απόδοση του άλλου. Δείχνει πώς οι αποδόσεις τους κινούνται σε σχέση μεταξύ τους, δηλαδή αν αυξάνονται ή μειώνονται μαζί. Αυτό το μέτρο είναι κρίσιμο για τη διαχείριση κινδύνου και τη δημιουργία επενδυτικών χαρτοφυλακίων, καθώς επιτρέπει την αξιολόγηση του συνολικού κινδύνου και της απόδοσης του χαρτοφυλακίου.



$$Cov[R_i, R_j] = \sigma_{ij} = \sum_{t=1}^n p_t (R_{it} - E[R_i])(R_{jt} - E[R_j])$$

όπου:

$\sigma_{ij}$  : Συνδιακύμανση των αποδόσεων των στοιχείων  $i$  και  $j$ ,

$E[R_i]$  : Μέση απόδοση του στοιχείου  $i$ ,

$E[R_j]$  : Μέση απόδοση του στοιχείου  $j$ .

Ο συντελεστής συσχέτισης είναι:

$$\rho_{ij} = \frac{Cov[R_i, R_j]}{\sigma_i \sigma_j}$$

### 1.3.2.3 Απόδοση Χαρτοφυλακίου (Portfolio Return):

Ας θεωρήσουμε ένα χαρτοφυλάκιο με  $n$  περιουσιακά στοιχεία. Το ποσοστό που επενδύεται σε κάθε περιουσιακό στοιχείο  $i$  είναι  $w_i$ . Η αναμενόμενη απόδοση του χαρτοφυλακίου είναι ο σταθμισμένος μέσος όρος των αναμενόμενων αποδόσεων των επιμέρους στοιχείων. Αυτό διαφέρει από τις αποδόσεις των επιμέρους στοιχείων, διότι λαμβάνει υπόψη την κατανομή των επενδύσεων και συνδυάζει τις αποδόσεις σύμφωνα με αυτά τα βάρη, παρέχοντας μια συνολική αναμενόμενη απόδοση για ολόκληρο το χαρτοφυλάκιο.

Η αναμενόμενη απόδοση του χαρτοφυλακίου είναι:

$$E[R_p] = \sum_{i=1}^n w_i E[R_i]$$

όπου:

$E[R_p]$  : Αναμενόμενη απόδοση του χαρτοφυλακίου,

$w_i$  : Ποσοστό επένδυσης στο περιουσιακό στοιχείο  $i$ ,

$E[R_i]$  : Μέση απόδοση του στοιχείου  $i$ .

### Κίνδυνος Χαρτοφυλακίου (Portfolio Risk):

Ο κίνδυνος του χαρτοφυλακίου υπολογίζεται από τη διακύμανση της απόδοσής του:

$$\sigma_p^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j Cov[R_i, R_j]$$

ή σε διανυσματική μορφή:

$$\sigma_p^2 = \mathbf{w}^T \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{w}$$

όπου:

$w$  : Διάνυσμα ποσοστών επένδυσης,

$\Sigma$  : Πίνακας συνδιακυμάνσεων (Covariance Matrix).

Η τυπική απόκλιση του χαρτοφυλακίου (κίνδυνος) είναι:

$$\sigma_p = \sqrt{\sigma_p^2}$$

Βέλτιστο Χαρτοφυλάκιο (Optimal Portfolio):

Για να βρεθεί το βέλτιστο χαρτοφυλάκιο που μεγιστοποιεί την αναμενόμενη απόδοση για δεδομένο κίνδυνο ή ελαχιστοποιεί τον κίνδυνο για δεδομένη απόδοση, λύνεται το πρόβλημα:

$$\min_w w^T \Sigma w \quad \text{με} \quad w^T \mu = E[R_p] \quad \text{και} \quad w^T \mathbf{1} = 1$$

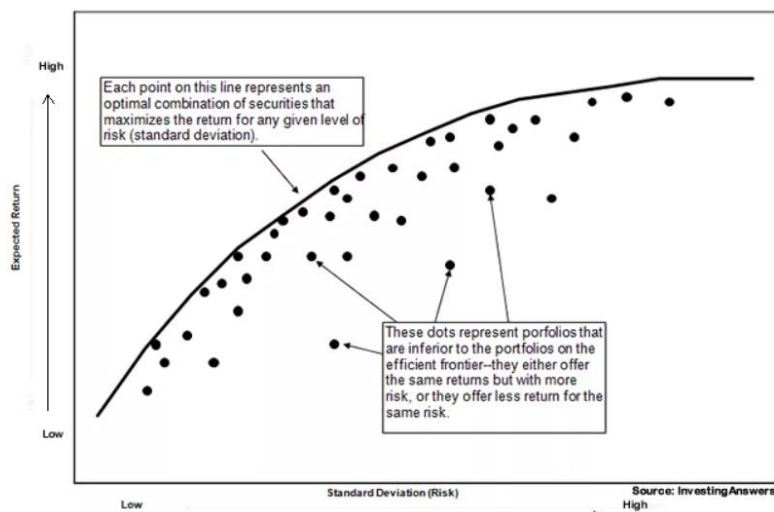
όπου:

$\mu$  : Διάνυσμα μέσων αποδόσεων των περιουσιακών στοιχείων,

$\mathbf{1}$  : Διάνυσμα μονάδων.

1.3.2.4 Συνοριακή Γραμμή Αποδόσεων (Efficient Frontier):

Η συνοριακή γραμμή αποδόσεων είναι η γραφική αναπαράσταση του συνόλου των βέλτιστων χαρτοφυλακίων που επιτυγχάνουν τη μέγιστη δυνατή απόδοση για ένα δεδομένο επίπεδο κινδύνου. Τα χαρτοφυλάκια που βρίσκονται πάνω σε αυτή τη γραμμή ονομάζονται "αποτελεσματικά".



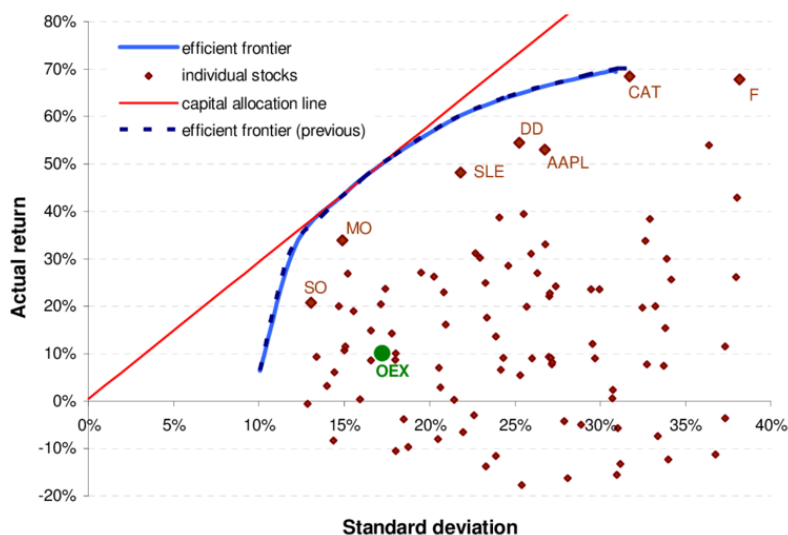
Εικόνα 1: Η συνοριακή γραμμή αποδόσεων [29]

1.3.2.5 Επίδραση του Risk-free Asset:

Όταν ένα περιουσιακό στοιχείο χωρίς κίνδυνο (risk-free asset) είναι διαθέσιμο, κάθε επενδυτής μπορεί να επενδύσει σε αυτό για να μειώσει τον κίνδυνο του χαρτοφυλακίου του.

Capital Allocation Line (CAL):

Η γραμμή κατανομής κεφαλαίου είναι η γραφική αναπαράσταση των χαρτοφυλακίων που συνδυάζουν το περιουσιακό στοιχείο χωρίς κίνδυνο με ένα αποτελεσματικό χαρτοφυλάκιο. Η CAL μας χρησιμεύει, διότι δείχνει πώς μπορούν οι επενδυτές να βελτιστοποιήσουν τις αποδόσεις τους για δεδομένο επίπεδο κινδύνου. Επιτρέπει στους επενδυτές να επιλέγουν το σημείο στη γραμμή που ταιριάζει με την ανοχή τους στον κίνδυνο, επιτυγχάνοντας την καλύτερη δυνατή ισορροπία μεταξύ κινδύνου και απόδοσης.



Εικόνα 2: Γραμμή κατανομής κεφαλαίου(κόκκινη γραμμή) [30]

Η κλίση της CAL (Sharpe ratio) υπολογίζεται ως:

$$S = \frac{E[R_p] - R_f}{\sigma_p}$$

όπου:

$R_f$  : Απόδοση του risk-free asset.

Capital Market Line (CML):

Η CML αποτελεί μια ειδική περίπτωση της CAL, όπου το αποτελεσματικό χαρτοφυλάκιο είναι το χαρτοφυλάκιο της αγοράς (market portfolio). Το market portfolio είναι ένα θεωρητικό χαρτοφυλάκιο που περιλαμβάνει όλα τα διαθέσιμα επενδυτικά περιουσιακά στοιχεία στην αγορά, σταθμισμένα σύμφωνα με την αγοραία αξία τους. Ενώ η CAL μπορεί να συνδυάζει το περιουσιακό στοιχείο χωρίς κίνδυνο με οποιοδήποτε αποτελεσματικό χαρτοφυλάκιο, η CML το συνδυάζει αποκλειστικά με το market portfolio.

Η CML είναι χρήσιμη διότι παρέχει την καλύτερη δυνατή απόδοση για ένα δεδομένο επίπεδο κινδύνου όταν οι επενδυτές έχουν πρόσβαση σε όλα τα περιουσιακά στοιχεία της αγοράς.

Επιπλέον, χρησιμεύει ως σημείο αναφοράς για την αξιολόγηση της απόδοσης των χαρτοφυλακίων, επιτρέποντας στους επενδυτές να συγκρίνουν την απόδοση των χαρτοφυλακίων τους με την απόδοση που θα μπορούσαν να επιτύχουν στην ίδια καμπύλη κινδύνου-απόδοσης.

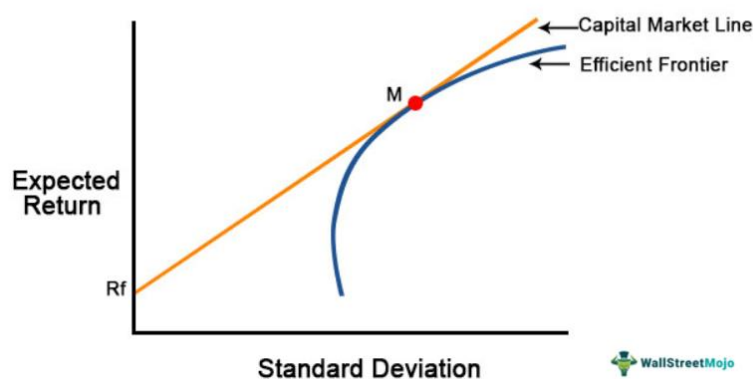
$$E[R_p] = R_f + \frac{E[R_m] - R_f}{\sigma_m} \sigma_p$$

όπου:

$E[R_m]$  : Αναμενόμενη απόδοση του χαρτοφυλακίου της αγοράς,

$\sigma_m$  : Κίνδυνος του χαρτοφυλακίου της αγοράς.

## Capital Market Line



Εικόνα 3: Γραμμή κεφαλαιαγοράς [31]

Αυτή η γραμμή αντιπροσωπεύει το καλύτερο δυνατό συνδυασμό απόδοσης και κινδύνου όταν υπάρχει ένα περιουσιακό στοιχείο και ένα χαρτοφυλάκιο της αγοράς.

### 1.3.3 Στρατηγικές Επενδύσεων:

- Η θεωρία του Markowitz υποδεικνύει ότι οι επενδυτές θα πρέπει να κατασκευάζουν χαρτοφυλάκια χρησιμοποιώντας μια μείξη από διαφορετικά περιουσιακά στοιχεία για να ελαχιστοποιήσουν τον κίνδυνο για την αποδοχή απόδοση.
- Η ανάλυση και η βελτιστοποίηση του χαρτοφυλακίου πραγματοποιείται με τη βοήθεια της βελτιστοποίησης μέσω του μοντέλου Markowitz, όπου οι επενδυτές υπολογίζουν τη συνοριακή γραμμή και επιλέγουν το ιδανικό μείγμα περιουσιακών στοιχείων που μεγιστοποιεί την αναμενόμενη απόδοση σε σχέση με τον κίνδυνο.

Η θεωρία Markowitz και οι συναφείς μαθηματικοί υπολογισμοί αξιοποιούνται στην πράξη για τη δημιουργία βέλτιστων χαρτοφυλακίων που επιτυγχάνουν τη μέγιστη δυνατή απόδοση για ένα συγκεκριμένο επίπεδο κινδύνου ή την ελαχιστοποίηση του κινδύνου για μια επιθυμητή απόδοση. Οι επενδυτές χρησιμοποιούν την αρχή της διαφοροποίησης για να καταρτίσουν χαρτοφυλάκια που περιλαμβάνουν διάφορα περιουσιακά στοιχεία με διαφορετικούς βαθμούς κινδύνου και απόδοσης, μειώνοντας έτσι τη συνολική μεταβλητότητα και αυξάνοντας τη σταθερότητα των επενδύσεών τους. Με τον υπολογισμό της συνδιακύμανσης και του συντελεστή συσχέτισης μεταξύ των αποδόσεων των περιουσιακών στοιχείων, οι επενδυτές μπορούν να επιλέξουν συνδυασμούς που ελαχιστοποιούν τον συνολικό κίνδυνο του χαρτοφυλακίου τους. Έτσι, χρησιμοποιώντας τα εργαλεία αυτά, μπορούν να επιτύχουν καλύτερη ισορροπία μεταξύ κινδύνου και απόδοσης.

Επιπλέον, η CAL και η CML επιτρέπουν στους επενδυτές να ενσωματώσουν περιουσιακά στοιχεία χωρίς κίνδυνο στα χαρτοφυλάκιά τους. Αυτές οι γραμμές βοηθούν τους επενδυτές να κατανοήσουν πώς μπορούν να βελτιώσουν τις αποδόσεις τους για δεδομένο επίπεδο κινδύνου, επιλέγοντας τον βέλτιστο συνδυασμό από περιουσιακά στοιχεία με και χωρίς κίνδυνο. Με την αξιοποίηση αυτών των στατιστικών εργαλείων και αρχών, οι επενδυτές μπορούν να βελτιστοποιήσουν τις επενδυτικές τους στρατηγικές και να λάβουν τεκμηριωμένες αποφάσεις που ανταποκρίνονται στους στόχους και την ανεκτικότητα κινδύνου τους.

Η πλήρης κατανόηση και εφαρμογή της θεωρίας χαρτοφυλακίου του Markowitz απαιτεί τη διαχείριση τόσο των μαθηματικών προκλήσεων όσο και των ψυχολογικών παραγόντων σχετικά με τις αποφάσεις επενδύσεων. Είναι φανερό πως παρέχει ένα σημαντικό πλαίσιο για την κατανόηση και την αξιολόγηση των επενδυτικών επιλογών. Η εφαρμογή της βοηθά τους επενδυτές να δημιουργήσουν χαρτοφυλάκια που είναι βέλτιστα όχι μόνο από άποψη απόδοσης αλλά και από άποψη ρίσκου. Ως εκ τούτου, παραμένει ένας σημαντικός πυλώνας στον χώρο των επενδύσεων και της χρηματοοικονομικής θεωρίας.

## 1.4 Μέθοδοι Πρόβλεψης

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, η θεωρία Markowitz παρέχει ένα στιβαρό θεωρητικό πλαίσιο για τη βέλτιστη διαχείριση του ρίσκου και των αποδόσεων στον τομέα των επενδύσεων. Ωστόσο, η αποτελεσματική εφαρμογή αυτών των αρχών απαιτεί την ανάλυση προβλέψεων που πηγάζουν από τα δεδομένα της αγοράς. Οι προβλέψεις αυτές λειτουργούν ως πυρήνας για τη λήψη αποφάσεων, καθώς επιτρέπουν στους επενδυτές να αναγνωρίζουν τις τρέχουσες τάσεις της αγοράς, τις ευκαιρίες για ανάπτυξη και τους πιθανούς κινδύνους. Συνεπώς, η ορθή εφαρμογή των προβλέψεων, σε συνδυασμό με τις αρχές της θεωρίας Markowitz, επιτρέπει στους επενδυτές να διαμορφώνουν βέλτιστα χαρτοφυλάκια επενδύσεων που ανταποκρίνονται στις ανάγκες τους για υψηλές αποδόσεις με ελάχιστο ρίσκο.

Οι μέθοδοι πρόβλεψης αποτελούν ένα κρίσιμο εργαλείο για τους επενδυτές καθώς τους βοηθούν να αντιληφθούν τις τάσεις της αγοράς και να λάβουν αποφάσεις με βάση προβλέψεις για το μέλλον. Παρακάτω γίνεται αναφορά σε τρεις βασικές μεθόδους πρόβλεψης και πώς αυτές εφαρμόζονται στον τομέα των επενδύσεων:

**1) Χρονοσειρές:** Αυτή η μέθοδος χρησιμοποιεί ιστορικά δεδομένα για να προβλέψει μελλοντικές τάσεις. Για παράδειγμα ένας επενδυτής μπορεί να χρησιμοποιήσει μεθόδους πρόβλεψης χρονοσειρών για να προβλέψει την τιμή μιας μετοχής τον επόμενο μήνα, λαμβάνοντας υπόψη τις ιστορικές τιμές της μετοχής και τις τάσεις της αγοράς.

**2) Μαθηματικά Μοντέλα:** Αυτές οι μέθοδοι χρησιμοποιούν μαθηματικά μοντέλα για να προβλέψουν μελλοντικές τιμές. Παραδείγματα περιλαμβάνουν τα μοντέλα (ARIMA), τα μοντέλα μηχανικής μάθησης και τα νευρωνικά δίκτυα. Για παράδειγμα ένας επενδυτής μπορεί να χρησιμοποιήσει ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης ή ένα νευρωνικό δίκτυο για να προβλέψει την απόδοση ενός επενδυτικού χαρτοφυλακίου βάσει ιστορικών δεδομένων και τάσεων στην αγορά.

**3) Συνδυασμός Μεθόδων:** Αυτή η μέθοδος συγκεντρώνει τις προβλέψεις πολλών ανθρώπων ή μοντέλων και τις συνδυάζει για να παράγει μια συνολική πρόβλεψη. Η πρόβλεψη αυτή μπορεί να είναι πιο αξιόπιστη από μια μόνο πρόβλεψη. Για παράδειγμα ένας επενδυτής μπορεί να συγκεντρώσει προβλέψεις από διάφορους αναλυτές αγοράς και να τις συνδυάσει για να προβλέψει την απόδοση ενός επενδυτικού χαρτοφυλακίου.

Η ορθή εφαρμογή των μεθόδων πρόβλεψης στον τομέα των επενδύσεων μας δίνει μια σαφή εικόνα των τρεχουσών τάσεων και των πιθανοτήτων στην αγορά. Από την άλλη πλευρά, η θεωρία Markowitz μας παρέχει ένα ισχυρό πλαίσιο για την αποδοτική διαχείριση του ρίσκου και των αποδόσεων στον τομέα των επενδύσεων. Ο συνδυασμός αυτών των δύο προσεγγίσεων ανοίγει νέους ορίζοντες για τη δημιουργία πιο αποτελεσματικών επενδυτικών στρατηγικών, που θα επιτρέψουν στους επενδυτές να επιτυγχάνουν υψηλότερες αποδόσεις με ελάχιστο ρίσκο. Επομένως, η σχέση μεταξύ πρόβλεψης και επένδυσης αξίζει να εξεταστεί πιο λεπτομερώς, καθώς μπορεί να παρέχει σημαντικές ευκαιρίες για τη βελτίωση των επενδυτικών αποτελεσμάτων και τη μείωση των κινδύνων.

## 1.5 Οργάνωση Εργασίας

Το δεύτερο κεφάλαιο παρουσιάζει μια εισαγωγή στην ανάλυση και την πρόβλεψη στις χρηματοοικονομικές αγορές. Ξεκινάει με μια εισαγωγή στον χρηματιστηριακό χώρο και τις αγορές, πριν εξετάσει βασικές έννοιες που αφορούν τον τομέα. Στη συνέχεια, παρουσιάζει τις βασικές μεθόδους ανάλυσης της αγοράς και τις θεωρίες που βρίσκονται στη βάση της κατανόησης των χρηματοοικονομικών αγορών. Έπειτα, εξετάζει τις βασικές μεθόδους επένδυσης, προσφέροντας μια επισκόπηση των τρόπων που οι επενδυτές μπορούν να αξιοποιήσουν για τη διαχείριση των πόρων τους στις αγορές. Τέλος, παρουσιάζει διάφορες μεθόδους πρόβλεψης χρονοσειρών, οι οποίες είναι κρίσιμες για την πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών και εξελίξεων στις χρηματοοικονομικές αγορές. Αυτό το κεφάλαιο παρέχει ένα βασικό υπόβαθρο για την κατανόηση των επόμενων εννοιών που εστιάζουν σε πιο προηγμένες μεθόδους και τεχνικές ανάλυσης και πρόβλεψης στον χώρο των χρηματοοικονομικών.

Το τρίτο κεφάλαιο της διπλωματικής εργασίας αναλύει εκτενώς τον Μ6. Γίνεται αναφορά στον στόχο του διαγωνισμού και στις προκλήσεις που αντιμετώπισαν οι συμμετέχοντες. Επίσης, παρουσιάζονται λεπτομερώς τα περιουσιακά στοιχεία που χρησιμοποίησαν οι διαγωνιζόμενοι, καθώς και ορισμένα χαρακτηριστικά τους. Στη συνέχεια, εξηγείται ο τρόπος αξιολόγησης των διαγωνιζόμενων τόσο ξεχωριστά στα κομμάτια της πρόβλεψης και της επένδυσης, όσο και συνολικά. Τέλος, γίνεται σχολιασμός της επίδοσης των ομάδων και σύγκριση της σχέσης τους στα δύο κομμάτια του διαγωνισμού.

Στο τέταρτο κεφάλαιο αναλύονται διεξοδικά οι μεθοδολογίες πρόβλεψης μέσω μετασχηματισμών των βαρών επένδυσης. Αρχικά, γίνεται αναφορά στις βασικές υποθέσεις που έγιναν για να έχει νόημα τόσο η διαδικασία όσο και τα αποτελέσματα. Αναπτύσσονται οι μεθοδολογίες επεξεργασίας των πιθανοτήτων που παράχθηκαν και οι λόγοι που οδήγησαν σε αυτές. Στη συνέχεια, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των παραπάνω μεθοδολογιών και των συνδυασμών τους και γίνεται σύγκριση της απόδοσης τους. Γίνεται επίσης αναφορά στις δέκα καλύτερες ομάδες στο κομμάτι της επένδυσης, καθώς και στην επίδοσή τους στο κομμάτι της πρόβλεψης. Τέλος, παρουσιάζεται η συσχέτιση των αποτελεσμάτων με τις πραγματικές υποβολές και η βαθμονόμηση της καλύτερης μεθοδολογίας και γίνεται σύγκριση με τη συσχέτιση και τη βαθμονόμηση των υποβολών.

Το πέμπτο κεφάλαιο περιγράφει τα συμπεράσματα και τις παρατηρήσεις που προέκυψαν από την ανάλυση των δεδομένων. Επιπρόσθετα, αναλύει τις μελλοντικές προοπτικές στην ερευνητική κατεύθυνση της πρόβλεψης και της επένδυσης και εστιάζει σε πιθανές επεκτάσεις που μπορούν να ενισχύσουν τη σχέση αυτή, με έμφαση στην ενσωμάτωση προηγμένων τεχνικών μηχανικής μάθησης και τεχνητής νοημοσύνης. Προτείνει επίσης την ανάλυση των στρατηγικών των συμμετεχόντων και την εφαρμογή μεθοδολογιών σε διαφορετικούς τομείς, με στόχο την βελτίωση της απόδοσης και της αποτελεσματικότητας στην πρόβλεψη και τη διαχείριση δεδομένων.





## Κεφάλαιο 2: Εισαγωγή στην Ανάλυση και Πρόβλεψη Αγορών

### 2.1 Εισαγωγή στο Χρηματιστήριο και τις Αγορές

Οι χρηματοοικονομικές αγορές αποτελούν τον καρδιακό παλμό της παγκόσμιας οικονομίας, ασκώντας καθοριστική επιρροή στην οικονομική ευημερία και κοινωνική δομή σύγχρονων κοινωνιών. Σε αυτό το οικονομικό περιβάλλον, η ικανότητα ενός επενδυτή να λαμβάνει γρήγορα και αξιόπιστες αποφάσεις βασισμένες σε ποιοτικές πληροφορίες έχει αποδειχθεί καθοριστική για την επιτυχία. Η διαδρομή από τις πρωτόγονες αγορές της αρχαιότητας έως τα σύγχρονα ψηφιακά χρηματιστήρια αντικατοπτρίζει την εξέλιξη της ανάγκης για πιο περίπλοκες και τεχνολογικά προηγμένες μεθόδους ανάλυσης και πρόβλεψης των αγοραστικών τάσεων.

Η επικράτηση του Διαδικτύου έχει διευρύνει την πρόσβαση στις αγορές, καθιστώντας την επενδυτική διαδικασία πιο δημοκρατική και ανοικτή σε ένα ευρύτερο φάσμα ατόμων και ιδρυμάτων απ' όλο τον κόσμο. Κυβερνήσεις και ιδιωτικά ιδρύματα επιλέγουν να επενδύουν σημαντικά ποσά στις αγορές αυτές, επιδιώκοντας την ανάπτυξη κεφαλαίων μέσω υψηλότερων αποδόσεων.

Οι τεχνικές πρόβλεψης των χρηματιστηριακών κινήσεων εξελίσσονται διαρκώς, από τις πρώιμες στατιστικές μεθόδους μέχρι την χρήση προηγμένων τεχνικών μηχανικής μάθησης. Αυτοί οι αλγόριθμοι είναι σχεδιασμένοι για να εντοπίζουν και να αξιοποιούν πολύπλοκες, μη γραμμικές σχέσεις μέσα στα δεδομένα, προσφέροντας βαθύτερες ενδείξεις για τις μελλοντικές κινήσεις της αγοράς. Παρ' όλα αυτά, η πρόκληση της ανάλυσης δεν περιορίζεται μόνο στην ερμηνεία της αγοραίας δυναμικής, αλλά επεκτείνεται και στην ανάλυση της συμπεριφοράς των μεμονωμένων μετοχών, η οποία μπορεί να είναι εξίσου πολύπλοκη και ασταθής.

Η παγκόσμια οικονομική αγορά είναι πλέον ένας έντονα διασυνδεδεμένος και δυναμικός χώρος, όπου η επίδραση των οικονομικών, πολιτικών και ψυχολογικών παραγόντων καθιστά τις αγορές ιδιαίτερα ευμετάβλητες. Η αβεβαιότητα αυτή απαιτεί από τους επενδυτές να είναι εξαιρετικά ενημερωμένοι και επιφυλακτικοί, ενώ η συνεχής εξέλιξη της τεχνολογίας προσφέρει καινούριες ευκαιρίες για καινοτομία και ανάπτυξη στην πρόβλεψη και διαχείριση των επενδύσεων.

## 2.2 Βασικές Έννοιες

- Αγορά:

Η αγορά, ως έννοια, αναφέρεται σε ένα σύστημα ή πλαίσιο όπου πραγματοποιούνται συναλλαγές αγαθών, υπηρεσιών, ή χρηματοπιστωτικών μέσων μεταξύ πωλητών και αγοραστών. Η αγορά μπορεί να είναι φυσική, όπως μια λαϊκή αγορά ή ένα εμπορικό κέντρο, ή ψηφιακή, όπως οι διαδικτυακές πλατφόρμες και τα χρηματιστήρια.

- Μετοχές:

Οι μετοχές αντιπροσωπεύουν κλάσματα της ιδιοκτησίας σε μια εταιρεία και δίνουν στους κατόχους τους δικαιώματα σε ένα μέρος των κερδών της, καθώς και δικαίωμα ψήφου στις συνελεύσεις των μετόχων. Οι εταιρείες εκδίδουν μετοχές για να συγκεντρώσουν κεφάλαια για επέκταση και ανάπτυξη, ενώ οι επενδυτές τις αγοράζουν ελπίζοντας σε κερδοσκοπικά κέρδη μέσω της αύξησης της αξίας τους στο χρόνο και/ή μέσω της καταβολής μερισμάτων. Η αξία της μετοχής εξαρτάται από πολλούς παράγοντες, όπως η επιχειρηματική απόδοση της εταιρείας, οι οικονομικές συνθήκες και η γενική αγοραία διάθεση.

- Ομόλογα:

Τα ομόλογα είναι ουσιαστικά δάνεια που παρέχονται από τους επενδυτές στον εκδότη (κράτος, δημοτικές αρχές, εταιρείες) με την υπόσχεση επιστροφής του κεφαλαίου και τακτικής καταβολής τόκων σε προκαθορισμένες χρονικές περιόδους. Τα ομόλογα θεωρούνται συνήθως πιο συντηρητικές επενδύσεις συγκριτικά με τις μετοχές, καθώς προσφέρουν σταθερό εισόδημα και είναι λιγότερο εκτεθειμένα σε οικονομικές διακυμάνσεις, αν και κατέχουν υψηλότερο κίνδυνο σε περιπτώσεις πληθωρισμού ή αλλαγών στα επιτόκια.

- Παράγωγα:

Τα παράγωγα είναι σύνθετα χρηματοοικονομικά μέσα των οποίων η αξία βασίζεται στην προσδοκώμενη μελλοντική τιμή άλλων περιουσιακών στοιχείων, όπως μετοχές, ομόλογα, εμπορεύματα ή νομίσματα. Τα παράγωγα χρησιμοποιούνται για κάλυψη κινδύνων (hedging), κερδοσκοπία ή λήψη ευκαιριών από αλλαγές στις τιμές των βασικών περιουσιακών στοιχείων. Τα κυριότερα είδη παραγώγων περιλαμβάνουν τα futures, τα options, τα swaps και τα forwards, τα οποία διαφέρουν ως προς τους όρους και τη λειτουργία τους, αλλά όλα χαρακτηρίζονται από υψηλά επίπεδα ρίσκου και πολυπλοκότητας

1. Συμβόλαια Μελλοντικής Εκπλήρωσης (Futures): Τα futures είναι μελλοντικά συμβόλαια που δεσμεύουν τους συμβαλλόμενους να αγοράσουν ή να πουλήσουν ένα συγκεκριμένο ποσό ενεργητικού σε μια μελλοντική ημερομηνία και σε μια συγκεκριμένη τιμή.

2. Δικαιώματα Προαίρεσης (Options): Τα options είναι συμβόλαια, που δίνουν στον κάτοχό τους το δικαίωμα, αλλά όχι την υποχρέωση, να αγοράσει ή να πουλήσει ένα ενεργητικό σε μια συγκεκριμένη τιμή κατά μια συγκεκριμένη ημερομηνία.
3. Συμβάσεις Ανταλλαγής (Swaps): Τα swaps είναι συμφωνίες μεταξύ δύο μερών να ανταλλάσσουν μελλοντικά χρηματικά μέσα βάσει συγκεκριμένων κριτηρίων (όπως το επιτόκιο ή οι ισοτιμίες) για ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα.
4. Προθεσμιακά Συμβόλαια (Forwards): Τα forwards είναι παρόμοια με τα μελλοντικά συμβόλαια, αλλά συνήθως είναι εξατομικευμένα και προσαρμόζονται στις ανάγκες των συμβαλλομένων.

Κάθε ένα από αυτά τα είδη παραγώγων έχει διαφορετικές χρήσεις και χαρακτηριστικά, αλλά όλα χαρακτηρίζονται από υψηλά επίπεδα ρίσκου και πολυπλοκότητας λόγω της ανάγκης για κατανόηση των βασικών ενεργητικών και των αλλαγών στις αγορές.

- Αμοιβαία Κεφάλαια:

Τα αμοιβαία κεφάλαια είναι ένα είδος επενδυτικού οργανισμού που συγκεντρώνει χρήματα από πολλούς επενδυτές και τα επενδύει σε μια ποικιλία αξιογράφων, όπως μετοχές, ομόλογα, εμπορεύματα ή νομίσματα. Αποτελούν ένα ευρέως διαδεδομένο επενδυτικό όργανο, καθώς παρέχουν στους μικρούς επενδυτές πρόσβαση σε διαφοροποιημένες επενδύσεις και επαγγελματική διαχείριση χωρίς την ανάγκη να αγοράσουν και να διαχειριστούν απευθείας επενδύσεις σε μεμονωμένα χρηματοοικονομικά ενεργητικά. Παρακάτω αναλύονται τα σημαντικά χαρακτηριστικά των αμοιβαίων κεφαλαίων:

1. Δομή: Τα αμοιβαία κεφάλαια συγκεντρώνουν τα χρήματα από πολλούς επενδυτές, που ουσιαστικά γίνονται μέτοχοι του ταμείου. Τα χρήματα αυτά συγκεντρώνονται σε ένα κοινό ταμείο, το οποίο στη συνέχεια διαχειρίζεται από επαγγελματίες διαχειριστές επενδύσεων.
2. Επενδυτική Στρατηγική: Οι διαχειριστές των αμοιβαίων κεφαλαίων επιλέγουν και υλοποιούν μια επενδυτική στρατηγική για το ταμείο, η οποία συνήθως περιλαμβάνει διαφοροποίηση των επενδύσεων σε πολλά διαφορετικά ενεργητικά προκειμένου να μειωθεί ο κίνδυνος.
3. Διαχείριση Κινδύνου: Η διαχείριση κινδύνου είναι ζωτικής σημασίας για τα αμοιβαία κεφάλαια, καθώς οι επενδύσεις τους είναι εκτεθειμένες σε διάφορους κινδύνους της αγοράς. Οι διαχειριστές πρέπει να εξισορροπούν τον κίνδυνο και την απόδοση με σκοπό τη μείωση του συνολικού κινδύνου.
4. Κόστος: Τα αμοιβαία κεφάλαια χρεώνουν διάφορα έξοδα, όπως τα τέλη διαχείρισης και τα τέλη απόδοσης, τα οποία επηρεάζουν την τελική απόδοση των επενδυτών.

Επιπλέον, τα αμοιβαία κεφάλαια συνήθως παρέχουν τη δυνατότητα αγοράς και πώλησης μεριδίων σε επενδυτές, επιτρέποντάς τους να εισέλθουν ή να εξέλθουν από το ταμείο ανάλογα με τις ανάγκες ή τις προσδοκίες τους. Συνολικά, παρέχουν έναν τρόπο για τους επενδυτές να συμμετέχουν στις αγορές με επαγγελματική διαχείριση και διαφοροποιημένο κίνδυνο.

- Μερίσματα:

Τα μερίσματα αντιπροσωπεύουν το μερίδιο των κερδών που αναλογούν σε έναν μέτοχο μιας εταιρείας. Αποτελούν την ανταμοιβή που λαμβάνουν οι μέτοχοι για τη συμμετοχή τους στην εταιρεία. Τα μερίσματα μπορεί να καταβάλλονται τακτικά ανά έτος και αντικατοπτρίζουν την απόδοση και την υγεία της εταιρείας.

- Χαρτοφυλάκιο:

Ο όρος χαρτοφυλάκιο αναφέρεται στη συλλογή των επενδύσεων ενός ατόμου ή μιας εταιρείας. Περιλαμβάνει τις μετοχές, τα ομόλογα, τα αμοιβαία κεφάλαια και άλλα επενδυτικά προϊόντα που κατέχει και αποτελεί το σύνολο των χρηματοοικονομικών περιουσιακών στοιχείων τους.

- Μεταβλητότητα:

Η μεταβλητότητα αναφέρεται στο εύρος με το οποίο η τιμή ενός επενδυτικού προϊόντος μπορεί να αλλάξει σε ένα δεδομένο χρονικό διάστημα. Υψηλή μεταβλητότητα υποδεικνύει ότι η τιμή έχει μεγάλες διακυμάνσεις, ενώ χαμηλή μεταβλητότητα υποδεικνύει ότι η τιμή δεν αλλάζει σημαντικά.

- Δείκτες:

Οι δείκτες είναι μαθηματικά μοντέλα και στατιστικά εργαλεία που χρησιμοποιούνται για να αναλύσουν την απόδοση της αγοράς. Βασίζονται σε τιμές και όγκο συναλλαγών και μπορούν να παρέχουν πληροφορίες σχετικά με τις τάσεις και τις πιθανές κινήσεις των αγορών.

## 2.3 Μέθοδοι Ανάλυσης Αγοράς

Το παρόν κεφάλαιο αποτελεί μια εισαγωγή στις μεθόδους ανάλυσης της χρηματιστηριακής αγοράς, οι οποίες αποτελούν βασικό εργαλείο για τους επενδυτές και τους ερευνητές στο χώρο της οικονομικής και χρηματοοικονομικής ανάλυσης. Κάθε μέθοδος παρουσιάζεται και αναλύεται λεπτομερώς:

### 2.3.1 Ανάλυση Τεχνικών Δεικτών:

Οι τεχνικοί δείκτες παίζουν κρίσιμο ρόλο στην ανάλυση της αγοράς, παρέχοντας πολύτιμες πληροφορίες για τις τάσεις και τις πιθανές κατευθύνσεις των τιμών των χρηματοοικονομικών εργαλείων. Σύμφωνα με τον Murphy, οι τεχνικοί δείκτες βασίζονται σε μαθηματικούς υπολογισμούς που εφαρμόζονται σε τιμές, όγκους και άλλα συναφή δεδομένα της αγοράς (Murphy, 1999)[1]. Η αποτελεσματικότητά τους έγκειται στη δυνατότητά τους να προσφέρουν σαφή και αντικειμενικά σήματα, τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη λήψη αποφάσεων διαπραγμάτευσης. Επομένως, η κατανόηση και η σωστή χρήση των τεχνικών δεικτών αποτελεί βασικό εργαλείο για τους επενδυτές που επιθυμούν να μεγιστοποιήσουν τις αποδόσεις τους και να μειώσουν τον κίνδυνο. Αν και υπάρχουν πολλοί διαφορετικοί τεχνικοί δείκτες, οι πιο δημοφιλείς και χρησιμοποιούμενοι αναφέρονται παρακάτω:

- Moving Average (MA):

Ο MA είναι ένας από τους πιο βασικούς τεχνικούς δείκτες. Υπολογίζεται ως ο μέσος όρος των τιμών μιας χρηματιστηριακής περιουσίας για ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα. Η κίνηση του κινητού μέσου μπορεί να δείξει την κατεύθυνση της τάσης.

- Stochastic Oscillator (SO):

Ο στοχαστικός ανιχνευτής σημείων χρησιμοποιείται για να μετρήσει την ταχύτητα και την αλλαγή των τιμών. Αυτός ο δείκτης κυμαίνεται μεταξύ 0 και 100 και χρησιμοποιείται για να προβλέψει τις αλλαγές της τάσης.

- Relative Strength Index (RSI):

Ο RSI μετρά την ταχύτητα και την κλίμακα των πρόσφατων αυξήσεων και μειώσεων σε μια χρηματιστηριακή περιουσία για να αξιολογήσει αν είναι υπερτιμημένη ή υποτιμημένη.

- Average True Range (ATR):

Ο ATR μετρά την αλλαγή της τιμής ενός αγαθού σε ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα. Χρησιμοποιείται κυρίως για την αξιολόγηση της αβεβαιότητας στην αγορά.

- Moving Average Convergence Divergence (MACD):

Ο MACD συγκρίνει δύο κινητούς μέσους, συνήθως έναν μεγαλύτερο και έναν μικρότερο, για να αξιολογήσει την τάση και τις αλλαγές στην αγορά.

Αυτοί είναι μόνο μερικοί από τους δείκτες που χρησιμοποιούνται στην τεχνική ανάλυση. Κάθε ένας έχει τη δική του μοναδική χρήση και προσφέρει διαφορετική εικόνα της αγοράς.

### 2.3.2 Οικονομική Ανάλυση:

Η οικονομική ανάλυση επικεντρώνεται στην αξιολόγηση της υγείας μιας εταιρείας ή μιας αγοράς βασιζόμενη στην οικονομική της απόδοση και άλλους οικονομικούς παράγοντες. (Penman, 2013)[2] Αυτή η ανάλυση συχνά περιλαμβάνει την ανάλυση των οικονομικών καταστάσεων, την ανάλυση των κλάδων και την ανάλυση των ανταγωνιστών. Η οικονομική ανάλυση παρέχει μια ολοκληρωμένη εικόνα της οικονομικής σταθερότητας και της δυνατότητας ανάπτυξης μιας επιχείρησης ή μιας αγοράς, αξιολογώντας παραμέτρους όπως τα έσοδα, τα κέρδη, το χρέος και οι ταμειακές ροές. Μέσω της ανάλυσης των οικονομικών καταστάσεων, οι αναλυτές εξετάζουν ισολογισμούς, καταστάσεις αποτελεσμάτων και καταστάσεις ταμειακών ροών για να κατανοήσουν την οικονομική ευρωστία και την αποδοτικότητα των πόρων της εταιρείας. Η ανάλυση των κλάδων διερευνά τις τάσεις, τους κανονισμούς και τις οικονομικές συνθήκες που επηρεάζουν τον συγκεκριμένο κλάδο, ενώ η ανάλυση των ανταγωνιστών εξετάζει την θέση της εταιρείας σε σχέση με τους κύριους ανταγωνιστές της, αξιολογώντας πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα. Η συνδυασμένη χρήση αυτών των μεθόδων βοηθά τους επενδυτές και τα στελέχη να λαμβάνουν πιο ενημερωμένες αποφάσεις σχετικά με τις στρατηγικές επενδύσεις και την ανάπτυξη της εταιρείας.

### 2.3.3 Ανάλυση Κεφαλαιαγοράς:

Η ανάλυση της κεφαλαιαγοράς επικεντρώνεται στη διερεύνηση και αξιολόγηση των διαφορετικών τύπων κεφαλαιαγορών, όπως οι αγορές μετοχών, ομολόγων και παραγώγων, για να παρέχει μια ολοκληρωμένη κατανόηση της δυναμικής τους. (Fabozzi, 2011)[3] Αυτή η ανάλυση περιλαμβάνει την εξέταση των ρυθμιστικών πλαισίων που καθορίζουν τη λειτουργία των αγορών, την αποτίμηση της απόδοσης των διαφόρων χρηματοπιστωτικών μέσων και την αξιολόγηση των μελλοντικών προοπτικών των αγορών. Οι αναλυτές εξετάζουν επίσης τις επιπτώσεις των μακροοικονομικών συνθηκών, όπως οι πολιτικές επιτοκίων και οι οικονομικοί κύκλοι, καθώς και τις επιδόσεις επιμέρους εταιρειών και κλάδων. Μέσω αυτής της ανάλυσης, οι επενδυτές αποκτούν πολύτιμες πληροφορίες που τους βοηθούν στη διαμόρφωση στρατηγικών επενδύσεων και στη λήψη ενημερωμένων αποφάσεων, βελτιώνοντας τη διαχείριση των επενδυτικών κινδύνων και την αποδοτικότητα των χαρτοφυλακίων τους.

### 2.3.4 Ανάλυση Κινδύνου:

Η ανάλυση κινδύνου αποτελεί κρίσιμο μέρος της επενδυτικής διαδικασίας, καθώς βοηθά τους επενδυτές να αναγνωρίζουν, να αξιολογούν και να διαχειρίζονται τους κινδύνους που ενδέχεται να επηρεάσουν την απόδοση των χαρτοφυλακίων τους (Jorion, 2006)[4]. Αυτή η ανάλυση εξετάζει μια ποικιλία κινδύνων, όπως οι κίνδυνοι αγοράς που σχετίζονται με διακυμάνσεις στις τιμές των χρηματοπιστωτικών μέσων, οι επιχειρηματικοί κίνδυνοι που προκύπτουν από τις λειτουργίες και τη στρατηγική των εταιρειών, καθώς και οι μακροοικονομικοί κίνδυνοι που προκύπτουν από μεταβολές στο οικονομικό περιβάλλον. Επίσης, περιλαμβάνει την ανάλυση των πιστωτικών κινδύνων, των

κινδύνων ρευστότητας και των λειτουργικών κινδύνων. Με την εφαρμογή τεχνικών όπως η ποσοτική ανάλυση, η μοντελοποίηση σεναρίων και η χρήση παραγώγων για αντιστάθμιση, οι επενδυτές μπορούν να μετριάσουν τις αρνητικές επιπτώσεις των κινδύνων και να ενισχύσουν τη σταθερότητα και την αποδοτικότητα των επενδύσεών τους.

Η χρηματοοικονομική ανάλυση αποτελεί θεμέλιο για τη λήψη αποφάσεων επένδυσης και την κατανόηση της λειτουργίας των χρηματοοικονομικών αγορών. Μέθοδοι όπως η τεχνική ανάλυση, η οικονομική ανάλυση, η ανάλυση κεφαλαιαγοράς και η ανάλυση κινδύνου παρέχουν στους επενδυτές και τους ερευνητές τα εργαλεία που χρειάζονται για να λάβουν ενημερωμένες αποφάσεις.

Κάθε μέθοδος ανάλυσης προσφέρει μια μοναδική προοπτική και έχει τα πλεονεκτήματά της καθώς και τους περιορισμούς της. Η συνδυαστική χρήση αυτών των μεθόδων μπορεί να οδηγήσει σε μια ολοκληρωμένη και αποτελεσματική προσέγγιση για τη διαχείριση του χρηματοοικονομικού χαρτοφυλακίου και την επίτευξη των επενδυτικών στόχων. Κατά τη διάρκεια της ανάλυσης και της λήψης αποφάσεων επένδυσης, η κατανόηση της συνολικής εικόνας και η λήψη υπεύθυνων αποφάσεων βασισμένων σε ουσιαστική ανάλυση αποτελούν κρίσιμα στοιχεία για την επίτευξη των επενδυτικών στόχων και τη μείωση του κινδύνου.

## 2.4 Βασικές Θεωρίες Χρηματοοικονομικής

Οι χρηματοοικονομικές θεωρίες αποτελούν το θεμέλιο της κατανόησης της λειτουργίας των χρηματοοικονομικών αγορών και των αποφάσεων επένδυσης. Μέσα από τις βασικές θεωρίες, αναλύονται οι διάφοροι παράγοντες που επηρεάζουν τις αγορές και τις επενδύσεις, καθώς και ο τρόπος με τον οποίο οι επενδυτές λαμβάνουν αποφάσεις. Μέσα από την ανάλυση των διαφόρων θεωριών, αναδεικνύεται ένα συνολικό πλαίσιο που εξηγεί την επίδραση των παραγόντων στις χρηματοοικονομικές αγορές. Παρακάτω αναφέρονται μερικές από τις βασικές θεωρίες και μοντέλα της χρηματοοικονομικής, τα οποία αποτελούν βασικά εργαλεία για την ανάλυση και την κατανόηση της λειτουργίας των χρηματοοικονομικών αγορών, αφού προσφέρουν ενδιαφέρουσες ερμηνείες για τη συμπεριφορά των αγορών και των επενδυτών, καθώς και για τον τρόπο με τον οποίο διαμορφώνονται οι τιμές των ενεργητικών.

Αρχικά, η Efficient Market Hypothesis (EMH) είναι μια θεωρία που προτείνει ότι οι χρηματοοικονομικές αγορές ανταποκρίνονται γρήγορα και ακριβώς στην πληροφορία. Αυτό σημαίνει ότι οι τιμές των χρηματοοικονομικών ενεργητικών αντανακλούν ήδη όλες τις διαθέσιμες πληροφορίες στην αγορά. Η υπόθεση αυτή προέκυψε από έρευνες του Eugene Fama τη δεκαετία του 1960 και 1970 (Fama, *Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work*, 1970) (Fama, *Efficient Capital Markets: II*, 1991)[5][6]. Η κύρια ιδέα πίσω από την EMH είναι ότι οι επενδυτές δεν μπορούν να επιτύχουν ανώτερα αποτελέσματα από την αγορά μέσω της ανάλυσης της πληροφορίας, καθώς οι τιμές έχουν ήδη αντικατοπτριστεί σε αυτές. Ένα πλεονέκτημα της EMH είναι ότι παρέχει μια απλή και λογική εξήγηση για την κίνηση των τιμών στις αγορές. Ωστόσο, ένα μειονέκτημα είναι ότι δεν λαμβάνει υπόψη παράγοντες όπως η ανθρώπινη συμπεριφορά ή η ανάγκη για ασφάλεια και επενδυτική εμπιστοσύνη, που μπορεί να επηρεάσουν τις αγορές.

Το Capital Asset Pricing Model (CAPM) είναι ένα μοντέλο που προβλέπει την απόδοση ενός ενεργητικού με βάση το ρίσκο που φέρει. Η βασική αρχή του CAPM είναι ότι η απόδοση ενός ενεργητικού θα πρέπει να είναι ανάλογη προς το ρίσκο. (Sharpe, 1964)[7]. Ένα πλεονέκτημα του CAPM είναι η απλότητά του και η ευρεία αποδοχή στη βιομηχανία. Ωστόσο, ένα μειονέκτημα είναι ότι βασίζεται σε μια σειρά από υποθέσεις που μπορεί να μην ισχύουν πάντα στην πραγματική αγορά. Επιπλέον, το CAPM δεν λαμβάνει υπόψη παράγοντες όπως η ανθρώπινη συμπεριφορά ή η ανάγκη για ασφάλεια, που μπορεί να επηρεάσουν τις αγορές.

Αξίζει επίσης να αναφερθεί η θεωρία των προσδοκιών, αφού αποτελεί πυλώνα της σύγχρονης χρηματοοικονομικής θεωρίας. Σύμφωνα με το άρθρο του (Keynes, 1936)[8], οι προσδοκίες των επενδυτών για τη μελλοντική απόδοση των ενεργητικών καθορίζουν τις τρέχουσες αποφάσεις επένδυσης. Ωστόσο, η εφαρμογή της θεωρίας αυτής στην πράξη είναι πολύπλοκη λόγω της δυσκολίας στην πρόβλεψη των μελλοντικών προσδοκιών και των αβεβαιοτήτων που συνοδεύουν τις αγορές.

Η θεωρία απόδοσης ενεργητικού έχει εξελιχθεί μέσα από πολλές ερευνητικές εργασίες στον τομέα της χρηματοοικονομικής. Το άρθρο του (Jensen, 1968)[9] παρουσιάζει την έννοια της απόδοσης ενεργητικού ως την ικανότητα ενός επενδυτή να πετύχει ανώτερη απόδοση σε σχέση με ένα καθορισμένο αναφερόμενο δείκτη. Η έρευνα στον τομέα αυτόν εξετάζει τους παράγοντες που επηρεάζουν την απόδοση των ενεργητικών και τη σχέση της με την αγορά.

Στη συνέχεια, σημαντικό ρόλο διαδραματίζει και η θεωρία του σύγχρονου χαρτοφυλακίου - Modern Portfolio Theory (MPT), η οποία προτάθηκε από τον Harry Markowitz τη δεκαετία του 1950 (Markowitz, 1952)[10]. Η MPT αναλύει τον τρόπο με τον οποίο οι επενδυτές μπορούν να διαχειριστούν το ρίσκο ενός επενδυτικού χαρτοφυλακίου, επιλέγοντας συνδυασμούς ενεργητικών που προσφέρουν τη μέγιστη αναμενόμενη απόδοση για ένα δεδομένο επίπεδο ρίσκου. Όπως



αναφέρθηκε και προηγουμένως, το κεντρικό στοιχείο της θεωρίας είναι η έννοια του Efficient Frontier, η οποία αναπαριστά το σύνολο των πιθανών επενδύσεων που παρέχουν το μέγιστο αναμενόμενο κέρδος για ένα δεδομένο επίπεδο ρίσκου.

Οι παραπάνω θεωρίες αποτελούν τον πυρήνα της χρηματοοικονομικής θεωρίας και παρέχουν ένα πλήρες πλαίσιο για την κατανόηση της λειτουργίας των αγορών και των αποφάσεων επένδυσης. Καθένα από αυτά τα μοντέλα έχει τις δικές του προεκτάσεις και εφαρμογές, ενώ η συνδυαστική κατανόησή τους συμβάλλει στη διαμόρφωση πιο ολοκληρωμένης προσέγγισης για τη διαχείριση κινδύνου και τη λήψη αποφάσεων επένδυσης.

## 2.5 Μέθοδοι Επένδυσης

Στον κόσμο των επενδύσεων, η επιλογή της κατάλληλης στρατηγικής είναι κρίσιμη για την επίτευξη μακροπρόθεσμων κερδών και τη μεγιστοποίηση του χαρτοφυλακίου. Οι επενδυτές αντιμετωπίζουν πληθώρα επιλογών, κάθε μία με τα δικά της χαρακτηριστικά, ρίσκα και πλεονεκτήματα. Αυτό το κεφάλαιο εξερευνά πέντε βασικές μεθόδους επένδυσης: την αγορά και κατοχή, την τεχνική ανάλυση, τη θεμελιώδη ανάλυση, τη μηχανική μάθηση και την τεχνητή νοημοσύνη. Κάθε μέθοδος προσφέρει διαφορετικές προοπτικές και τεχνικές, στοχεύοντας να προσαρμοστεί στις μοναδικές ανάγκες και στόχους κάθε επενδυτή. Μέσω της ανάλυσης αυτής, αποκαλύπτονται οι κρίσιμοι παράγοντες που πρέπει να ληφθούν υπόψη προτού ληφθούν επενδυτικές αποφάσεις, εξασφαλίζοντας έτσι μία σταθερή και στοχευμένη προσέγγιση στις αγορές.

### 2.5.1 Αγορά και κατοχή:

Η στρατηγική "Αγορά και Κατοχή" είναι μία από τις πιο διαδεδομένες μεθόδους επένδυσης, που περιλαμβάνει την αγορά μετοχών ή άλλων αξιών με την πρόθεση της μακροχρόνιας κατοχής. Αυτή η στρατηγική συχνά συνδέεται με τον Benjamin Graham και το βιβλίο του "The Intelligent Investor", όπου εξηγεί τα οφέλη της μακροχρόνιας κατοχής αξιών (Graham B. , 1949)[11]. Η τακτική αυτή βασίζεται στην πεποίθηση ότι παρά τις βραχυπρόθεσμες διακυμάνσεις της αγοράς, οι επενδύσεις θα αποδώσουν θετικά αποτελέσματα στο μακροπρόθεσμο διάστημα. Οι επενδυτές που ακολουθούν αυτή τη στρατηγική συνήθως προτιμούν σταθερές, υψηλής ποιότητας επιχειρήσεις με αποδεδειγμένη ικανότητα για βιώσιμη ανάπτυξη.

### 2.5.2 Θεμελιώδης Ανάλυση:

Η θεμελιώδης ανάλυση είναι μία μέθοδος για την εκτίμηση της αξίας μιας εταιρείας μέσω της βαθιάς εξέτασης οικονομικών δεδομένων, όπως είναι τα έσοδα, τα κέρδη, οι προοπτικές ανάπτυξης και η διοικητική δομή. Ο Benjamin Graham και David Dodd στο βιβλίο "Security Analysis" εισάγουν μια στρατηγική για την εκτίμηση της ενδεχομένως πραγματικής αξίας των εταιρειών, προτείνοντας μια διαδικασία που συνδυάζει οικονομικά και λογιστικά δεδομένα (Graham B. &, 1934)[12]. Η ανάλυση αυτή αξιολογεί επίσης τον κλάδο στον οποίο δραστηριοποιείται η εταιρεία και τους οικονομικούς

δείκτες που μπορούν να επηρεάσουν την αγορά. Οι επενδυτές που χρησιμοποιούν τη θεμελιώδη ανάλυση έχουν συνήθως προσδοκίες για μακροπρόθεσμα κέρδη και επιδιώκουν να αγοράσουν "υποτιμημένες" μετοχές που προσφέρουν υψηλή προοπτική ανάπτυξης.

### 2.5.3 Τεχνική Ανάλυση:

Η τεχνική ανάλυση εστιάζει στη μελέτη των τιμών των αξιών και των σχετικών μεταβλητών της αγοράς μέσω διαγραμμάτων και άλλων εργαλείων ανάλυσης για να προσδιορίσει τις μελλοντικές κινήσεις της αγοράς. Ο John J. Murphy, με το βιβλίο του παρέχει μια εξαντλητική επεξήγηση της τεχνικής ανάλυσης και των διαφόρων εργαλείων που χρησιμοποιούνται (Murphy, 1999)[13]. Οι επενδυτές χρησιμοποιούν διάφορους τεχνικούς δείκτες, όπως κινητούς μέσους, δείκτες δύναμης (RSI) και MACD, για να αξιολογήσουν τις ευκαιρίες αγοράς ή πώλησης. Αυτή η μέθοδος απαιτεί συνεχή παρακολούθηση της αγοράς και μπορεί να είναι κατάλληλη για επενδυτές που επιδιώκουν κέρδη στην βραχυπρόθεσμη βάση.

Η μηχανική μάθηση και η τεχνητή νοημοσύνη αποτελούν πλέον αναπόσπαστο μέρος της τεχνικής ανάλυσης, προσφέροντας προηγμένα εργαλεία για την επεξεργασία και ανάλυση των δεδομένων. Παρακάτω, αναλύονται διάφοροι τρόποι με τους οποίους έχουν χρησιμοποιηθεί στην τεχνική ανάλυση, ενισχύοντας τη δυνατότητα πρόβλεψης των χρηματιστηριακών τάσεων.

#### 2.5.3.1 Μηχανική Μάθηση:

Η μηχανική μάθηση έχει κατακτήσει σημαντική θέση στον τομέα της χρηματοοικονομίας, καθώς παρέχει προηγμένες τεχνικές για την πρόβλεψη των χρηματιστηριακών αγορών. Ένα παράδειγμα αποτελεί η χρήση μοντέλων νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη των τιμών μετοχών. Μελέτες όπως αυτή του (Tsantekidis, 2017)[14] αναφέρουν την αποτελεσματικότητα των νευρωνικών δικτύων στην πρόβλεψη των τιμών μετοχών, χρησιμοποιώντας ιστορικά δεδομένα ως είσοδο.

Πιο πρόσφατες έρευνες έχουν εξετάσει τη χρήση μοντέλων βαθιάς μάθησης όπως τα LSTM (Long Short-Term Memory) και GRU (Gated Recurrent Unit) για την πρόβλεψη των τιμών των μετοχών. Έρευνες όπως αυτή του (Tej Bahadur Shahi, 2020)[15] δείχνουν ότι η ενσωμάτωση συναισθημάτων από οικονομικές ειδήσεις μπορεί να βελτιώσει την απόδοση των μοντέλων LSTM και GRU, προσφέροντας πιο ακριβείς προβλέψεις όταν συνδυάζονται τα χαρακτηριστικά των μετοχών με τα συναισθήματα των ειδήσεων. Επιπλέον, έρευνα από τον Hu καταγράφει την πρόοδο στη χρήση της βαθιάς μάθησης για την πρόβλεψη τιμών μετοχών, υποδεικνύοντας τη σημαντική βελτίωση της απόδοσης όταν χρησιμοποιούνται εξελιγμένες τεχνικές όπως τα νευρωνικά δίκτυα CNN (Convolutional Neural Networks) και τα συνδυαστικά μοντέλα που ενσωματώνουν δεδομένα αγοράς και κοινωνικά δεδομένα (Zhiyong Hu, 2021)[16].

Επιπλέον, η μηχανική μάθηση εφαρμόζεται επιτυχώς στην ανίχνευση ανωμαλιών στις χρηματιστηριακές αγορές. Παράδειγμα αποτελεί η εργασία των (Ding, 2015)[17], όπου χρησιμοποιήθηκαν μηχανική μάθηση και αλγόριθμοι συνόλων δέντρων για την ανίχνευση ανωμαλιών στις αγορές μετοχών. Μια άλλη προσέγγιση είναι η εφαρμογή αλγορίθμων συστάδας για

την ανάλυση των δεδομένων και τον εντοπισμό μοτίβων. Η έρευνα των (Sari, 2020)[18] αναφέρει τη χρήση αλγορίθμων συστάδας k-means για τον εντοπισμό των μοτίβων στη συμπεριφορά των τιμών στις αγορές κρυπτονομισμάτων. Συνολικά, η μηχανική μάθηση αποτελεί ισχυρό εργαλείο για την πρόβλεψη των χρηματιστηριακών αγορών, και η εφαρμογή της σε ανάλυση δεδομένων αποδεικνύεται όλο και πιο επιτυχής.

### 2.5.3.2 Τεχνητή Νοημοσύνη:

Η τεχνητή νοημοσύνη αντιπροσωπεύει μια εξέλιξη της μηχανικής μάθησης, που επικεντρώνεται στη δημιουργία συστημάτων που μπορούν να λαμβάνουν αποφάσεις έχοντας ως βάση την εκμάθηση από δεδομένα. Ένα από τα πλέον διαδεδομένα παραδείγματα είναι η εφαρμογή γενετικών αλγορίθμων για την εύρεση βέλτιστων επενδυτικών στρατηγικών. Έρευνες όπως αυτή των Banerjee και Joshi (2015) επικεντρώνονται στην εφαρμογή γενετικών αλγορίθμων για τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων στρατηγικών επενδύσεων (Banerjee, 2015)[19].

Επιπλέον, η τεχνητή νοημοσύνη χρησιμοποιείται για την ανάλυση της συναισθηματικής αντίδρασης των επενδυτών στις χρηματιστηριακές αγορές. Μελέτες όπως αυτή των (Zhang, 2019) [20] αναφέρουν τη χρήση μηχανικής μάθησης για την ανάλυση του συναισθηματικού τόνου σε χρηματιστηριακά μηνύματα και την εκτίμηση της επίδρασής τους στις τιμές των μετοχών. Πιο πρόσφατα, η έρευνα από τον Li και τον Pan αναφέρει τη χρήση ενός νέου μοντέλου συνδυαστικής βαθιάς μάθησης που συνδυάζει τιμές μετοχών και οικονομικές ειδήσεις για την πρόβλεψη των τιμών, αποδεικνύοντας την υπεροχή του μοντέλου έναντι παραδοσιακών τεχνικών (Li, 2021)[21].

Τα παραπάνω παραδείγματα αποδεικνύουν ότι η τεχνητή νοημοσύνη αποτελεί έναν πολύτιμο σύμμαχο στην πρόβλεψη των χρηματιστηριακών αγορών, παρέχοντας σύνθετες αναλύσεις και αξιόπιστες προβλέψεις. Καθώς καταλήγουμε στην εξέταση των βασικών μεθόδων επένδυσης, γίνεται σαφές πως η επιλογή της κατάλληλης στρατηγικής αποτελεί μία δυναμική και συνεχώς εξελισσόμενη απόφαση. Οι επενδυτές πρέπει να είναι πρόθυμοι να μελετήσουν διεξοδικά τις συνθήκες της αγοράς και να εκτιμήσουν προσεκτικά τις επιλογές τους, αναγνωρίζοντας τις ευκαιρίες και τους κινδύνους που συνοδεύουν κάθε επενδυτική τακτική. Τελικά, η συνεχής εκπαίδευση και προσαρμογή είναι κλειδιά για την επίτευξη και τη διατήρηση μακροχρόνιων επενδυτικών επιτυχιών.

## 2.6 Μέθοδοι Πρόβλεψης Χρονοσειρών

Η πρόβλεψη χρονοσειρών είναι η τεχνική που ασχολείται με την ανάλυση και πρόβλεψη μελλοντικών δεδομένων βασισμένων σε παρατηρήσεις που συλλέγονται στο χρόνο. Το κύριο ζητούμενο είναι να αναπτυχθεί μια διαδικασία που θα εξασφαλίζει ότι οι προβλέψεις είναι όσο το δυνατόν πιο ακριβείς, αξιοποιώντας όλη την διαθέσιμη ιστορική πληροφορία. Οι πιο βασικές μέθοδοι πρόβλεψης χρονοσειρών, οι οποίες αναλύονται παρακάτω, είναι η στατιστική και η κριτική πρόβλεψη.

### 2.6.1 Στατιστική Πρόβλεψη

Η στατιστική πρόβλεψη προσφέρει σημαντικά πλεονεκτήματα, καθώς είναι άμεσα εφαρμόσιμη και παρέχει σχετικά ακριβείς εκτιμήσεις, συμπεριλαμβανομένων των διαστημάτων εμπιστοσύνης. Επιπλέον, δεν απαιτούνται εξειδικευμένες τεχνικές ή στατιστικές γνώσεις για την παραγωγή των προβλέψεων όταν αυτές χρησιμοποιούνται ως «black box» από διαχειριστές, παρέχοντας μια εύκολη λύση που απαιτεί ελάχιστο χρόνο και υπολογιστικούς πόρους. Ωστόσο, υπάρχουν και σημαντικά μειονεκτήματα. Οι μέθοδοι αυτές υποθέτουν ότι τα μοτίβα των χρονοσειρών θα συνεχιστούν χωρίς αλλαγές, πράγμα που δεν είναι πάντα εφικτό, και δεν λαμβάνουν υπόψη ειδικά γεγονότα ή ενέργειες όπως διαφημίσεις ή αθλητικά συμβάντα. Επιπλέον, για να παράγουν αξιόπιστες προβλέψεις, απαιτούνται συχνά αρκετά ιστορικά δεδομένα.

Παρακάτω αναλύονται μερικές από τις πιο βασικές μεθόδους στατιστικής πρόβλεψης:

#### 2.6.1.1 Αφελής Μέθοδος (Naive):

Η μέθοδος Naive είναι η πιο βασική στατιστική τεχνική πρόβλεψης και χρησιμοποιείται συχνά ως σημείο αναφοράς για πιο περίπλοκες μεθόδους. Αν και δεν προσφέρει ιδιαίτερα ακριβείς προβλέψεις, η δύναμή της έγκειται στην απλότητα της χρήσης της, καθώς θεωρεί ότι η επόμενη τιμή σε μια χρονοσειρά θα ισούται με την τελευταία διαθέσιμη παρατήρηση.

$$F(t + 1) = Y(t)$$

Αυτή η προσέγγιση είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για την αξιολόγηση της απόδοσης άλλων, πιο πολύπλοκων μοντέλων πρόβλεψης, προσφέροντας ένα σαφές σημείο σύγκρισης.

#### 2.6.1.2 Εκθετική Εξομάλυνση:

Η εκθετική εξομάλυνση είναι μια μέθοδος πρόβλεψης που επικεντρώνεται στην εξομάλυνση των ιστορικών δεδομένων, δίνοντας μεγαλύτερη βαρύτητα στα πιο πρόσφατα δεδομένα. Χρησιμοποιεί συντελεστές βαρύτητας που μειώνονται εκθετικά καθώς τα δεδομένα γίνονται παλαιότερα, στοχεύοντας στην απομόνωση του βασικού προτύπου των δεδομένων από τις τυχαίες διακυμάνσεις. Η τεχνική αυτή είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για βραχυπρόθεσμο σχεδιασμό και αποδεικνύεται σχετικά

ακριβής ακόμα και σε σύγκριση με πιο πολύπλοκες μεθόδους πρόβλεψης. Είναι επίσης εύκολη στη χρήση, απαιτώντας ελάχιστα ιστορικά δεδομένα και χρόνο υπολογισμού. Στην εκθετική εξομάλυνση υπάρχουν τέσσερα βασικά πρότυπα τάσης: σταθερού επιπέδου, γραμμικής τάσης, εκθετικής τάσης και φθίνουσας τάσης, που επιτρέπουν την προσαρμογή της μεθόδου ανάλογα με τη δομή και τις ανάγκες της συγκεκριμένης χρονοσειράς.

Στην τεχνική της εκθετικής εξομάλυνσης, η επιλογή της αρχικής πρόβλεψης και η παράμετρος εξομάλυνσης είναι κρίσιμες για την ακρίβεια των μελλοντικών προβλέψεων. Η αρχική πρόβλεψη μπορεί να βασίζεται στον μέσο όρο όλων των παρατηρήσεων, στον μέσο όρο των πρώτων τεσσάρων ή πέντε παρατηρήσεων, στην πρώτη παρατήρηση ή ακόμα και σε ένα σταθερό επίπεδο που προκύπτει από ένα μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης. Ο βέλτιστος συντελεστής εξομάλυνσης, αναγνωρισμένος συνήθως ως  $\alpha$ , επιλέγεται μέσω της ελαχιστοποίησης ενός σφάλματος όπως το MSE (Mean Squared Error) ή το MAPE (Mean Absolute Percentage Error). Το  $\alpha$  κυμαίνεται συνήθως από 0 έως 1, και για κάθε τιμή αυτού ελέγχεται το σφάλμα σε διάφορες δοκιμαστικές τιμές. Επίσης, μπορούν να χρησιμοποιηθούν μέθοδοι βελτιστοποίησης, είτε γραμμικές είτε μη γραμμικές, για την επιλογή της καλύτερης τιμής του  $\alpha$ , εξασφαλίζοντας έτσι την υψηλότερη δυνατή ακρίβεια των προβλέψεων.

Παρακάτω αναφέρονται ενδεικτικά κάποιες εξισώσεις και βασικά χαρακτηριστικά αυτών των προτύπων τάσης:

#### 2.6.1.2.1 Σταθερού Επιπέδου:

Αυτή η προσέγγιση είναι ιδανική για πρόβλεψη ενός βήματος και χρησιμοποιείται κυρίως σε χρονοσειρές με υψηλό θόρυβο ή τυχαιότητα, όπου η πληροφορία είναι περιορισμένη και η βασική τάση παραμένει σταθερή.

$$\begin{aligned}e_t &= Y_t - F_t \\S_t &= S_{t-1} + \alpha e_t \\F_{t+1} &= S_t\end{aligned}$$

#### 2.6.1.2.2 Γραμμικής Τάσης:

Εφαρμόζεται σε χρονοσειρές που δείχνουν μια σταθερή γραμμική αύξηση στο μέλλον, υποδεικνύοντας μια συνεχή και ομαλή τάση ανάπτυξης.

$$\begin{aligned}e_t &= Y_t - F_t \\S_t &= S_{t-1} + T_{t-1} + \alpha e_t \\T_t &= T_{t-1} + \alpha \beta e_t \\F_{t+m} &= S_t + mT_t\end{aligned}$$

Η αρχικοποίηση ενός μοντέλου εκθετικής εξομάλυνσης απαιτεί προσεκτική εκτέλεση και σχεδιασμό, ιδιαίτερα στη διαδικασία γραμμικής παλινδρόμησης όπου ο χρόνος λαμβάνεται ως ανεξάρτητη μεταβλητή. Το αρχικό επίπεδο του μοντέλου συνήθως ορίζεται από τη σταθερά  $A$  της παλινδρόμησης  $X = A + Bt$ , ενώ η αρχική τάση προκύπτει από την κλίση  $B$  της ίδιας

παλινδρόμησης. Για την εξασφάλιση της βέλτιστης απόδοσης του μοντέλου, είναι σημαντικό οι συντελεστές εξομάλυνσης  $\alpha$  και  $\beta$  να υπολογίζονται με τρόπο που να ελαχιστοποιεί το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE). Αυτοί οι συντελεστές διαμορφώνονται σε ένα εύρος τιμών όπου  $0 < \alpha < 1$  και  $0 < \beta < \alpha$ , εξασφαλίζοντας έτσι τη συνέπεια και την ακρίβεια των προβλέψεων σε μακροχρόνιο ορίζοντα.

#### 2.6.1.2.3 Εκθετικής Τάσης:

Κατάλληλη για καταστάσεις όπου η αύξηση είναι εκθετική, όπως στις αρχές του κύκλου ζωής ενός προϊόντος. Αυτή η μέθοδος μπορεί να είναι υπεραισιόδοξη για μακροπρόθεσμες προβλέψεις, καθώς υπερεκτιμά τη δυναμική ανάπτυξης.

#### 2.6.1.2.4 Φθίνουσας Τάσης:

Χρησιμοποιείται για μεσοπρόθεσμες προβλέψεις, ειδικά όταν τα δεδομένα δείχνουν μια σταδιακή μείωση ή φθίνουσα τάση, προσφέροντας μια πιο ρεαλιστική προοπτική της μελλοντικής συμπεριφοράς της χρονοσειράς.

#### 2.6.1.3 Μέθοδος Theta:

Αποτελεί μια μονοδιάστατη τεχνική πρόβλεψης που βασίζεται στην μεταβολή των τοπικών καμπυλοτήτων μιας χρονοσειράς. Η μέθοδος χρησιμοποιεί την παράμετρο  $\theta$  (Theta), η οποία εφαρμόζεται πολλαπλασιαστικά στις διαφορές δεύτερης τάξης των δεδομένων, δημιουργώντας μια νέα χρονοσειρά που διατηρεί τη μέση τιμή και την κλίση της αρχικής χρονοσειράς, αλλά όχι τις τοπικές καμπυλότητες. Οι προκύπτουσες χρονοσειρές, γνωστές ως γραμμές  $\Theta$  (Theta Lines), εξασφαλίζουν μια βελτιωμένη προσέγγιση της μακροπρόθεσμης τάσης των δεδομένων ή τονίζουν τα βραχυπρόθεσμα χαρακτηριστικά, ανάλογα με την τιμή της παραμέτρου  $\theta$ . Όταν η τιμή της παραμέτρου  $\theta$  είναι μικρότερη ή μεγαλύτερη από 1, η μέθοδος εστιάζει αντίστοιχα στην ενίσχυση της μακροπρόθεσμης τάσης ή των βραχυπρόθεσμων διακυμάνσεων, παρέχοντας έτσι στους αναλυτές ένα εργαλείο για πιο τεκμηριωμένες και ακριβείς προβλέψεις.

#### 2.6.1.4 Μέθοδος Croston:

Η μέθοδος πρόβλεψης του Croston είναι ιδιαίτερα χρήσιμη σε καταστάσεις όπου τα δεδομένα παρουσιάζουν διακοπτόμενη ζήτηση, δηλαδή περιέχουν πολλά μηδενικά και η ζήτηση δεν εμφανίζεται σε συνεχή βάση. Αυτό είναι συνηθισμένο σε περιπτώσεις όπως οι αποθήκες ανταλλακτικών, όπου η ζήτηση για συγκεκριμένα ανταλλακτικά μπορεί να μην είναι σταθερή.

$$\text{Demand Forecast} = \frac{\text{Volume Forecast}}{\text{Interval Forecast}}$$

Η μέθοδος χωρίζει την πρόβλεψη της ζήτησης σε δύο συνιστώσες: την πρόβλεψη του όγκου ζήτησης (Volume Forecast) και την πρόβλεψη του διαστήματος μεταξύ των ζητήσεων (Interval Forecast). Η πρόβλεψη του διαστήματος ενημερώνεται μόνο όταν συμβαίνει ζήτηση και υπολογίζεται με την μέθοδο της εκθετικής εξομάλυνσης ή του κινητού μέσου όρου. Αντίστοιχα, ο

όγκος της ζήτησης ενημερώνεται και αυτός μόνο κατά τις περιόδους που υπάρχει ζήτηση, εφαρμόζοντας τις ίδιες τεχνικές εξομάλυνσης. Αυτή η διαδικασία επιτρέπει την ακριβέστερη προσέγγιση και ανταπόκριση στις πραγματικές συνθήκες της αγοράς, βελτιστοποιώντας την αποθεματοποίηση και τη διαχείριση των αποθεμάτων.

#### 2.6.1.5 ARIMA:

Τα ολοκληρωμένα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινητού μέσου όρου (AutoRegressive Integrated Moving Average, ARIMA) είναι στοχαστικά μοντέλα που χρησιμοποιούνται για να περιγράψουν και να προβλέψουν την διαχρονική εξέλιξη διαφόρων φυσικών ή οικονομικών μεγεθών. Προσεγγίζουν τη λογική των κλασικών μοντέλων παλινδρόμησης (π.χ. LRL) και εκθετικής εξομάλυνσης (π.χ. SES) με την έννοια ότι συσχετίζουν τις μελλοντικές τιμές τις χρονοσειρές με παρελθοντικές της ή/και σφάλματα που εντοπίστηκαν. Η ιδιομορφία τους έγκειται στο ότι η γραμμική συσχέτιση γίνεται χωρίς την άμεση χρήση εξομάλυνσης ή την αξιοποίηση ερμηνευτικών μεταβλητών. Έτσι, τα ARIMA παρέχουν έναν γραμμικό συνδυασμό αυτών των στοιχείων, βοηθώντας στην πιο ακριβή και ρεαλιστική ανάλυση και πρόβλεψη των δεδομένων.

#### 2.6.1.6 Τεχνητή Νοημοσύνη:

Η τεχνητή νοημοσύνη (AI) έχει φέρει επανάσταση σε πολλούς τομείς της επιστήμης και της τεχνολογίας, με έναν από αυτούς να είναι η ανάλυση και πρόβλεψη χρονοσειρών. Η πρόβλεψη χρονοσειρών με τη χρήση AI στοχεύει στην πρόβλεψη μελλοντικών τιμών με βάση τα ιστορικά δεδομένα. Παρακάτω αναφέρονται οι βασικές μεθοδολογίες και οι τεχνικές που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη χρονοσειρών.

##### 2.6.1.6.1 Μηχανική Μάθηση (Machine Learning):

Η μηχανική μάθηση περιλαμβάνει διάφορες τεχνικές που βασίζονται σε αλγορίθμους και μοντέλα για την ανάλυση χρονοσειρών.

- Παλινδρόμηση (Regression): Χρησιμοποιείται για να προβλέψει μια συνεχή τιμή, όπως οι τιμές των μετοχών ή οι πωλήσεις προϊόντων. Κλασικά μοντέλα παλινδρόμησης όπως η γραμμική παλινδρόμηση και η λογιστική παλινδρόμηση προσφέρουν βασικές προβλέψεις. Ένα πιο προηγμένο παράδειγμα είναι η Elastic Net, που συνδυάζει την L1 και L2 κανονικοποίηση για πιο σταθερές προβλέψεις σε περιπτώσεις υπερβολικά προσαρμοσμένων (overfitted) μοντέλων (Zou, 2005)[22].
- Δέντρα Αποφάσεων (Decision Trees) και Τυχαία Δάση (Random Forests): Τα δέντρα αποφάσεων επιτρέπουν τη λήψη αποφάσεων με βάση τη διαίρεση των δεδομένων σε κλάδους. Τα τυχαία δάση είναι μια πιο ισχυρή προσέγγιση, συνδυάζοντας πολλαπλά δέντρα

αποφάσεων για τη μείωση του κινδύνου υπερβολικής προσαρμογής και την επίτευξη μεγαλύτερης ακρίβειας (Breiman, 2001)[23].

- Μηχανές Διανυσματικής Υποστήριξης (Support Vector Machines - SVMs): Εφαρμόζονται στην πρόβλεψη χρονοσειρών με την εξαγωγή τάσεων από τα δεδομένα και τη δημιουργία μιας επιφάνειας διαχωρισμού μεταξύ των τάξεων. Ένα παράδειγμα εφαρμογής των SVM για χρονοσειρές είναι η πρόβλεψη τιμών μετοχών με βάση προηγούμενες τιμές και οικονομικούς δείκτες (Kim, 2003)[24].

#### 2.6.1.6.2 Βαθιά Μάθηση (Deep Learning):

Η βαθιά μάθηση χρησιμοποιεί πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα για να ανιχνεύσει πολύπλοκα μοτίβα σε μεγάλα σύνολα δεδομένων χρονοσειρών. Τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν μια προηγμένη μορφή μηχανικής μάθησης, η οποία μιμείται τη λειτουργία των ανθρώπινων εγκεφάλων για να αναγνωρίσει μοτίβα και να επεξεργαστεί δεδομένα. Η εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου απαιτεί συνήθως μεγάλους όγκους δεδομένων, καθώς η ακρίβεια των προβλέψεων βελτιώνεται με την ποσότητα και ποιότητα των εκπαιδευτικών δεδομένων που παρέχονται στο σύστημα. Επιπλέον, η διαδικασία αυτή είναι συνήθως χρονοβόρα, λαμβάνοντας υπόψη τον χρόνο που απαιτείται για την εκπαίδευση και τον επαναλαμβανόμενο έλεγχο της απόδοσης του μοντέλου.

Παρά την υψηλή τους αποτελεσματικότητα, τα νευρωνικά δίκτυα έχουν και αρκετούς επικριτές. Μία κύρια αντίρρηση αφορά την φύση τους ως "μαύρο κουτί", καθώς τα εσωτερικά τους στοιχεία και οι λεπτομερείς λειτουργίες τους είναι συχνά αδιαφανείς ή υπερβολικά περίπλοκες για να αναλυθούν από τους τελικούς χρήστες. Αυτό καθιστά δύσκολο να εξηγηθεί πώς ακριβώς καταλήγουν στις προβλέψεις τους, πράγμα που μπορεί να είναι κρίσιμο σε εφαρμογές όπου η διαφάνεια και η ακρίβεια είναι ζωτικής σημασίας, όπως στην ιατρική διάγνωση και την χρηματοοικονομική ανάλυση. Ωστόσο, παρά τις προκλήσεις αυτές, τα νευρωνικά δίκτυα παραμένουν ένα εξαιρετικά δυνατό εργαλείο για την εξαγωγή βαθιάς γνώσης από περίπλοκα και μεγάλα σύνολα δεδομένων, προσφέροντας προβλέψεις με σημαντική ακρίβεια σε πληθώρα εφαρμογών. Παρακάτω αναφέρονται μερικά δίκτυα που έχουν ως σκοπό την πρόβλεψη και ανάλυση χρονοσειρών.

- Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα (Recurrent Neural Networks - RNNs): Τα RNN είναι ιδανικά για χρονοσειρές λόγω της ικανότητάς τους να διατηρούν πληροφορία από προηγούμενα χρονικά βήματα. Ωστόσο, συχνά αντιμετωπίζουν το πρόβλημα της εξαφάνισης ή έκρηξης της κλίσης (vanishing/exploding gradient). Αυτό συμβαίνει λόγω της επαναληπτικής φύσης των RNN, όπου το σήμα πρέπει να περάσει μέσα από πολλά χρονικά βήματα. Όταν οι συναρτήσεις ενεργοποίησης εφαρμόζονται διαδοχικά σε κάθε χρονικό βήμα, το σήμα μπορεί είτε να μειωθεί δραστικά είτε να αυξηθεί εκθετικά. Αυτά τα προβλήματα καθιστούν δύσκολη την εκμάθηση των RNN και μπορεί να προκαλέσουν στα μοντέλα να "ξεχάσουν" σημαντικές πληροφορίες ή να γίνουν ασταθή κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Ένα παράδειγμα χρήσης τους είναι η πρόβλεψη της παραγωγής ενέργειας από ηλιακούς συλλέκτες (Bandara, 2020)[25].



- Long Short-Term Memory Networks (LSTMs): Για να αντιμετωπιστεί το πρόβλημα της κλίσης, αναπτύχθηκαν τα LSTM. Τα δίκτυα αυτά, εισάγουν ειδικές δομές, όπως οι πύλες εισόδου, εξόδου και διαγραφής, οι οποίες ελέγχουν τη ροή των πληροφοριών μέσα στο δίκτυο. Έτσι, επιτρέπουν στο δίκτυο να διατηρεί σημαντικές πληροφορίες για μεγάλα χρονικά διαστήματα. Αυτό καθιστά τα LSTMs ιδιαίτερα αποτελεσματικά στην πρόβλεψη χρονοσειρών που παρουσιάζουν μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις, όπως στην πρόβλεψη τιμών μετοχών (Fischer, 2018)[26].
- Convolutional Neural Networks (CNNs): Παρόλο που συνήθως χρησιμοποιούνται για εικόνες, τα CNNs έχουν βρει εφαρμογές και στις χρονοσειρές λόγω της ικανότητάς τους να εξάγουν χαρακτηριστικά μέσω των φίλτρων σύγκλισης. Σε συνδυασμό με τα LSTM, αποτελούν ισχυρό εργαλείο για την πρόβλεψη χρονοσειρών (Boronykh, 2018)[27].

#### 2.6.1.6.3 Υβριδικές Μέθοδοι:

Οι υβριδικές μέθοδοι συνδυάζουν τις παραπάνω τεχνικές για καλύτερα αποτελέσματα. Για παράδειγμα, το μοντέλο Hybrid LSTM-ARIMA συνδυάζει την ακριβή μοντελοποίηση της τάσης και της εποχικότητας του ARIMA με τις ισχυρές ιδιότητες πρόβλεψης του LSTM [28].

Κάθε μία από αυτές τις προσεγγίσεις έχει τις δικές της εφαρμογές και ιδιαιτερότητες. Η επιλογή της κατάλληλης μεθόδου πρόβλεψης πρέπει να λαμβάνει υπόψη τον τύπο των δεδομένων, την πολυπλοκότητα του προβλήματος, τη διαθεσιμότητα υπολογιστικών πόρων, και την απαιτούμενη ακρίβεια των προβλέψεων. Η σωστή αξιοποίηση αυτών των μεθόδων μπορεί να προσφέρει σημαντικά οφέλη στην επιχειρησιακή και στρατηγική ανάπτυξη.

#### 2.6.2 Κριτική Πρόβλεψη

Οι κριτικές μέθοδοι πρόβλεψης έχουν ιδιαίτερη σημασία σε επιχειρησιακά πλαίσια, όπου τα δεδομένα είναι συχνά ανεπαρκή ή απουσιάζουν εντελώς. Αυτές οι μέθοδοι βασίζονται κυρίως στη διαίσθηση, την κρίση και τη συσσωρευμένη εμπειρία και γνώση των ανθρώπων που τις χρησιμοποιούν, επιτρέποντας την λήψη αποφάσεων ακόμη και σε συνθήκες αβεβαιότητας. Είναι ιδιαίτερα χρήσιμες σε καταστάσεις που εμπλέκουν ηθικά ζητήματα, όπου οι αναγκαίες αποφάσεις δεν μπορούν να παρθούν μόνο με βάση αντικειμενικά δεδομένα. Επίσης, προσφέρουν τη δυνατότητα στους διαχειριστές να έχουν άμεσο έλεγχο πάνω στις προβλέψεις, κάτι που είναι κρίσιμο σε δυναμικές και γρήγορα μεταβαλλόμενες αγορές. Αυτές οι μέθοδοι μπορούν να είναι πολύτιμες όταν η πρόβλεψη απαιτεί την άμεση ενσωμάτωση νέων πληροφοριών και την γρήγορη προσαρμογή σε νέες συνθήκες, επιτρέποντας μια πιο δυναμική διαχείριση προβλέψεων. Ωστόσο, η μεγαλύτερη πρόκληση των κριτικών μεθόδων είναι η προκατάληψη, καθώς η έμφυτη τάση των ανθρώπων να εκφράζουν αισιοδοξία ή απαισιοδοξία μπορεί να επηρεάσει την αντικειμενικότητα των προβλέψεων.

Από την άλλη πλευρά, οι στατιστικές μέθοδοι, αν και αυστηρές και συνεπείς, μπορούν να διαχειριστούν μεγάλους όγκους πληροφοριών γρήγορα, παρέχοντας ένα αξιόπιστο πλαίσιο για αντικειμενικές και επαναλαμβανόμενες προβλέψεις. Έτσι, στην πράξη, συχνά βλέπουμε ότι ο συνδυασμός κριτικών και στατιστικών μεθόδων προσφέρει μια ισορροπημένη λύση, ενώ η χρήση κριτικών μεθόδων μπορεί να προσαρμόσει τις προβλέψεις σε ειδικά γεγονότα ή να τονίσει βραχυπρόθεσμες τάσεις που οι στατιστικές μέθοδοι μπορεί να παραβλέπουν.

## Κεφάλαιο 3: Διαγωνισμός Μ6

Στον αναπτυσσόμενο κόσμο των οικονομικών προβλέψεων και των επενδύσεων, ο διαγωνισμός Μ6 αναδεικνύεται ως ένας πρωτοποριακός και σημαντικός κρίκος. Η συναρπαστική αυτή πρωτοβουλία, που ξεκίνησε τον Φεβρουάριο του 2022 και ολοκληρώθηκε έναν χρόνο αργότερα, έρχεται να διαφοροποιήσει το τοπίο των διαγωνισμών πρόβλεψης, φέρνοντας σε επαφή την πρόβλεψη με την επένδυση, συνδυάζοντας δύο σημαντικούς τομείς στην προσπάθεια επίτευξης αριστείας.

Οι περισσότεροι διαγωνισμοί πρόβλεψης μέχρι σήμερα επικεντρώνονταν στην ακρίβεια των προβλέψεων μεμονωμένων σημείων, ενώ ο Μ6 ανακατευθύνει την προσοχή προς την αλληλεπίδραση μεταξύ προβλέψεων και επενδύσεων. Με τον διαχωρισμό του ανταγωνισμού σε δύο προκλήσεις, αναδεικνύεται η δυνατότητα των συμμετεχόντων να εξασκηθούν σε δύο διακριτά πεδία - την πρόβλεψη και τις επενδύσεις - ενώ παράλληλα τοποθετούνται και σε μια συνολική κατάταξη.

Οι συμμετέχοντες καλούνται όχι μόνο να προβλέπουν ακριβώς τις χρηματοοικονομικές αγορές αλλά και να μεταφράζουν αυτές τις προβλέψεις σε επιχειρηματικές αποφάσεις. Η ικανότητα να εκμεταλλεύονται αποδοτικά μεθόδους πρόβλεψης για τη μείωση της αβεβαιότητας και τη μετατροπή των προβλέψεων τους σε συνεκτικές, κερδοφόρες αποφάσεις αποτελεί βασικό μέτρο επιτυχίας.

Ο Μ6 χωρίζεται σε δώδεκα περιόδους αξιολόγησης, κάθε μία διαρκούσα τέσσερις εβδομάδες. Κατά τη διάρκεια αυτών των περιόδων, οι συμμετέχοντες υποβάλλουν τις προβλέψεις τους και πραγματοποιούν επενδυτικές αποφάσεις. Η συναρπαστική αυτή ροή δίνει τη δυνατότητα στους συμμετέχοντες να προσαρμόσουν τις μεθόδους και τα μοντέλα τους σε πραγματικό χρόνο, ανταποκρινόμενοι στις συνθήκες της αγοράς.

Οι επιδόσεις αξιολογούνται με βάση την ακρίβεια των προβλέψεων (Ranked Probability Score - RPS), την απόδοση των επενδύσεων (Information Ratio - IR), και τον συνδυασμό αφοτέρων (Overall Rank - OR). Τα βραβεία διαμορφώνονται ανά τρίμηνο καθώς και ετησίως, αναδεικνύοντας τους νικητές σε διάφορες κατηγορίες.

### 3.1 Περιουσιακά Στοιχεία

Το επενδυτικό σύμπαν του διαγωνισμού αποτελείται από δύο κατηγορίες περιουσιακών στοιχείων:

- 50 μετοχές από τον δείκτη Standard and Poor's (S&P) 500,
- 50 διεθνή διαπραγματεύσιμα αμοιβαία κεφάλαια (ETF).

Οι 50 μετοχές και τα 50 ETF (assets) έχουν επιλεγεί με τέτοιο τρόπο, ώστε να αντιπροσωπεύουν ευρέως την αγορά.

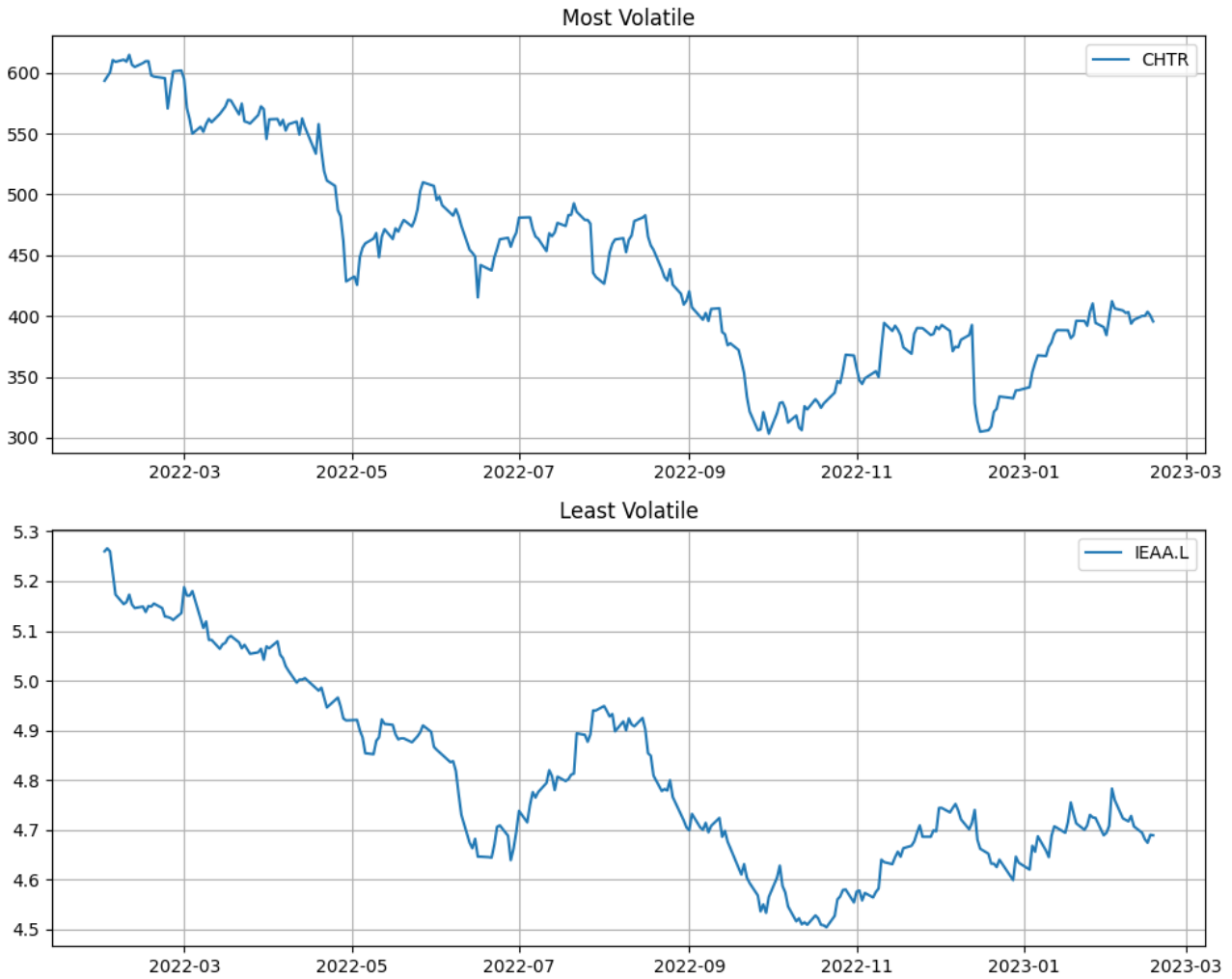
Στο παρακάτω σχήμα φαίνονται τα ακρωνύμια των 100 περιουσιακών στοιχείων που χρησιμοποιήθηκαν στον διαγωνισμό.

```
assets = ["ABBV", "ACN", "AEP", "AIZ", "ALLE", "AMAT", "AMP", "AMZN", "AVB", "AVY",
"AXP", "BDX", "BF-B", "BMY", "BR", "CARR", "CDW", "CE", "CHTR", "CNC",
"CNP", "COF", "CTAS", "CZR", "DG", "DPZ", "DRE", "DXC", "META", "FTV",
"GOOG", "GPC", "HIG", "HST", "JPM", "KR", "OGN", "PG", "PPL", "PRU",
"PYPL", "RE", "ROL", "ROST", "UNH", "URI", "V", "VRSK", "WRK", "XOM",
"IVV", "IWM", "EWU", "EWG", "EWL", "EQ", "IEUS", "EWJ", "EWT", "MCHI",
"INDA", "EWY", "EWA", "EWH", "EWZ", "EWC", "IEMG", "LQD", "HYG", "SHY",
"IEF", "TLT", "SEGA.L", "IEAA.L", "HIGH.L", "JPEA.L", "IAU", "SLV", "GSG", "REET",
"ICLN", "IXN", "IGF", "IUVL.L", "IUMO.L", "SPMV.L", "IEVL.L", "IEFM.L", "MVEU.L", "XLK",
"XLF", "XLV", "XLE", "XLY", "XLI", "XLC", "XLU", "XLP", "XLB", "VXX"]
```

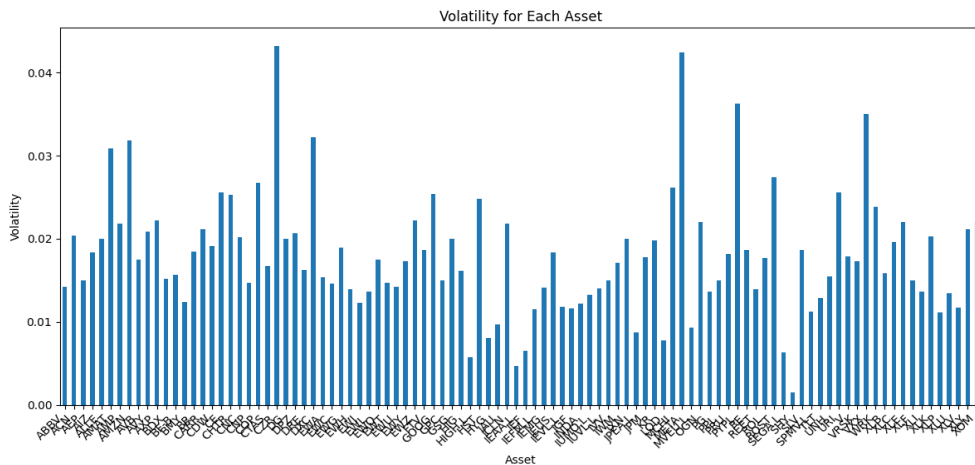
Εικόνα 4: Ακρωνύμια των 100 περιουσιακών στοιχείων που χρησιμοποιήθηκαν στον διαγωνισμό

Οι 100 αυτές μετοχές καλύπτουν ένα ευρύ φάσμα κύριων κλάδων της οικονομίας. Μεταξύ αυτών περιλαμβάνονται οι μετοχές εταιρειών που δραστηριοποιούνται στον τομέα της τεχνολογίας, της υγείας, της χρηματοπιστωτικής, της ενέργειας, των καταναλωτικών προϊόντων, της βιομηχανίας, των υπηρεσιών, και πολλών άλλων. Ενδεικτικά, ορισμένοι από τους κύριους κλάδους που καλύπτονται από αυτές τις μετοχές περιλαμβάνουν την τεχνολογία, τη φαρμακευτική, την ενέργεια, την ακίνητη περιουσία, το λιανικό εμπόριο, την αυτοκινητοβιομηχανία, την αεροναυπηγική, την παραγωγή βιομηχανικών υλικών, τις χρηματοπιστωτικές υπηρεσίες, και τις κατασκευές. Αυτό το ευρύ φάσμα κλάδων δίνει στους επενδυτές τη δυνατότητα να διασφαλίσουν την ποικιλομορφία του χαρτοφυλακίου τους και να επωφεληθούν από τις διαφορετικές επιδόσεις των διαφόρων τομέων της οικονομίας.

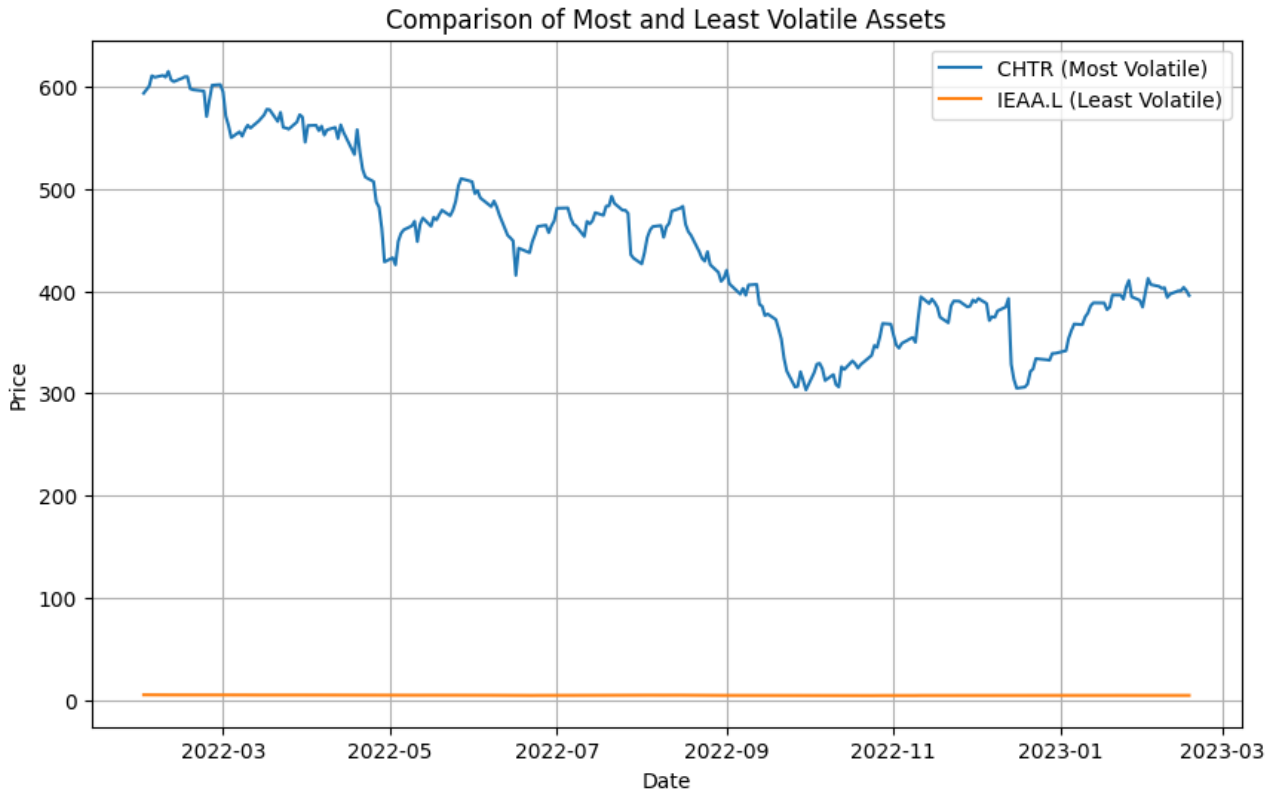
Παρακάτω παρουσιάζονται τα διαγράμματα του πιο ασταθούς και του λιγότερο ασταθούς περιουσιακού στοιχείου, της μέσης αστάθειας και ο χρωματικός χάρτης που αντικατοπτρίζει την συχνότητα εμφάνισης κάθε περιουσιακού στοιχείου σε κάθε πεμπτημέριο. Τα διαγράμματα του λιγότερο και του περισσότερο ασταθούς asset παρουσιάζονται και στο ίδιο γράφημα για σύγκριση.



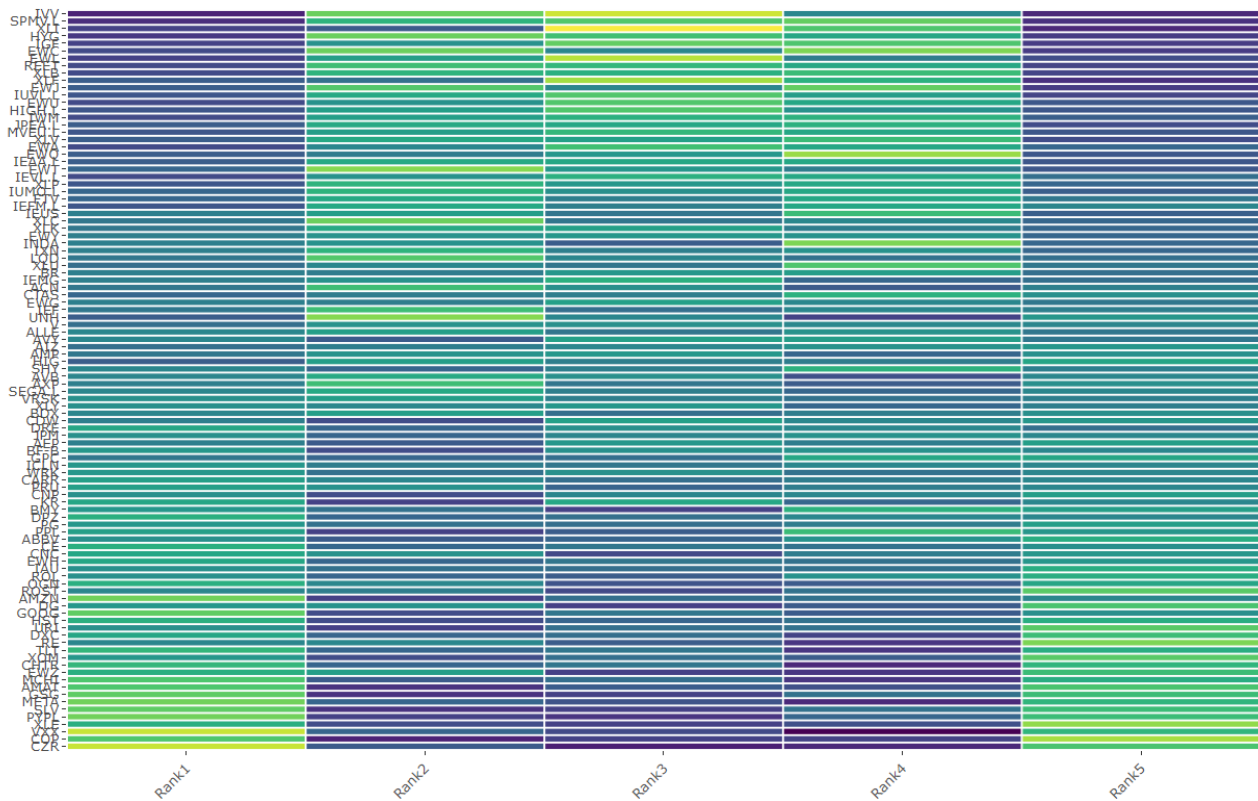
Εικόνα 5: Χρονοσειρές της εξέλιξης της τιμής των περιουσιακών στοιχείων με την μεγαλύτερη και τη μικρότερη αστάθεια κατά τη διάρκεια του διαγωνισμού.



Εικόνα 6: Η μέση τιμή της αστάθειας όλων των περιόδων του διαγωνισμού για κάθε περιουσιακό στοιχείο



Εικόνα 7: Χρονοσειρές της εξέλιξης της τιμής των περιουσιακών στοιχείων με την μεγαλύτερη και τη μικρότερη αστάθεια κατά τη διάρκεια του διαγωνισμού.



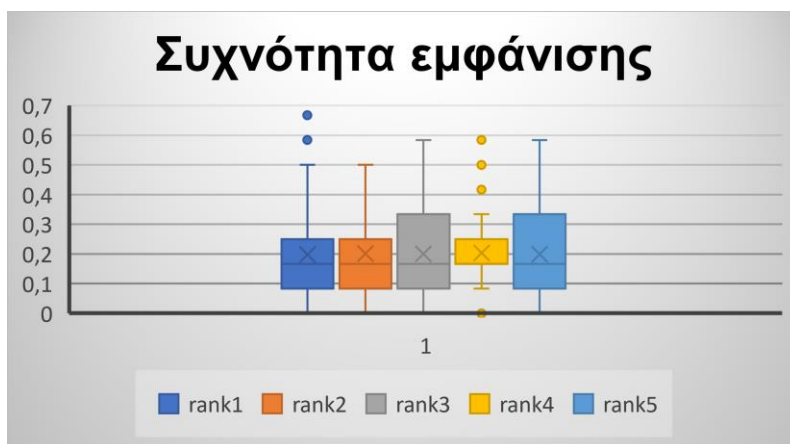
Εικόνα 8: Χρωματικός χάρτης της εμφάνισης των περιουσιακών στοιχείων στα 5 πεμπτημόρια.

ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

Παρακάτω φαίνεται η συχνότητα εμφάνισης κάθε asset για κάθε πεμπτημόριο (quintile-rank) όπως μετρήθηκε μετά το πέρας του διαγωνισμού:

	rank1	rank2	rank3	rank4	rank5		rank1	rank2	rank3	rank4	rank5
ABBV	0,000	0,333	0,000	0,250	0,416	IVV	0,000	0,333	0,500	0,166	0,000
ACN	0,333	0,000	0,250	0,333	0,083	IWM	0,166	0,083	0,500	0,166	0,083
AEP	0,166	0,166	0,250	0,250	0,166	EWU	0,000	0,250	0,250	0,416	0,083
AIZ	0,166	0,333	0,083	0,333	0,083	EWG	0,166	0,166	0,166	0,250	0,250
ALLE	0,333	0,166	0,000	0,166	0,333	EWL	0,000	0,250	0,500	0,250	0,000
AMAT	0,416	0,250	0,000	0,000	0,333	EWQ	0,000	0,083	0,416	0,250	0,250
AMP	0,166	0,166	0,166	0,333	0,166	IEUS	0,083	0,416	0,166	0,166	0,166
AMZN	0,583	0,000	0,000	0,000	0,416	EWJ	0,000	0,416	0,333	0,250	0,000
AVB	0,333	0,166	0,166	0,333	0,000	EWT	0,250	0,250	0,250	0,250	0,000
AVY	0,250	0,083	0,166	0,166	0,333	MCHI	0,333	0,333	0,000	0,083	0,250
AXP	0,166	0,166	0,416	0,083	0,166	INDA	0,166	0,166	0,250	0,250	0,166
BDX	0,333	0,083	0,083	0,250	0,250	EWY	0,166	0,416	0,166	0,083	0,166
BF-B	0,166	0,500	0,000	0,166	0,166	EWA	0,083	0,166	0,416	0,333	0,000
BMJ	0,166	0,083	0,333	0,083	0,333	EWH	0,083	0,333	0,166	0,166	0,250
BR	0,250	0,083	0,166	0,250	0,250	EWZ	0,333	0,166	0,000	0,166	0,333
CARR	0,083	0,416	0,083	0,166	0,250	EWC	0,000	0,416	0,416	0,166	0,000
CDW	0,000	0,333	0,166	0,250	0,250	IEMG	0,083	0,333	0,333	0,250	0,000
CE	0,416	0,166	0,000	0,083	0,333	LQD	0,250	0,000	0,333	0,333	0,083
CHTR	0,416	0,250	0,000	0,000	0,333	HYG	0,166	0,083	0,333	0,416	0,000
CNC	0,250	0,166	0,166	0,166	0,250	SHY	0,250	0,083	0,333	0,000	0,333
CNP	0,166	0,166	0,083	0,250	0,333	IEF	0,250	0,083	0,166	0,500	0,000
COP	0,166	0,166	0,166	0,083	0,416	TLT	0,250	0,250	0,333	0,000	0,166
CTAS	0,000	0,250	0,250	0,250	0,250	SEGA.L	0,250	0,000	0,333	0,333	0,083
CZR	0,666	0,000	0,000	0,166	0,166	IEAA.L	0,250	0,166	0,083	0,416	0,083
DG	0,166	0,250	0,083	0,333	0,166	HIGH.L	0,083	0,166	0,416	0,166	0,166
DPZ	0,333	0,166	0,166	0,166	0,166	JPEA.L	0,000	0,250	0,583	0,000	0,166
DRE	0,166	0,333	0,250	0,166	0,083	IAU	0,166	0,333	0,083	0,166	0,250
DXC	0,250	0,250	0,166	0,000	0,333	SLV	0,333	0,083	0,166	0,166	0,250
META	0,583	0,083	0,000	0,083	0,250	GSG	0,333	0,166	0,166	0,083	0,250
FTV	0,083	0,250	0,250	0,250	0,166	REET	0,166	0,250	0,416	0,166	0,000
GOOG	0,500	0,083	0,083	0,166	0,166	ICLN	0,250	0,000	0,250	0,166	0,333
GPC	0,083	0,166	0,000	0,166	0,583	IXN	0,250	0,250	0,166	0,250	0,083
HIG	0,166	0,083	0,000	0,583	0,166	IGF	0,083	0,250	0,333	0,250	0,083
HST	0,250	0,000	0,250	0,083	0,416	IUVL.L	0,000	0,333	0,416	0,250	0,000
JPM	0,166	0,250	0,166	0,083	0,333	IUMO.L	0,166	0,250	0,416	0,083	0,083
KR	0,250	0,416	0,166	0,166	0,000	SPMV.L	0,000	0,416	0,166	0,416	0,000
OGN	0,333	0,166	0,250	0,000	0,250	IEVL.L	0,000	0,333	0,083	0,416	0,166
PG	0,166	0,250	0,250	0,166	0,166	IEFM.L	0,000	0,250	0,250	0,333	0,166
PPL	0,166	0,083	0,250	0,166	0,333	MVEU.L	0,083	0,333	0,250	0,250	0,083
PRU	0,166	0,500	0,000	0,166	0,166	XLK	0,250	0,250	0,166	0,250	0,083
PYPL	0,333	0,083	0,083	0,083	0,416	XLF	0,000	0,250	0,416	0,333	0,000
RE	0,083	0,166	0,083	0,250	0,416	XLV	0,000	0,333	0,250	0,250	0,166
ROL	0,250	0,166	0,000	0,250	0,333	XLE	0,166	0,166	0,083	0,166	0,416
ROST	0,250	0,166	0,000	0,083	0,500	XLY	0,416	0,083	0,083	0,250	0,166
UNH	0,250	0,083	0,166	0,166	0,333	XLI	0,083	0,083	0,416	0,333	0,083
URI	0,250	0,083	0,083	0,083	0,500	XLC	0,250	0,250	0,333	0,083	0,083
V	0,083	0,166	0,166	0,333	0,250	XLU	0,166	0,083	0,333	0,166	0,250
VRSK	0,083	0,333	0,083	0,333	0,166	XLP	0,166	0,250	0,250	0,250	0,083
WRK	0,333	0,166	0,166	0,166	0,166	XLB	0,083	0,166	0,333	0,333	0,083
XOM	0,250	0,000	0,166	0,166	0,416	VXX	0,666	0,000	0,083	0,000	0,250

Πίνακας 1: Συχνότητα εμφάνισης των 100 περιουσιακών στοιχείων ανά πεμπτημόριο



Εικόνα 9: Συχνότητα εμφάνισης των 100 περιουσιακών στοιχείων ανά πεμπτημόριο

Στον παρακάτω πίνακα, φαίνονται για κάθε πεμπτημόριο, ο μέσος όρος, η τυπική απόκλιση, η ελάχιστη και μέγιστη τιμή και τα εκατοστημόρια (25, 50 και 75):

	Μέσος Όρος	Τυπική Απόκλιση	Ελάχιστη Τιμή	Μέγιστη Τιμή	25 <sup>th</sup> Percentile	50 <sup>th</sup> Percentile	75 <sup>th</sup> Percentile
Rank 1	0,197	0,147	0,000	0,666	0,083	0,166	0,250
Rank 2	0,200	0,122	0,000	0,500	0,083	0,166	0,250
Rank 3	0,200	0,143	0,000	0,583	0,083	0,166	0,330
Rank 4	0,203	0,118	0,000	0,583	0,166	0,166	0,250
Rank 5	0,198	0,137	0,000	0,583	0,083	0,166	0,330

Πίνακας 2: Στατιστικά της συχνότητας των 100 περιουσιακών στοιχείων για κάθε πεμπτημόριο.

Τα παραπάνω στατιστικά προσφέρουν μια σειρά από ενδιαφέρουσες πληροφορίες. Αναλύοντας τα παρατηρούμε πως:

- Ο μέσος όρος για όλα τα πεμπτημόρια κυμαίνεται πολύ κοντά στο 0.2, γεγονός που δείχνει μια σχετική ομοιομορφία στη συχνότητα εμφάνισης των περιουσιακών στοιχείων.
- Η τυπική απόκλιση είναι σχετικά χαμηλή και συνεπής σε όλα τα πεμπτημόρια, με τιμές που κυμαίνονται από περίπου 0.1180 έως 0.1472. Αυτό υποδηλώνει ότι τα περιουσιακά στοιχεία εντός του κάθε πεμπτημορίου διακυμαίνονται με σχετικά παρόμοιο τρόπο γύρω από τον μέσο όρο.
- Τα εκατοστημόρια (25<sup>th</sup>, 50<sup>th</sup>, και 75<sup>th</sup>) δείχνουν σχετική συμμετρία στις κατανομές. Αυτό γίνεται αντιληπτό, αφού το 25% των τιμών είναι μικρότερες από 0,083 και οι μισές τιμές είναι μικρότερες από 0,1667 σε όλα τα πεμπτημόρια. Στα πεμπτημόρια 3 και 5 υπάρχει μια ασυμμετρία αφού το 75% το παρατηρήσεων έχουν τιμή μικρότερη από 0,33 σε σχέση με το 0,25 που έχουν τα υπόλοιπα πεμπτημόρια.

Συνοψίζοντας, οι συχνότητες εμφάνισης των περιουσιακών στοιχείων φαίνεται να είναι σχετικά ομοιόμορφα κατανομημένες. Υπάρχουν κάποιες διακυμάνσεις, αλλά δεν φαίνεται να υπάρχουν ακραίες τιμές που να ξεχωρίζουν έντονα σε κάποιο πεμπτημόριο.



### 3.2 Αξιολόγηση Προβλέψεων

Το Ranked Probability Score (RPS) αποτελεί ένα βασικό μέτρο για την αξιολόγηση της προγνωστικής επίδοσης των συμμετεχόντων στο Διαγωνισμό M6. Μετρά κατά πόσο εκτιμήθηκε σωστά η πιθανότητα κατανομής των κεφαλαίων(μετοχών και ETFs) στα 5 πεμπτημόρια κατά μήκος ενός χρονικού διαστήματος. Οι μετοχές χωρίζονται σε πέντε πεμπτημόρια, από 1 (χειρότερη απόδοση) έως 5 (καλύτερη απόδοση), με κάθε πεμπτημόριο να αντιπροσωπεύει το 20% των κεφαλαίων. Σε περιπτώσεις ισοβαθμίας, τα ισόβαθμα κεφάλαια λαμβάνουν την αντίστοιχη μέση θέση. Για παράδειγμα, αν τέσσερα κεφάλαια βρίσκονται στην 18η θέση, λαμβάνουν θέση 4,75.

Η πραγματική κατάταξη καθορίζεται από ένα διάνυσμα  $q_{i,T}$  τάξης 5. Σε περίπτωση που δεν υπάρχουν ισοβαθμίες στις θέσεις που διαχωρίζουν τα πεμπτημόρια, τα στοιχεία σε αυτό το διάνυσμα ορίζονται ως ένα, αν το κεφάλαιο κατατάσσεται στο κουτί  $k$  και μηδέν διαφορετικά. Για παράδειγμα, αν το κεφάλαιο  $i$  κατατάσσεται στο τρίτο πεμπτημόριο κατά τη διάρκεια της περιόδου  $T$ , τότε το  $q_{i,T}$  έχει τιμές  $[0, 0, 1, 0, 0]$ .

Επίσης, δημιουργούμε ένα διάνυσμα που καθορίζει τις πιθανότητες κάθε κατάταξης για ένα συγκεκριμένο κεφάλαιο,  $f_{i,T}$ , όπως υποβάλλεται από έναν συμμετέχοντα. Το RPS για το κεφάλαιο  $i$  κατά την περίοδο  $T$  υπολογίζεται στη συνέχεια, χρησιμοποιώντας τις υποβληθείσες πιθανότητες σε σύγκριση με την πραγματική κατάταξη. Το RPS για έναν συγκεκριμένο ανταγωνιστή για την περίοδο  $T$  είναι ο μέσος όρος των RPS όλων των κεφαλαίων.

$$RPS_{i,T} = \frac{1}{5} \sum_{j=1}^5 \left( \sum_{k=1}^j q_{i,T,k} - \sum_{k=1}^j f_{i,T,k} \right)^2$$

$$RPS_T = \frac{1}{100} \sum_{i=1}^{100} RPS_{i,T}$$

Το συνολικό RPS για πολλά σημεία υποβολής, από  $T_1$  έως  $T_2$ , είναι ο μέσος όρος των RPS των 12 περιόδων και παρέχει μια συνολική αξιολόγηση της προγνωστικής επίδοσης κατά τη διάρκεια του χρόνου.

$$RPS_{T_1-T_2} = \frac{1}{100(T_2 - T_1 + 1)} \sum_{T=T_1}^{T_2} \sum_{i=1}^{100} RPS_{i,T}$$

Μια ιδανική υποβολή οδηγεί σε RPS μηδέν, ενώ υψηλότερες τιμές υποδεικνύουν λιγότερο ακριβείς προβλέψεις. Αξίζει να σημειωθεί, πως η αφελής μέθοδος (Naïve) με την οποία κάθε μετοχή έχει ίση πιθανότητα εμφάνισης σε κάθε πεμπτημόριο, θεωρείται μέθοδος αναφοράς (benchmark) και οδηγεί σε RPS ίσο με 0,16. Αυτός ο τρόπος βαθμολόγησης εξασφαλίζει μια αυστηρή αξιολόγηση των προβλεπτικών ικανοτήτων των συμμετεχόντων κατά τη διάρκεια του διαγωνισμού.

### 3.3 Αξιολόγηση Χαρτοφυλακίων

Η απόδοση των επενδυτικών αποφάσεων μετριέται μέσω μιας παραλλαγής του Δείκτη Πληροφοριών (Information Ratio - IR). Ο IR είναι ένας δείκτης αξιολόγησης της απόδοσης επενδυτικών στρατηγικών που χρησιμοποιείται στον χώρο των επενδύσεων. Ο κύριος σκοπός του είναι να μετρήσει την απόδοση μιας επενδυτικής στρατηγικής σε σχέση με το ρίσκο που αναλαμβάνεται.

Κυρίως, ο δείκτης παρέχει πληροφορίες σχετικά με το αν η απόδοση μιας επενδυτικής στρατηγικής είναι συνάρτηση του συνολικού ρίσκου που ανέλαβε ο επενδυτής. Ένα υψηλό IR υποδεικνύει ότι η απόδοση είναι αναλλοίωτη με το ρίσκο, ενώ ένα χαμηλό IR υποδεικνύει ότι η απόδοση ενδέχεται να είναι πιο επιρρεπής στις αλλαγές του ρίσκου.

Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό του IR είναι ότι λαμβάνει υπόψη του τόσο την απόδοση όσο και το ρίσκο, γεγονός που τον καθιστά ιδανικό για την αξιολόγηση της συνολικής επίδοσης μιας επενδυτικής στρατηγικής. Αυτό σημαίνει ότι μια στρατηγική με υψηλή απόδοση αλλά και υψηλό ρίσκο μπορεί να έχει ένα χαμηλό IR, προειδοποιώντας τους επενδυτές ότι η απόδοση ενδέχεται να μην είναι βιώσιμη σε μακροπρόθεσμο ορίζοντα.

Ορίζεται ως ο λόγος της απόδοσης του χαρτοφυλακίου ( $ret$ ) προς την τυπική απόκλιση της απόδοσης του χαρτοφυλακίου ( $sdp$ ). Με άλλα λόγια, οι αποδόσεις προσαρμοσμένες στον κίνδυνο καθορίζονται ως:

$$IR = \frac{ret}{sdp}$$

όπου το  $ret$  αναφέρεται σε συνεχώς συμπιεσμένες αποδόσεις του χαρτοφυλακίου και το  $sdp$  αναφέρεται στην τυπική απόκλιση αυτών των αποδόσεων, μετρημένη σε ημερήσια συχνότητα. Αξίζει να σημειωθεί ότι όλες οι αναφερόμενες τιμές του IR είναι ετήσιες. Επιπλέον, ο IR είναι μια παραλλαγή του κανονικού Δείκτη Πληροφοριών, αλλά με την απόδοση του benchmark να ορίζεται ίση με 0. Αποτελεί παραλλαγή του Δείκτη Sharpe, αλλά με το επιτόκιο ασφαλείας να ισούται με 0. Όλοι οι υπολογισμοί αποδόσεων ξεκινούν με την ημερήσια απόδοση περιόδου του χαρτοφυλακίου, υπολογισμένη ως εξής:

$$RET_t = \sum_{i=1}^N w_i \left( \frac{S_{i,t}}{S_{i,t-1}} - 1 \right)$$

όπου το  $N$  υποδηλώνει τον αριθμό των κεφαλαίων, το  $w_i$  είναι το βάρος του χαρτοφυλακίου, και το  $S_{i,t}$  αναφέρεται στην τιμή του κεφαλαίου  $i$  στο τέλος της συναλλαγματικής ημέρας  $t$ , με  $t-1$  να αναφέρεται στην προηγούμενη συναλλαγματική ημέρα. Σε όλους τους υπολογισμούς απόδοσης οι τιμές είναι προσαρμοσμένες στο κλείσιμο. Στη συνέχεια, οι διαρκώς συμπιεσμένες αποδόσεις του χαρτοφυλακίου υπολογίζονται ως:

$$ret_t = \ln(1 + RET_t)$$

Στις παραπάνω εκφράσεις, η  $RET_t$  μετριέται για μια μόνο ημέρα,  $t$ , και είναι το ποσοστιαίο κέρδος/απώλεια που σχετίζεται με κάθε κεφάλαιο το οποίο επιλέγεται για επένδυση, κανονικοποιημένο από το αντίστοιχο βάρος επένδυσης για κάθε κεφάλαιο. Οι αποδόσεις για ένα χρονικό διάστημα μεγαλύτερο από μια ημέρα υπολογίζονται ως άθροισμα των ημερήσιων αποδόσεων. Ειδικότερα, η απόδοση για το χρονικό διάστημα από  $t_1$  έως  $t_2$  υπολογίζεται ως:

$$ret_{t_1:t_2} = \sum_{t=t_1}^{t=t_2} ret_t$$

Η τυπική απόκλιση,  $sdp_{t_1:t_2}$ , υπολογίζεται χρησιμοποιώντας τις προηγούμενες μετρούμενες τιμές ως εξής:

$$varp_{t_1:t_2} = \frac{1}{T-1} \sum_{t=t_1}^{t_2} (ret_t - T^{-1}ret_{t_1:t_2})^2$$

$$sdp_{t_1:t_2} = \sqrt{varp_{t_1:t_2}}$$

$$T = t_2 - t_1 + 1$$

Υψηλότερες τιμές του IR υπονοούν καλύτερη απόδοση στις επενδύσεις.

### 3.4 Συνολική Αξιολόγηση Χαρτοφυλακίων

Η συνδυασμένη απόδοση μετριέται μέσω του αριθμητικού μέσου του RPS και του Δείκτη Πληροφοριών (IR), που προϋποθέτει ίση σημασία μεταξύ των δύο. Έτσι, ο συνολικός βαθμός για την υποβολή  $t$ , OR, υπολογίζεται ως:

$$OR = \frac{rank(RPS) + rank(IR)}{2}$$

όπου η  $rank(\bullet)$  επιστρέφει τον βαθμό ενός συμμετέχοντα σε σχέση με όλους τους άλλους συμμετέχοντες για αυτή τη μέτρηση (RPS ή IR). Για τον υπολογισμό του συνολικού βαθμού πρόβλεψης, RPS, σε όλα τα 12 σημεία υποβολής, παίρνουμε τον αριθμητικό μέσο του RPS, όπως υπολογίζεται για κάθε μήνα.

### 3.5 Επίδοση των Ομάδων στους Δύο Τομείς του Διαγωνισμού

Είναι ενδιαφέρον σε αυτό το σημείο να αναφερθεί η επίδοση των διαγωνιζομένων που διέπρεψαν. Στους παρακάτω πίνακες φαίνονται οι θέσεις που έλαβαν στον τομέα της πρόβλεψης οι διαγωνιζόμενοι που αναδείχθηκαν πρώτοι στον τομέα της επένδυσης και οι θέσεις που έλαβαν στον τομέα της επένδυσης οι διαγωνιζόμενοι που αναδείχθηκαν πρώτοι στον τομέα της πρόβλεψης.

Rank (Decisions)	Rank (Forecasts)	Performance of Forecasts (RPS)	Performance of Decisions (IR)
1	92	0,1638	32,889
2	110	0,1702	28,655
3	113	0,1708	24,720
4	79	0,1612	21,532
5	158	0,3097	17,942
6	4	0,1568	13,791
7	148	0,2305	12,470
8	77	0,1610	12,305
9	71	0,1604	10,764
10	100	0,1655	8,883

Πίνακας 3: Η θέση στον τομέα της πρόβλεψης, το RPS και το IR των πρώτων δέκα διαγωνιζόμενων στον τομέα της επένδυσης

Rank (Forecasts)	Rank (Decisions)	Performance of Forecasts (RPS)	Performance of Decisions (IR)
1	66	0,1564	0,138
2	22	0,1564	3,717
3	137	0,1564	-11,074
4	6	0,1568	13,791
5	42	0,1569	0,917
6	123	0,1569	-8,373
7	86	0,1572	-2,222
8	36	0,1572	1,301
9	104	0,1576	-4,837
10	145	0,1579	-13,211

Πίνακας 4: Η θέση στον τομέα της επένδυσης, το RPS και το IR των πρώτων δέκα διαγωνιζόμενων στον τομέα της πρόβλεψης

Η συσχέτιση μεταξύ δύο πινάκων αποτελεί ένα στατιστικό εργαλείο που χρησιμοποιείται για να μετρήσει τον βαθμό σχέσης ή συνάφειας που υπάρχει μεταξύ των τιμών δύο μεταβλητών. Η διαδικασία αυτή βασίζεται στον υπολογισμό του συντελεστή συσχέτισης, ο οποίος κυμαίνεται από -1 έως 1. Ένας συντελεστής κοντά στο 1 δηλώνει ισχυρή θετική συσχέτιση, δηλαδή όταν η τιμή της μίας μεταβλητής αυξάνεται, και η τιμή της άλλης μεταβλητής τείνει να αυξάνεται επίσης. Αντίθετα, ένας συντελεστής κοντά στο -1 δείχνει ισχυρή αρνητική συσχέτιση, σημαίνοντας ότι όταν η τιμή της μίας μεταβλητής αυξάνεται, η τιμή της άλλης μειώνεται. Ένας συντελεστής κοντά στο 0 υποδεικνύει ότι δεν υπάρχει εμφανής σχέση μεταξύ των μεταβλητών. Ο υπολογισμός αυτής της συσχέτισης είναι κρίσιμος για την ανάλυση των δεδομένων και την παραγωγή συμπερασμάτων σχετικά με τις μεταβλητές.

Παρατηρούμε, πως η απόδοση των διαγωνιζόμενων που διέπρεψαν στον τομέα της επένδυσης δεν σχετίζεται με την απόδοση τους στο τομέα της πρόβλεψης. Ο συντελεστής συσχέτισης μεταξύ των δύο πινάκων Rank (Decisions) και Rank (Forecasts) είναι ίσος με -0,13931. Στη συνέχεια, φαίνεται ότι η απόδοση των διαγωνιζόμενων που διέπρεψαν στον τομέα της πρόβλεψης σχετίζεται ασθενώς θετικά με την απόδοση τους στο τομέα της επένδυσης. Ο συντελεστής συσχέτισης μεταξύ των δύο πινάκων Rank (Forecasts) και Rank (Decisions) είναι ίσος με 0,406389.

Το γεγονός ότι οι νικητές στην επένδυση δεν ήταν απαραίτητα οι καλύτεροι στην πρόβλεψη των αποδόσεων των assets μπορεί να οφείλεται σε διάφορους παράγοντες, οι οποίοι αναδεικνύουν την πολυπλοκότητα του τομέα των επενδύσεων και την διαφοροποίηση από την απλή πρόβλεψη. Ακολουθούν μερικοί πιθανοί λόγοι για αυτή την διαπίστωση:

- Η διαχείριση ενός χαρτοφυλακίου απαιτεί περισσότερες δεξιότητες πέραν της απλής πρόβλεψης της τιμής των assets. Η στρατηγική αγοράς, η επιλογή χρονικών σημείων για αγορές ή πωλήσεις και η διασπορά του ρίσκου είναι κρίσιμες πτυχές που μπορεί να οδηγήσουν σε καλύτερη συνολική απόδοση.
- Η επιτυχία στις επενδύσεις μπορεί επίσης να απαιτεί την διαχείριση της αβεβαιότητας. Μια πιο συντηρητική προσέγγιση στις επενδύσεις μπορεί να είναι πιο αποδοτική από την προσπάθεια ακριβούς πρόβλεψης σε κάθε σενάριο.
- Όταν ένας διαγωνιζόμενος προβλέπει τις θέσεις 99 εκ των 100 assets σε μια σειρά κατάταξης, το ένα asset για το οποίο δεν έχει πληροφορίες γίνεται κρίσιμο στον καθορισμό της θέσης όλων των υπολοίπων. Αυτό συμβαίνει επειδή η αβεβαιότητα για τη θέση ενός asset αναγκάζει τα υπόλοιπα να καταλάβουν σχετικές θέσεις γύρω από αυτό, επηρεάζοντας έτσι άμεσα την κατάταξη εκείνων που βρίσκονται σε γειτονικά εύρη. Η δυσκολία αυτή αυξάνεται όσο λιγότερα δεδομένα γίνονται διαθέσιμα για περισσότερα assets. Σε ένα τέτοιο σενάριο, η αβεβαιότητα σε μεμονωμένα στοιχεία μεταδίδεται στο σύνολο της κατάταξης, καθιστώντας τον ακριβή προσδιορισμό της συνολικής κατάταξης όλο και πιο προκλητικό.

Είναι εμφανές, πως η επιτυχία στις επενδύσεις δεν είναι απαραίτητα δείκτης υψηλής απόδοσης και στις προβλέψεις. Μια ακριβής πρόβλεψη δεν συνεπάγεται άμεσα μια αποδοτική επένδυση, αφού η διαχείριση κινδύνου, η στρατηγική αγοράς και η συνολική δομή του χαρτοφυλακίου παίζουν κρίσιμο ρόλο στην επίτευξη επενδυτικών κερδών. Επιπλέον, η ικανότητα να προβλέπεται η ακριβής κατάταξη κάθε asset μπορεί να επηρεάζεται από την αβεβαιότητα και την έλλειψη πληροφοριών για ορισμένα από αυτά, κάτι που δεν εμποδίζει απαραίτητα την επίτευξη θετικών επενδυτικών αποτελεσμάτων. Αυτό υπογραμμίζει τη διαφορά μεταξύ της απόδοσης στις επενδύσεις και της ακρίβειας στις προβλέψεις, καθώς οι επενδυτές μπορεί να επιτυγχάνουν οικονομική επιτυχία μέσω τακτικών και δεξιοτήτων που δεν συνδέονται άμεσα με την ικανότητα πρόβλεψης της μελλοντικής τιμής των assets.

Η διαπίστωση ότι καλή απόδοση στις επενδύσεις δεν συμπίπτει απαραίτητα με καλή απόδοση στις προβλέψεις αποτελεί τον κεντρικό άξονα πάνω στον οποίο στηρίχθηκε η παρούσα διπλωματική εργασία και η ενδελεχής ανάλυση της. Η σημασία αυτού του ευρήματος υποδεικνύει πώς η διαχείριση κινδύνου, οι επενδυτικές στρατηγικές, και η ικανότητα στον σχεδιασμό του χαρτοφυλακίου επηρεάζουν τα επενδυτικά αποτελέσματα ξεχωριστά από την ακριβή πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών των περιουσιακών στοιχείων. Αυτή η παρατήρηση καθοδήγησε την προσέγγιση και τη μεθοδολογία που ακολουθήθηκε στην εργασία, επικεντρώνοντας στην εξερεύνηση των διαφορών μεταξύ επενδυτικής επιτυχίας και προβλεπτικής ακρίβειας. Μέσα από αυτή την ανάλυση, η εργασία αποσκοπεί να παρέχει βαθύτερη κατανόηση της σχέσης μεταξύ πρόβλεψης και επένδυσης.

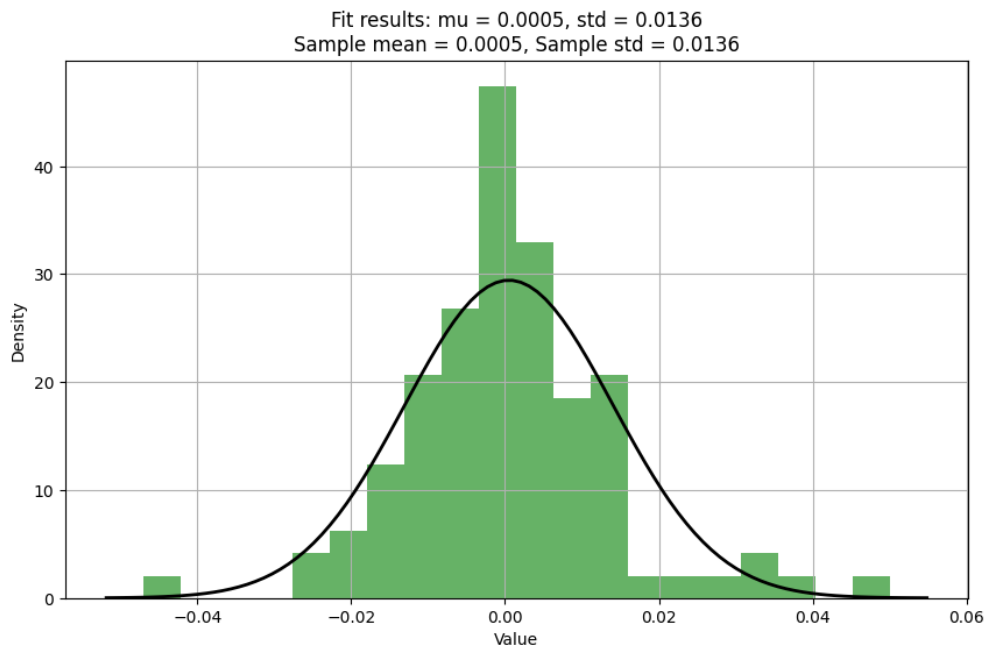
## Κεφάλαιο 4: Προτεινόμενες Μεθοδολογίες

### 4.1 Μεθοδολογίες Πρόβλεψης μέσω Βαρών Επένδυσης

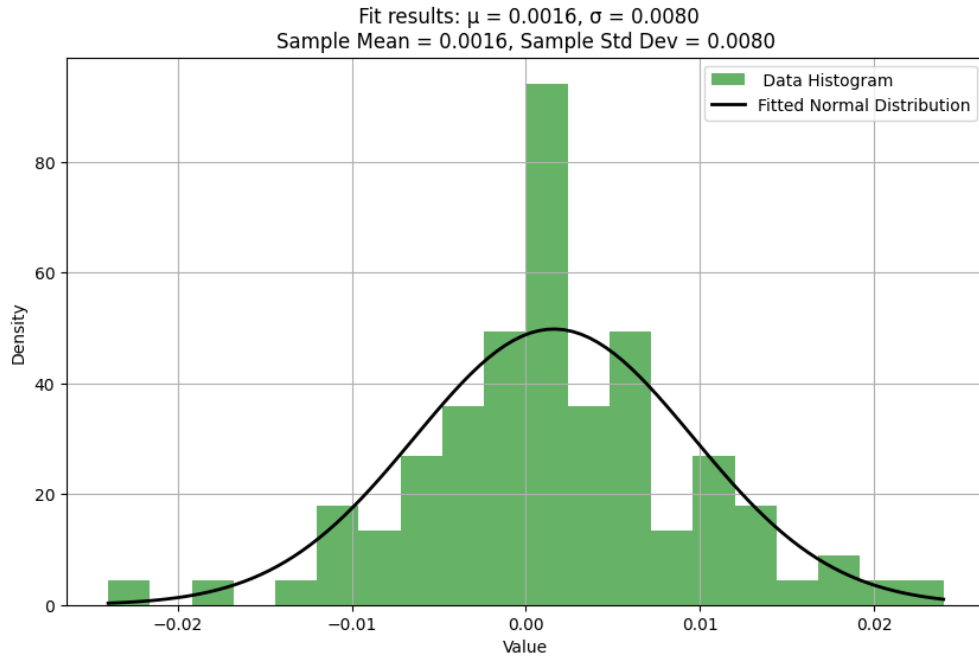
Δεχόμαστε σαν είσοδο τα ποσοστά επένδυσης 100 περιουσιακών στοιχείων για ένα έτος ανά μήνα (12x100). Τα ποσοστά αυτά μπορεί να είναι είτε θετικά (αν εκτιμά ο επενδυτής ότι στην επόμενη περίοδο θα αυξηθεί η τιμή του asset) είτε αρνητικά (αν εκτιμά ο επενδυτής ότι στην επόμενη περίοδο θα μειωθεί η τιμή του asset). Το άθροισμα των απόλυτων τιμών των ποσοστών δείχνει το συνολικό ποσοστό του budget που θα επενδυθεί για αυτό τον μήνα.

Τα περιουσιακά αυτά στοιχεία, είναι 50 μετοχές S&P500 και 50 διεθνή ETF, που καλύπτουν μια ποικιλία κατηγοριών περιουσιακών στοιχείων και χωρών. Έχουν επιλεγεί με τέτοιο τρόπο, ώστε να αναπαριστούν όσο καλύτερα γίνεται την αγορά. Σύμφωνα με το κεντρικό οριακό θεώρημα (CLT), η κατανομή των δειγματικών μέσων προσεγγίζει μια κανονική κατανομή, καθώς το μέγεθος του δείγματος μεγαλώνει, ανεξάρτητα από την κατανομή του πληθυσμού. Το γεγονός ότι το  $n=100$  είναι αρκετά μεγάλο μας οδηγεί στην υπόθεση ότι τα 12 δείγματα που δεχόμαστε σαν είσοδο συχνά ακολουθούν μια κανονική κατανομή με μέσο  $\mu$  και τυπική απόκλιση  $\sigma$ .

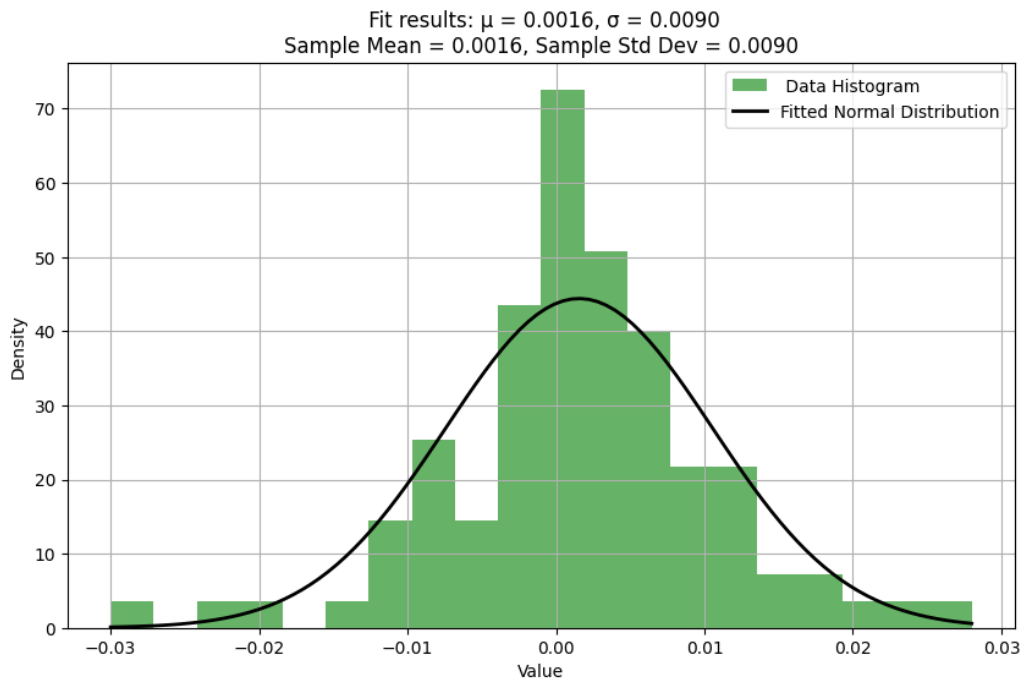
Διαλέγοντας τρία τυχαία δείγματα από τις υποβολές του νικητή στο investment, μετρήθηκαν η μέση τιμή και η τυπική απόκλιση. Παρακάτω παρουσιάζονται τα ιστογράμματα των δειγμάτων. Δείχνουν την κατανομή των τιμών και έχουν συνοδευτεί από την καμπύλη πυκνότητας πιθανότητας μιας κανονικής κατανομής με την ίδια μέση τιμή και τυπική απόκλιση.



Εικόνα 10: Κατανομή τυχαίας υποβολής του νικητή στο investment μαζί με την προσαρμοσμένη στα δεδομένα κανονική κατανομή



Εικόνα 11: Κατανομή τυχαίας υποβολής του νικητή στο investment μαζί με την προσαρμοσμένη στα δεδομένα κανονική κατανομή



Εικόνα 12: Κατανομή τυχαίας υποβολής του νικητή στο investment μαζί με την προσαρμοσμένη στα δεδομένα κανονική κατανομή

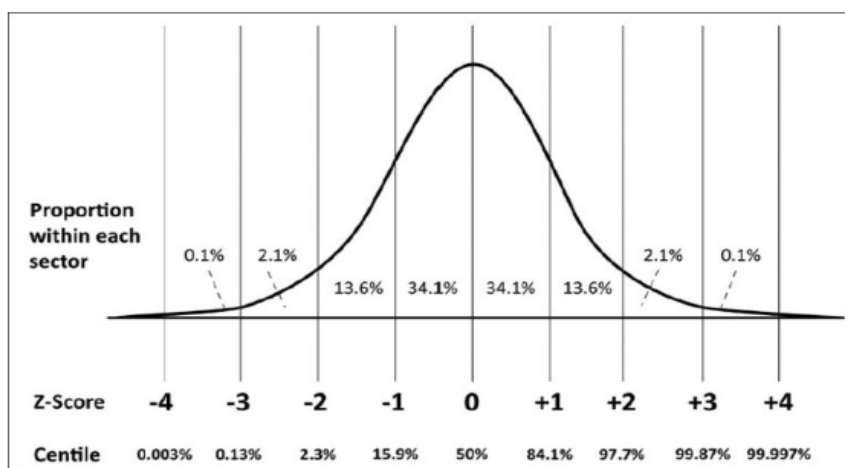
Όπως φαίνεται οι κατανομές των δεδομένων είναι αρκετά κοντά σε μια κανονική κατανομή με ίδιο μέσο όρο και τυπική απόκλιση, αν και υπάρχουν κάποιες ασυμμετρίες και ορισμένες τιμές που αποκλίνουν. Με το σκεπτικό αυτό, μπορούμε να προχωρήσουμε στην υπόθεση, πως οι τιμές που δεχόμαστε σαν εισοδο ακολουθούν την κανονική κατανομή.



Παρακάτω αναφέρονται οι υποθέσεις στις οποίες βασίζονται οι μεθοδολογίες που περιγράφονται:

- Τα ποσοστά επένδυσης ακολουθούν την κανονική κατανομή
- Τα ποσοστά επένδυσης πρέπει να είναι κατανεμημένα με συνεπή στρατηγική
- Ο επενδυτής έχει επενδύσει ιδανικά σε όλα τα assets

Οι τιμές αυτές αποθηκεύονται σε 12 πίνακες 100 τιμών. Για κάθε πίνακα υπολογίζεται ο μέσος όρος και η τυπική απόκλιση. Με τα στοιχεία αυτά είναι δυνατός ο υπολογισμός του z-score για κάθε τιμή της εισόδου. Το z-score δείχνει πού βρίσκεται κάθε τιμή σε μια κανονική καμπύλη κατανομής. Μετρά ακριβώς πόσες τυπικές αποκλίσεις πάνω ή κάτω από τη μέση τιμή είναι ένα σημείο. Στο παρακάτω σχήμα φαίνονται τα εμβαδά των παρατηρήσεων που περικλείονται μεταξύ διαδοχικών τιμών του z-score καθώς και τα αντίστοιχα ποσοστά για κάθε τιμή του z-score.



Εικόνα 13: Εμβαδά, Z-score και percentiles στην κανονική καμπύλη κατανομής

Έχοντας υπολογίσει τα z-score, μετατρέποντάς τα σε ποσοστά%, γίνεται γνωστή η αναμενόμενη θέση κάθε τιμής εφαρμόζοντας τη συνάρτηση αθροιστικής κατανομής (cdf). Η συνάρτηση αυτή μετρά το εμβαδόν την κανονικής καμπύλης κατανομής μέχρι την τιμή που μας ενδιαφέρει. Στη συνέχεια, χρησιμοποιώντας την αντίστροφη συνάρτηση αθροιστικής κατανομής (icdf), υπολογίζονται τα z-score που αντιστοιχούν στο 0, 20, 40, 60, 80, 100 (%) της κατανομής. Η συνάρτηση αντίστροφης αθροιστικής κατανομής δίνει την τιμή που σχετίζεται με μια συγκεκριμένη αθροιστική πιθανότητα.

Μετρώντας τις ποσοστιαίες μεταβολές των τιμών των asset (ανά μήνα) δημιουργείται μια κατάταξη για κάθε μήνα. Ζητούμενο είναι **να υπολογιστεί η πιθανότητα κάθε asset να βρίσκεται σε κάθε πεμπτημόριο.**

Παρακάτω αναλύονται οι 3 βασικές μεθοδολογίες που αναπτύχθηκαν για τον μετασχηματισμό των βαρών επένδυσης. Οι μεθοδολογίες αυτές διαφέρουν μόνο στον υπολογισμό της τυπικής απόκλισης. Το όνομα τους προκύπτει από τη λέξη benchmark, αφού οι μεθοδολογίες αυτές θα χρησιμοποιηθούν στην συνέχεια ως σημείο αναφοράς.

#### 4.1.1 Μεθοδολογία b1:

Για κάθε z-score δημιουργήθηκε μια κανονική κατανομή με τυπική απόκλιση  $\sigma=1$  και μέσο το ίδιο το z-score. Ορίζοντας την τυπική απόκλιση ίση με 1 υποθέτουμε ότι όλα τα assets έχουν την ίδια αστάθεια. Στη συνέχεια, μετρήθηκε με τη συνάρτηση αθροιστικής κατανομής, όπως πριν, το εμβαδόν που περικλείεται από τα z-score που αντιστοιχούν σε εύρη [0-20%],[20%-40%],[40%-60%],[60%-80%],[80%-100%]. Αυτές οι τιμές είναι ίσες με την πιθανότητα αυτό το asset να βρίσκεται στο αντίστοιχο πεμπτημόριο.

#### 4.1.2 Μεθοδολογία b2:

Για κάθε z-score δημιουργήθηκε μια κανονική κατανομή με τυπική απόκλιση  $\sigma$  και μέσο το ίδιο το z-score. Μετρώντας την τυπική απόκλιση των ποσοστιαίων μεταβολών των τιμών όλων των asset υπολογίσαμε την αστάθεια της προηγούμενης περιόδου για κάθε asset, καθώς και τη συνολική μέση αστάθεια της προηγούμενης περιόδου. Συγκρίνοντας αυτές τις δύο τιμές για κάθε asset γνωρίζουμε αν το asset αυτό θεωρείται περισσότερο ή λιγότερο ασταθές από τον μέσο όρο και προσαρμόζουμε την τυπική απόκλιση ανάλογα. Το  $\sigma$  υπολογίζεται ως εξής:

$$\sigma = \frac{vol_{asset}}{meanvol_{asset}}$$

όπου  $vol_{asset}$  είναι η αστάθεια του προηγούμενου μήνα του asset προς μέτρηση και  $meanvol_{asset}$  είναι η μέση αστάθεια του προηγούμενου μήνα. Στη συνέχεια μετρήθηκε με τη συνάρτηση αθροιστικής κατανομής, όπως πριν, το εμβαδόν που περικλείεται από τα z-score που αντιστοιχούν σε εύρη [0-20%],[20%-40%],[40%-60%],[60%-80%],[80%-100%]. Αυτές οι τιμές μας δίνουν τις πιθανότητες αυτό το asset να βρίσκεται στο αντίστοιχο πεμπτημόριο.

#### 4.1.3 Μεθοδολογία b3:

Για κάθε z-score δημιουργούμε μια κανονική κατανομή με τυπική απόκλιση  $\sigma$  και μέσο το ίδιο το z-score. Βαθμολογήθηκαν τα assets καθημερινά ανάλογα με την ποσοστιαία μεταβολή της τιμής τους και υπολογίστηκε η τυπική απόκλιση των βαθμολογιών αυτών σε μία περίοδο. Η βαθμολογία αυτή είναι η βασική μεταβλητή με την οποία κάθε asset κατατάσσεται σε κάθε πεμπτημόριο. Με αυτό το σκεπτικό, θεωρήσαμε πως η τυπική απόκλιση αυτής της μεταβλητής προσθέτει πληροφορίες στον ορισμό της κατανομής. Το  $\sigma$  υπολογίζεται ως εξής:

$$\sigma = sd(dailyranking)$$

ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

όπου  $sd(\text{dailyranking})$  = η τυπική απόκλιση της ημερήσιας βαθμολογίας (1,2,3,4,5) της τιμής της προηγούμενης περιόδου του asset προς μέτρηση. Στη συνέχεια, μετράμε με τη συνάρτηση αθροιστικής κατανομής, όπως πριν, το εμβαδόν που περικλείεται από τα z-score που αντιστοιχούν σε εύρη [0-20%],[20%-40%],[40%-60%],[60%-80%],[80%-100%]. Αυτές οι τιμές μας δίνουν τις πιθανότητες αυτό το asset να βρίσκεται στο αντίστοιχο πεμπτημόριο.

Στη συνέχεια παρουσιάζονται ενδεικτικά μερικά αποτελέσματα από τις μεθοδολογίες 1, 2 και 3 αντίστοιχα

<b>b1</b>	<b>z-score</b>	<b>Percentile</b>	<b>Rank 1</b>	<b>Rank 2</b>	<b>Rank 3</b>	<b>Rank 4</b>	<b>Rank 5</b>
<b>ABBV</b>	0,8496	80,22	0,0454	0,0896	0,1405	0,2213	0,5032
<b>ACN</b>	-0,8685	19,22	0,5107	0,2200	0,1383	0,0873	0,0436
<b>AEP</b>	1,0214	84,64	0,0312	0,0700	0,1200	0,2074	0,5714
<b>AIZ</b>	0,5060	69,35	0,0889	0,1349	0,1764	0,2312	0,3686
<b>ALLE</b>	-0,7826	21,69	0,4765	0,2252	0,1482	0,0979	0,0522
<b>AMAT</b>	-1,9853	2,35	0,8736	0,0847	0,0290	0,0102	0,0023
<b>AMP</b>	0,5919	72,30	0,0759	0,1231	0,1685	0,2311	0,4014
<b>AMZN</b>	-1,0403	14,90	0,5788	0,2056	0,1178	0,0680	0,0299
<b>AVB</b>	0,3342	63,08	0,1198	0,1586	0,1894	0,2263	0,3059

Πίνακας 5: Αποτελέσματα μεθοδολογίας b1 με είσοδο την υποβολή του νικητή του investment. Τα αποτελέσματα αυτά αφορούν το δείγμα της 8ης περιόδου με  $\mu=-0.00789$  και  $\sigma=0.01164$

<b>b2</b>	<b>z-score</b>	<b>Percentile</b>	<b>Rank 1</b>	<b>Rank 2</b>	<b>Rank 3</b>	<b>Rank 4</b>	<b>Rank 5</b>
<b>ABBV</b>	0,8300	79,67	0,0106	0,0570	0,1457	0,2931	0,4936
<b>ACN</b>	0,2491	59,83	0,2064	0,1466	0,1483	0,1706	0,3282
<b>AEP</b>	0,1846	57,32	0,1044	0,1914	0,2377	0,2559	0,2105
<b>AIZ</b>	-0,0090	49,63	0,3024	0,1372	0,1251	0,1367	0,2985
<b>ALLE</b>	-0,3963	34,59	0,3872	0,1495	0,1254	0,1251	0,2128
<b>AMAT</b>	1,7981	96,39	0,0511	0,0509	0,0674	0,1074	0,7232
<b>AMP</b>	1,1527	87,54	0,0345	0,0654	0,1062	0,1823	0,6117
<b>AMZN</b>	-0,3963	34,59	0,4178	0,1088	0,0924	0,0991	0,2819
<b>AVB</b>	0,1200	54,77	0,2251	0,1596	0,1570	0,1728	0,2855

Πίνακας 6: Αποτελέσματα μεθοδολογίας b2 με είσοδο την υποβολή του νικητή του investment. Τα αποτελέσματα αυτά αφορούν το δείγμα της 9ης περιόδου με  $\mu=0.00614$  και  $\sigma=0.01549$

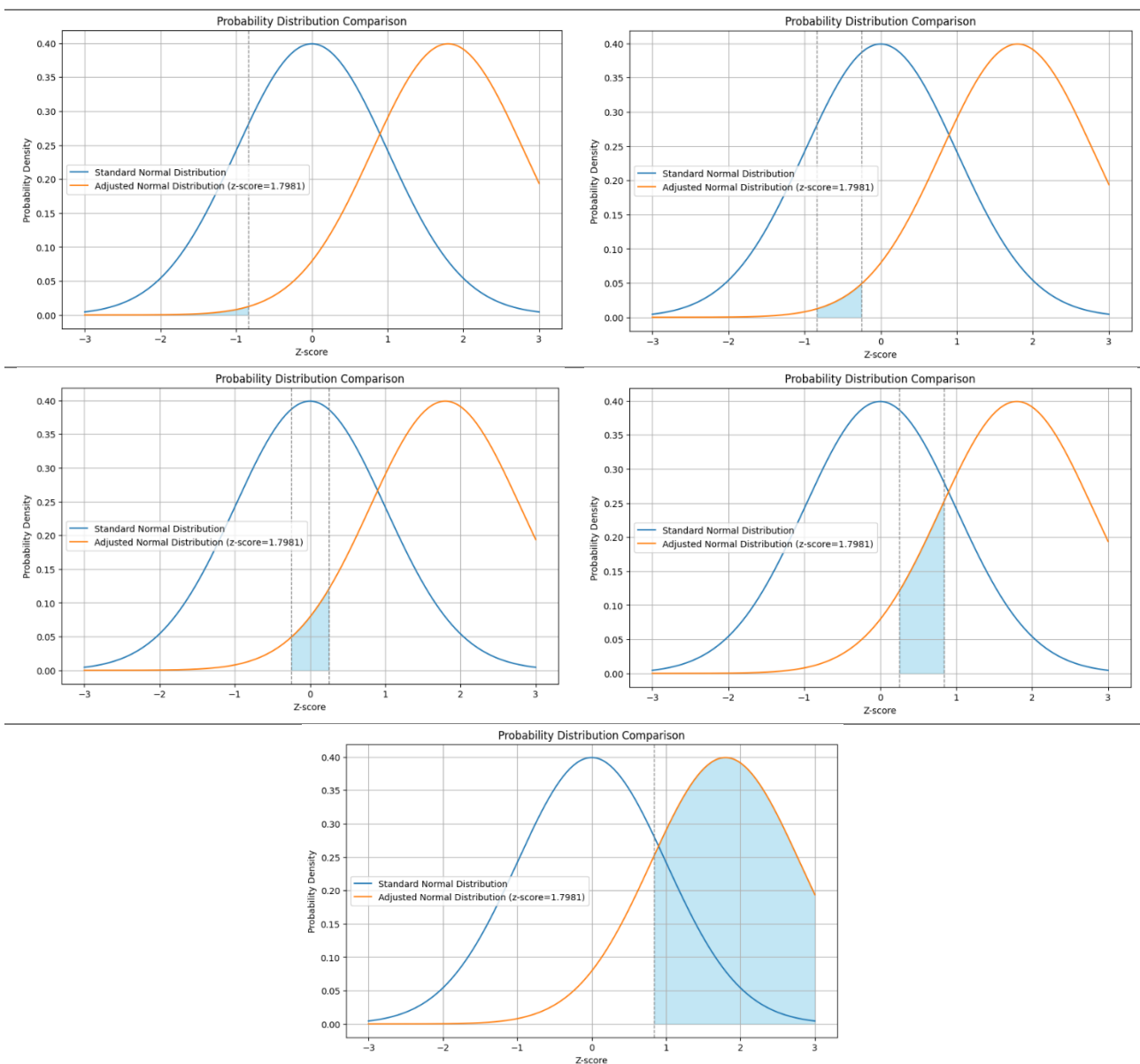
<b>b3</b>	<b>z-score</b>	<b>Percentile</b>	<b>Rank 1</b>	<b>Rank 2</b>	<b>Rank 3</b>	<b>Rank 4</b>	<b>Rank 5</b>
<b>ABBV</b>	0,2893	61,38	0,2307	0,1312	0,1288	0,1498	0,3595
<b>ACN</b>	-0,1313	44,77	0,3433	0,1291	0,1141	0,1233	0,2902
<b>AEP</b>	0,2893	61,38	0,2307	0,1312	0,1288	0,1498	0,3595
<b>AIZ</b>	0,1024	54,07	0,2693	0,1391	0,1308	0,1458	0,3151
<b>ALLE</b>	0,0556	52,21	0,2802	0,1404	0,1305	0,1440	0,3050
<b>AMAT</b>	0,0556	52,21	0,3125	0,1207	0,1097	0,1229	0,3342
<b>AMP</b>	0,2893	61,38	0,2252	0,1334	0,1318	0,1533	0,3562
<b>AMZN</b>	-0,4118	34,02	0,4057	0,1293	0,1090	0,1127	0,2433
<b>AVB</b>	0,1491	55,92	0,2624	0,1357	0,1286	0,1450	0,3283

Πίνακας 7: Αποτελέσματα μεθοδολογίας b3 με είσοδο την υποβολή του νικητή του investment. Τα αποτελέσματα αυτά αφορούν το δείγμα της 12ης περιόδου με  $\mu=-0.00619$  και  $\sigma=0.02139$

Για την καλύτερη κατανόηση της διαδικασίας παρακάτω φαίνεται ο υπολογισμός των πιθανοτήτων για ένα asset που είχε  $z\text{-score}=1.7981$  με την  $b1$ . Τα εύρη των ποσοστων [0-20, 20-40, 40-60, 60-80, 80-100] έχουν αντιστοιχηθεί στην τυπική κανονική κατανομή με κέντρο 0 (μπλε χρώμα). Στη συνέχεια μετρήθηκε το εμβαδό που περικλύουν αυτά τα εύρη στη νέα κανονική κατανομή που δημιουργήθηκε με κέντρο το  $z\text{-score}$  (πορτοκαλί χρώμα). Με αυτό τον τρόπο υπολογίζονται οι πιθανότητες, αφού οι μεθοδολογίες διαφέρουν μόνο ως προς τον τρόπο υπολογισμού την τυπικής απόκλισης. Για παράδειγμα, αν το AMAT είχε για οποιαδήποτε περίοδο  $z\text{-score}$  1,7981, τότε οι πιθανότητες για αυτή την περίοδο θα υπολογίζονταν όπως φαίνεται στην εικόνα 14.

<b>b1</b>	<b>z-score</b>	<b>Percentile</b>	<b>Rank 1</b>	<b>Rank 2</b>	<b>Rank 3</b>	<b>Rank 4</b>	<b>Rank 5</b>
<b>AMAT</b>	1,7981	96,39	0,0041	0.0160	0.0411	0.1082	0.8306

Πίνακας 8: Οι πιθανότητες που θα μετρούσε η  $b1$  αν το AMAT είχε  $z\text{-score}$  1,7981

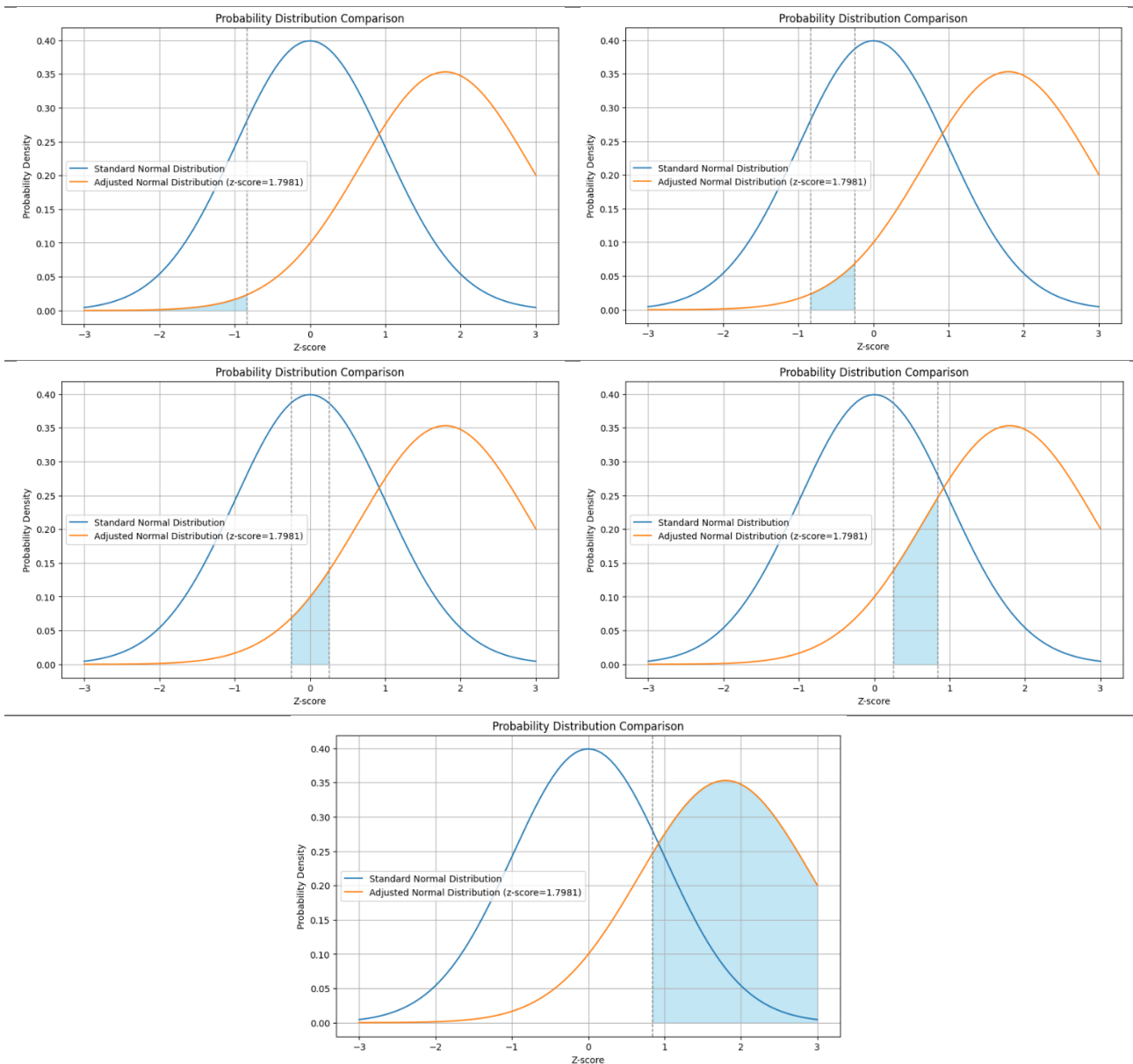


Εικόνα 14: Οπτικοποίηση υπολογισμού πιθανοτήτων για κάθε εύρος με την  $b1$

b2	z-score	Percentile	Rank 1	Rank 2	Rank 3	Rank 4	Rank 5
AMAT	1,7981	96,39	0,0511	0,0509	0,0674	0,1074	0,7232

Πίνακας 9: Οι πιθανότητες που μετρήσε η b2 όταν το AMAT είχε z-score 1,7981

Για τη 9<sup>η</sup> περίοδο μετρήθηκαν με τη μεθοδολογία b2 για το AMAT οι παραπάνω πιθανότητες. Η αστάθεια της προηγούμενης περιόδου για αυτό το asset μετρήθηκε ίση με 1,46. Ενώ η μέση αστάθεια της προηγούμενης περιόδου μετρήθηκε ίση με 1,30. Έτσι, για το AMAT δημιουργήθηκε μία κανονική κατανομή με κέντρο το z-score = 1,7981 και τυπική απόκλιση  $\sigma = \frac{1,46}{1,3} = 1,12$ . Στην εικόνα 15 φαίνεται οπτικά ο τρόπος που υπολογίστηκαν οι πιθανότητες. Με παρόμοιο τρόπο υπολογίζονται οι πιθανότητες, όταν εφαρμόζεται η b3.



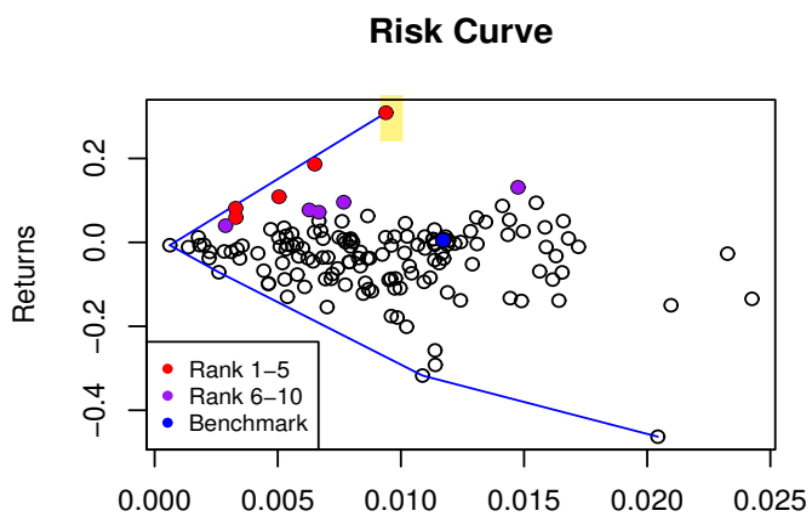
Εικόνα 15: Οπτικοποίηση υπολογισμού πιθανοτήτων για κάθε εύρος με την b2

## 4.2 Μεθοδολογίες Επεξεργασίας Πιθανοτήτων Πρόβλεψης

Θα χρησιμοποιήσουμε τις παραπάνω πιθανότητες σαν σημείο αναφοράς. Παρακάτω αναλύονται οι τρεις βασικές μεθοδολογίες που αναπτύχθηκαν για την επεξεργασία των πιθανοτήτων πρόβλεψης.

### 4.2.1 Συμμετρία (av)

Το τελικό αποτέλεσμα πρέπει να μεταφράζει όσο καλύτερα γίνεται όλες τις διαθέσιμες πληροφορίες. Είναι γνωστό πως όσο πιο ασταθής είναι τα assets τόσο μεγαλώνει το περιθώριο κέρδους. Λόγω της φύσης του διαγωνισμού, προκειμένου ένας επενδυτής να επωφεληθεί, χρειάζεται να ρισκάρει. Παρακάτω παρουσιάζεται το γράφημα κέρδους-κινδύνου για τους 100 διαγωνιζόμενους.



Εικόνα 16: Η απόδοση των διαγωνιζόμενων σε σχέση με το ρίσκο που έλαβαν [32]

Παρατηρήσαμε ότι οι διαγωνιζόμενοι που διέπρεψαν στον διαγωνισμό έπαιρναν μεγάλο ρίσκο. Επένδυναν δηλαδή σε asset με μεγάλη αστάθεια. Έτσι τα asset με μεγάλα απόλυτα z-score έχουν μεγάλη αστάθεια και αντιστρόφως. Με αυτό το σκεπτικό μπορούμε να αντιμετωπίσουμε τα assets ως συνάρτηση της αστάθειας. Τα assets με αναμενόμενη θέση [0%-20%] (rank1) και [80%-100] (rank5) είναι σύμφωνα με το σκεπτικό μας τα πιο ασταθή. Κατ' επέκταση τα assets με αναμενόμενη θέση [20%-40%] (rank2) και [60%-80%] (rank4) είναι λιγότερο ασταθή και τα asset με αναμενόμενη θέση [40%-60%](rank3) δεν είναι ασταθή.

## ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

Στο παρακάτω σχήμα φαίνονται οι εμφανίσεις κάθε περιουσιακού στοιχείου σε κάθε πεμπτημόριο για όλες τις περιόδους του διαγωνισμού. Οι μετοχές είναι ταξινομημένες με φθίνοντα τρόπο ανάλογα με το rank 3 και οι ισοπαλίες σε κάθε τιμή του rank 3 είναι ταξινομημένες με αύξοντα τρόπο ανάλογα με το rank 5. Σκοπός του σχήματος είναι να δείξει αν υπάρχει συσχέτιση μεταξύ των συμμετρικών πεμπτημορίων.

Asset	rank1	rank2	rank3	rank4	rank5	distrib	Asset 2	rank13	rank24	rank35	rank46	rank57	distrib
JPEA.L	0	3	7	0	2		AMP	2	2	2	4	2	
IVV	0	4	6	2	0		DPZ	4	2	2	2	2	
EWL	0	3	6	3	0		WRK	4	2	2	2	2	
IWM	2	1	6	2	1		IEUS	1	5	2	2	2	
EWA	1	2	5	4	0		EVY	2	5	2	1	2	
EWC	0	5	5	2	0		BR	3	1	2	3	3	
REET	2	3	5	2	0		CDW	0	4	2	3	3	
IUVL.L	0	4	5	3	0		CNC	3	2	2	2	3	
XLF	0	3	5	4	0		V	1	2	2	4	3	
IUMO.L	2	3	5	1	1		EWG	2	2	2	3	3	
XLI	1	1	5	4	1		EWH	1	4	2	2	3	
AXP	2	2	5	1	2		SLV	4	1	2	2	3	
HIGH.L	1	2	5	2	2		GSG	4	2	2	1	3	
EWQ	0	1	5	3	3		AVY	3	1	2	2	4	
EWJ	0	5	4	3	0		DXC	3	3	2	0	4	
IEMG	1	4	4	3	0		JPM	2	3	2	1	4	
HYG	2	1	4	5	0		UNH	3	1	2	2	4	
LQD	3	0	4	4	1		COP	2	2	2	1	5	
SEGA.L	3	0	4	4	1		XOM	3	0	2	2	5	
IGF	1	3	4	3	1		AIZ	2	4	1	4	1	
XLC	3	3	4	1	1		IEAA.L	3	2	1	5	1	
XLB	1	2	4	4	1		DG	2	3	1	4	2	
TLT	3	3	4	0	2		GOOG	6	1	1	2	2	
XLU	2	1	4	2	3		VRSK	1	4	1	4	2	
BMJ	2	1	4	1	4		IEV.L.L	0	4	1	5	2	
SHY	3	1	4	0	4		XLY	5	1	1	3	2	
EWT	3	3	3	3	0		BDX	4	1	1	3	3	
ACN	4	0	3	4	1		CARR	1	5	1	2	3	
DRE	2	4	3	2	1		IAU	2	4	1	2	3	
EWU	0	3	3	5	1		VXX	8	0	1	0	3	
MVEU.L	1	4	3	3	1		CNP	2	2	3	3	4	
XLP	2	3	3	3	1		PYPL	4	1	1	1	5	
AEP	2	2	3	3	2		RE	1	2	1	3	5	
FTV	1	3	3	3	2		XLE	2	2	1	2	5	
PG	2	3	3	2	2		URI	3	1	1	1	6	
INDA	2	2	3	3	2		BF-B	2	6	0	2	2	
IEFM.L	0	3	3	4	2		HIG	2	1	0	7	2	
XLV	0	4	3	3	2		PRU	2	6	0	2	2	
CTAS	0	3	3	3	3		CZR	8	0	0	2	2	
OGN	4	2	3	0	3		MCHI	4	4	0	1	3	
PPL	2	1	3	2	4		META	7	1	0	1	3	
ICLN	3	0	3	2	4		ROL	3	2	0	3	4	
HST	3	0	3	1	5		ALLE	4	2	0	2	4	
AVB	4	2	2	4	0		EWZ	4	2	0	2	4	
KR	3	5	2	2	0		AMAT	5	3	0	0	4	
IEF	3	1	2	6	0		CE	5	2	0	1	4	
SPMV.L	0	5	2	5	0		CHTR	5	3	0	0	4	
IXN	3	3	2	3	1		ABBV	0	4	0	3	5	
XLK	3	3	2	3	1		AMZN	7	0	0	0	5	
							ROST	3	2	0	1	6	
							GPC	1	2	0	2	7	

Εικόνα 17: Ο χρωματικός χάρτης και οι κατανομές των εμφανίσεων των 100 περιουσιακών στοιχείων στα 5 πεμπτημόρια.

Από το παραπάνω διάγραμμα μπορούμε να παρατηρήσουμε την ασθενή αλλά θετική συσχέτιση μεταξύ rank 1 και rank 5. Φαίνεται ότι οι μετοχές οι οποίες κατατάσσονταν συχνά στο πρώτο πεμπτημόριο είχαν επίσης αρκετές εμφανίσεις στο πέμπτο πεμπτημόριο και αντίστροφα. Αυτές οι

μετοχές θεωρούνται οι πιο ασταθείς και προσέφεραν στους διαγωνιζόμενους το μεγαλύτερο περιθώριο κέρδους αλλά και απώλειας.

Αυτή τη συμμετρία προσπαθήσαμε να τη μεταφράσουμε και στις πιθανότητες που έχουμε ως σημείο αναφοράς, θεωρώντας  $\text{rank1} = \text{rank5}$  και  $\text{rank2} = \text{rank4}$ . Προκειμένου να ισχύει αυτό, πήραμε για κάθε κατηγορία αστάθειας τον μέσο όρο των τιμών των πιθανοτήτων που είχαμε υπολογίσει.

Έτσι οι νέες πιθανότητες παράγονται ως εξής:

$$\text{newrank1} = \text{newrank5} = \frac{(\text{oldrank1} + \text{oldrank5})}{2}$$

$$\text{newrank2} = \text{newrank4} = \frac{(\text{oldrank2} + \text{oldrank4})}{2}$$

$$\text{newrank3} = \text{oldrank3}$$

Παρακάτω παρουσιάζεται ο αντίστοιχος κώδικας:

```
import copy

def adjust_probabilities(probabilities_dict, asset, weight_key):
    # Create a copy of the original probabilities
    original_probabilities = copy.deepcopy(probabilities_dict[asset][weight_key])

    # Distribute the remaining difference according to the specified rules
    rank1 = 'Rank1'
    rank2 = 'Rank2'
    rank3 = 'Rank3'
    rank4 = 'Rank4'
    rank5 = 'Rank5'

    # Update probabilities for rank1 and rank5
    probabilities_dict[asset][weight_key][rank1] = (original_probabilities[rank1] + original_probabilities[rank5]) / 2
    probabilities_dict[asset][weight_key][rank5] = probabilities_dict[asset][weight_key][rank1]

    # Update probabilities for rank2 and rank4
    probabilities_dict[asset][weight_key][rank2] = (original_probabilities[rank2] + original_probabilities[rank4]) / 2
    probabilities_dict[asset][weight_key][rank4] = probabilities_dict[asset][weight_key][rank2]

    # Rank3 stays the same

    print(f"Updated probabilities according to specified rules for {asset} in {weight_key}.")

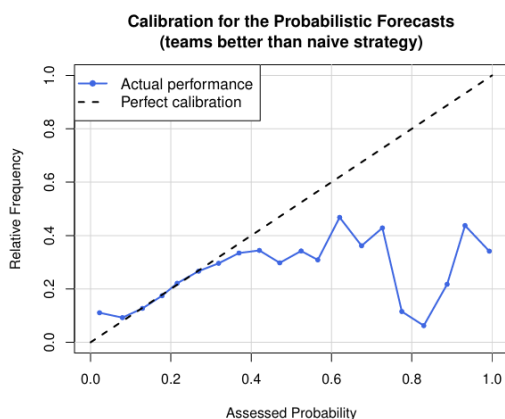
for asset in assets:
    for weight_key, weights in weights_dict.items():
        adjust_probabilities(probabilities_dict, asset, weight_key)
```

Εικόνα 18: Συνάρτηση επεξεργασίας πιθανοτήτων με απλό μέσο όρο



#### 4.2.2 Πιθανότητες με Μέγιστο Όριο 0,35 (max0,35)

Η υπερβολική εμπιστοσύνη στις εκτιμώμενες πιθανότητες μπορεί να διερευνηθεί μέσω μιας καμπύλης βαθμονόμησης που απεικονίζει στη γραφική παράσταση τη σχετική συχνότητα των αποτελεσμάτων έναντι των εκτιμώμενων πιθανοτήτων αυτών των αποτελεσμάτων. Το σχήμα παρακάτω δείχνει τη σχετική συχνότητα των αποτελεσμάτων που αντιστοιχεί στον μέσο όρο εκτιμώμενων πιθανοτήτων εντός διαστημάτων μεγέθους 0,05 αξιολογημένων πιθανοτήτων(0-1) στις 38 ομάδες και σε όλα τα πεμπτημόρια για όλα τα περιουσιακά στοιχεία σε όλες τις υποβολές. Η διακεκομμένη διαγώνια γραμμή αντιπροσωπεύει την τέλεια βαθμονόμηση και η συμπαγής γραμμή δείχνει την πραγματική συχνότητα. Παρατηρήσαμε ότι για εκτιμώμενες πιθανότητες υψηλότερες από 0,35, η σχετική συχνότητα είναι μικρότερη από την εκτιμώμενη πιθανότητα, ουσιαστικά όσο αυξάνεται η εκτιμώμενη πιθανότητα.



Εικόνα 19: Καμπύλη Βαθμονόμησης [32]

Φαίνεται ότι ακραίες πιθανότητες (προς την κατεύθυνση 0 και 1) δείχνουν αδικαιολόγητη βεβαιότητα για τα αποτελέσματα, δηλαδή υπερβολική αυτοπεποίθηση. Με αυτό το σκεπτικό, εφαρμόσαμε ως πάνω όριο για τις πιθανότητες το 0.35, μοιράζοντας τη διαφορά που δημιουργήθηκε ισόποσα στα υπόλοιπα πεμπτημόρια.

Παρακάτω παρουσιάζεται ο αντίστοιχος κώδικας:

```
import copy

def readjust_probabilities(probabilities_dict, asset, weight_key):
    # Check if any probability is greater than 0.35
    if any(prob > 0.35 for prob in probabilities_dict[asset][weight_key].values()):
        # Create a copy of the original probabilities
        original_probabilities = copy.deepcopy(probabilities_dict[asset][weight_key])

        # Identify the ranks with probabilities greater than 0.35
        high_prob_ranks = [rank for rank, prob in original_probabilities.items() if prob > 0.35]

        # Calculate the remaining difference
        remaining_diff = sum(original_probabilities[rank] - 0.35 for rank in high_prob_ranks)

        # Distribute the remaining difference evenly among the high probability ranks
        diff_per_rank = remaining_diff / (5-len(high_prob_ranks))

        for rank in original_probabilities.keys():
            if rank in high_prob_ranks:
                probabilities_dict[asset][weight_key][rank] = 0.35
            else:
                probabilities_dict[asset][weight_key][rank] += diff_per_rank

for asset in assets:
    for weight_key, weights in weights_dict.items():
        readjust_probabilities(probabilities_dict, asset, weight_key)

print(probabilities_dict)
```

Εικόνα 20: Συνάρτηση επεξεργασίας πιθανοτήτων με πάνω όριο 0.35

4.2.3 Εύρεση Τάσης (tendency)

Προσπαθήσαμε να ακολουθήσουμε ένα παρόμοιο σκεπτικό, αλλά να συμπεριλάβουμε και την υπάρχουσα τάση. Για κάθε asset εξετάστηκε η ύπαρξη τάσης στην κατανομή των πιθανοτήτων του συγκρίνοντας το άθροισμα των rank1 και rank2 με το άθροισμα των rank4 και rank5. Τα αθροίσματα αυτά δείχνουν την πιθανότητα το asset να εμφανιστεί στα πρώτα δύο και στα τελευταία δύο πεμπτημόρια αντίστοιχα. Θεωρήσαμε πως η τάση έχει κατεύθυνση προς το μεγαλύτερο άθροισμα. Παρακάτω αναγράφονται οι δύο μεθοδολογίες που δημιουργήθηκαν για την επεξεργασία την τάσης:

A) Για κάθε asset αναδιαμορφώθηκαν οι πιθανότητες σύμφωνα με βάρη που αθροίζουν στη μονάδα. (0.6-0.4, 0.7-0.3)

Έτσι οι νέες πιθανότητες ορίζονται ως εξής:

$$\begin{aligned} \text{εάν } (oldrank1 + oldrank2) > (oldrank4 + oldrank5) \\ newrank1 &= 0.6(oldrank1 + oldrank5) \\ newrank2 &= 0.6(oldrank2 + oldrank4) \\ newrank4 &= 0.4(oldrank2 + oldrank4) \\ newrank5 &= 0.4(oldrank1 + oldrank5) \\ newrank3 &= oldrank3 \end{aligned}$$

Οι εξισώσεις διαμορφώνονται ανάλογα εάν το πρώτο άθροισμα είναι μικρότερο από το δεύτερο. Προφανώς στην περίπτωση που πάρουμε σαν βάρη για κάθε ομάδα αστάθειας 0.5-0.5, η περίπτωση αυτή εκφυλίζεται στην προηγούμενη (av).

B) Για κάθε asset αθροίζουμε την ασθενή τάση (τα δύο πεμπτημόρια με το μικρότερο άθροισμα πιθανοτήτων) στα πεμπτημόρια με ισχυρή τάση (τα δύο πεμπτημόρια με το μεγαλύτερο άθροισμα πιθανοτήτων). (normalized tendency-nt)

Οι νέες πιθανότητες ορίζονται ως εξής:

$$\begin{aligned} \text{εάν } (oldrank1 + oldrank2) > (oldrank4 + oldrank5) \\ newrank1 &= oldrank1 + oldrank5 \\ newrank2 &= oldrank2 + oldrank4 \\ newrank3 &= oldrank3 \end{aligned}$$

Οι εξισώσεις διαμορφώνονται ανάλογα εάν το πρώτο άθροισμα είναι μικρότερο από το δεύτερο. Στη συνέχεια εφαρμόζεται κανονικοποίηση στις πιθανότητες αυτές, ώστε να αθροίζουν στη μονάδα.

Παρακάτω φαίνονται οι κώδικες που χρησιμοποιήθηκαν για αυτή την επεξεργασία:

```
import copy

def adjust_probabilities(probabilities_dict, asset, weight_key):
    # Create a copy of the original probabilities
    original_probabilities = copy.deepcopy(probabilities_dict[asset][weight_key])

    # Distribute the remaining difference according to the specified rules
    rank1 = 'Rank1'
    rank2 = 'Rank2'
    rank3 = 'Rank3'
    rank4 = 'Rank4'
    rank5 = 'Rank5'

    if (probabilities_dict[asset][weight_key][rank1] + probabilities_dict[asset][weight_key][rank2]) > (probabilities_dict[asset][weight_key][rank4] + probabilities_dict[asset][weight_key][rank5]):
        # Update probabilities for rank1 and rank5
        probabilities_dict[asset][weight_key][rank1] = 0.55 * (original_probabilities[rank1] + original_probabilities[rank5])
        probabilities_dict[asset][weight_key][rank5] = 0.45 * (original_probabilities[rank1] + original_probabilities[rank5])
        probabilities_dict[asset][weight_key][rank2] = 0.55 * (original_probabilities[rank2] + original_probabilities[rank4])
        probabilities_dict[asset][weight_key][rank4] = 0.45 * (original_probabilities[rank2] + original_probabilities[rank4])
    else:
        probabilities_dict[asset][weight_key][rank1] = 0.45 * (original_probabilities[rank1] + original_probabilities[rank5])
        probabilities_dict[asset][weight_key][rank5] = 0.55 * (original_probabilities[rank1] + original_probabilities[rank5])
        probabilities_dict[asset][weight_key][rank2] = 0.45 * (original_probabilities[rank2] + original_probabilities[rank4])
        probabilities_dict[asset][weight_key][rank4] = 0.55 * (original_probabilities[rank2] + original_probabilities[rank4])

    # Rank3 stays the same

    print(f"Updated probabilities according to specified rules for {asset} in {weight_key}.")

for asset in assets:
    for weight_key, weights in weights_dict.items():
        adjust_probabilities(probabilities_dict, asset, weight_key)
```

Εικόνα 21: Συνάρτηση προσαρμογής βαρών ανάλογα με την υπάρχουσα τάση

```
def adjust_probabilities(probabilities_dict, asset, weight_key):
    # Create a copy of the original probabilities
    original_probabilities = copy.deepcopy(probabilities_dict[asset][weight_key])

    # Distribute the remaining difference according to the specified rules
    rank1 = 'Rank1'
    rank2 = 'Rank2'
    rank3 = 'Rank3'
    rank4 = 'Rank4'
    rank5 = 'Rank5'

    if (probabilities_dict[asset][weight_key][rank1] + probabilities_dict[asset][weight_key][rank2]) > (probabilities_dict[asset][weight_key][rank4] + probabilities_dict[asset][weight_key][rank5]):
        # Update probabilities for rank1 and rank5
        probabilities_dict[asset][weight_key][rank1] = (original_probabilities[rank1] + original_probabilities[rank5])
        probabilities_dict[asset][weight_key][rank2] = (original_probabilities[rank2] + original_probabilities[rank4])
    else:
        probabilities_dict[asset][weight_key][rank2] = (original_probabilities[rank2] + original_probabilities[rank4])
        probabilities_dict[asset][weight_key][rank4] = (original_probabilities[rank2] + original_probabilities[rank4])

    # Rank3 stays the same

    # Normalize probabilities to ensure they add up to 1
    total_probability = sum(probabilities_dict[asset][weight_key].values())
    for rank in [rank1, rank2, rank3, rank4, rank5]:
        probabilities_dict[asset][weight_key][rank] /= total_probability

    print(f"Updated probabilities according to specified rules for {asset} in {weight_key}.")

for asset in assets:
    for weight_key, weights in weights_dict.items():
        adjust_probabilities(probabilities_dict, asset, weight_key)
```

Εικόνα 22: Συνάρτηση που προσθέτει την ασθενή τάση στην ισχυρή και κανονικοποιεί τις πιθανότητες

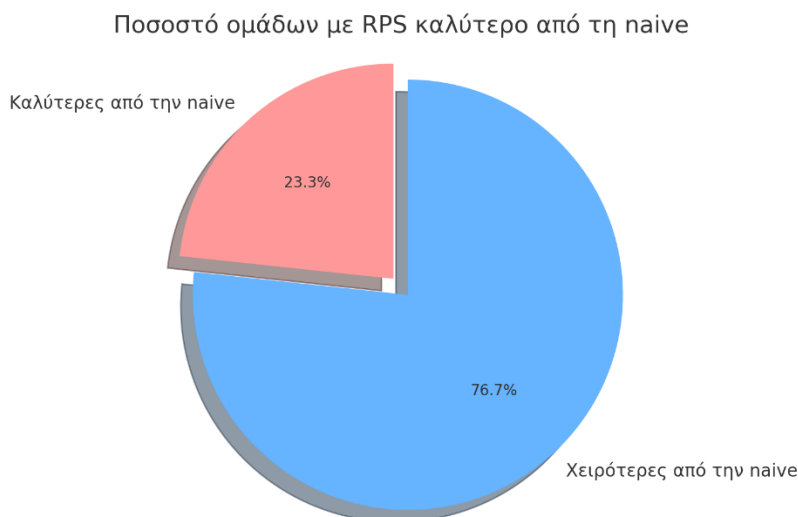
### 4.3 Ακρίβεια Μεθοδολογιών

Στον παρακάτω πίνακα φαίνονται τα RPS των 10 πρώτων διαγωνιζόμενων στον τομέα της επένδυσης.

Rank (Decisions)	RPS
1	0,1639
2	0,1702
3	0,1709
4	0,1612
5	0,3097
6	0,1568
7	0,2305
8	0,1610
9	0,1604
10	0,1655
Average	0,1850

Πίνακας 10: RPS των 10 πρώτων στο investment

Παρατηρούμε πως μόνο ένας από τους δέκα νικητές στο investment κατάφερε να έχει RPS καλύτερο από τη naïve (0,16). Το γεγονός οφείλεται στην αδυναμία πρόβλεψης των πιθανοτήτων κατανομής των asset με ακρίβεια, αλλά δείχνει επίσης πόσο ισχυρή είναι η naïve σαν μέθοδος, παρά την απλότητα της. Αυτό μπορεί να γίνει κατανοητό και από το παρακάτω σχήμα στο οποίο απεικονίζεται το ποσοστό των ομάδων που είχαν RPS καλύτερο από τη naïve. Από τις 163 ομάδες που πήραν μέρος στη συνολική βαθμολογία, μόλις 38 ομάδες (23.3%) κατάφεραν να έχουν καλύτερες προβλέψεις.



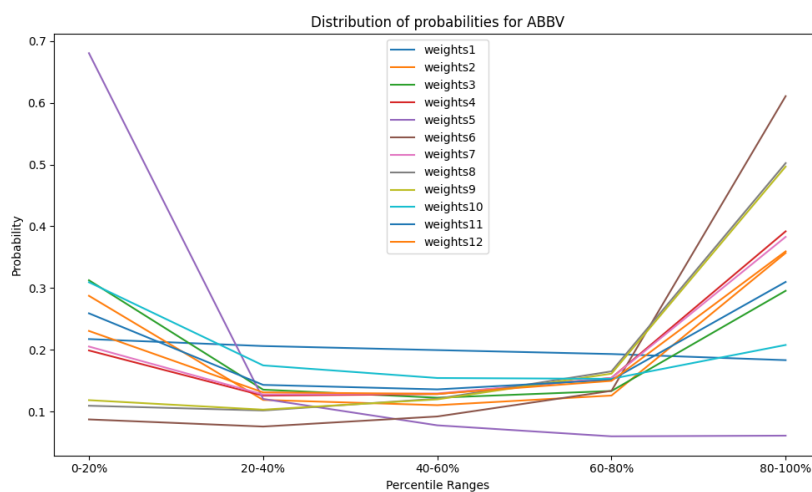
Εικόνα 23: Σύγκριση των RPS των 163 υποβολών με τη naïve

## ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

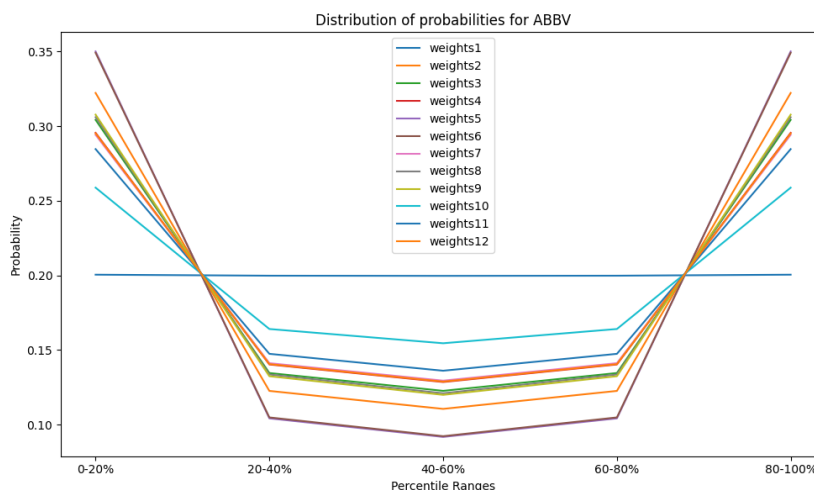
Στους παρακάτω πίνακες φαίνονται τα RPS για κάθε μεθοδολογία παραγωγής και επεξεργασίας των πιθανοτήτων που παρουσιάστηκαν παραπάνω. Οι μεθοδολογίες αυτές είχαν ως είσοδο τις υποβολές των 10 νικητών που αναφέρθηκαν προηγουμένως.

Team	b1	b1av	b1nt	b1ntav	b1(0,6-0,4)	b1(0,7-0,3)	<b>b1av0,35</b>
1	0,181	0,160	0,180	0,160	0,160	0,168	<b>0,159</b>
2	0,200	0,164	0,202	0,165	0,168	0,180	<b>0,161</b>
3	0,164	0,161	0,167	0,162	0,163	0,173	<b>0,160</b>
4	0,213	0,164	0,208	0,164	0,170	0,184	<b>0,162</b>
5	0,211	0,16	0,204	0,164	0,167	0,178	<b>0,163</b>
6	0,226	0,164	0,197	0,162	0,168	0,181	<b>0,163</b>
7	0,179	0,162	0,180	0,162	0,165	0,176	<b>0,160</b>
8	0,204	0,166	0,198	0,166	0,160	0,179	<b>0,163</b>
9	0,181	0,160	0,191	0,161	0,164	0,157	<b>0,159</b>
10	0,186	0,160	0,191	0,161	0,165	0,177	<b>0,160</b>
Average	0,194	0,163	0,192	0,163	0,166	0,175	<b>0,161</b>

*Πίνακας 11: RPS της b1 για κάθε μεθοδολογία επεξεργασίας των πιθανοτήτων*



*Εικόνα 24: Κατανομές των πιθανοτήτων της b1 για το ABBV για όλες τις περιόδους*

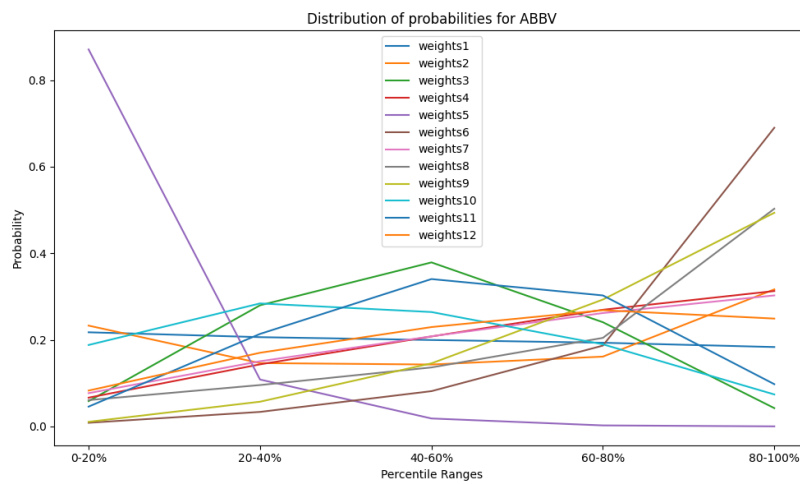


*Εικόνα 25: Κατανομές των πιθανοτήτων της b1av0.35 για το ABBV για όλες τις περιόδους*

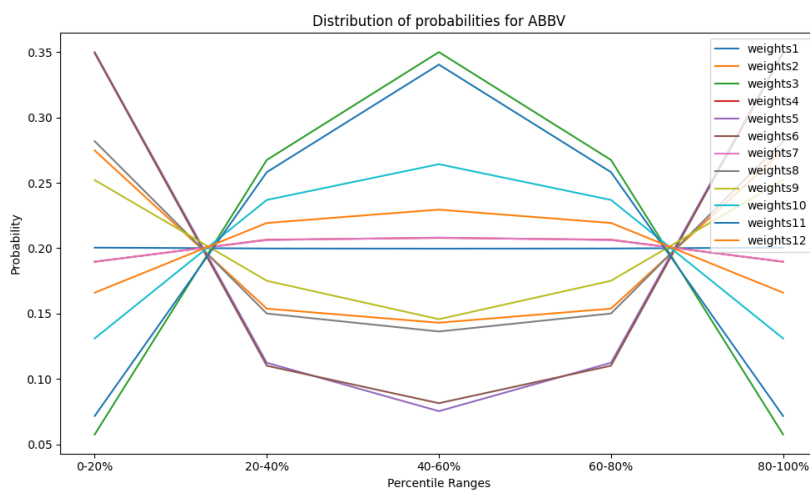
## ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

Team	b2	b2av	b2nt	b2ntav	b2(0,6-0,4)	b2(0,7-0,3)	<b>b2av0,35</b>
1	0,178	0,158	0,176	0,158	0,159	0,166	<b>0,158</b>
2	0,199	0,164	0,200	0,164	0,169	0,182	<b>0,160</b>
3	0,163	0,159	0,165	0,160	0,162	0,170	<b>0,158</b>
4	0,215	0,164	0,211	0,164	0,170	0,185	<b>0,161</b>
5	0,212	0,164	0,205	0,164	0,166	0,177	<b>0,161</b>
6	0,229	0,164	0,198	0,162	0,169	0,183	<b>0,163</b>
7	0,176	0,160	0,178	0,161	0,165	0,176	<b>0,159</b>
8	0,205	0,166	0,200	0,166	0,168	0,179	<b>0,162</b>
9	0,177	0,159	0,185	0,159	0,162	0,172	<b>0,157</b>
10	0,184	0,159	0,188	0,158	0,164	0,175	<b>0,158</b>
Average	0,194	0,162	0,191	0,162	0,165	0,176	<b>0,160</b>

Πίνακας 12: RPS της b2 για κάθε μεθοδολογία επεξεργασίας των πιθανοτήτων



Εικόνα 26: Κατανομές των πιθανοτήτων της b2 για το ABBV για όλες τις περιόδους

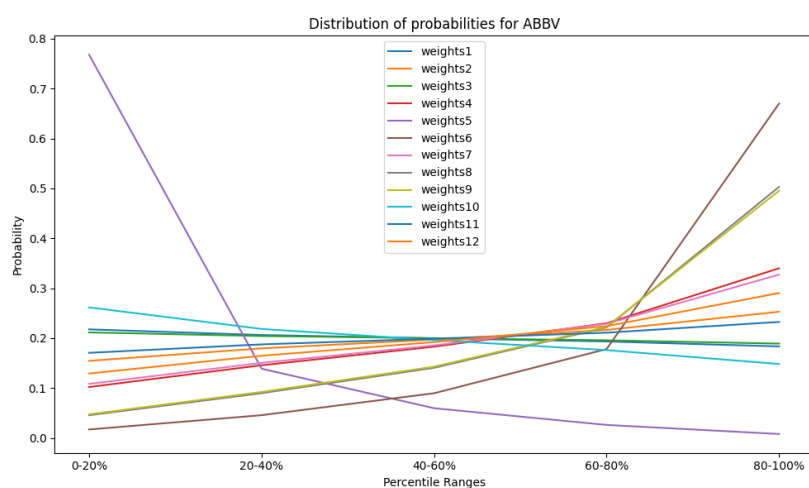


Εικόνα 27: Κατανομές των πιθανοτήτων της b2av0.35 για το ABBV για όλες τις περιόδους

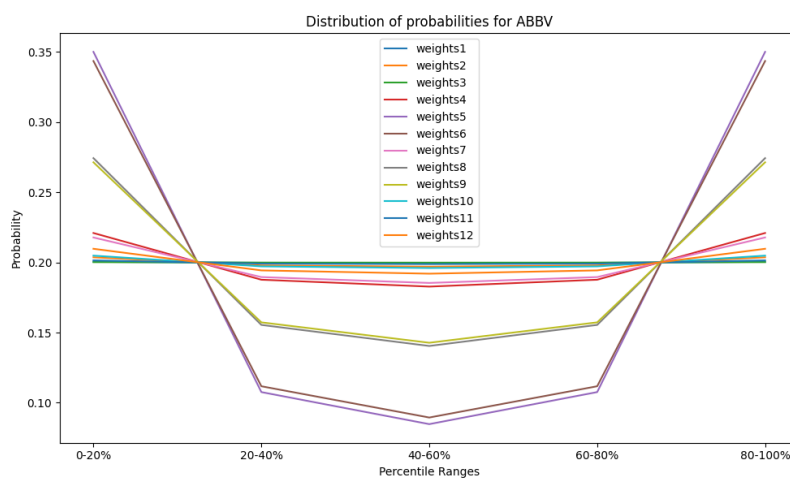
## ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

Team	b3	b3av	b3nt	b3ntav	b3(0,6-0,4)	b3(0,7-0,3)	<b>b3av0,35</b>
1	0,175	0,161	0,175	0,161	0,162	0,172	<b>0,161</b>
2	0,193	0,164	0,192	0,163	0,168	0,181	<b>0,162</b>
3	0,165	0,162	0,166	0,161	0,165	0,176	<b>0,160</b>
4	0,203	0,165	0,202	0,164	0,171	0,187	<b>0,163</b>
5	0,200	0,165	0,198	0,165	0,168	0,180	<b>0,164</b>
6	0,208	0,165	0,190	0,162	0,170	0,184	<b>0,164</b>
7	0,176	0,162	0,177	0,162	0,167	0,180	<b>0,161</b>
8	0,197	0,166	0,191	0,164	0,168	0,179	<b>0,164</b>
9	0,178	0,161	0,189	0,162	0,166	0,179	<b>0,160</b>
10	0,181	0,162	0,190	0,162	0,167	0,181	<b>0,161</b>
<b>Average</b>	<b>0,188</b>	<b>0,163</b>	<b>0,187</b>	<b>0,162</b>	<b>0,167</b>	<b>0,180</b>	<b>0,162</b>

Πίνακας 13: RPS της b3 για κάθε μεθοδολογία επεξεργασίας των πιθανοτήτων



Εικόνα 28: Κατανομές των πιθανοτήτων της b3 για το ABBV για όλες τις περιόδους



Εικόνα 29: Κατανομές των πιθανοτήτων της b3av0.35 για το ABBV για όλες τις περιόδους

ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

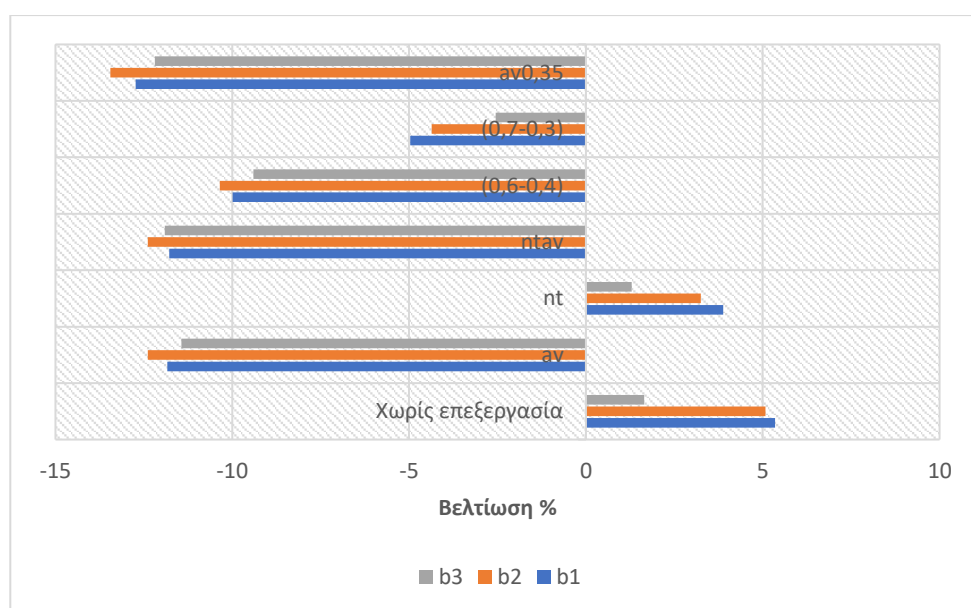
b1	Μεθοδολογία 1 με $\mu=z\_score$ $\sigma=1$
b2	Μεθοδολογία 2 με $\mu=z\_score$ $\sigma=prevnol/meanvol$
b3	Μεθοδολογία 3 με $\mu=z\_score$ $\sigma=sd(dailyranking1-5)$
av	Συνάρτηση συμμετρίας με απλό μέσο όρο
nt	Συνάρτηση επεξεργασίας της τάσης και κανονικοποίησης των πιθανοτήτων
ntav	Πρώτα εφαρμόστηκε η συνάρτηση επεξεργασίας την τάσης και κανονικοποίησης των πιθανοτήτων και στη συνέχεια η συνάρτηση συμμετρίας με απλό μέσο όρο
(0,6-0,4)	Συνάρτηση επεξεργασίας της τάσης με βάρη που αθροίζουν στη μονάδα
(0,7-0,3)	Συνάρτηση επεξεργασίας της τάσης με βάρη που αθροίζουν στη μονάδα
av0,35	Πρώτα εφαρμόστηκε η συνάρτηση συμμετρίας με απλό μέσο όρο και στη συνέχεια τέθηκε σαν μέγιστη πιθανότητα το 0,35

Πίνακας 14: Υπόμνημα επεξήγησης ακρωνύμιων

Στον παρακάτω πίνακα φαίνεται η επί τοις εκατό βελτίωση του RPS των αρχικών υποβολών των 10 καλύτερων διαγωνιζόμενων στο investment. Τα δεδομένα αυτά απεικονίζονται επίσης και στο σχήμα 15.

Μεθοδολογία	Χωρίς επεξεργασία	av	nt	ntav	(0,6-0,4)	(0,7-0,3)	av0,35
b1	5.35%	-11.84%	3.88%	-11.78%	-9.99%	-4.97%	-12.73%
b2	5.08%	-12.39%	3.25%	-12.39%	-10.35%	-4.36%	<b>-13.45%</b>
b3	1.65%	-11.44%	1.29%	-11.91%	-9.40%	-2.55%	-12.19%

Πίνακας 15: Βελτίωση RPS για κάθε μεθοδολογία πρόβλεψης και επεξεργασίας



Εικόνα 30: Βελτίωση RPS για κάθε μεθοδολογία πρόβλεψης και επεξεργασίας



Οι ποσοστιαίες τιμές στον παραπάνω πίνακα αντιπροσωπεύουν την διαφορά στις επιδόσεις των μεθόδων πρόβλεψης και επεξεργασίας σε σύγκριση με τα αρχικά δεδομένα. Συγκεκριμένα, οι αρνητικές τιμές δείχνουν βελτίωση. Αναλύοντας τα παραπάνω αποτελέσματα, προκύπτουν τα εξής συμπεράσματα:

- Καμία από τις τρεις μεθοδολογίες δεν παρουσιάζει βελτίωση του RPS αν δεν υποστεί επεξεργασία.
- Η μεθοδολογία b2 φαίνεται να παράγει τις πιο ακριβείς προβλέψεις, εφόσον εφαρμοστούν σε αυτή οι συναρτήσεις επεξεργασίας.
- Η nt δεν προσφέρει βελτίωση σε καμία μεθοδολογία, ενώ όλες οι υπόλοιπες μεθοδολογίες επεξεργασίας βελτιώνουν σημαντικά τα αρχικά RPS, με την av0.35 να παρουσιάζει την καλύτερη επίδοση.
- Οι μεθοδολογίες (0,6-0,4) και (0.7-0.3) βελτιώνουν εν μέρη τα RPS, αλλά όχι στο βαθμό που το κάνουν οι μεθοδολογίες που περιέχουν την av.
- Οι τεχνικές επεξεργασίας που περιείχαν την av δείχνουν να παρέχουν την μεγαλύτερη βελτίωση συγκριτικά με τις άλλες.
- Η b1av0.35 βελτίωσε το συνολικό RPS σε 7 από τους 10 νικητές, ενώ ήταν καλύτερη και από τη naïve (<0,16) μόνο σε 2 περιπτώσεις.
- Η b2av0.35 βελτίωσε το συνολικό RPS σε 8 από τους 10 νικητές, ενώ ήταν καλύτερη και από τη naïve σε 5 από τις 10 περιπτώσεις παράγοντας σχεδόν ίδιο μέσο RPS.
- Η b3av0.35 βελτίωσε το συνολικό RPS σε 7 από τους 10 νικητές, ενώ δεν υπήρξε περίπτωση που να ήταν καλύτερη από τη naïve.

Συνοπτικά, οι δεδομένες μεθοδολογίες επεξεργασίας δείχνουν σημαντική βελτίωση στις προβλέψεις σε σχέση με τις αρχικές υποβολές, με τις πιο συστηματικές και περίπλοκες μεθόδους (όπως b2av0,35) να προσφέρουν τη μεγαλύτερη βελτίωση. Αυτά τα ευρήματα επιβεβαιώνουν την κρισιμότητα της επιλογής και εφαρμογής κατάλληλων μεθόδων επεξεργασίας για τη βελτίωση της προβλεπτικής ακρίβειας. Για τον λόγο αυτό πλέον θα χρησιμοποιούμε την b2av0.35 ως benchmark.

#### 4.4 Συσχέτιση Παραγόμενων και Πραγματικών Πιθανοτήτων

Στον παρακάτω πίνακα φαίνεται η συσχέτιση των υποβολών των 10 καλύτερων διαγωνιζόμενων στις επενδύσεις με τις πραγματικές πιθανότητες.

Team	rank1	rank2	rank3	rank4	rank5
1	0,551	0,269	0,562	0,439	0,433
2	0,743	0,283	0,559	0,493	0,637
3	0,154	0,049	0,324	0,285	0,363
4	0,507	0,177	0,623	0,326	0,632
5	0,061	0,157	0,063	0,001	0,065
6	0,696	0,269	0,692	0,463	0,642
7	0,106	0,055	0,015	0,107	0,103
8	0,059	0,184	0,157	0,131	0,128
9	0,554	0,096	0,560	0,314	0,539
10	0,606	0,334	0,675	0,494	0,570
AVERAGE	0,380	0,150	<b>0,376</b>	0,257	0,365

Πίνακας 16: Συσχέτιση των υποβολών των 10 καλύτερων διαγωνιζόμενων στις επενδύσεις με τις πραγματικές πιθανότητες

Φαίνεται πως υπάρχει θετική αλλά ασθενής συσχέτιση μεταξύ των υποβολών των διαγωνιζόμενων και των πραγματικών πιθανοτήτων.

Στον παρακάτω πίνακα φαίνεται η συσχέτιση της b2av0.35 με τις πραγματικές πιθανότητες.

Team	rank1	rank2	rank3	rank4	rank5
1	0,608	0,220	0,470	0,488	0,525
2	0,578	0,238	0,447	0,451	0,522
3	0,630	0,259	0,443	0,489	0,487
4	0,593	0,175	0,378	0,441	0,457
5	0,356	0,123	0,232	0,314	0,259
6	0,559	0,298	0,055	0,541	0,399
7	0,446	0,168	0,377	0,363	0,384
8	0,402	0,175	0,228	0,326	0,263
9	0,594	0,240	0,415	0,452	0,447
10	0,587	0,226	0,396	0,463	0,467
AVERAGE	<b>0,535</b>	<b>0,212</b>	0,344	<b>0,433</b>	<b>0,421</b>

Πίνακας 17: Συσχέτιση της b2av0.35 με τις πραγματικές πιθανότητες

Αναλύοντας τις μέσες τιμές της συσχέτισης των υποβολών των 10 καλύτερων διαγωνιζόμενων σε σχέση με εκείνες της μεθοδολογίας b2av0.35, διαπιστώνουμε ότι η b2av0.35 υπερτερεί στην πλειοψηφία των πεμπτημορίων, εκτός από το τρίτο. Συγκεκριμένα, στο πρώτο πεμπτημόριο η b2av0.35 έχει συσχέτιση 0.535 έναντι 0.380 των διαγωνιζόμενων, δείχνοντας σαφώς υψηλότερη ακρίβεια. Στο δεύτερο, η b2av0.35 παρουσιάζει καλύτερη συσχέτιση με 0.212 έναντι 0.150. Στο τρίτο πεμπτημόριο, η απόδοση των διαγωνιζόμενων ξεπερνά ελαφρώς την b2av0.35 με 0.376 έναντι 0.344. Στο τέταρτο πεμπτημόριο, η b2av0.35 σημειώνει εμφατικά καλύτερη απόδοση με 0.433 έναντι 0.257. Τέλος, στο πέμπτο πεμπτημόριο, η b2av0.35 διατηρεί υψηλότερη συσχέτιση με 0.421 συγκριτικά με

0.365 των διαγωνιζόμενων. Αυτά τα ευρήματα καταδεικνύουν την αποτελεσματικότητα της b2av0.35 στη βελτίωση της προβλεπτικής ικανότητας, παρέχοντας ισχυρότερες συσχετίσεις σε σχέση με τις υποβολές των διαγωνιζόμενων στην πλειονότητα των πεμπτημορίων.

## 4.5 Βαθμονόμηση Πιθανοτήτων Αναφοράς

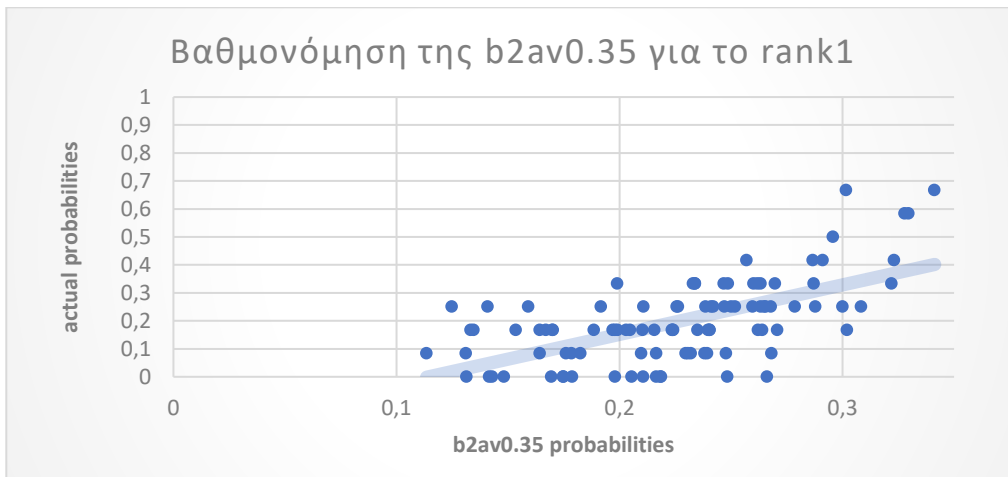
Η βαθμονόμηση των πιθανοτήτων που προβλέφθηκαν από την b2av0.35 με τις πραγματικές πιθανότητες είναι σημαντική, καθώς επιτρέπει την αξιολόγηση και βελτίωση της αξιοπιστίας των προβλέψεων. Καλά βαθμονομημένες πιθανότητες διασφαλίζουν ότι οι προβλέψεις του μοντέλου αντανακλούν πιστά την πραγματική πιθανότητα εμφάνισης ενός γεγονότος. Αυτό, με τη σειρά του, επιτρέπει τη λήψη καλύτερων αποφάσεων επένδυσης, τη σωστή διαχείριση κινδύνου και την ανάπτυξη αποτελεσματικών στρατηγικών. Αντίθετα, μια λανθασμένη βαθμονόμηση μπορεί να οδηγήσει σε υπερεκτίμηση ή υποεκτίμηση του κινδύνου, επηρεάζοντας αρνητικά τις επενδυτικές αποφάσεις. Ως εκ τούτου, η βαθμονόμηση αποτελεί ένα ουσιαστικό βήμα για τη διασφάλιση της ακρίβειας και της χρησιμότητας των μοντέλων πρόβλεψης.

Πρέπει να σημειωθεί ότι οι πραγματικές πιθανότητες μετρήθηκαν από τις συχνότητες εμφάνισης των περιουσιακών στοιχείων σε κάθε πεμπτημόριο μετά το πέρας του διαγωνισμού. Για παράδειγμα ένα asset που κατατάχθηκε 3 φορές στο πρώτο πεμπτημόριο κατά της διάρκεια των 12 περιόδων είχε πιθανότητα εμφάνισης 0.25 για το rank1. Παρακάτω φαίνονται οι δυνατές τιμές των πραγματικών πιθανοτήτων:

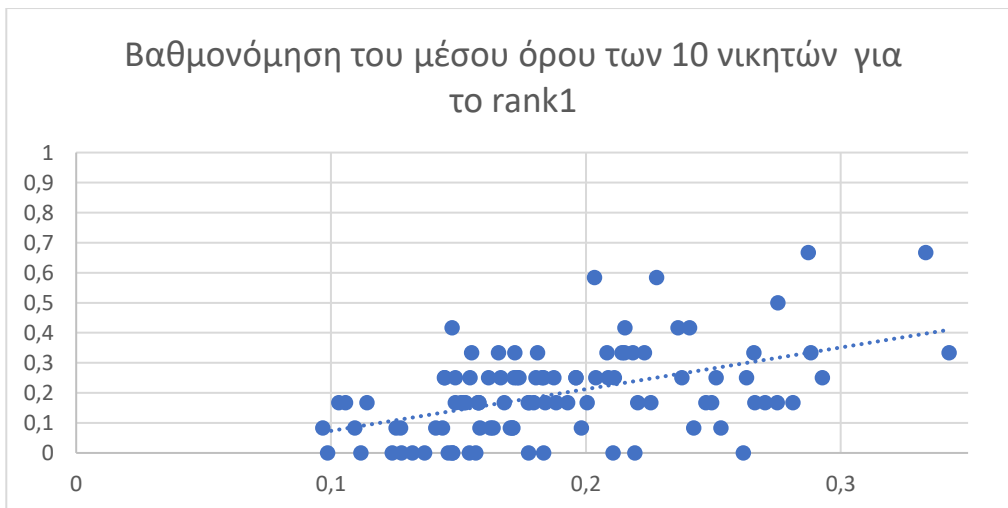
0/12	1/12	2/12	3/12	4/12	5/12	6/12	7/12	8/12	9/12	10/12	11/12	12/12
0	0,0833	0,1667	0,25	0,333	0,4167	0,5	0,5833	0,6667	0,75	0,8333	0,9167	1

*Πίνακας 18: Οι τιμές που μπορούσαν να λάβουν οι πραγματικές πιθανότητες εμφάνισης των περιουσιακών στοιχείων στα πεμπτημόρια.*

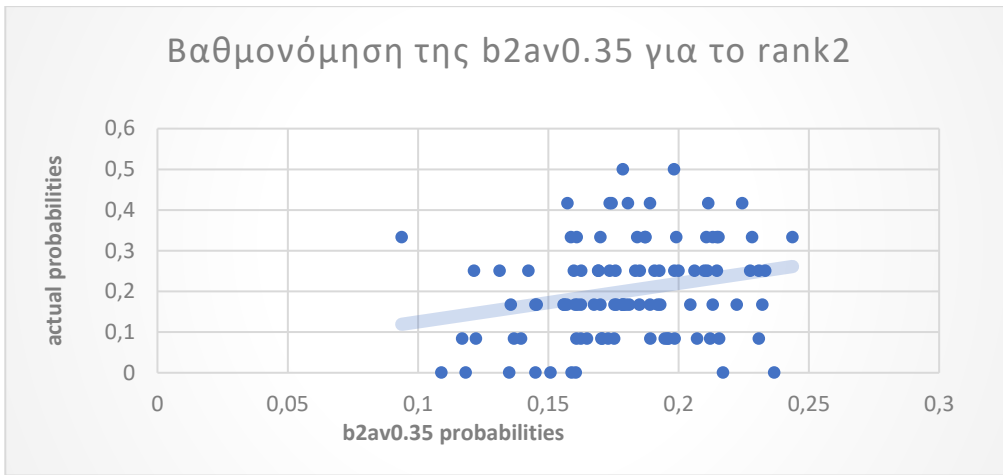
Παρατάξαμε τον μέσο όρο των πιθανοτήτων των 10 καλύτερων στο κομμάτι της επένδυσης, τόσο αυτούσιο αλλά και όπως υπολογίστηκε με την  $b2av0.35$ , με τις πραγματικές πιθανότητες όπως αυτές υπολογίστηκαν. Παρακάτω παρουσιάζονται τα διαγράμματα βαθμονόμησης πιθανοτήτων για κάθε πεμπτημόριο.



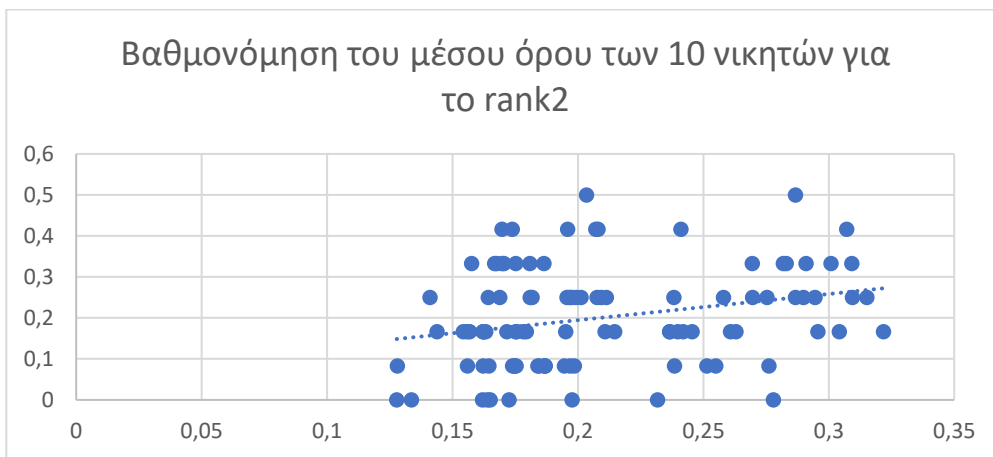
Εικόνα 31: Βαθμονόμηση της  $b2av0.35$  για το 1<sup>ο</sup> πεμπτημόριο



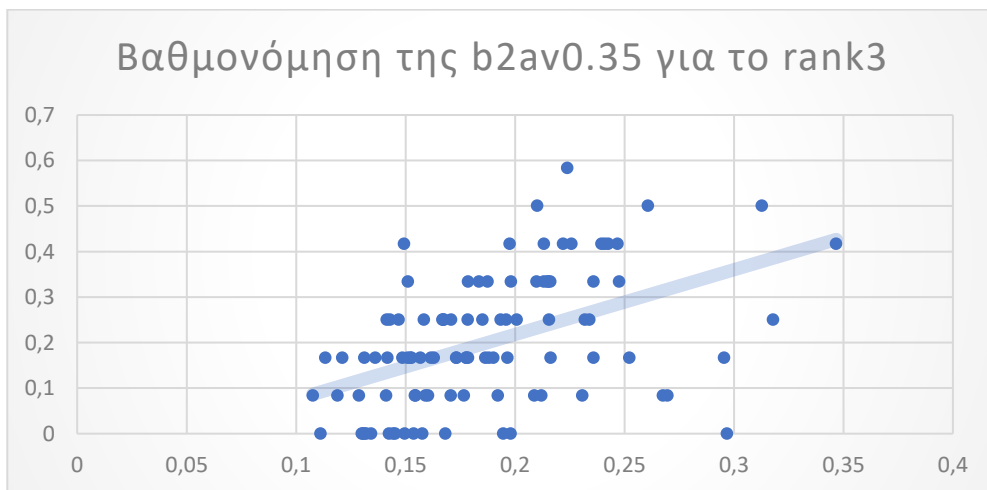
Εικόνα 32: Βαθμονόμηση για το 1<sup>ο</sup> πεμπτημόριο του μέσου όρου των 10 νικητών στο investment



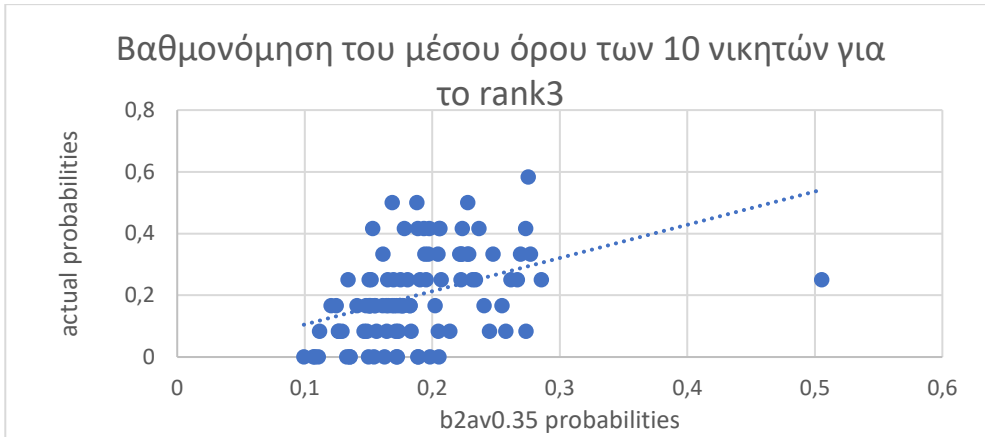
Εικόνα 33: Βαθμονόμηση της  $b_{2αν0.35}$  για το 2<sup>ο</sup> πεμπτημόριο



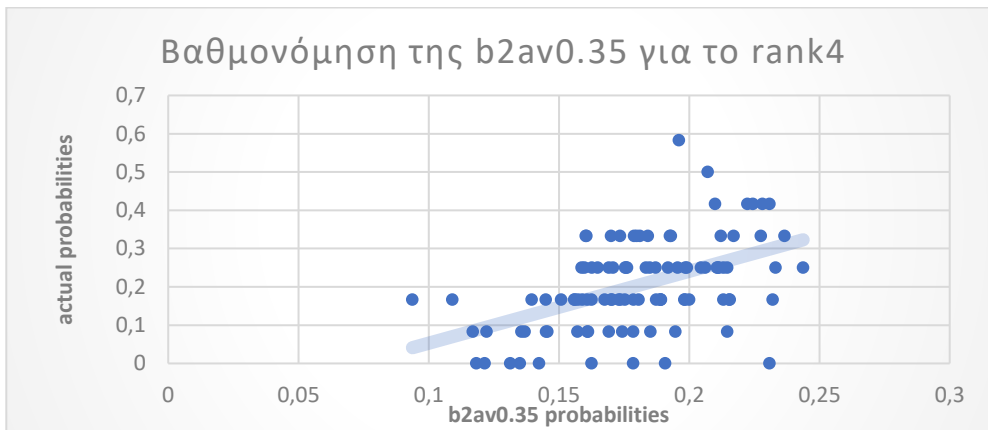
Εικόνα 34: Βαθμονόμηση για το 2<sup>ο</sup> πεμπτημόριο του μέσου όρου των 10 νικητών στο investment



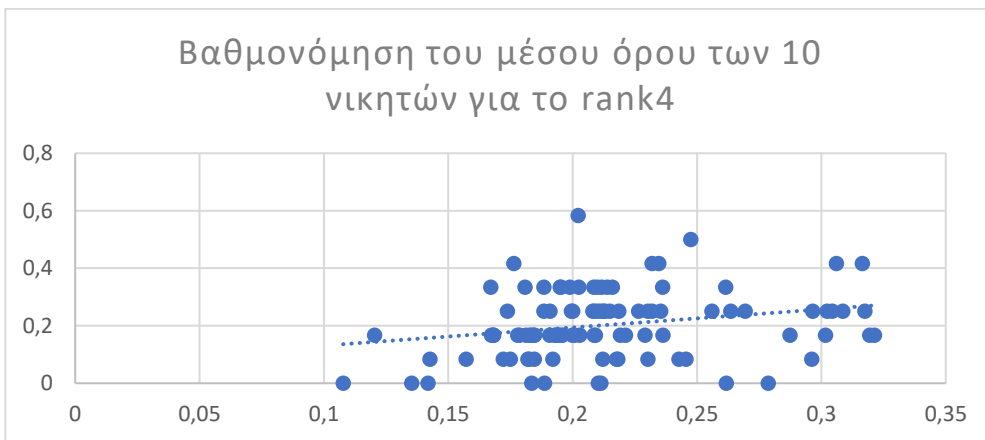
Εικόνα 35: Βαθμονόμηση της  $b_{2αν0.35}$  για το 3<sup>ο</sup> πεμπτημόριο



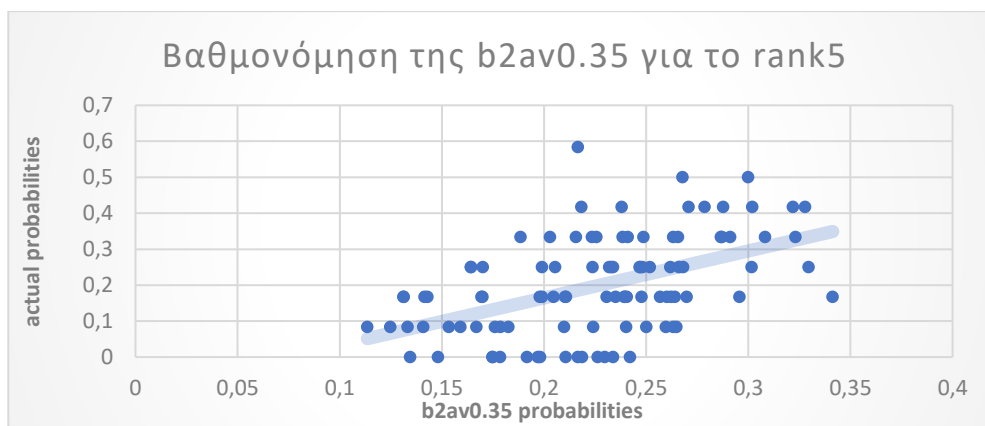
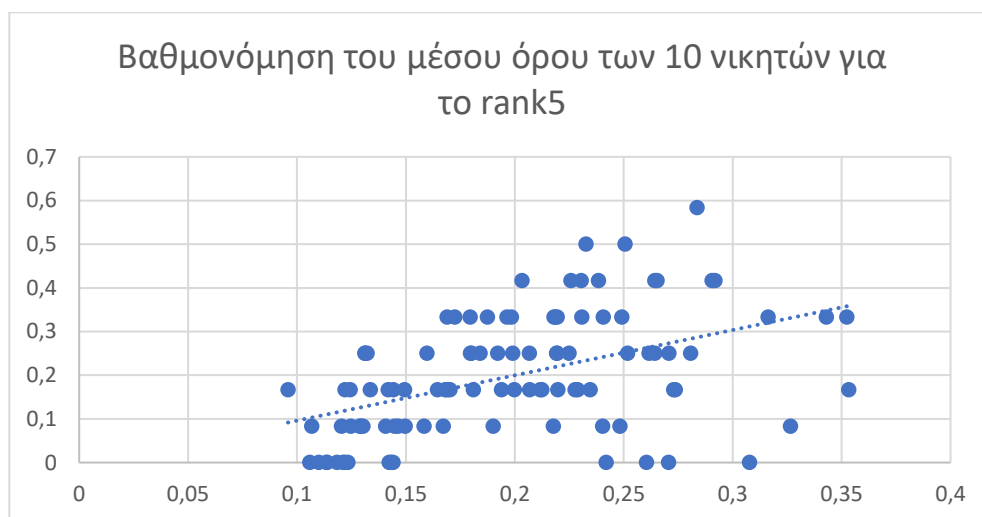
Εικόνα 36: Βαθμονόμηση για το 3<sup>ο</sup> πεμπτημώριο του μέσου όρου των 10 νικητών στο investment



Εικόνα 37: Βαθμονόμηση της b2av0.35 για το 4<sup>ο</sup> πεμπτημώριο



Εικόνα 38: Βαθμονόμηση για το 4<sup>ο</sup> πεμπτημώριο του μέσου όρου των 10 νικητών στο investment

Εικόνα 39: Βαθμονόμηση της  $b2αν0.35$  για το 5<sup>ο</sup> πεμπτημόριοΕικόνα 40: Βαθμονόμηση για το 5<sup>ο</sup> πεμπτημόριο του μέσου όρου των 10 νικητών στο investment

Οι διαγώνιες γραμμές αντιπροσωπεύουν την τέλεια βαθμονόμηση. Παρατηρούμε ότι τα άκρα (rank1, rank5) παρουσιάζουν καλύτερη βαθμονόμηση, ενώ όσο πλησιάζουμε προς το κέντρο (rank3), η ακρίβεια μειώνεται. Αυτό ισχύει, τόσο για τον μέσο όρο των υποβολών, όσο και για τις πιθανότητες της  $b2αν0.35$ .

Το γεγονός ότι οι πραγματικές πιθανότητες μπορούσαν να λάβουν μόνο 13 τιμές, μπορεί να προκαλέσει σφάλματα στη βαθμονόμηση, αφού οι πιθανότητες που υπολογίστηκαν με την  $b2αν0.35$  προκύπτουν από εμβαδά συναρτήσεων πυκνότητας πιθανότητας. Η βελτίωση της βαθμονόμησης είναι εφικτή, με τη στρατηγική προσαρμογή των υπολογισμένων πιθανοτήτων στις 13 δυνατές τιμές. Βέβαια, μια τέτοια προσαρμογή, θα είχε αρνητικές συνέπειες στην προβλεπτική ακρίβεια και θα είχε περισσότερο νόημα για μεμονωμένες υποβολές και λιγότερο για τον μέσο όρο κάποιων εξ αυτών. Για τον λόγο αυτό, δεν εφαρμόστηκαν τέτοιες στρατηγικές στις μεθοδολογίες που αναπτύχθηκαν. Συνεπώς, σπάνια θα μπορέσει η μέθοδος αυτή να προβλέψει με ακρίβεια για μία υποβολή τις πιθανότητες, αφού σκοπός της είναι η ελαχιστοποίηση του RPS.





## Κεφάλαιο 5: Συμπεράσματα και Προεκτάσεις

### 5.1 Συμπεράσματα

Στην ανάλυση των επενδυτικών στρατηγικών και των προβλέψεων για τα ποσοστά επένδυσης 100 περιουσιακών στοιχείων (50 μετοχές S&P500 και 50 διεθνή ETFs), χρησιμοποιήθηκαν στατιστικές μέθοδοι για την εκτίμηση της κατανομής των βαρών επένδυσης. Τα δεδομένα, τα οποία περιλαμβάνουν μηνιαία ποσοστά επένδυσης για ένα έτος, φαίνεται να ακολουθούν μια κανονική κατανομή, βάσει της οποίας υπολογίζονται τα z-scores για κάθε τιμή.

Οι βασικές υποθέσεις είναι ότι τα ποσοστά επένδυσης είναι κανονικά κατανομημένα και ότι ο επενδυτής έχει υιοθετήσει μια συνεπή στρατηγική πάνω σε όλα τα περιουσιακά στοιχεία, επενδύοντας ιδανικά. Με την ανάλυση αυτή μπορούμε να προβλέψουμε την πιθανότητα κάθε περιουσιακό στοιχείο να βρίσκεται σε ορισμένα εύρη (πεμπτημόρια) της κατανομής, με βάση το z-score του και χρησιμοποιώντας μεθοδολογίες που προσαρμόζουν την τυπική απόκλιση ανάλογα με την αστάθεια και τις τάσεις στις προηγούμενες περιόδους.

Έχουν αναπτυχθεί τρεις κύριες μεθοδολογίες, b1, b2, και b3, που διαφέρουν στον τρόπο υπολογισμού της τυπικής απόκλισης. Η b2, για παράδειγμα, υπολογίζει την τυπική απόκλιση συγκρίνοντας την πραγματική αστάθεια κάθε περιουσιακού στοιχείου με το μέσο όρο της αστάθειας της προηγούμενης περιόδου, ενώ η b1 θεωρεί σταθερή τυπική απόκλιση για όλα τα περιουσιακά στοιχεία. Η b3 χρησιμοποιεί την τυπική απόκλιση της ημερήσιας βαθμολογίας (1,2,3,4,5) της τιμής της προηγούμενης περιόδου. Οι μεθοδολογίες αυτές, μέσα από την εφαρμογή συναρτήσεων αθροιστικής κατανομής, παρέχουν τις πιθανότητες για την κατάταξη των περιουσιακών στοιχείων σε κάθε πεμπτημόριο.

Η ανάλυση των αποτελεσμάτων από τους δέκα νικητές στον διαγωνισμό επενδύσεων αποκάλυψε μια σειρά από ενδιαφέροντα ευρήματα σχετικά με την αποτελεσματικότητα διαφορετικών μεθοδολογιών πρόβλεψης και επεξεργασίας των πιθανοτήτων. Καταρχάς, σημειώνεται ότι μόνο ένας από τους νικητές κατάφερε να επιτύχει RPS καλύτερο από την παϊνε μεθοδολογία, επιβεβαιώνοντας τις δυσκολίες στην ακριβή πρόβλεψη των πιθανοτήτων κατανομής των περιουσιακών στοιχείων.

Τα αποτελέσματα από τις διάφορες μεθοδολογίες πρόβλεψης και επεξεργασίας δείχνουν ότι σημαντικές βελτιώσεις στο RPS επιτυγχάνονται μόνο μετά από επεξεργασία. Η ανάλυση των μεθοδολογιών πρόβλεψης αποκαλύπτει ενδιαφέρουσες παρατηρήσεις. Συγκεκριμένα, η μέθοδος b3 προσφέρει τη μικρότερη βελτίωση σε περιπτώσεις επεξεργασίας, αλλά είναι η πιο σταθερή όταν οι αρχικές υποβολές δεν καταφέρνουν να βελτιώσουν το RPS. Αντίστοιχα, η μέθοδος b1 φαίνεται να παρουσιάζει καλύτερη απόδοση από την b3 στις περιπτώσεις βελτίωσης του RPS, αλλά υστερεί σε σύγκριση με την b2 όταν εφαρμόζεται επεξεργασία. Συνεπώς, η b3 παρέχει τη μικρότερη απόκλιση από τις πραγματικές υποβολές, η b1 προσφέρει μια ικανοποιητική αλλά όχι βέλτιστη απόδοση ενώ η b2 ξεχωρίζει ως η καλύτερη μεθοδολογία όταν εφαρμόζεται επεξεργασία.

Η συνάρτηση επεξεργασίας αν είχε ως σκοπό τη συσχέτιση της αστάθειας με το κέρδος. Πρακτικά, χαρτογραφεί τα περιουσιακά στοιχεία βάσει της αστάθειάς τους, κατατάσσοντάς τα σε τρία επίπεδα ρίσκου. Τα περιουσιακά στοιχεία με υψηλά απόλυτα z-scores κατατάσσονται στις κατηγορίες υψηλής αστάθειας [0%-20%] και [80%-100%], προσφέροντας το μεγαλύτερο δυνατό κέρδος αλλά και το υψηλότερο ρίσκο. Τα περιουσιακά στοιχεία στις κατηγορίες [20%-40%] και [60%-80%] παρουσιάζουν μέτρια αστάθεια, ενώ αυτά στην κατηγορία [40%-60%] (rank3) είναι τα πιο σταθερά με το χαμηλότερο ρίσκο. Στη συνέχεια παράγει συμμετρικές πιθανότητες παίρνοντας τον μέσο όρο των υπολογισμένων πιθανοτήτων για κάθε ομάδα αστάθειας. Η αναπροσαρμογή των

πιθανοτήτων με βάση αυτή τη μεθοδολογία φαίνεται να είναι μία από τις πιο αποτελεσματικές μεθόδους, καθώς σε όλες τις περιπτώσεις παρέχει σημαντικές βελτιώσεις στο RPS, φτάνοντας μέχρι και το 12.39% για τη b2.

Οι μεθοδολογίες nt, (0.6-0.4) και (0.7-0.3) αναπτύχθηκαν για την ανάλυση της τάσης στα περιουσιακά στοιχεία και βασίζονται στη σύγκριση των αθροισμάτων πιθανοτήτων σε δύο συγκεκριμένα εύρη, στα πρώτα δύο πεμπτημόρια (rank1 και rank2) και στα τελευταία δύο (rank4 και rank5). Μέσω αυτής της ανάλυσης, ορίζεται η κυρίαρχη τάση ενός περιουσιακού στοιχείου ανάλογα με το σύνολο των πιθανοτήτων στα άκρα της κατανομής. Η nt μεταβιβάζει πιθανότητες από τα πεμπτημόρια με ασθενέστερη τάση προς τα πεμπτημόρια με ισχυρότερη τάση, αναδιαρθρώνοντας τις αρχικές πιθανότητες για να αντανakλούν την κυρίαρχη τάση των δεδομένων, ενώ οι τεχνικές (0.6-0.4) και (0.7-0.3) αναπροσαρμόζουν τις πιθανότητες που υπολογίστηκαν με βάση τα αντίστοιχα βάρη για τον ίδιο σκοπό. Αυτές οι προσεγγίσεις επιδιώκουν να ενισχύσουν την προβλεπτική ακρίβεια των αναλύσεων, προσαρμόζοντας τις πιθανότητες ανάλογα με την αναγνωρισμένη τάση στην κατανομή του κάθε περιουσιακού στοιχείου. Η μεθοδολογία nt δεν φαίνεται να είναι τόσο αποτελεσματική, αφού δεν κατάφερε να βελτιώσει το RPS των αρχικών υποβολών. Αυτό υποδεικνύει ότι η επεξεργασία αυτή είναι λιγότερο συμβατή με τις υπάρχουσες δομές δεδομένων ή/και ότι οι συγκεκριμένες παράμετροι της μεθόδου δεν είναι οι κατάλληλες για τη βελτίωση των εκτιμήσεων. Οι τεχνικές (0,6-0,4) και (0,7-0,3) παρουσίασαν μέτριες βελτιώσεις αλλά υστερούν μπροστά στην απόδοση της av. Το γεγονός αυτό δείχνει πως ένα συμμετρικό μοντέλο έχει καλύτερη απόδοση από ένα μοντέλο τάσης στην προκειμένη περίπτωση.

Η επεξεργασία max0.35 βασίστηκε στην παρατήρηση ότι για εκτιμώμενες πιθανότητες υψηλότερες από 0,35, η σχετική συχνότητα είναι μικρότερη από την εκτιμώμενη πιθανότητα. Με αυτό το σκεπτικό, εφαρμόστηκε μια προσαρμογή περιορίζοντας τις μέγιστες εκτιμώμενες πιθανότητες στο 0.35 και μοιράζοντας ισόποσα τη διαφορά στις πιθανότητες που δεν υπερβαίνουν αυτό το όριο. Αυτή η διαδικασία βοηθάει στην πιο ακριβή απεικόνιση των πραγματικών πιθανοτήτων και στην αποφυγή της παραπλάνησης από υπερβολική βεβαιότητα. Η συνάρτηση αυτή εφαρμόστηκε μόνο επί της av (av0.35) και ξεχώρισε, ιδιαίτερα στην μεθοδολογία b2, καθώς προσέφερε τη μεγαλύτερη βελτίωση του RPS, ίση με 13.45%. Αυτή η τεχνική επιβεβαιώνει την αξία της στοχευμένης και προσεκτικά διαμορφωμένης επεξεργασίας, δείχνοντας ότι η σωστή εφαρμογή συγκεκριμένων ρυθμίσεων μπορεί να έχει σημαντικό αντίκτυπο στη βελτίωση των προβλεπτικών δεικτών σε σύνθετα μοντέλα.

Η μεθοδολογία b2, όταν συνδυάζεται με συγκεκριμένες συναρτήσεις επεξεργασίας, φαίνεται να προσφέρει την υψηλότερη ακρίβεια. Η τεχνική av0.35 καταδεικνύεται ως η πιο αποτελεσματική, ενισχύοντας σημαντικά τα RPS σε σύγκριση με τις άλλες μεθοδολογίες, ειδικά όταν συνδυάζεται με την b2, βελτιώνοντας το RPS κατά 13,45% σε σχέση με τις αρχικές υποβολές των 10 νικητών. Εφαρμόζοντας την b2av0.35 στις υποβολές των 10 νικητών, σε 8 από τις 10 περιπτώσεις βελτιώθηκε σημαντικά το RPS (στις άλλες 2 περιπτώσεις τα RPS ήταν ελαφρώς μεγαλύτερα) και σε 5 περιπτώσεις παράχθηκαν πιθανότητες που οδηγούσαν σε RPS καλύτερο από τη naïve (<0,16). Η b2av0.35 είχε συνολικά σχεδόν ίδιο RPS με τη naïve (0.16). Τα αποτελέσματα αυτά επιβεβαιώνουν τη σημασία της επιλογής κατάλληλων μεθόδων επεξεργασίας για την ακριβή πρόβλεψη της κατατάξης των περιουσιακών στοιχείων, ενισχύοντας την προβλεπτική ικανότητα και τη συνολική απόδοση των μεθοδολογιών στον πραγματικό κόσμο των επενδύσεων.

Η ανάλυση της συσχέτισης μεταξύ των μεθοδολογιών πρόβλεψης και επεξεργασίας και των πραγματικών πιθανοτήτων αποκαλύπτει σημαντικά ευρήματα για την ακρίβεια και τη σωστή βαθμονόμηση των μεθοδολογιών πρόβλεψης. Έπειτα από σύγκριση της προαναφερθείσας συσχέτισης με τη συσχέτιση μεταξύ των υποβολών των διαγωνιζομένων και των πραγματικών πιθανοτήτων, φάνηκε πως η μεθοδολογία b2av0.35 επιδεικνύει καλύτερες συσχετίσεις σε όλα τα

πεμπτημύρια, εξαιρουμένου του τρίτου, όπου οι διαγωνιζόμενοι παρουσιάζουν ελαφρώς καλύτερη επίδοση. Αυτό υπογραμμίζει την αποτελεσματικότητα της εν λόγω μεθοδολογίας στη βελτίωση της προβλεπτικής ακρίβειας στα περισσότερα εύρη, δίνοντας στους επενδυτές ένα ισχυρότερο εργαλείο για την κατανόηση της αγοράς.

Τα ευρήματα αυτά υπογραμμίζουν τη σημασία της σωστής επιλογής μεθοδολογίας πρόβλεψης και επεξεργασίας πιθανοτήτων, ειδικά σε περιπτώσεις όπου η αβεβαιότητα και η πολυπλοκότητα των δεδομένων είναι σημαντικές. Επίσης, αναδεικνύουν την αξία της κατάλληλης συνδυασμένης χρήσης τεχνικών προκειμένου να επιτευχθούν πιο ακριβείς και ρεαλιστικές προβλέψεις.

## 5.2 Μελλοντικές Προεκτάσεις

Βάσει των ευρημάτων από την ανάλυση των διαφόρων μεθοδολογιών πρόβλεψης και επεξεργασίας των πιθανοτήτων, υπάρχουν σημαντικές προοπτικές για μελλοντικές ερευνητικές κατευθύνσεις που θα μπορούσαν να ενισχύσουν περαιτέρω την σχέση μεταξύ επένδυσης και πρόβλεψης.

Αρχικά, η ενσωμάτωση και η αξιολόγηση προηγμένων τεχνικών μηχανικής μάθησης και τεχνητής νοημοσύνης θα μπορούσε να προσφέρει νέους ορίζοντες στον μετασχηματισμό των επενδύσεων σε προβλέψεις. Τεχνικές όπως η βαθιά μάθηση και τα νευρωνικά δίκτυα είναι γνωστές για την ικανότητά τους να αναγνωρίζουν περίπλοκα μοτίβα και σχέσεις σε μεγάλα σύνολα δεδομένων, κάτι που θα μπορούσε να βελτιώσει την πρόβλεψη των διακυμάνσεων της αγοράς και την αξιολόγηση της αστάθειας των περιουσιακών στοιχείων.

Επιπρόσθετα, η περαιτέρω έρευνα στη συσχέτιση μεταξύ της απόδοσης των μεθοδολογιών και διαφόρων μακροοικονομικών δεικτών θα μπορούσε να προσφέρει πιο στοχευμένες προβλέψεις. Η εξέταση του πώς διαφορετικοί παράγοντες επηρεάζουν τις αγορές θα μπορούσε να ενσωματωθεί στη μεθοδολογία πρόβλεψης, επιτρέποντας την προσαρμογή των στρατηγικών ανάλογα με τις συνθήκες της αγοράς. Μέθοδοι που επιτρέπουν τη συνεχή προσαρμογή των μεθοδολογιών βάσει της εξέλιξης των παραμέτρων της αγοράς μπορούν να βελτιώσουν την αποδοτικότητα και την απόδοση των επενδυτικών προσπαθειών.

Η ανάλυση των στρατηγικών που ακολούθησε κάθε διαγωνιζόμενος σε κάθε κομμάτι του διαγωνισμού θα προσφέρει βαθύτερη κατανόηση του τρόπου με τον οποίο οι συμμετέχοντες προσέγγισαν την πρόβλεψη και την επένδυση. Η γνώση της στρατηγικής για τη παραγωγή των δεδομένων και του τρόπου με τον οποίο κάθε διαγωνιζόμενος αντιστοιχούσε την πρόβλεψη των τιμών των περιουσιακών στοιχείων στον υπολογισμό της πιθανότητας εμφάνισης σε κάθε πεμπτημύριο, μπορεί να επιτρέψει έναν πιο ορθολογικό μετασχηματισμό των δεδομένων και την ανακάλυψη νέων τεχνικών και μεθοδολογιών πρόβλεψης και επεξεργασίας. Επίσης, η εφαρμογή των μεθοδολογιών σε σύνολα τιμών που ακολουθούν διαφορετικές αλλά γνωστές κατανομές (Poisson, διωνυμική, εκθετική κοκ) ανοίγει νέες προοπτικές για την ανάλυση και την πρόβλεψη σε διάφορους τομείς. Η κατανομή Poisson, για παράδειγμα, χρησιμοποιείται ευρέως σε πολλούς τομείς, όπως η μελέτη της κατανομής των γεγονότων σε έναν διάστημα χρόνου ή χώρου. Εάν εφαρμόσουμε τις μεθοδολογίες σε τιμές που ακολουθούν αυτή την κατανομή, θα μπορούσαμε να αναλύσουμε την πιθανότητα εμφάνισης συγκεκριμένων γεγονότων ή τιμών σε συγκεκριμένα εύρη και να προβλέψουμε μελλοντικά σενάρια βάσει αυτών των πιθανοτήτων. Η εφαρμογή αυτών των μεθοδολογιών θα μπορούσε να προσφέρει σημαντικές εισηγήσεις και ανακαλύψεις σε πεδία όπως η

ασφάλεια, η υγεία, η χρηματοοικονομία και άλλους τομείς όπου η κατανομή Poisson έχει εφαρμογές. Η ικανότητα να προβλέψουμε την εμφάνιση των τιμών σε διαφορετικά εύρη θα μπορούσε να επιφέρει σημαντικές επιπτώσεις στη λήψη αποφάσεων και τη διαχείριση του ρίσκου. Έτσι, η εφαρμογή των μεθοδολογιών σε διαφορετικές κατανομές ανοίγει νέες προοπτικές για την ανάλυση δεδομένων και την πρόβλεψη σε ποικίλους τομείς.

Είναι φανερό, πως η διαδικασία που περιγράφεται μπορεί να αναπαραχθεί στην αγορά σε πραγματικό χρόνο και σε μεγαλύτερη κλίμακα. Ο βασικός μηχανισμός που αξιοποιείται είναι η κανονική κατανομή των δεδομένων, η οποία επιτρέπει τον υπολογισμό της πιθανότητας εμφάνισης κάθε τιμής σε οποιοδήποτε εύρος. Αυτό σημαίνει ότι μπορούμε να προσαρμόσουμε τις παραμέτρους της κανονικής κατανομής σύμφωνα με τις απαιτήσεις κάθε κατάστασης, επιτρέποντας έτσι την πρόβλεψη των πιθανών αποτελεσμάτων. Επιπλέον, μπορούμε να προσαρμόσουμε τα διαφορετικά εύρη για τα οποία υπολογίζονται οι πιθανότητες ανάλογα με τις ανάγκες και τους στόχους της κάθε κατάστασης. Με αυτόν τον τρόπο, μια τέτοια διαδικασία μπορεί να αποτελέσει ένα ισχυρό εργαλείο για την πρόβλεψη και την επεξεργασία δεδομένων σε διάφορες καταστάσεις και αγορές.

Η εφαρμογή αυτών των μεθοδολογιών μπορεί να αξιοποιηθεί σε διάφορους τομείς επενδύσεων, εμπορίου και έρευνας. Στον τομέα των επενδύσεων, υπάρχουν πλατφόρμες, στις οποίες οι επενδυτές μπορούν να αξιοποιήσουν αυτό το εργαλείο για να παράγουν προβλέψεις περιουσιακών στοιχείων από οποιοδήποτε χαρτοφυλάκιο σε πραγματικό χρόνο. Με αυτόν τον τρόπο, μπορούν να ενισχύσουν την ικανότητά τους στις προβλέψεις, αναλύοντας κερδοφόρα χαρτοφυλάκια στα οποία τα βάρη ακολουθούν την κανονική κατανομή. Στην έρευνα, όπου η κανονική κατανομή εμφανίζεται συχνά, αυτή η διαδικασία μπορεί να αποβεί ιδιαίτερα χρήσιμη για την ανάλυση των δεδομένων. Εμπορικά, μια τέτοια αυτοματοποιημένη διαδικασία μπορεί να αποδειχθεί πολύτιμη, καθώς είναι ικανή να παράγει προβλέψεις σε πραγματικό χρόνο, χρησιμοποιώντας πραγματικά δεδομένα. Προσαρμόζοντας τις απαιτήσεις, μπορεί να ανταποκριθεί αποτελεσματικά στις προσδοκίες και να βοηθήσει στη λήψη αποφάσεων με βάση τις προβλέψεις που παράγει.

Συνοψίζοντας, η ενσωμάτωση προηγμένων τεχνικών μηχανικής μάθησης και τεχνητής νοημοσύνης στη μεθοδολογία πρόβλεψης ανοίγει νέες προοπτικές για τη βελτίωση της απόδοσης και της αποτελεσματικότητας. Η ανάλυση των διαφόρων στρατηγικών που ακολουθούνται από τους διαγωνιζόμενους παρέχει επίσης πολύτιμες εισηγήσεις για τη βελτίωση των μεθοδολογιών πρόβλεψης και επεξεργασίας δεδομένων. Τέλος, η εφαρμογή αυτών των μεθοδολογιών σε διαφορετικούς τομείς μπορεί να οδηγήσει σε πολύτιμες εξελίξεις σε χρηματοοικονομικό, επιστημονικό και εμπορικό επίπεδο. Με την εκμετάλλευση των πλεονεκτημάτων αυτών των μεθοδολογιών, μπορούν να δημιουργηθούν πιο αξιόπιστες και ακριβείς προβλέψεις για το μέλλον των επενδύσεων και της αγοράς.

## Βιβλιογραφία

Τμήμα Χρηματοοικονομικής και Τραπεζικής Διοικητικής, Πανεπιστήμιο Πειραιά: Θεωρία Χαρτοφυλακίου [PDF αρχείο]. Διαθέσιμο από: <https://bankfin.unipi.gr/Θεωρία-Χαρτοφυλακίου.pdf>

Forecasting and Strategy Unit. (2024), National Technical University of Athens: Τεχνικές Προβλέψεων [PDF αρχείο]. Διαθέσιμο από: <https://www.fsu.gr/el/%CE%BC%CE%B1%CE%B8%CE%AE%CE%BC%CE%B1%CF%84%CE%B1%CF%84%CE%B5%CF%87%CE%BD%CE%B9%CE%BA%CE%AD%CF%82-%CF%80%CF%81%CE%BF%CE%B2%CE%BB%CE%AD%CF%88%CE%B5%CF%89%CE%BD>

- [1] Murphy, J. J. (1999). "Technical Analysis of the Financial Markets: A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications."
- [2] Penman, S. H. (2013). "Financial Statement Analysis and Security Valuation."
- [3] Fabozzi, F. J., & Markowitz, H. (2011). "The Theory and Practice of Investment Management: Asset Allocation, Valuation, Portfolio Construction, and Strategies."
- [4] Jorion, P. (2006). "Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk."
- [5] Fama, E. F. (1970). "Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work." *The Journal of Finance*, 25(2), 383-417.
- [6] Fama, E. F. (1991). "Efficient Capital Markets: II." *The Journal of Finance*, 46, 1575-1617
- [7] Sharpe, W. F. (1964). "Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk." *The Journal of Finance*, 19, 425-442.
- [8] Keynes, J. M. (1936). "The General Theory of Employment, Interest and Money." London: Palgrave Macmillan.
- [9] Jensen, M. C. (1968). "The Performance of Mutual Funds in the Period 1945-1964." *The Journal of Finance*, 23, 389-416
- [10] Markowitz, H. (1952). "Portfolio Selection". *Journal of Finance*, 7, 77-91
- [11] Graham, B. (1949) *The Intelligent investor*. Harper & Brothers.
- [12] Graham, B., & Dodd, D. (1934). *Security Analysis*. McGraw-Hill Education.

- [13] Murphy, J. J. (1999). *Technical Analysis of the Financial Markets* New York Institute of Finance.
- [14] Tsantekidis, A., Passalis, N., Tefas, A., & Kannianen, J. (2017). Forecasting stock prices from the limit order book using convolutional neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 29, 4201-4212.
- [15] Shahi, T. B., Shrestha, A., Neupane, A., & Guo, W. (2020). Stock Price Forecasting with Deep Learning: A Comparative Study. *Mathematics*, 1441. DOI: 10.3390/math8091441
- [16] Hu, Z., Zhao, Y., & Khurshid, S. (2021). Stock Market Prediction Using Machine Learning Algorithms. *Mathematics*, 796. DOI: 10.3390/math9070796
- [17] Ding, Y., Zhang, H., & Zhu, S. (2015). Learning rare events in the presence of covariate shift with application to anomaly detection in high energy physics. *Journal of Machine Learning Research*, 16, 2721-2739.
- [18] Sari, E. B., Ateş, H. F., & Lçiçek, E. (2020). An investigation of the efficiency and profitability of cryptocurrencies using a clustering approach. *International Journal of Financial Engineering and Risk Management*, 4, 82-98.
- [19] Banerjee, A., & Joshi, S. (2015). Predicting stock and stock price index movement using Trend Deterministic Data Preparation and machine learning techniques. *Expert Systems with Applications*, 42, 259-268.
- [20] Zhang, C., Zhang, D., Han, L., & Chen, D. (2019). Using news and social media for stock market trading: A review of current methodologies and future directions. *Information Processing & Management*, 56, 160-177.
- [21] Li, X., & Pan, W. (2021). Stock Price Prediction Based on Deep Learning and Financial Sentiment Analysis. *Journal of Computational Finance*, 25(2), 123-138. DOI: 10.21314/JCF.2021.123
- [22] Zou, H., & Hastie, T. (2005). Regularization and variable selection via the elastic net. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 67, 301-320.
- [23] Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45, 5-32.
- [24] Kim, K. J. (2003). Financial time series forecasting using support vector machines. *Neurocomputing*, 55, 307-319.
- [25] Bandara, K., Bergmeir, C., & Smyl, S. (2020). Forecasting across time series databases using recurrent neural networks on groups of similar series: A clustering approach. *Expert Systems with Applications*, 140.
- [26] Fischer, T., & Krauss, C. (2018). Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions. *European Journal of Operational Research*, 654-669.

[27] Borovykh, A., Bohte, S., & Oosterlee, C. W. (2018). Conditional time series forecasting with convolutional neural networks. In Lecture Notes in Computer Science 729-742, Springer.

[28] Zhang, G. P. (2003). Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing*, 50, 159-175.

[29] <https://investinganswers.com/dictionary/e/efficient-frontier>

[30] [https://www.researchgate.net/figure/The-actual-efficient-frontier-and-capital-allocation-line-built-with-actual-returns\\_fig1\\_228205824](https://www.researchgate.net/figure/The-actual-efficient-frontier-and-capital-allocation-line-built-with-actual-returns_fig1_228205824)

[31] <https://www.wallstreetmojo.com/capital-market-line/>

[32] Makridakis, S., Spiliotis, E., Hollyman, R., Petropoulos, F., Swanson, N., & Gaba, A. (2024). The M6 forecasting competition: Bridging the gap between forecasting and investment decisions.