

2026-01

þÿ Á ì² » μ È · Ä¹¼ Î½ ¼ μ Ä ç Ç Î½

þÿ “ ± » ¬ ½ · Â , “ μ Î Á³¹ ç Â

þÿ œ μ Ä ± Ä Ä Å Ç¹±° Ì Á ì³ Á ± ¼ ¼ ± Ä Ä · ½ ‘ ½ ¬ » Å Ä · ” μ ´ ç ¼ - ½ É ½ ° ±¹ § Á · ¼ ± Ä ç ç¹° ç ½ ç
þÿ £ Ç ç » ® Ÿ¹° ç ½ ç ¼¹° Î½ • Ä¹ Ä Ä · ¼ Î½ ° ±¹ ”¹ ç⁰ · Ä · Â , ± ½ μ À¹ Ä Ä ® ¼¹ ç • μ ¬ Ä ç »¹ Â

<http://hdl.handle.net/11728/13381>

Downloaded from HEPHAESTUS Repository, Neapolis University institutional repository



ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΣΠΟΥΔΩΝ
ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΚΑΙ
ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΩΝ ΜΕΤΟΧΩΝ

ΓΕΩΡΓΙΟΣ ΓΑΛΑΝΗΣ

ΑΜ: 1241113045

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ

ΧΡΗΣΤΟΣ ΦΛΩΡΟΣ

ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ, 2026



Διπλωματική Εργασία η οποία υποβλήθηκε για την απόκτηση
μεταπτυχιακού τίτλου σπουδών στο πρόγραμμα

“Ανάλυση Δεδομένων και Χρηματοοικονομική Τεχνολογία”
Πανεπιστήμιο Νεάπολις Πάφος

ΤΙΤΛΟΣ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΩΝ ΜΕΤΟΧΩΝ

ΟΝΟΜΑΤΕΠΩΝΥΜΟ: ΓΕΩΡΓΙΟΣ ΓΑΛΑΝΗΣ

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: ΧΡΗΣΤΟΣ ΦΛΩΡΟΣ

ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ, 2026

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

Πνευματικά δικαιώματα

Copyright © Γαλάνης Γεώργιος, 2026

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Η έγκριση της Διπλωματικής Εργασίας από το Πανεπιστημίου Νεάπολις δεν υποδηλώνει απαραίτητως και αποδοχή των απόψεων του συγγραφέα εκ μέρους του Πανεπιστημίου.

ΔΗΛΩΣΗ ΓΝΗΣΙΟΤΗΤΑΣ

Με την παρούσα δήλωση βεβαιώνω ότι είμαι ο αποκλειστικός συντάκτης της παρούσας διπλωματικής εργασίας και γνωρίζοντας τις συνέπειες της λογοκλοπής, δηλώνω υπεύθυνα ότι η εργασία αυτή αποτελεί προϊόν αποκλειστικά προσωπικής εργασίας.

Όλες οι πηγές που χρησιμοποιήθηκαν έχουν δηλωθεί με τον ενδεδειγμένο τρόπο μέσω των βιβλιογραφικών παραπομπών και αναφορών. Τα σημεία όπου αξιοποιούνται αποσπάσματα ή δεδομένα άλλων συγγραφέων επισημαίνονται στο κείμενο με την αντίστοιχη παραπομπή, ενώ η πλήρης βιβλιογραφική τους αναφορά περιλαμβάνεται στη σχετική ενότητα της εργασίας.

Τέλος, δηλώνω ότι η Μεταπτυχιακή Διατριβή εκπονήθηκε σύμφωνα με τον κανονισμό σπουδών και τις ακαδημαϊκές απαιτήσεις του Πανεπιστημίου Νεάπολις Πάφου, στο πλαίσιο του προγράμματος εξ αποστάσεως μεταπτυχιακών σπουδών και εγκρίθηκε από την αρμόδια τριμελή εξεταστική επιτροπή, τα μέλη της οποίας αναφέρονται κατωτέρω, στις 5 Φεβρουαρίου 2026.

Ο Δηλών
Γεώργιος Γαλάνης

Μέλη Εξεταστικής Επιτροπής:

Επιβλέπων καθηγητής: Χρήστος Φλώρος

Μέλος Εξεταστικής Επιτροπής: Ιωάννης Χατζηαντωνίου

Μέλος Εξεταστικής Επιτροπής: Δημήτριος Βορτελίνος

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα ήθελα αρχικά να εκφράσω τις θερμές ευχαριστίες μου προς τον επιβλέποντα καθηγητή μου, Δρ. Χρήστο Φλώρο, για τη συνεχή καθοδήγηση και υποστήριξη που μου παρείχε καθ' όλη τη διάρκεια εκπόνησης της μεταπτυχιακής διατριβής. Η συμβολή του υπήρξε καθοριστική για την επιτυχή ολοκλήρωση του ερευνητικού έργου.

Σε προσωπικό επίπεδο, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους συναδέλφους και φίλους για τη στήριξη που μου παρείχαν. Ιδιαίτερη μνεία οφείλω στην οικογένειά μου, η οποία υπήρξε σταθερός πυλώνας στήριξης.

Η παρούσα εργασία αφιερώνεται σε όσους με ενθάρρυναν να παραμείνω προσηλωμένος στους ακαδημαϊκούς μου στόχους. Η συμβολή τους υπήρξε καθοριστική για την επιτυχή ολοκλήρωσή της.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η διπλωματική εργασία εστιάζει στη μελέτη και την πρόβλεψη των χρηματιστηριακών αποδόσεων, των τιμών και της μεταβλητότητας μέσω της εφαρμογής οικονομετρικών υποδειγμάτων χρονοσειρών. Η ανάλυση βασίζεται σε ημερήσια δεδομένα πέντε μετοχών μεγάλης κεφαλαιοποίησης από κλάδους της αμερικανικής χρηματιστηριακής αγοράς για την χρονική περίοδο 2005-2025.

Αρχικά, οι τιμές μετατρέπονται σε λογαριθμικές αποδόσεις, εξετάζονται τα βασικά στατιστικά χαρακτηριστικά τους και εφαρμόζεται έλεγχος στασιμότητας (ADF).

Εκτιμώνται υποδείγματα ARMA για τη μέση εξίσωση και υποδείγματα GARCH για τη μοντελοποίηση και βραχυχρόνια πρόβλεψη της μεταβλητότητας, ενώ αξιολογείται η συμπεριφορά της μεταβλητότητας σε περιόδους κρίσεων. Επιπροσθέτως, ο δείκτης VIX αξιοποιείται για τη σύγκριση της αβεβαιότητας της αγοράς.

Η ανάλυση καταλήγει στο συμπέρασμα ότι οι αποδόσεις παρουσιάζουν περιορισμένη γραμμική προβλεψιμότητα το οποίο είναι σύμφωνο με τη θεωρία της αποτελεσματικής αγοράς. Η μεταβλητότητα χαρακτηρίζεται από έντονη χρονική επιμονή και παρατηρείται σημαντική διαφοροποίηση μεταξύ μετοχών και περιόδων κρίσεων. Επιπλέον, η ανάλυση της σχέσης μεταξύ του δείκτη VIX και της εκτιμημένης μεταβλητότητας των μετοχών παρουσιάζει θετική συσχέτιση, επιβεβαιώνοντας τον ρόλο του VIX ως δείκτη αβεβαιότητας της αγοράς.

Η μελέτη καταλήγει στο συμπέρασμα ότι τα οικονομετρικά υποδείγματα αποτελούν χρήσιμα εργαλεία για την ανάλυση του χρηματοοικονομικού κινδύνου. Παρά ταύτα, η πρόβλεψη της μελλοντικής πορείας των τιμών παραμένει εγγενώς περιορισμένη, γεγονός που δημιουργεί πρόσφορο έδαφος για περαιτέρω έρευνα.

Λέξεις-κλειδιά:

Χρηματιστηριακές αποδόσεις, Πρόβλεψη τιμών, Χρηματοοικονομική μεταβλητότητα, ARMA-GARCH Υποδείγματα, Χρονοσειρές, Χρηματοπιστωτικές κρίσεις, Δείκτης VIX

ABSTRACT

The master's thesis focuses on the study and the forecasting of stock returns, prices and volatility through the application of econometric time-series models. The analysis is based on daily data of five large capitalization stocks from sectors of the U.S. stock market for the period 2005-2025.

Initially, prices are transformed into logarithmic returns, their basic statistical characteristics are examined, and a stationarity test (ADF) is applied. ARMA models are estimated for the mean equation and GARCH models for the modeling and short-term forecasting of volatility, while the behavior of volatility during crisis periods is also evaluated. In addition, the VIX index is used to compare market uncertainty.

The analysis concludes that returns exhibit limited linear predictability, which is consistent with the Efficient Market Hypothesis. Volatility is characterized by strong temporal persistence, and significant differentiation is observed across stocks and crisis periods. Moreover, the analysis of the relationship between the VIX index and the estimated volatility of stocks shows a positive correlation, confirming the role of the VIX as an indicator of market uncertainty.

The study reaches the conclusion that econometric models constitute useful tools for the analysis of financial risk. Nevertheless, the prediction of the future course of prices remains inherently limited, a fact that creates fertile ground for further research.

Keywords:

Stock returns, Price forecasting, Financial volatility, ARMA-GARCH models, Time series analysis, Financial crises, VIX index

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

1.ΕΙΣΑΓΩΓΗ	1
1.1.Αντικείμενο της έρευνας.....	1
1.2. Μεθοδολογική προσέγγιση.....	2
1.3.Δομή της εργασίας.....	3
2. ΘΕΩΡΙΑ ΚΑΙ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ.....	5
2.1 Ιστορική εξέλιξη της πρόβλεψης.....	5
2.2 Θεωρίες αποτελεσματικότητας αγορών και ανάλυση χρονοσειρών	6
2.3 Μεταβλητότητα στις χρηματοοικονομικές αγορές.....	8
2.3.1 Εμπειρικά χαρακτηριστικά των χρηματοοικονομικών χρονοσειρών	8
2.3.2 Παράγοντες που επηρεάζουν τη μεταβλητότητα.....	9
2.3.3 Προσδοκώμενη μεταβλητότητα και δείκτης VIX	10
2.4 Υποδείγματα χρονοσειρών και οικονομετρικά μοντέλα πρόβλεψης.....	11
2.5 Χρηματοπιστωτικές κρίσεις και επιδράσεις στη μεταβλητότητα.....	13
3. ΧΡΗΜΑΤΙΣΤΗΡΙΑΚΗ ΑΓΟΡΑ.....	15
3.1 Δομή των αγορών κεφαλαίου	15
3.2 Βασικά χρηματιστηριακά προϊόντα.....	16
3.3 Μετοχές και κεφαλαιοποίηση.....	17
3.4 Παράγοντες που επηρεάζουν τις τιμές των μετοχών	19
3.5 Επισκόπηση των χρηματιστηριακών αγορών (2005-2025).....	20
3.6 Επιλογή μετοχών της έρευνας και αιτιολόγηση	22
4. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ	25
4.1 Συλλογή δεδομένων	25
4.2 Υπολογισμός λογαριθμικών αποδόσεων	25
4.3 Έλεγχος στασιμότητας (ADF)	27
4.4 Προσδιορισμός μέσης εξίσωσης (ARMA).....	28
4.5 Έλεγχος ετεροσκεδαστικότητας (ARCH-LM)	30
4.6 Εκτίμηση υποδείγματος (GARCH)	31
4.7 Διαγνωστικοί έλεγχοι υποδειγμάτων	33

4.8 Πρόβλεψη (out-of-sample)	35
4.8.1 Πρόβλεψη αποδόσεων και τιμών μετοχών	36
4.8.2 Πρόβλεψη μεταβλητότητας	38
4.9 Ανάλυση σε περιόδους κρίσεων	39
4.10 Χρήση του δείκτη VIX στην ανάλυση μεταβλητότητας	40
5. ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΚΑΙ ΓΡΑΦΗΜΑΤΑ	42
5.1 Πηγή και χαρακτηριστικά δεδομένων	42
5.2 Περιγραφική στατιστική αποδόσεων	43
5.3 Γράφημα τιμών	44
5.4 Γράφημα αποδόσεων	47
5.5 Δείκτης VIX (CBOE Volatility Index)	51
6. ΕΜΠΕΙΡΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ	53
6.1 Αποτελέσματα ελέγχου στασιμότητας (ADF)	53
6.2 Αποτελέσματα Μέσης Εξίσωσης (ARMA)	54
6.3 Αποτελέσματα ελέγχου ετεροσκεδαστικότητας (ARCH-LM)	56
6.4 Αποτελέσματα εκτίμησης μεταβλητότητας (GARCH)	57
6.5 Αποτελέσματα διαγνωστικών ελέγχων	61
6.6 Out-of-sample πρόβλεψη αποδόσεων και τιμών (ARMA)	62
6.7 Πρόβλεψη μεταβλητότητας (GARCH)	65
6.8 Ανάλυση σε περιόδους κρίσεων	69
6.9 Ανάλυση συσχέτισης μεταξύ δείκτη VIX και εκτιμημένης μεταβλητότητας	71
7. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	75
7.1 Συνολική αποτίμηση και σύγκριση με τη βιβλιογραφία	75
7.2 Θεωρητικές προεκτάσεις	77
7.3 Πρακτικές προεκτάσεις	78
7.3 Περιορισμοί της έρευνας	79
7.4 Μελλοντική έρευνα	80
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	82
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑΤΑ	85
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α	85

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β	86
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Γ	87
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Δ	89
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Ε	91
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ ΣΤ	93
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Ζ	95
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Η.....	97
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Θ.....	99
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Ι	102
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Κ.....	104

1.ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1.Αντικείμενο της έρευνας

Η παρούσα εργασία αναλύει τη συμπεριφορά των χρηματιστηριακών αποδόσεων, των τιμών και της μεταβλητότητας μετοχών μέσω της εφαρμογής κλασικών οικονομετρικών υποδειγμάτων χρονοσειρών με έμφαση στη συμπεριφορά των μετοχών σε περιόδους αυξημένης αβεβαιότητας και κρίσεων. Πιο συγκεκριμένα, εξετάζει σε ποιο βαθμό τα υποδείγματα ARMA και GARCH είναι σε θέση να περιγράψουν τη δυναμική των αποδόσεων, να αποτυπώσουν τη χρονικά μεταβαλλόμενη μεταβλητότητα και να παρέχουν χρήσιμες ενδείξεις για τη βραχυχρόνια εξέλιξη των τιμών (Bollerslev, 1986).

Τα υποδείγματα εφαρμόζονται σε πέντε μετοχές διαφορετικών κλάδων της οικονομίας για την περίοδο 2005 έως 2025. Η χρονική περίοδος που εξετάζεται, περιλαμβάνει περιόδους σταθερότητας και αστάθειας, όπως η παγκόσμια χρηματοπιστωτική κρίση του συνέβη το 2008 καθώς και η κρίση της πανδημίας Covid-19 το 2020.

Η μελέτη εστιάζει στα παρακάτω ερωτήματα, μέσω των οποίων προσδιορίζονται οι βασικοί της στόχοι:

- Σε ποιο βαθμό το υπόδειγμα ARMA μπορεί να περιγράψει τη δυναμική των χρηματιστηριακών αποδόσεων;
- Πώς εξελίσσεται η χρηματοοικονομική μεταβλητότητα των μετοχών μέσω του υποδείματος GARCH;
- Υπάρχουν διαφοροποιήσεις στη συμπεριφορά της μεταβλητότητας μεταξύ διαφορετικών κλάδων της οικονομίας;
- Σε ποιο βαθμό τα υποδείγματα ARMA και GARCH μπορούν να παράγουν αξιόπιστες out-of-sample προβλέψεις για τις τιμές και τη μεταβλητότητα των μετοχών;
- Πώς διαφοροποιούνται η ένταση και η διάρκεια της μεταβλητότητας μεταξύ της κρίσης του 2008 και της κρίσης της πανδημίας Covid-19;

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

- Ποια είναι η σχέση μεταξύ του δείκτη VIX και της εκτιμημένης μεταβλητότητας και σε ποιο βαθμό ο VIX μπορεί να θεωρηθεί αξιόπιστος δείκτης γενικής αβεβαιότητας της αγοράς;
- Τέλος σε ποιο βαθμό η ανάλυση συμβάλλει στην κατανόηση του χρηματοοικονομικού κινδύνου και στην αξιολόγηση των δυνατοτήτων και περιορισμών των κλασικών οικονομετρικών υποδειγμάτων.

Τα ερωτήματα αυτά παρέχουν τη δυνατότητα για εξαγωγή συμπερασμάτων αναφορικά με τη συμπεριφορά των αποδόσεων, των τιμών και της μεταβλητότητας τόσο σε κανονικές όσο και σε ακραίες συνθήκες αγοράς.

1.2. Μεθοδολογική προσέγγιση

Η μεθοδολογική προσέγγιση ακολουθεί γνωστές πρακτικές της διεθνούς βιβλιογραφίας. Αρχικά, συλλέγονται ημερήσιες τιμές κλεισίματος των μετοχών για την περίοδο 2005-2025, οι οποίες μετατρέπονται σε λογαριθμικές αποδόσεις. Η χρήση των αποδόσεων δίνει τη δυνατότητα ανάλυσης των ποσοστιαίων μεταβολών των τιμών. Στη συνέχεια, εξετάζονται βασικές στατιστικές ιδιότητες των αποδόσεων και πραγματοποιείται έλεγχος στασιμότητας με το τεστ Augmented Dickey-Fuller (ADF) ώστε να διασφαλιστεί η καταλληλότητά τους για περαιτέρω ανάλυση.

Για τη μοντελοποίηση της μέσης συμπεριφοράς των λογαριθμικών αποδόσεων έγινε χρήση του υποδείγματος ARMA(1,1) το οποίο αποτελεί συχνή επιλογή στη βιβλιογραφία. Στη συνέχεια, εξετάστηκε η ύπαρξη ετεροσκεδαστικότητας μέσω του ελέγχου ARCH-LM. Η διαπίστωση χρονικά μεταβαλλόμενης διακύμανσης δικαιολογεί την εκτίμηση του υποδείγματος GARCH(1,1), το οποίο δίνει τη δυνατότητα της μοντελοποίησης της δυναμικής της μεταβλητότητας. Με βάση τα εκτιμημένα υποδείγματα πραγματοποιήθηκε βραχυχρόνια πρόβλεψη των λογαριθμικών αποδόσεων μέσω του υποδείγματος ARMA και κατ' επέκταση πρόβλεψη της τιμής των μετοχών, καθώς και πρόβλεψη της μεταβλητότητας σε διάστημα 30 ημερών μέσω του υποδείγματος GARCH(1,1).

Στη συνέχεια, εξετάζεται η συμπεριφορά της εκτιμημένης μεταβλητότητας σε περιόδους κρίσεων και συγκεκριμένα κατά τη χρηματοπιστωτική κρίση του 2008 και την κρίση που προκάλεσε η πανδημία Covid-19 το 2020. Για κάθε μετοχή αναλύεται η χρονοσειρά της μεταβλητότητας, η μέση μεταβλητότητα και οι ακραίες διακυμάνσεις με απώτερο σκοπό τον εντοπισμό διαφορών στην ένταση και τη διάρκεια της αστάθειας μεταξύ των δύο κρίσεων αλλά και μεταξύ διαφορετικών κλάδων.

Τέλος, στο πλαίσιο της μεθοδολογικής προσέγγισης εντάσσεται και η αξιοποίηση του δείκτη VIX (CBOE Volatility Index), ο οποίος χρησιμοποιείται ως δείκτης γενικής αβεβαιότητας της αγοράς. Ειδικότερα, εξετάζεται η σχέση μεταξύ του επιπέδου του δείκτη VIX και της εκτιμημένης μεταβλητότητας των μετοχών που βρίσκονται στο δείγμα της έρευνας, όπως αυτή προκύπτει από τα υποδείγματα GARCH. Η σύγκριση πραγματοποιείται μέσω υπολογισμού συντελεστών συσχέτισης Pearson, με σκοπό τη διερεύνηση κατά πόσο οι περίοδοι αυξημένης αβεβαιότητας στην αγορά συνοδεύονται από αυξημένη μεταβλητότητα στους επιμέρους τίτλους και κατά πόσο ο δείκτης VIX θεωρείται αξιόπιστο μέτρο συστημικού κινδύνου.

Η εμπειρική ανάλυση πραγματοποιήθηκε με χρήση της γλώσσας Python, αξιοποιώντας το υπολογιστικό περιβάλλον της πλατφόρμας Kaggle.

1.3. Δομή της εργασίας

Η εργασία είναι δομημένη σε επτά κεφάλαια, τα οποία αναπτύσσονται από το θεωρητικό υπόβαθρο προς την ανάλυση και καταλήγουν στα συμπεράσματα.

- Το πρώτο κεφάλαιο παρουσιάζει το αντικείμενο και το πλαίσιο της έρευνας.
- Το δεύτερο κεφάλαιο περιλαμβάνει το θεωρητικό υπόβαθρο σχετικά με τη συμπεριφορά των αγορών, τα χαρακτηριστικά των χρονοσειρών και τα βασικά υποδείγματα.
- Στη συνέχεια το τρίτο κεφάλαιο αναφέρεται στους κλάδους στους οποίους εντάσσονται οι εταιρείες του δείγματος και γίνεται αναφορά στα κυρίαρχα γεγονότα που επηρέασαν τις διεθνείς αγορές.

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

- Στο τέταρτο κεφάλαιο αναλύεται η μεθοδολογία και τα στάδια της εμπειρικής ανάλυσης.
- Το πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζει τα δεδομένα και τα βασικά περιγραφικά αποτελέσματα με σχετικά διαγράμματα και πίνακες.
- Το έκτο κεφάλαιο περιλαμβάνει την ανάλυση των εμπειρικών αποτελεσμάτων και των προβλέψεων παραθέτοντας σχετικά διαγράμματα και πίνακες.
- Τέλος, το έβδομο κεφάλαιο ολοκληρώνει την εργασία παρουσιάζοντας τα κύρια συμπεράσματα της έρευνας και προτείνοντας κατευθύνσεις για μελλοντική ερευνητική δραστηριότητα.

2. ΘΕΩΡΙΑ ΚΑΙ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ

2.1 Ιστορική εξέλιξη της πρόβλεψης

Η ιστορική εξέλιξη της πρόβλεψης στις χρηματοπιστωτικές αγορές συνδέεται άμεσα με τη δημιουργία των πρώτων οργανωμένων χρηματιστηρίων. Ήδη από τον 17ο αιώνα, η Ολλανδική Εταιρεία Ανατολικών Ινδιών (Vereenigde Oostindische Compagnie - VOC) εισήγαγε τη διαπραγμάτευση μετοχών, δημιουργώντας για πρώτη φορά προϋποθέσεις συστηματικής παρατήρησης και ανάλυσης των τιμών (Michie, 2010).

Ο Joseph de la Vega, με το έργο *Confusion de Confusiones* (1688), παρέχει την πρώτη ολοκληρωμένη περιγραφή της λειτουργίας ενός οργανωμένου χρηματιστηρίου, επισημαίνοντας τον καθοριστικό ρόλο της κερδοσκοπίας, της αβεβαιότητας και της ψυχολογίας των επενδυτών στις αγορές (Kindleberger & Aliber, 2005). Κατά τον 18ο αιώνα, αναπτύσσονται τεχνικές ανάλυσης που αποδίδονται στον Munehisa Homma και θεωρούνται πρόδρομες της μετέπειτα ανάπτυξης με διαγράμματα κηροπηγίων candlestick charts (Nison, 2001). Τα «candlestick charts» απεικονίζουν τις τιμές ανοίγματος, κλεισίματος, υψηλού και χαμηλού της μετοχής σε κάθε χρονική περίοδο. Η μετάβαση στη σύγχρονη επιστημονική προσέγγιση της πρόβλεψης πραγματοποιήθηκε με το γνωστό έργο του Louis Bachelier (*Théorie de la Spéculation*, 1900), ο οποίος περιέγραψε τις χρηματιστηριακές τιμές ως διαδικασία τυχαίας κίνησης, θέτοντας τα θεμέλια της μαθηματικής χρηματοοικονομικής και της ανάλυσης χρονοσειρών.

Έπειτα, η σύγχρονη θεωρητική προσέγγιση της πρόβλεψης στις χρηματοπιστωτικές αγορές διαμορφώθηκε από τη θεωρία των αποτελεσματικών αγορών (Efficient Market Hypothesis) του Fama (1970). Σύμφωνα με τη θεωρία, οι τιμές προσαρμόζονται άμεσα στις νέες πληροφορίες, με αποτέλεσμα οι αποδόσεις να χαρακτηρίζονται από περιορισμένη δυνατότητα πρόβλεψης. Στη συνέχεια, η ανάπτυξη των υποδειγμάτων ARCH από τον Engle (1982) και η μετέπειτα γενίκευσή τους στα υποδείγματα GARCH από τον Bollerslev (1986) αποτέλεσαν τομή στην ανάλυση των χρηματοοικονομικών χρονοσειρών.

Ως επέκταση των GARCH υποδειγμάτων, το υπόδειγμα EGARCH (Exponential GARCH) προτάθηκε από τον Nelson (1991), με σκοπό τη μοντελοποίηση της ασύμμετρης συμπεριφοράς της μεταβλητότητας. Σε σύγκριση με το υπόδειγμα GARCH, το EGARCH επιτρέπει στις θετικές και αρνητικές ειδήσεις να επηρεάζουν τη μεταβλητότητα με διαφορετικό τρόπο, αποτυπώνοντας το φαινόμενο του leverage effect (Nelson, 1991).

Παράλληλα, σημειώθηκαν σημαντικές διαρθρωτικές αλλαγές στη δομή και στη λειτουργία των αγορών. Τα πρώτα οργανωμένα χρηματιστήρια βασίζονταν στη φυσική παρουσία των συναλλασσομένων, όπου οι τιμές καθορίζονταν μέσω άμεσης διαπραγμάτευσης. Το μοντέλο αυτό κυριάρχησε έως τα τέλη του 20ού αιώνα, με χαρακτηριστικό παράδειγμα το δάπεδο συναλλαγών του Χρηματιστηρίου της Νέας Υόρκης (NYSE), στο οποίο οι διαπραγματευτές (floor traders) κατείχαν κεντρικό ρόλο στη διαμόρφωση των τιμών.

Η εισαγωγή ηλεκτρονικών συστημάτων συναλλαγών από τη δεκαετία του 1980 και έπειτα οδήγησε σε μεταβολή της δομής των αγορών. Η αυτοματοποίηση της εκτέλεσης εντολών, η μείωση του κόστους συναλλαγών και παράλληλα η αύξηση της ταχύτητας ροής της πληροφορίας περιόρισαν τον ρόλο της ανθρώπινης διαπραγμάτευσης και συνέβαλαν στην υιοθέτηση αλγοριθμικών στρατηγικών συναλλαγών (Harris, 2003). Στο σύγχρονο περιβάλλον, η διαχείριση της ροής εντολών (order flow) γίνεται κυρίως από θεσμικούς παρόχους ρευστότητας (market makers), οι οποίοι λειτουργούν σε ηλεκτρονικές αγορές.

2.2 Θεωρίες αποτελεσματικότητας αγορών και ανάλυση χρονοσειρών

Η μελέτη της συμπεριφοράς των χρηματοοικονομικών τιμών και της δυνατότητας πρόβλεψής τους αποτελεί διαχρονικό αντικείμενο της χρηματοοικονομικής θεωρίας. Οι βασικές προσεγγίσεις επικεντρώνονται στο κατά πόσο οι παρελθούσες πληροφορίες μπορούν να αξιοποιηθούν για την εκτίμηση της μελλοντικής πορείας των αγορών.

Random Walk Theory

Κεντρικό θεωρητικό υπόβαθρο συνιστά η θεωρία του τυχαίου περιπάτου (Random Walk Theory), σύμφωνα με την οποία οι μεταβολές των τιμών των μετοχών ακολουθούν τυχαία

πορεία. Η θεωρία υποστηρίζει ότι κάθε νέα πληροφορία ενσωματώνεται άμεσα στις τιμές, με αποτέλεσμα η μελλοντική τους πορεία να μην μπορεί να προβλεφθεί λαμβάνοντας υπόψη τα ιστορικά δεδομένα (Malkiel, 2019). Ως εκ τούτου, οι χρηματοοικονομικές αποδόσεις τείνουν να συμπεριφέρονται ως λευκός θόρυβος, δηλαδή ως χρονοσειρές χωρίς γραμμική αυτοσυσχέτιση, το οποίο περιορίζει τη συστηματική πρόβλεψη της μέσης απόδοσης (Brooks, 2019). Συνεπώς, το υπόδειγμα τυχαίου περιπάτου λειτουργεί ως βασικό σημείο αναφοράς (benchmark) για την αξιολόγηση οποιουδήποτε υποδείγματος πρόβλεψης.

Efficient Market Hypothesis

Η θεωρία του τυχαίου περιπάτου συνδέεται άμεσα με την Υπόθεση των Αποτελεσματικών Αγορών (Efficient Market Hypothesis - EMH). Σύμφωνα με την EMH, οι τιμές των χρηματοοικονομικών τίτλων ενσωματώνουν κάθε διαθέσιμη πληροφορία, καθιστώντας δυσχερή τη συστηματική επίτευξη υπεραποδόσεων μέσω αξιοποίησης διαθέσιμης πληροφορίας (Fama, 1970). Η υπόθεση διακρίνεται σε τρεις μορφές: ασθενή, ημι-ισχυρή και ισχυρή, ανάλογα με το εύρος της πληροφορίας που ενσωματώνεται στις τιμές. Ενδιαφέρον για την ανάλυση χρονοσειρών παρουσιάζει η ασθενής μορφή της EMH, όπου τα ιστορικά δεδομένα τιμών και αποδόσεων δεν παρέχουν προβλεπτικό πλεονέκτημα για τη μελλοντική πορεία των αγορών (Malkiel, 2003).

Η ανάλυση χρονοσειρών αποτελεί τη βασική μεθοδολογία για τη μελέτη των χρηματοοικονομικών δεδομένων, καθώς εξετάζει τη χρονική τους δυναμική και τα στατιστικά τους χαρακτηριστικά (Tsay, 2010). Με βάση την παραπάνω προσέγγιση, αναγνωρίζονται δύο διακριτές κατευθύνσεις πρόβλεψης: της μοντελοποίησης της μέσης συμπεριφοράς των αποδόσεων (υπόδειγμα ARMA) και της μοντελοποίησης της υπό συνθήκη διακύμανσης, η οποία επιτυγχάνεται μέσω υποδειγμάτων ετεροσκεδαστικότητας, όπως τα ARCH και GARCH (Engle, 1982; Bollerslev, 1986).

Η θεωρία χρονοσειρών αναγνωρίζει ότι, ακόμη και αν η μέση των αποδόσεων δεν είναι συστηματικά προβλέψιμη, η μεταβλητότητα των αγορών εμφανίζει έντονη χρονική εξάρτηση. Βάσει μελετών, οι χρηματοοικονομικές αποδόσεις εμφανίζουν χαρακτηριστικά όπως η συσσώρευση μεταβλητότητας (volatility clustering) και η χρονικά μεταβαλλόμενη

διακύμανση, τα οποία δεν μπορούν να περιγραφούν από απλά γραμμικά υποδείγματα (Cont, 2001). Τα φαινόμενα αυτά οδήγησαν στην ανάπτυξη εξειδικευμένων οικονομετρικών προσεγγίσεων, με στόχο την εκτίμηση και πρόβλεψη του χρηματοοικονομικού κινδύνου.

Συνολικά, ο συνδυασμός της θεωρίας του τυχαίου περιπάτου, της υπόθεσης αποτελεσματικών αγορών και της ανάλυσης χρονοσειρών διαμορφώνει το θεωρητικό υπόβαθρο της παρούσας εργασίας.

2.3 Μεταβλητότητα στις χρηματοοικονομικές αγορές

Η μεταβλητότητα εκφράζει τη διακύμανση των αποδόσεων και αποτυπώνει την ένταση των μεταβολών των τιμών στον χρόνο (Brooks, 2019). Αποτελεί κεντρικό μέγεθος στη χρηματοοικονομική θεωρία και πρακτική, καθώς χρησιμοποιείται ως βασικός δείκτης κινδύνου τόσο στη διαχείριση χαρτοφυλακίων όσο και στην αποτίμηση παραγώγων.

Ενδεικτικά, στα υποδείγματα αποτίμησης δικαιωμάτων προαίρεσης, όπως το Black-Scholes, η μεταβλητότητα αποτελεί κρίσιμη παράμετρο. Στη διαχείριση κινδύνου αξιοποιείται σε δείκτες όπως το Value at Risk (VaR) για τη μέτρηση της αβεβαιότητας των αγορών (Hull, 2018).

Η ακριβής μέτρηση και πρόβλεψη της μεταβλητότητας αποτελεί αντικείμενο εκτεταμένης έρευνας, με τα υποδείγματα ARCH και GARCH να χρησιμοποιούνται ευρέως για την ανάλυση της χρονικά μεταβαλλόμενης φύσης της.

2.3.1 Εμπειρικά χαρακτηριστικά των χρηματοοικονομικών χρονοσειρών

Η διεθνής βιβλιογραφία έχει καταγράψει ορισμένα επαναλαμβανόμενα στοιχεία των χρηματοοικονομικών αποδόσεων, γνωστά ως εμπειρικά χαρακτηριστικά (stylized facts), τα οποία εμφανίζονται διαχρονικά σε διαφορετικές αγορές και περιόδους (Cont, 2001; Tsay, 2010).

Ένα από τα σημαντικότερα stylized facts είναι η συσσώρευση μεταβλητότητας (volatility clustering), η τάση της μεταβλητότητας να εμφανίζεται σε συστάδες. Περίοδοι υψηλής μεταβλητότητας έχουν την τάση να ακολουθούνται από παρόμοιες περιόδους ενώ το ίδιο συμβαίνει και για τις περιόδους χαμηλής διακύμανσης. Το φαινόμενο αυτό υποδεικνύει

συνεχή παρουσία της μεταβλητότητας ακόμη και όταν οι ίδιες οι αποδόσεις δεν παρουσιάζουν προβλεψιμότητα (Tsay, 2010).

Ένα δεύτερο βασικό χαρακτηριστικό είναι η ύπαρξη παχιών ουρών (fat tails) στις κατανομές των αποδόσεων το οποίο συνεπάγεται ότι ακραίες μεταβολές εμφανίζονται συχνότερα από ό,τι προβλέπει η κανονική κατανομή. Το χαρακτηριστικό αυτό είναι καθοριστικής σημασίας για τη διαχείριση κινδύνου, δεδομένου ότι συνεπάγεται αυξημένη πιθανότητα εκδήλωσης ακραίων ζημιών (Brooks, 2019). Επιπλέον χαρακτηριστικό στοιχείο των χρηματοοικονομικών χρονοσειρών είναι το φαινόμενο μόχλευσης (leverage effect) σύμφωνα με το οποίο οι αρνητικές αποδόσεις τείνουν να αυξάνουν τη μεταβλητότητα περισσότερο από τις θετικές αποδόσεις αντίστοιχου μεγέθους. Το φαινόμενο αυτό σχετίζεται με τη χρηματοοικονομική μόχλευση και τη συμπεριφορά των επενδυτών, και συνέβαλε καθοριστικά στην ανάπτυξη ασύμμετρων υποδειγμάτων μεταβλητότητας (Brooks, 2019).

Τα παραπάνω θεωρητικά χαρακτηριστικά επιβεβαιώνονται και σε εμπειρικές εφαρμογές, όπως προκύπτει από μελέτες (Sariannidis, Papadopoulou & Drimbetas, 2015).

2.3.2 Παράγοντες που επηρεάζουν τη μεταβλητότητα

Η κατανόηση των παραγόντων που επηρεάζουν τη μεταβλητότητα είναι απαραίτητη τόσο για τη θεωρητική ερμηνεία της συμπεριφοράς των αγορών όσο και για τη σωστή επιλογή και εφαρμογή οικονομετρικών υποδειγμάτων, όπως τα υποδείγματα ARCH-GARCH (Brooks, 2019; Tsay, 2010).

Ρόλο στη διαμόρφωση της μεταβλητότητας διαδραματίζει η ροή της πληροφορίας και ο βαθμός της αβεβαιότητας. Η δυναμική των αγορών καθορίζεται από την ενσωμάτωση νέων στοιχείων τα οποία εκτείνονται από μακροοικονομικούς δείκτες (π.χ. το κόστος δανεισμού και ο πληθωρισμός) και την κερδοφορία των επιχειρήσεων έως τις γεωπολιτικές εξελίξεις και τις παγκόσμιες κρίσεις (Brooks, 2019). Παράλληλα, οι αγορές δεν καθοδηγούνται αποκλειστικά από ορθολογικές προσδοκίες, αλλά επηρεάζονται έντονα από συναισθήματα όπως ο φόβος, η απληστία και ο πανικός.

Σε περιόδους έντονης αβεβαιότητας, η υπεραντίδραση των επενδυτών σε αρνητικές πληροφορίες συνεπάγεται την απότομη αύξηση της μεταβλητότητας, πέρα από τα επίπεδα που δικαιολογούνται από τα θεμελιώδη οικονομικά δεδομένα (Shiller, 2005). Το γεγονός αυτό εξηγεί γιατί παρατηρούνται έντονες διακυμάνσεις ακόμη και σε περιόδους όπου οι οικονομικές συνθήκες δε μεταβάλλονται δραστικά. Αγορές με χαμηλή ρευστότητα είναι πιο επιρρεπείς σε απότομες μεταβολές τιμών, καθώς ακόμη και μικρός όγκος συναλλαγών είναι σε θέση να προκαλέσει μεγάλες μεταβολές στις αποτιμήσεις (Tsay, 2010). Αντίστοιχα, η εκτεταμένη χρήση μόχλευσης (leverage) μπορεί να οδηγήσει σε αστάθεια των τιμών λόγω του ότι σε περιόδους πτώσης οι επενδυτές συνήθως υποχρεώνονται να κλείνουν θέσεις ή να καλύπτουν ζημιές, εντείνοντας τις διακυμάνσεις των τιμών (Tsay, 2010).

Περαιτέρω, κρίνεται σκόπιμο να αναφερθεί ότι οι τεχνολογικές εξελίξεις έχουν επηρεάσει τη συμπεριφορά της χρηματοοικονομικής μεταβλητότητας. Η εκτεταμένη χρήση ηλεκτρονικών συστημάτων συναλλαγών και συναλλαγών υψηλής συχνότητας (High-Frequency Trading - HFT) έχει επιταχύνει την ενσωμάτωση της πληροφορίας στις τιμές, μεταβάλλοντας τη δυναμική των αγορών (Brooks, 2019; Tsay, 2010).

Η αυτοματοποίηση των συναλλαγών δύναται να προκαλέσει συλλογικές αντιδράσεις, οδηγώντας σε απότομες μεταβολές των τιμών, σε περιόδους αυξημένης αβεβαιότητας ή μειωμένης ρευστότητας. Αν και υπό κανονικές συνθήκες η τεχνολογία μπορεί να βελτιώσει τη ρευστότητα και την αποδοτικότητα των αγορών, σε περιόδους κρίσεων έχει συνδεθεί με αυξημένη βραχυχρόνια μεταβλητότητα και ακραία επεισόδια αστάθειας (Cont, 2011; Kirilenko, 2017). Παράλληλα, η ταχύτερη ροή πληροφορίας μέσω ψηφιακών μέσων επιταχύνει τη μετάδοση προσδοκιών και συναισθημάτων των επενδυτών, εντείνοντας φαινόμενα υπεραντίδρασης. Ως εκ τούτου, η τεχνολογία έχει καταστεί κρίσιμος παράγοντας στη μελέτη της χρηματοοικονομικής μεταβλητότητας και του κινδύνου στις αγορές (Shiller, 2017).

2.3.3 Προσδοκώμενη μεταβλητότητα και δείκτης VIX

Στη βιβλιογραφία έχουμε διάκριση της μεταβλητότητας, στην ιστορική μεταβλητότητα (historical volatility) η οποία υπολογίζεται βάσει παρελθοντικών αποδόσεων και στην

προσδοκώμενη μεταβλητότητα (implied volatility) η οποία προκύπτει από τις τιμές των options και αποτυπώνει το πώς η αγορά εκτιμά τη μελλοντική μεταβλητότητα των τιμών (Hull, 2018).

Ο πλέον διαδεδομένος δείκτης προσδοκώμενης μεταβλητότητας διεθνώς είναι ο VIX (CBOE Volatility Index). Ο δείκτης αυτός αποτυπώνει την προσδοκώμενη μεταβλητότητα του δείκτη S&P 500 για χρονικό ορίζοντα περίπου 30 ημερών, όπως αυτή εξάγεται από τις τιμές των δικαιωμάτων προαίρεσης (options) (CBOE, 2019). Ο VIX θεωρείται μέτρο της αβεβαιότητας της αγοράς και αναφέρεται στη βιβλιογραφία ως δείκτης φόβου (Whaley, 2000).

Η κύρια διαφορά μεταξύ της ιστορικής και της implied μεταβλητότητας έγκειται στο γεγονός ότι η πρώτη βασίζεται σε παρελθοντικά δεδομένα ενώ η δεύτερη εκφράζει τις προσδοκίες των συμμετεχόντων στην αγορά. Όπως επισημαίνουν οι Roop και Granger (2003), οι δείκτες implied volatility περιλαμβάνουν πληροφορία που δεν αποτυπώνεται επαρκώς στις χρονοσειρές των αποδόσεων με αποτέλεσμα να τους καθιστά απαραίτητους για την πρόβλεψη αλλά και την ανάλυση κινδύνου. Μελέτες αναφέρουν ότι ο δείκτης παρουσιάζει έντονη αρνητική συσχέτιση με τις αποδόσεις των χρηματιστηριακών δεικτών και παρατηρείται σημαντική αύξηση σε περιόδους κρίσεων (Whaley, 2009).

Η ενσωμάτωση του VIX σε μελέτες που βασίζονται σε οικονομετρικά υποδείγματα μεταβλητότητας όπως το GARCH, επιτρέπει τη σύγκριση μεταξύ της μεταβλητότητας που η εκτίμηση της βασίζεται σε ιστορικά δεδομένα και της μεταβλητότητας που προσδοκά η αγορά. Με τον τρόπο αυτό, παρέχεται πληρέστερη εικόνα για τη συμπεριφορά των χρηματοοικονομικών αγορών και τη δυναμική του κινδύνου (Hull, 2018).

2.4 Υποδείγματα χρονοσειρών και οικονομετρικά μοντέλα πρόβλεψης

Η συγκεκριμένη ενότητα εστιάζει στα οικονομετρικά υποδείγματα που χρησιμοποιούνται για την ανάλυση και πρόβλεψη χρηματοοικονομικών χρονοσειρών.

Για τη μελέτη της μέσης των αποδόσεων χρησιμοποιούνται γραμμικά υποδείγματα όπως τα Αυτοπαλινδρομικά (Autoregressive - AR), τα υποδείγματα Κινούμενου Μέσου Όρου (Moving Average - MA) και ο συνδυασμός τους, τα υποδείγματα ARMA. Τα υποδείγματα

AR βασίζονται στην υπόθεση ότι η τρέχουσα τιμή μιας χρονοσειράς εξαρτάται γραμμικά από προηγούμενες τιμές της, ενώ τα MA περιγράφουν τη σειρά ως συνάρτηση παρελθουσών διαταραχών. Τα υποδείγματα ARMA αποτελούν το συνδυασμό αυτών των δύο στοιχείων και πρόκειται για το βασικό εργαλείο μοντελοποίησης της μέσης δυναμικής των χρηματοοικονομικών αποδόσεων (Box & Jenkins, 1976; Tsay, 2010).

Η εφαρμογή των γραμμικών υποδειγμάτων προϋποθέτει τη στασιμότητα των δεδομένων. Μια χρονοσειρά θεωρείται στάσιμη όταν βασικά στατιστικά χαρακτηριστικά, όπως ο μέσος όρος και η διακύμανση, παραμένουν σταθερά στη διάρκεια του χρόνου. Στις χρηματοοικονομικές αγορές, οι τιμές παρουσιάζουν κατά βάση μη στάσιμη συμπεριφορά, ενώ οι λογαριθμικές αποδόσεις έχουν την τάση να είναι στάσιμες και καταλληλότερες για οικονομετρική ανάλυση (Tsay, 2010). Ως εκ τούτου, η ανάλυση πραγματοποιείται κατά κανόνα επί των αποδόσεων και όχι επί των πρωτογενών τιμών.

Οι λογαριθμικές αποδόσεις (log-returns), οι οποίες υπολογίζονται ως η διαφορά των φυσικών λογαρίθμων διαδοχικών τιμών, προτιμώνται λόγω σημαντικών στατιστικών πλεονεκτημάτων, όπως η δυνατότητα άμεσης σύγκρισης μεταξύ διαφορετικών μετοχών και η αξιόπιστη συμπεριφορά τους από στατιστική άποψη, τόσο ως προς τη στασιμότητα όσο και ως προς τη διακύμανση (Hyndman & Athanasopoulos, 2021). Ο έλεγχος στασιμότητας πραγματοποιείται μέσω του ελέγχου Augmented Dickey–Fuller (ADF), ο οποίος επιτρέπει τη διάκριση μεταξύ στάσιμων και μη στάσιμων χρονοσειρών πριν την εκτίμηση των υποδειγμάτων.

Πέρα από τη μοντελοποίηση της μέσης εξίσωσης, σημασία στη χρηματοοικονομική ανάλυση έχει η δυναμική της μεταβλητότητας. Τα γραμμικά υποδείγματα τύπου ARMA δεν είναι σε θέση να αποτυπώσουν επαρκώς τη χρονικά μεταβαλλόμενη διακύμανση των αποδόσεων. Για τον σκοπό αυτό αναπτύχθηκαν τα υποδείγματα ετεροσκεδαστικότητας ARCH (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) από τον Engle (1982), τα οποία επιτρέπουν στη διακύμανση να εξαρτάται από παρελθούσες διαταραχές. Η γενίκευση των υποδειγμάτων αυτών στα GARCH (Generalized ARCH) από τον Bollerslev (1986) επέκτεινε περαιτέρω τη δομή τους, επιτρέποντας στη διακύμανση να εξαρτάται τόσο από παρελθούσες διαταραχές όσο και από προηγούμενες τιμές.

Τα υποδείγματα GARCH έχουν καθιερωθεί ως βασικό εργαλείο για τη μοντελοποίηση και πρόβλεψη της χρηματοοικονομικής μεταβλητότητας δεδομένου ότι αποτυπώνουν αποτελεσματικά τη βραχυχρόνια δυναμική του κινδύνου και την επιμονή των διαταραχών στις αγορές (Engle, 1982; Bollerslev, 1986). Η εκτίμησή τους παρέχει σημαντική πληροφορία για τη μέτρηση του κινδύνου και την αξιολόγηση της αβεβαιότητας, το οποίο τα καθιστά χρήσιμα για περιπτώσεις διαχείρισης χαρτοφυλακίων και υπολογισμού δεικτών κινδύνου (Brooks, 2019).

Επιπροσθέτως, η σύγχρονη βιβλιογραφία έχει αναπτύξει προσεγγίσεις που βασίζονται στην πραγματοποιημένη μεταβλητότητα (realized volatility), αξιοποιώντας δεδομένα υψηλής συχνότητας για την πιο ακριβή εκτίμηση της δυναμικής της διακύμανσης (Andersen, 2003). Αυτό επιτρέπει την αποτύπωση της ενδοημερήσιας συμπεριφοράς των αγορών και αποτελεί αναμφίβολα επέκταση των παραδοσιακών υποδειγμάτων GARCH.

2.5 Χρηματοπιστωτικές κρίσεις και επιδράσεις στη μεταβλητότητα

Οι χρηματοπιστωτικές κρίσεις αποτελούν περιόδους ερευνητικού ενδιαφέροντος, καθώς η συμπεριφορά των αγορών κατά τη διάρκειά τους χαρακτηρίζεται από απότομες μεταβολές των τιμών, αυξημένη αβεβαιότητα και έντονη μεταβλητότητα.

Κατά τις περιόδους αυτές, παρατηρούνται τα εξής φαινόμενα: συστάδες μεταβλητότητας, απότομες διακυμάνσεις (jumps) και ενίσχυση του συστημικού κινδύνου (Tsay, 2010). Η ανάλυση των κρίσεων κρίνεται απαραίτητη διότι αξιολογεί τη συμπεριφορά των υποδειγμάτων ARMA και GARCH σε περιβάλλοντα έντονης αβεβαιότητας όπου τα βασικά χαρακτηριστικά των χρηματοοικονομικών χρονοσειρών γίνονται πιο έντονα.

Η παγκόσμια χρηματοπιστωτική κρίση που συνέβη το 2008 αποτέλεσε ένα από τα μεγαλύτερα σοκ στη σύγχρονη οικονομική ιστορία. Οι χρηματιστηριακές αγορές κατέγραψαν απότομες πτώσεις τιμών και αύξηση της μεταβλητότητας ενώ δείκτες αβεβαιότητας όπως ο δείκτης VIX, άγγιζαν ιστορικά υψηλά επίπεδα. Η βιβλιογραφία τεκμηριώνει ότι η κρίση αυτή είχε ως αποτέλεσμα την έντονη μεταβολή της διακύμανσης των αποδόσεων καθιστώντας σαφές ότι η υπόθεση σταθερής διακύμανσης δεν είναι ρεαλιστική σε περιόδους κρίσεων

(Reinhart & Rogoff, 2009). Το ιδιαίτερο μακροοικονομικό και χρηματοοικονομικό περιβάλλον της περιόδου καθιστά τη χρηματοπιστωτική κρίση του 2008 κατάλληλο πεδίο μελέτης για τη διερεύνηση της δυναμικής της μεταβλητότητας, ιδίως στο πλαίσιο της ελληνικής αγοράς (Σκιαδόπουλος, 2008).

Ειδικά η περίοδος της πανδημίας Covid-19 επηρέασε έντονα τις χρηματοπιστωτικές αγορές, με τη μεταβλητότητα να αυξάνεται απότομα αλλά να αποκλιμακώνεται ταχύτερα σε σχέση με την κρίση του 2008, λόγω της άμεσης νομισματικής και δημοσιονομικής παρέμβασης (Baker, Bloom & Davis, 2020). Η βιβλιογραφία επισημαίνει ότι κατά την περίοδο της Covid-19 ενισχύθηκαν τα φαινόμενα μετάδοσης της μεταβλητότητας μεταξύ αγορών και κλάδων, αυξάνοντας τον συστημικό κίνδυνο σε παγκόσμιο επίπεδο (Chatziantoniou, Floros & Gabauer, 2021).

3. ΧΡΗΜΑΤΙΣΤΗΡΙΑΚΗ ΑΓΟΡΑ

3.1 Δομή των αγορών κεφαλαίου

Μέσω των αγορών κεφαλαίου, επιχειρήσεις και κράτη λαμβάνουν μακροπρόθεσμα κεφάλαια ενώ οι επενδυτές αποκτούν πρόσβαση σε χρηματοοικονομικά προϊόντα με διαφορετικά χαρακτηριστικά κινδύνου και απόδοσης. Οι αγορές κεφαλαίου διαδραματίζουν καθοριστικό ρόλο στη λειτουργία των χρηματιστηρίων, στη διασφάλιση της ρευστότητας των χρηματοοικονομικών τίτλων και στην αποτελεσματική διαμόρφωση των τιμών.

Οι αγορές κεφαλαίου διακρίνονται σε πρωτογενείς και δευτερογενείς. Στην πρωτογενή αγορά πραγματοποιείται η αρχική έκδοση χρηματοοικονομικών τίτλων όπως μετοχές και ομόλογα με στόχο την απόκτηση νέων κεφαλαίων. Η διαδικασία αυτή αφορά άμεσα τη χρηματοδότηση της πραγματικής οικονομίας αλλά δε σχετίζεται με τη διαμόρφωση των τιμών σε συνεχή βάση. Στη συνέχεια, η δευτερογενής αγορά σχετίζεται με τη διαπραγμάτευση ήδη εκδοθέντων τίτλων μεταξύ επενδυτών και αποτελεί το κύριο πεδίο στο οποίο διαμορφώνονται οι τιμές των μετοχών και παρατηρείται η δυναμική της μεταβλητότητας (Bodie, Kane & Marcus, 2023).

Οι δευτερογενείς αγορές διακρίνονται σε οργανωμένα χρηματιστήρια και σε εξωχρηματιστηριακές αγορές. Τα οργανωμένα χρηματιστήρια χαρακτηρίζονται από κανόνες λειτουργίας, διαφάνεια στις συναλλαγές και κεντρικούς μηχανισμούς αντιστοίχισης εντολών αγοράς και πώλησης. Αντίθετα, στις εξωχρηματιστηριακές αγορές οι συναλλαγές πραγματοποιούνται χωρίς κεντρικό μηχανισμό εκτέλεσης, γεγονός που οδηγεί σε περιορισμένη διαφάνεια (Fabozzi, 2008; Hull, 2018).

Χαρακτηριστικό των αγορών κεφαλαίου είναι η ρευστότητα, η δυνατότητα άμεσης αγοραπωλησίας ενός τίτλου χωρίς σημαντική επίδραση στην τιμή του. Η υψηλή ρευστότητα διευκολύνει τη γρήγορη ενσωμάτωση της πληροφορίας στις τιμές και συμβάλλει στη μείωση του κόστους συναλλαγών. Όμως, τα χαμηλά επίπεδα ρευστότητας ενδεχομένως να ενισχύσουν τη μεταβλητότητα και να οδηγήσουν σε απότομες διακυμάνσεις τιμών, σε περιόδους αβεβαιότητας (Brooks, 2019). Η λειτουργία των αγορών κεφαλαίου επηρεάζεται από το θεσμικό πλαίσιο το οποίο καθορίζει τους κανόνες διαπραγμάτευσης, τις υποχρεώσεις

διαφάνειας και τη συμπεριφορά των συμμετεχόντων. Η ύπαρξη συγκεκριμένων κανόνων και αποτελεσματικής εποπτείας ενισχύει την εμπιστοσύνη των επενδυτών και συμβάλλει στη σταθερότητα των αγορών (Fabozzi, 2008).

3.2 Βασικά χρηματιστηριακά προϊόντα

Οι χρηματιστηριακές αγορές προσφέρουν ένα ευρύ φάσμα χρηματοοικονομικών προϊόντων τα οποία επιτρέπουν τη μεταφορά κεφαλαίων, τη διαχείριση κινδύνου και τη διαμόρφωση στρατηγικών επένδυσης. Τα προϊόντα αυτά διαφέρουν ως προς τα εξής: τη φύση τους, τον βαθμό κινδύνου, τη διάρκεια και τον ρόλο τους στην αγορά. Η διάκριση γίνεται μεταξύ μετοχικών τίτλων, ομολογιακών τίτλων και παράγωγων χρηματοοικονομικών προϊόντων. Οι μετοχές αντιπροσωπεύουν δικαίωμα ιδιοκτησίας σε μια επιχείρηση και συνδέονται άμεσα με την απόδοση και τις προοπτικές της (Bodie, Kane & Marcus, 2023).

Οι παράγοντες που επηρεάζουν τις τιμές είναι τα οικονομικά αποτελέσματα, οι προσδοκίες των επενδυτών και οι συνθήκες της αγοράς. Λόγω της φύσης τους, οι μετοχές παρουσιάζουν κατά βάση υψηλότερη μεταβλητότητα σε σύγκριση με άλλα χρηματοοικονομικά προϊόντα κάτι το οποίο τις καθιστά το κύριο αντικείμενο μελέτης στην ανάλυση κινδύνου και πρόβλεψης τιμών (Bodie, Kane & Marcus, 2023). Οι ομολογιακοί τίτλοι αποτελούν μια επιλογή δανειακής χρηματοδότησης και παρέχουν στον επενδυτή σταθερό ή μεταβλητό εισόδημα με τη μορφή τόκων όπου σε αντίθεση με τις μετοχές, παρουσιάζουν χαμηλότερη μεταβλητότητα και μικρότερο βαθμό αβεβαιότητας, δεδομένου ότι η απόδοσή τους συνδέεται με τον πιστωτικό κίνδυνο του εκδότη και τις μεταβολές των επιτοκίων. Αν και δεν αποτελούν το κύριο αντικείμενο της εργασίας, επηρεάζουν έμμεσα τις μετοχικές αγορές, μέσω της νομισματικής πολιτικής και των μεταβολών στο κόστος κεφαλαίου (Bodie, Kane & Marcus, 2023).

Σπουδαίο ρόλο στις σύγχρονες χρηματιστηριακές αγορές διαδραματίζουν και τα παράγωγα χρηματοοικονομικά προϊόντα. Μεταξύ των κυριότερων παραγώγων χρηματοοικονομικών μέσων συγκαταλέγονται τα συμβόλαια μελλοντικής εκπλήρωσης (futures), τα δικαιώματα προαίρεσης (options) και τα συμβόλαια ανταλλαγής (swaps).

Τα παράγωγα δεν συνιστούν αυτοτελείς επενδύσεις, καθώς αντλούν την αξία τους από υποκείμενα περιουσιακά στοιχεία, όπως μετοχές, δείκτες ή επιτόκια και χρησιμοποιούνται κυρίως για σκοπούς αντιστάθμισης κινδύνου, αλλά και για κερδοσκοπικούς λόγους. Όπως επισημαίνει ο Hull (2018), η ύπαρξη και η χρήση παραγώγων μπορεί να επηρεάσει τη μεταβλητότητα των αγορών, ιδίως σε περιόδους έντονης αβεβαιότητας. Η μόχλευση που προσφέρουν τα παράγωγα προϊόντα ενδεχομένως να εντείνει τις διακυμάνσεις των υποκείμενων μετοχών, ενισχύοντας το φαινόμενο της μεταβλητότητας.

Πέρα από τα παραπάνω, μια κατηγορία χρηματιστηριακών προϊόντων που κρίνεται σκόπιμο να αναφερθεί είναι και τα επενδυτικά κεφάλαια, και ειδικότερα τα διαπραγματεύσιμα αμοιβαία κεφάλαια (ETFs) τα οποία επιτρέπουν τη διαφοροποίηση του κινδύνου μέσω επένδυσης και συχνά συνδέονται με χρηματιστηριακούς δείκτες. Αν και τα ETFs δεν αποτελούν αντικείμενο της παρούσας ανάλυσης, η ευρεία χρήση τους επηρεάζει τη ρευστότητα και τη δυναμική των αγορών ενισχύοντας τη σύνδεση μεταξύ επιμέρους μετοχών και συνολικών δεικτών αγοράς (Fabozzi, 2008).

3.3 Μετοχές και κεφαλαιοποίηση

Στις σύγχρονες χρηματιστηριακές αγορές, οι εισηγμένες μετοχές αποτελούν άυλους, χρηματοοικονομικούς τίτλους, καθώς η κατοχή και η μεταβίβασή τους καταγράφονται αποκλειστικά σε ηλεκτρονικά μητρώα. Αντίθετα, ιστορικά οι εισηγμένες μετοχές είχαν υλική μορφή, καθώς εκδίδονταν ως έντυπα πιστοποιητικά. Η μετατροπή των τίτλων σε άυλη μορφή πραγματοποιήθηκε διεθνώς από τη δεκαετία του 1990, ενώ στην ελληνική αγορά ολοκληρώθηκε με την εισαγωγή του Συστήματος Άυλων Τίτλων (Σ.Α.Τ.) το 1999. Αυτή η αλλαγή συνέβαλε καθοριστικά στη μείωση του κόστους συναλλαγών και στην επιτάχυνση της ταχύτητας συναλλαγών, μεταβάλλοντας τη δομή και τη δυναμική των χρηματοοικονομικών αγορών (Fabozzi, 2008; Bodie, Kane & Marcus, 2023).

Οι μετοχές αποτελούν τον βασικό χρηματοοικονομικό τίτλο μέσω του οποίου οι επιχειρήσεις αντλούν ίδια κεφάλαια από τις αγορές κεφαλαίου. Η ιδιοκτησία μετοχής συνεπάγεται δικαίωμα συμμετοχής στο μετοχικό κεφάλαιο της εταιρείας και στα τυχόν εταιρικά κέρδη αλλά παράλληλα ενέχει τον κίνδυνο έκθεσης σε πιθανούς κινδύνους. Οι τιμές των μετοχών

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

διαμορφώνονται στη δευτερογενή αγορά μέσω της αλληλεπίδρασης προσφοράς και ζήτησης και αποτυπώνουν τις προσδοκίες των επενδυτών σχετικά με τη μελλοντική πορεία της και του ευρύτερου οικονομικού περιβάλλοντος (Fabozzi, 2008).

Κομβικό ρόλο στην ανάλυση των μετοχών διαδραματίζει η χρηματιστηριακή κεφαλαιοποίηση, η οποία ορίζεται ως το γινόμενο της τρέχουσας τιμής της μετοχής επί τον συνολικό αριθμό των μετοχών σε κυκλοφορία. Η κεφαλαιοποίηση χρησιμοποιείται ευρέως ως δείκτης του μεγέθους μιας επιχείρησης και αποτελεί το κύριο κριτήριο ταξινόμησης των εισηγμένων εταιρειών σε κατηγορίες μεγάλων, μεσαίων και μικρών κεφαλαιοποιήσεων. Η διάκριση αυτή συνδέεται άμεσα με τη ρευστότητα, τη μεταβλητότητα και τη συμπεριφορά των τιμών των μετοχών (Bodie, Kane & Marcus, 2023; Fabozzi, 2008).

Στις μετοχές μεγάλης κεφαλαιοποίησης παρατηρούνται υψηλά επίπεδα ρευστότητας και σημαντική συμμετοχή θεσμικών επενδυτών. Ως εκ τούτου, οι τιμές τους έχουν την τάση να εμφανίζουν πιο ομαλές διακυμάνσεις. Οι μετοχές μικρής κεφαλαιοποίησης ενίοτε παρουσιάζουν αυξημένη μεταβλητότητα, περιορισμένη ρευστότητα και μεγαλύτερη ευαισθησία σε διεθνή γεγονότα, κάτι το οποίο συνεισφέρει στην εμφάνιση αβεβαιότητας και στον κίνδυνο για τους επενδυτές (Brooks, 2019). Τα χαρακτηριστικά αυτά καθιστούν την κεφαλαιοποίηση κρίσιμο παράγοντα για την ανάλυση και την πρόβλεψη των τιμών μετοχών. Η χρηματιστηριακή κεφαλαιοποίηση συνδέεται επίσης άμεσα με τη σύνθεση και τη στάθμιση των χρηματιστηριακών δεικτών. Η πλειοψηφία των δεικτών βασίζεται σε στάθμιση βάσει κεφαλαιοποίησης, γεγονός που σημαίνει ότι οι εταιρείες μεγαλύτερου μεγέθους ασκούν ισχυρότερη επίδραση στη συνολική απόδοση του δείκτη, ενισχύοντας τη σημασία της κεφαλαιοποίησης στη μελέτη της χρηματιστηριακής δυναμικής (Fabozzi, 2008).

Από την πλευρά της χρηματοοικονομικής οικονομετρίας, η κεφαλαιοποίηση επηρεάζει την προβλεψιμότητα των τιμών και τη συμπεριφορά της μεταβλητότητας. Μελέτες αναφέρουν ότι οι αγορές μεγάλων κεφαλαιοποιήσεων τείνουν να ενσωματώνουν την πληροφορία με γρηγορότερο ρυθμό, ενώ οι μικρότερες εταιρείες μπορεί να εμφανίζουν καθυστερημένες αντιδράσεις ή εντονότερες διακυμάνσεις (Malkiel, 2003). Η διαφοροποίηση αυτή έχει σημασία για την εφαρμογή οικονομετρικών υποδειγμάτων πρόβλεψης αφού τα στατιστικά

χαρακτηριστικά των χρονοσειρών διαφέρουν ανάλογα με το μέγεθος της εταιρείας (Brooks, 2019).

3.4 Παράγοντες που επηρεάζουν τις τιμές των μετοχών

Σε μακροοικονομικό επίπεδο, οι εξελίξεις στην οικονομική δραστηριότητα, ο πληθωρισμός, τα επιτόκια και η κατεύθυνση της νομισματικής πολιτικής επηρεάζουν σημαντικά τις αποτιμήσεις των μετοχών. Η μεταβολή των επιτοκίων επηρεάζει το κόστος κεφαλαίου των επιχειρήσεων και τον προεξοφλητικό συντελεστή που χρησιμοποιείται στην αποτίμηση των μελλοντικών ταμειακών ροών. Σε περιόδους περιοριστικής νομισματικής πολιτικής, οι επενδυτές έχουν την τάση να αναθεωρούν αρνητικά τις προσδοκίες τους, οδηγώντας σε πτώση των τιμών και αύξηση της μεταβλητότητας στις αγορές (Bodie, Kane & Marcus, 2023).

Οι τιμές των μετοχών επηρεάζονται και από τα μεγέθη των επιχειρήσεων, όπως η κερδοφορία, η κεφαλαιακή διάρθρωση, οι επενδυτικές αποφάσεις αλλά και οι προοπτικές ανάπτυξης. Ανακοινώσεις οικονομικών αποτελεσμάτων, μεταβολές στις προβλέψεις κερδών, συγχωνεύσεις, εξαγορές ή αλλαγές στη διοίκηση ενδεχομένως να οδηγήσουν σε άμεσες αναπροσαρμογές των τιμών. Οι παράγοντες αυτοί έχουν άμεση σύνδεση με τη μακροπρόθεσμη πορεία των τιμών (Bodie, Kane & Marcus, 2023).

Σε βραχυχρόνιο ορίζοντα, αξιόλογο ρόλο διαδραματίζουν οι συνθήκες της ίδιας της αγοράς, όπως η ρευστότητα, ο όγκος συναλλαγών και η δομή των συμμετεχόντων. Αγορές με υψηλή ρευστότητα τείνουν να ενσωματώνουν ταχύτερα την πληροφορία στις τιμές και εμφανίζουν συνήθως ηπιότερες διακυμάνσεις. Αντίθετα, σε αγορές χαμηλής ρευστότητας, μικρές μεταβολές στην προσφορά ή τη ζήτηση πιθανό να οδηγήσουν σε έντονες διακυμάνσεις και αυξημένη μεταβλητότητα, επηρεάζοντας τη στατιστική δομή των χρονοσειρών και τη συμπεριφορά των οικονομετρικών υποδειγμάτων (Brooks, 2019).

Παράλληλα, οι διεθνείς εξελίξεις συχνά προκαλούν απότομες μεταβολές στις τιμές και ενίσχυση της μεταβλητότητας. Η επίδραση των ειδήσεων δεν είναι συμμετρική, καθώς οι αρνητικές πληροφορίες τείνουν να οδηγούν σε αύξηση της μεταβλητότητας περισσότερο από

τις θετικές αντίστοιχου μεγέθους, φαινόμενο γνωστό στη βιβλιογραφία ως leverage effect (Engle, 1982; Brooks, 2019).

3.5 Επισκόπηση των χρηματιστηριακών αγορών (2005-2025)

Η χρονική περίοδος 2005-2025 αποτελεί αναμφισβήτητα μία από τις πλέον χαρακτηριστικές και πολύπλοκες χρονικές περιόδους στη σύγχρονη ανθρώπινη ιστορία των χρηματιστηριακών αγορών λαμβάνοντας υπόψη πως περιλαμβάνει στάδια οικονομικής ανάπτυξης, περιόδους βαθιών χρηματοπιστωτικών κρίσεων και απρόβλεπτα διεθνή γεγονότα. Είναι σκόπιμο να διερευνηθεί η συγκεκριμένη περίοδος καθώς επιτρέπει τη μελέτη της συμπεριφοράς των τιμών και της μεταβλητότητας των μετοχών υπό διαφορετικές συνθήκες αγοράς και δίνεται η δυνατότητα να διερευνηθεί κατά πόσο αποτελεσματικά είναι τα υποδείγματα πρόβλεψης σε περιβάλλοντα τόσο ομαλότητας όσο και έντονης αστάθειας (Brooks, 2019).

Οικονομική ανάπτυξη και χαμηλή μεταβλητότητα

Κατά την περίοδο πριν την έλευση της παγκόσμιας χρηματοπιστωτικής κρίσης του 2008, οι διεθνείς χρηματιστηριακές αγορές χαρακτηρίζονταν από υψηλή ρευστότητα, ευνοϊκές πιστωτικές συνθήκες και χαμηλά επίπεδα μεταβλητότητας. Η σταθερή οικονομική ανάπτυξη και η χαλαρή νομισματική πολιτική συνέβαλαν στην άνοδο των τιμών των μετοχών και συνείσφεραν στο να διαμορφωθούν θετικές προσδοκίες από την πλευρά των επενδυτών. Σε αυτό το σταθερό περιβάλλον, οι χρονοσειρές αποδόσεων εμφανίζουν ομαλή συμπεριφορά το οποίο διευκολύνει την εκτίμηση σταθερότερων παραμέτρων και την εφαρμογή γραμμικών μοντέλων. Ωστόσο, όπως έχει επισημανθεί στη σχετική βιβλιογραφία από τους Bodie, Kane & Marcus, η παρατεταμένη περίοδος χαμηλής μεταβλητότητας συχνά συνοδεύεται από συσσώρευση χρηματοοικονομικών ανισορροπιών, οι οποίες εκδηλώνονται με ένταση σε μεταγενέστερο στάδιο μέσω απότομων διορθώσεων στις τιμές των μετοχών.

Παγκόσμια χρηματοπιστωτική κρίση

Με την κατάρρευση της Lehman Brothers το 2008, η παγκόσμια οικονομία εισήλθε σε μια περίοδο συστημικής κρίσης, η ένταση της οποίας συγκρίνεται μόνο με εκείνη της δεκαετίας

του 1930. Οι χρηματιστηριακές αγορές κατέγραψαν απότομες πτώσεις τιμών, ενώ καταγράφηκε άνοδος της μεταβλητότητας σε δυσθεώρητα επίπεδα. Η κρίση αυτή ανέδειξε τον συστημικό χαρακτήρα των χρηματοπιστωτικών αγορών και τη δυνατότητα μετάδοσης του κινδύνου σε παγκόσμια κλίμακα με τον τραπεζικό κλάδο να βρίσκεται στο επίκεντρο της αστάθειας. Οι αποδόσεις των μετοχών παρουσίασαν έντονη ετεροσκεδαστικότητα. Επίσης παρουσίασαν συσσώρευση μεταβλητότητας το οποίο έδειξε την ανάγκη για υποδείγματα που αποτυπώνουν τη χρονικά μεταβαλλόμενη φύση του κινδύνου (Engle, 1982). Η κρίση του 2008 επιβεβαίωσε ιστορικά μοτίβα χρηματοπιστωτικών καταρρεύσεων, όπως αυτά αναλύονται στη μακροχρόνια ιστορική προσέγγιση των Reinhart και Rogoff (2009).

Κρίση χρέους της Ευρωζώνης 2010-2012

Η κρίση δημόσιου χρέους στην Ευρωζώνη αποτέλεσε με τη σειρά της ένα δεύτερο κύμα αστάθειας για τις χρηματιστηριακές αγορές, ιδίως στην Ευρώπη. Η αβεβαιότητα σχετικά με τη βιωσιμότητα των δημοσίων οικονομικών και τη συνοχή της νομισματικής ένωσης οδήγησε σε έντονες διακυμάνσεις των τιμών των μετοχών, κυρίως στον τραπεζικό και χρηματοοικονομικό τομέα. Η περίοδος αυτή χαρακτηρίζεται από συχνές μεταβολές στο επίπεδο της μεταβλητότητας, γεγονός που δυσχεραίνει τη σταθερή πρόβλεψη των αποδόσεων και αναδεικνύει τον ρόλο της πολιτικής και θεσμικής αβεβαιότητας στη διαμόρφωση των χρηματιστηριακών τιμών (Brooks, 2019).

Περίοδος 2013-2019: Ανάκαμψη και πορεία προς σταθεροποίηση

Μετά την αποκλιμάκωση της κρίσης της Ευρωζώνης, οι χρηματιστηριακές αγορές εισήλθαν σε φάση σταδιακής ανάκαμψης, υποστηριζόμενες από εξαιρετικά χαμηλά επιτόκια και επεκτατικές νομισματικές πολιτικές. Αν και η μεταβλητότητα μειώθηκε σε σύγκριση με τα προηγούμενα έτη, δεν επέστρεψε πλήρως στα επίπεδα πριν το 2008. Οι αγορές εξακολούθησαν να επηρεάζονται από αβεβαιότητα προερχόμενη από γεωπολιτικές εντάσεις και μεταβολές στο οικονομικό περιβάλλον σε παγκόσμιο επίπεδο (Baker, Bloom & Davis, 2016).

Πανδημία Covid-19 (2020)

Η πανδημία Covid-19 πρόκειται για ένα από τα πιο απρόβλεπτα γεγονότα που έχουν καταγραφεί στις χρηματιστηριακές αγορές. Οι αντιδράσεις αρχικά περιλάμβαναν απότομες πτώσεις τιμών και εκρηκτική αύξηση της μεταβλητότητας σε παγκόσμιο επίπεδο, το οποίο μεταφράστηκε σε αβεβαιότητα για τις οικονομικές συνέπειες της πανδημίας. Η παρέμβαση κυβερνήσεων και κεντρικών τραπεζών οδήγησε σε σχετικά γρήγορη ανάκαμψη των αγορών. Μέσα από το συγκεκριμένο γεγονός έγινε εμφανές ότι η οικονομική πολιτική διαδραματίζει καθοριστικό ρόλο στη σταθερότητα των αγορών, ενώ έγινε σαφής η στενή αλληλεπίδραση μεταξύ οικονομικής αβεβαιότητας και χρηματιστηριακής μεταβλητότητας. (Baker, Bloom & Davis, 2020). Καθίσταται σαφές ότι η πανδημία επηρέασε θετικά τις τιμές των μετοχών σε τομείς όπως η υγεία με πολλές εταιρίες του κλάδου να καταγράφουν κατακόρυφη άνοδο.

Περίοδος 2021-2025: Προκλήσεις και γεωπολιτική αστάθεια

Η περίοδος που ακολουθεί μετά την υγειονομική κρίση χαρακτηρίζεται από έντονη αστάθεια. Γεγονότα όπως ο πόλεμος Ρωσίας - Ουκρανίας, οι πληθωριστικές πιέσεις και οι μεταβολές στη νομισματική πολιτική επιβεβαιώνουν την αστάθεια που επικρατεί. Οι εξελίξεις αυτές επηρέασαν σε αξιοσημείωτο βαθμό τις τιμές των μετοχών, σε τομείς όπως η ενέργεια και η βιομηχανία, οδηγώντας σε αυξημένη και επίμονη μεταβλητότητα.

Κατά συνέπεια, προκύπτει ότι η ανάλυση με στατικά υποδείγματα δεν αρκεί, αλλά επιβάλλεται η χρήση μεθόδων πρόβλεψης, που είναι σε θέση να συνεκτιμούν τις μεταβολές στη ψυχολογία των επενδυτών και στη λειτουργία των αγορών, εξασφαλίζοντας ακριβέστερα αποτελέσματα (Poon & Granger, 2003).

3.6 Επιλογή μετοχών της έρευνας και αιτιολόγηση

Για τις ανάγκες της έρευνας επιλέχθηκε δείγμα πέντε μετοχών από διαφορετικούς οικονομικούς κλάδους, με στόχο τη διερεύνηση της προβλεψιμότητας των τιμών και της μεταβλητότητας. Επιλέγοντας μετοχές από διαφορετικούς τομείς της οικονομίας, η έρευνα αποκτά μεγαλύτερο βάθος. Συνεπώς, μπορούμε να συγκρίνουμε πώς ανταποκρίνονται τα

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

μοντέλα πρόβλεψης σε ετερογενείς συνθήκες (οικονομικές ή γεωπολιτικές), ενισχύοντας την εγκυρότητα και τη δυνατότητα εξαγωγής γενικότερων συμπερασμάτων (Brooks, 2019).

Το δείγμα περιλαμβάνει εμβληματικές εταιρείες : NVIDIA Corporation (τεχνολογικός κλάδος), Pfizer Inc. (κλάδος υγείας), Exxon Mobil Corporation (ενεργειακός κλάδος), Lockheed Martin Corporation (αμυντική βιομηχανία) και JPMorgan Chase & Co. (τραπεζικός κλάδος).

Πρόκειται για εισηγμένες εταιρείες με ισχυρή διαπραγματευσιμότητα ,στοιχείο που διασφαλίζει τη διαθεσιμότητα αξιόπιστων, συνεχών και συγκρίσιμων χρονοσειρών τιμών για την περίοδο 2005 έως 2025 (Bodie, Kane & Marcus, 2023). Η αποφυγή στατιστικών σφαλμάτων που προκύπτουν από χαμηλό όγκο συναλλαγών είναι κρίσιμη για την εγκυρότητα της έρευνας. Επιπροσθέτως, οι μετοχές επιχειρήσεων μεγάλης κεφαλαιοποίησης, ενσωματώνουν την πληροφόρηση ταχύτερα στις τιμές τους, προσφέροντας ένα κατάλληλο πλαίσιο για τη μελέτη της σχέσης μεταξύ αποδόσεων, μεταβλητότητας και προβλεψιμότητας (Brooks, 2019).

Η διαφοροποίηση του δείγματος επιτρέπει την ανάλυση της διαφορετικής ευαισθησίας των μετοχών σε μακροοικονομικούς και εξωγενείς παράγοντες. Ο τραπεζικός κλάδος, εκπροσωπούμενος από τη JPMorgan Chase & Co., παρουσιάζει υψηλή ευαισθησία στις μεταβολές της νομισματικής πολιτικής, των επιτοκίων και στις χρηματοπιστωτικές κρίσεις το οποίο συνήθως συνοδεύεται από μεταβλητότητα σε περιόδους αστάθειας. Ο κλάδος της υγείας (Pfizer Inc.) επηρεάζεται σημαντικά από υγειονομικές κρίσεις, ρυθμιστικές παρεμβάσεις και εξελίξεις στην καινοτομία, όπως αναδείχθηκε έντονα κατά την περίοδο της πανδημίας Covid-19 (Baker, Bloom & Davis, 2020).

Ο τεχνολογικός κλάδος, με χαρακτηριστικό παράδειγμα την NVIDIA Corporation, παρουσιάζει υψηλότερα επίπεδα μεταβλητότητας και έντονη εξάρτηση από τις προσδοκίες των επενδυτών και τις τεχνολογικές εξελίξεις. Οι τιμές των μετοχών τεχνολογίας προεξοφλούν μελλοντικές προσδοκίες ανάπτυξης το οποίο ενισχύει τις διακυμάνσεις και καθιστά την πρόβλεψη των αποδόσεων αρκετά πιο απαιτητική (Shiller, 2005). Επίσης, ο ενεργειακός κλάδος που εκπροσωπείται από την Exxon Mobil Corporation, επηρεάζεται από

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

τις διακυμάνσεις των διεθνών τιμών ενέργειας, τις γεωπολιτικές εξελίξεις και τις αλλαγές στην παγκόσμια ζήτηση (Hamilton, 2003).

Τέλος, η Lockheed Martin Corporation, ως εκπρόσωπος της αμυντικής βιομηχανίας, εμφανίζει αυξημένη ευαισθησία σε περιόδους γεωπολιτικής έντασης και μεταβολών στις αμυντικές δαπάνες, προσφέροντας ένα ιδιαίτερο παράδειγμα μετοχής που επηρεάζεται έντονα από πολιτικούς και στρατηγικούς παράγοντες. Οι γεωπολιτικές κρίσεις και οι αλλαγές στην εθνική ασφάλεια των κρατών διαμορφώνουν μοτίβα κινδύνου, καθιστώντας την αμυντική βιομηχανία έναν κλάδο με χαμηλή συσχέτιση προς τους παραδοσιακούς οικονομικούς κύκλους (Reinhart & Rogoff, 2009).

Καλύπτοντας μια περίοδο δύο δεκαετιών, η έρευνα έχει τη δυνατότητα να εξετάσει τη συμπεριφορά των μετοχών κάτω από πολλαπλά επίπεδα συστημικού κινδύνου, συμπεριλαμβανομένων περιόδων σχετικής σταθερότητας αλλά και έντονης αναταραχής, όπως η παγκόσμια χρηματοπιστωτική κρίση του 2008 και η κρίση της πανδημίας Covid-19 (Reinhart and Rogoff, 2009).

Η επιλογή περιορισμένου αριθμού μετοχών επιτρέπει την εις βάθος οικονομετρική ανάλυση και τη σαφή ερμηνεία των αποτελεσμάτων, χωρίς να αυξάνεται υπέρμετρα η πολυπλοκότητα της μελέτης. Με τον τρόπο αυτό, το δείγμα της έρευνας ευθυγραμμίζεται πλήρως με τους στόχους και τη μεθοδολογική προσέγγιση, με απώτερο σκοπό την εφαρμογή των υποδειγμάτων πρόβλεψης τιμών και μεταβλητότητας που παρουσιάζονται στα επόμενα κεφάλαια.

4. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ

4.1 Συλλογή δεδομένων

Η μεθοδολογία βασίζεται σε ημερήσια χρηματιστηριακά δεδομένα προσαρμοσμένων τιμών κλεισίματος (adjusted closing prices) πέντε εισηγμένων εταιρειών από διαφορετικούς κλάδους της οικονομίας. Το δείγμα περιλαμβάνει τις μετοχές των εταιρειών NVIDIA Corporation, Pfizer Inc. , Exxon Mobil, Lockheed Martin Corporation και JPMorgan Chase & Co. για την περίοδο 01/07/2005 έως 30/06/2025. Η ημερήσια συχνότητα των δεδομένων επιτρέπει την ανάλυση τόσο της βραχυχρόνιας συμπεριφοράς των αποδόσεων όσο και της χρονικά μεταβαλλόμενης μεταβλητότητας.

Τα δεδομένα αντλήθηκαν προγραμματιστικά μέσω της βιβλιοθήκης yfinance της γλώσσας προγραμματισμού Python, στο υπολογιστικό περιβάλλον Kaggle. Η βιβλιοθήκη yfinance επιτρέπει την αυτόματη ανάκτηση ιστορικών χρηματιστηριακών δεδομένων από το Yahoo Finance, συμπεριλαμβανομένων των τιμών ανοίγματος : υψηλού, χαμηλού, κλεισίματος και του όγκου συναλλαγών (Aroussi, R., 2019). Η διαδικασία της επεξεργασίας των δεδομένων υλοποιήθηκε αυτοματοποιημένα με τη χρήση κώδικα της γλώσσας Python, διασφαλίζοντας την ακεραιότητα των χρονοσειρών. Κατά την άντληση των δεδομένων από τη βιβλιοθήκη yfinance, διενεργήθηκαν έλεγχοι με σκοπό τον εντοπισμό ελλিপών τιμών που μπορεί να εμφανιστούν λόγω της αυτοματοποιημένης διασύνδεσης με το API. Επίσης ,έμφαση δόθηκε στη χρονική εναρμόνιση των πέντε μετοχών, καθώς η ύπαρξη μη διαπραγματεύσιμων ημερών (αργίες) σε διαφορετικές αγορές θα μπορούσε να δημιουργήσει ασυνέχειες. Επισημαίνεται ότι δε χρησιμοποιήθηκαν μέθοδοι τεχνητής συμπλήρωσης τιμών ώστε να μην αλλοιωθεί η φύση της μεταβλητότητας, η οποία αποτελεί το κεντρικό αντικείμενο μελέτης. Τέλος, σημειώνεται ότι τα σχήματα και οι πίνακες που ακολουθούν έχουν παραχθεί από τον συγγραφέα, εκτός εάν αναφέρεται διαφορετικά.

4.2 Υπολογισμός λογαριθμικών αποδόσεων

Για τη μελέτη της συμπεριφοράς των χρηματιστηριακών τιμών και της μεταβλητότητας, η ανάλυση δεν πραγματοποιείται απευθείας στις τιμές των μετοχών, αλλά στις αποδόσεις τους.

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

Η επιλογή αυτή αιτιολογείται από το γεγονός ότι οι χρηματιστηριακές τιμές είθισται να εμφανίζουν μη στάσιμη συμπεριφορά κάτι το οποίο καθιστά προβληματική την άμεση εφαρμογή οικονομετρικών υποδειγμάτων χρονοσειρών. Αντίθετα, οι αποδόσεις των μετοχών είναι κατά κανόνα στάσιμες και παρουσιάζουν σταθερότερα στατιστικά χαρακτηριστικά, επιτρέποντας για έγκυρη εκτίμηση και πρόβλεψη τόσο της μέσης συμπεριφοράς όσο και της μεταβλητότητας. Επιπλέον, η μεταβλητότητα ορίζεται ως η διακύμανση των αποδόσεων και όχι των επιπέδων των τιμών. Αυτό καθιστά τις αποδόσεις το κατάλληλο αντικείμενο ανάλυσης (Brooks, 2019; Tsay, 2010).

Οι λογαριθμικές αποδόσεις που χρησιμοποιούνται ορίζονται ως:

$$r_t = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1})$$

όπου P_t είναι η προσαρμοσμένη τιμή κλεισίματος της μετοχής τη χρονική στιγμή t , και P_{t-1} η αντίστοιχη τιμή της προηγούμενης ημέρας. Οι λογαριθμικές αποδόσεις προτιμώνται έναντι των απλών αποδόσεων διότι διαθέτουν τα κάτωθι πλεονεκτήματα: είναι αθροιστικές στο χρόνο, διευκολύνουν τη στατιστική ανάλυση και προσεγγίζουν καλύτερα τη συνεχή μεταβολή των τιμών, πόσο μάλλον σε ημερήσια δεδομένα (Tsay, 2010).

Για τον υπολογισμό των λογαριθμικών αποδόσεων έγινε χρήση της γλώσσας Python στην πλατφόρμα Kaggle, αξιοποιώντας τις βιβλιοθήκες pandas και numpy.

Αρχικά, χρησιμοποιήθηκαν οι προσαρμοσμένες τιμές κλεισίματος (adjusted closing prices). Στη συνέχεια, εφαρμόστηκε ο λογαριθμικός μετασχηματισμός των τιμών και υπολογίστηκαν οι διαφορές μεταξύ διαδοχικών χρονικών στιγμών. Μετά τον υπολογισμό των αποδόσεων, η πρώτη παρατήρηση κάθε χρονοσειράς απορρίφθηκε, καθώς δε διαθέτει προηγούμενη τιμή για τον υπολογισμό απόδοσης. Οι προκύπτουσες χρονοσειρές αποδόσεων ελέγχθηκαν ως προς την πληρότητα και τη συνέπειά τους, προκειμένου να διασφαλιστεί η καταλληλότητά τους για την εφαρμογή των οικονομετρικών υποδειγμάτων που ακολουθούν. Για λόγους αριθμητικής σταθερότητας και ερμηνείας, οι αποδόσεις κλιμακώθηκαν επί 100, ώστε να εκφράζονται σε ποσοστιαίες μονάδες (%), καθιερωμένη πρακτική που ακολουθείται στη διεθνή βιβλιογραφία (Tsay, 2010).

Η χρήση λογαριθμικών αποδόσεων αποτελεί βασικό στάδιο στη μεθοδολογία της εργασίας, καθώς οι αποδόσεις αποτελούν τη μεταβλητή πάνω στην οποία εφαρμόζονται οι έλεγχοι στασιμότητας, τα υποδείγματα ARMA για τη μέση εξίσωση και τα υποδείγματα GARCH για τη μελέτη της χρονικά μεταβαλλόμενης μεταβλητότητας (Brooks, 2019). Με τον τρόπο αυτό, διασφαλίζεται η συνοχή και η αξιοπιστία της διαδικασίας.

4.3 Έλεγχος στασιμότητας (ADF)

Η εξέταση της στασιμότητας των χρονοσειρών αποτελεί βήμα πριν την εφαρμογή οικονομετρικών υποδειγμάτων χρονοσειρών. Η πλειοψηφία των γραμμικών υποδειγμάτων, όπως τα ARMA και τα υποδείγματα μεταβλητότητας τύπου GARCH, βασίζονται στην υπόθεση στασιμότητας της χρονοσειράς των αποδόσεων. Η παραβίαση της υπόθεσης της στασιμότητας μπορεί να οδηγήσει σε παραπλανητικά αποτελέσματα και μη έγκυρα συμπεράσματα (Hamilton, 1994).

Ο έλεγχος στασιμότητας εφαρμόζεται στις χρονοσειρές λογαριθμικών αποδόσεων των μετοχών, οι οποίες προέκυψαν από τον μετασχηματισμό των τιμών κλεισίματος. Αν και η διεθνής βιβλιογραφία αναφέρει ότι οι αποδόσεις εμφανίζουν συχνά στάσιμη συμπεριφορά, η εμπειρική επιβεβαίωση είναι απαραίτητη πριν από την εκτίμηση των υποδειγμάτων (Enders, 2014).

Για τον σκοπό αυτό, γίνεται χρήση του τεστ Augmented Dickey-Fuller (ADF), το οποίο εξετάζει αν υφίσταται μοναδιαία ρίζα σε μια χρονοσειρά (Dickey & Fuller, 1979). Το τεστ βασίζεται στην εκτίμηση μιας παλινδρόμησης της μορφής:

$$\Delta y_t = \alpha + \gamma y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \delta_i \Delta y_{t-i} + \epsilon_t$$

Όπου:

- y_t είναι η υπό εξέταση χρονοσειρά,
- Δy_t είναι η πρώτη διαφορά της,
- y_{t-1} είναι η υστερημένη τιμή της χρονοσειράς,

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

- οι όροι Δy_{t-i} εισάγονται ώστε να αντιμετωπιστεί η ενδεχόμενη αυτοσυσχέτιση των καταλοίπων,
- και ε_t είναι ο στοχαστικός όρος σφάλματος.

Στην εργασία εφαρμόζεται ο έλεγχος ADF με σταθερό όρο (constant) και χωρίς προσδιοριστική τάση, επιλογή που θεωρείται κατάλληλη για χρηματοοικονομικές αποδόσεις, οι οποίες τυπικά δεν εμφανίζουν συστηματική χρονική τάση στη μέση τιμή τους (Brooks, 2019).

Οι υποθέσεις του ελέγχου ορίζονται ως εξής:

- Μηδενική υπόθεση (H_0): Η χρονοσειρά περιέχει μοναδιαία ρίζα και είναι μη στάσιμη.
- Εναλλακτική υπόθεση (H_1): Η χρονοσειρά είναι στάσιμη.

Η απόφαση βασίζεται στη σύγκριση της τιμής που υπολογίζεται του στατιστικού ελέγχου με τις κρίσιμες τιμές, καθώς και στην αντίστοιχη τιμή p-value. Η απόρριψη της μηδενικής υπόθεσης υποδεικνύει ότι η χρονοσειρά είναι στάσιμη και θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί στην εκτίμηση των οικονομετρικών υποδειγμάτων (Dickey and Fuller, 1979; Brooks, 2019). Για τη μελέτη, ο έλεγχος ADF εφαρμόζεται σε κάθε χρονοσειρά λογαριθμικών αποδόσεων ξεχωριστά, προκειμένου να διασφαλιστεί η καταλληλότητά τους για τη μοντελοποίηση της μέσης εξίσωσης μέσω υποδειγμάτων ARMA.

Ο αριθμός των υστερήσεων στο τεστ, επιλέγεται βάσει του κριτηρίου Akaike (AIC), για τη βέλτιστη προσαρμογή του υποδείγματος και τον έλεγχο της αυτοσυσχέτισης στα κατάλοιπα (Enders, 2014).

4.4 Προσδιορισμός μέσης εξίσωσης (ARMA)

Η μοντελοποίηση της μέσης εξίσωσης των αποδόσεων προηγείται της εκτίμησης της μεταβλητότητας αφού επιτρέπει τον διαχωρισμό της δυναμικής της μέσης τιμής από τη δυναμική της διακύμανσης. Η κύρια έμφαση δε δίνεται στην πρόβλεψη της μέσης απόδοσης αλλά στην απομόνωση της χρονικά μεταβαλλόμενης μεταβλητότητας. Για τον λόγο αυτό, χρησιμοποιούνται υποδείγματα αυτοπαλινδρόμησης και κινούμενου μέσου (ARMA), τα

οποία εφαρμόζονται στις λογαριθμικές αποδόσεις των μετοχών (Brooks, 2019; Tsay, 2010). Ένα υπόδειγμα ARMA(p,q) για τις λογαριθμικές αποδόσεις r_t μπορεί να γραφτεί ως:

$$r_t = \mu + \sum_{i=1}^p \phi_i r_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t$$

όπου:

- r_t είναι η λογαριθμική απόδοση στη χρονική στιγμή t ,
- μ , ο σταθερός όρος της μέσης εξίσωσης και εκφράζει τη μέση απόδοση,
- ϕ_i είναι οι παράμετροι του αυτοπαλινδρομικού μέρους AR(p),
- θ_j είναι οι παράμετροι του μέρους κινούμενου μέσου MA(q),
- ε_t είναι ο όρος σφάλματος, ο οποίος θεωρείται ότι ακολουθεί διαδικασία λευκού θορύβου με μηδενικό μέσο και σταθερή διακύμανση.

Η επιλογή της μορφής της μέσης εξίσωσης στηρίζεται στη πρακτική της βιβλιογραφίας για τη μοντελοποίηση χρηματοοικονομικών αποδόσεων πριν την εκτίμηση υποδειγμάτων μεταβλητότητας. Δεδομένου ότι οι λογαριθμικές αποδόσεις παρουσιάζουν γραμμική προβλεψιμότητα στη μέση, όπως προκύπτει τόσο από τη σχετική θεωρία όσο και από τα εμπειρικά χαρακτηριστικά των δεδομένων, η μέση εξίσωση προσεγγίζεται με υπόδειγμα χαμηλής τάξης ARMA(1,1) (Brooks, 2019; Enders, 2014). Η επιλογή αυτή δεν αποσκοπεί στην πρόβλεψη της μέσης απόδοσης, αλλά στη σωστή απορρόφηση τυχόν γραμμικής δομής, ώστε τα κατάλοιπα του υποδείγματος να μπορούν να χρησιμοποιηθούν αξιόπιστα για τη μοντελοποίηση της μεταβλητότητας μέσω υποδειγμάτων GARCH (Tsay, 2010). Σε θεωρητικό επίπεδο, τα κατάλοιπα ενός επαρκούς υποδείγματος μέσης εξίσωσης θα πρέπει να προσεγγίζουν τη συμπεριφορά λευκού θορύβου. Δηλαδή, να μην εμφανίζουν συστηματική αυτοσυσχέτιση.

Ωστόσο, ακόμη και όταν η γραμμική αυτοσυσχέτιση έχει απομακρυνθεί συνηθίζεται στις χρονοσειρές τα κατάλοιπα να παρουσιάζουν χρονικά μεταβαλλόμενη διακύμανση. Η ύπαρξη τέτοιου φαινομένου επιβεβαιώνει την ύπαρξη ετεροσκεδαστικότητας τύπου ARCH και καθιστά αναγκαία τη διενέργεια ελέγχου και την εφαρμογή υποδειγμάτων GARCH για τη

μοντελοποίηση της μεταβλητότητας η οποία αποτελεί το βασικό αντικείμενο της έρευνας (Engle, 1982; Bollerslev, 1986).

Το ARMA(1,1) επιλέχθηκε ως απλό υπόδειγμα μέσης εξίσωσης με σκοπό την απομάκρυνση της βασικής γραμμικής εξάρτησης πριν την εφαρμογή υποδειγμάτων GARCH και όχι τη βελτιστοποίηση της πρόβλεψης της μέσης.

4.5 Έλεγχος ετεροσκεδαστικότητας (ARCH-LM)

Στη χρηματοοικονομική οικονομετρία, οι αποδόσεις χαρακτηρίζονται από χρονικά μεταβαλλόμενη διακύμανση, φαινόμενο γνωστό ως ετεροσκεδαστικότητα. Τα κατάλοιπα δύνανται να εμφανίζουν συστηματική μεταβολή της διακύμανσής τους στο χρόνο, σε περιόδους αυξημένης αβεβαιότητας ακόμη και μετά την επαρκή μοντελοποίηση της μέσης εξίσωσης μέσω υποδειγμάτων ARMA (Engle, 1982; Bollerslev, 1986).

Για τον έλεγχο της ύπαρξης ετεροσκεδαστικότητας τύπου ARCH στα κατάλοιπα της μέσης εξίσωσης εφαρμόζεται ο έλεγχος ARCH-LM, ο οποίος προτάθηκε από τον Engle (1982). Ο έλεγχος εξετάζει κατά πόσο η υπό συνθήκη διακύμανση εμφανίζει εξάρτηση από παρελθούσες τιμές των τετραγώνων των καταλοίπων.

Έστω ότι τα κατάλοιπα ε_t προκύπτουν από την εκτίμηση της μέσης εξίσωσης ARMA. Ο έλεγχος βασίζεται στην εκτίμηση της ακόλουθης βοηθητικής παλινδρόμησης:

$$\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 + u_t$$

όπου ε_t^2 είναι το τετράγωνο των καταλοίπων, q ο αριθμός των υστερήσεων και u_t ο όρος σφάλματος.

Η μηδενική υπόθεση του ελέγχου ορίζεται ως:

$$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_q = 0$$

η οποία υποδηλώνει απουσία ετεροσκεδαστικότητας τύπου ARCH, ενώ η εναλλακτική υπόθεση δηλώνει την ύπαρξη χρονικά μεταβαλλόμενης διακύμανσης. Το στατιστικό του

ελέγχου υπολογίζεται ως $LM = T \cdot R^2$, όπου T είναι ο αριθμός των παρατηρήσεων και R^2 ο συντελεστής προσδιορισμού της βοηθητικής παλινδρόμησης. Το στατιστικό LM ακολουθεί ασυμπτωτικά κατανομή $\chi^2(q)$.

Ο έλεγχος ARCH-LM εφαρμόζεται στα κατάλοιπα της μέσης εξίσωσης ARMA των λογαριθμικών αποδόσεων για κάθε μετοχή. Η αξιολόγηση του ελέγχου πραγματοποιείται μέσω του αντίστοιχου p-value. Η απόρριψη της μηδενικής υπόθεσης σε συνήθη επίπεδα σημαντικότητας σημαίνει την ύπαρξη ετεροσκεδαστικότητας τύπου ARCH και συνεπώς την ανάγκη για μοντελοποίηση της υπό συνθήκη διακύμανσης (Engle, 1982; Brooks, 2019).

4.6 Εκτίμηση υποδείγματος (GARCH)

Εφόσον επιβεβαιώθηκε η ύπαρξη ετεροσκεδαστικότητας τύπου ARCH στα κατάλοιπα της μέσης εξίσωσης, η ανάλυση προχωρά στη μοντελοποίηση της υπό συνθήκη μεταβλητότητας όπου εφαρμόζεται το υπόδειγμα GARCH το οποίο εισήχθη από τον Bollerslev (1986) ως γενίκευση του αρχικού ARCH υποδείγματος του Engle (1982).

Το υπόδειγμα GARCH(1,1) επιλέγεται ως βασική προδιαγραφή, καθώς συνδυάζει θεωρητική επάρκεια, αποδοτικότητα και εμπειρική επιβεβαίωση στη μοντελοποίηση της μεταβλητότητας χρηματοοικονομικών αποδόσεων. Επιτρέπει την αξιόπιστη αποτύπωση της επιμονής της μεταβλητότητας (volatility persistence) και του φαινομένου της συσσώρευσης διακυμάνσεων (volatility clustering), χωρίς να απαιτεί την εκτίμηση μεγάλου αριθμού παραμέτρων.

Παράλληλα, η εκτεταμένη χρήση του στη διεθνή βιβλιογραφία το καθιστά κατάλληλο σημείο αναφοράς για τη σύγκριση αποτελεσμάτων και την ερμηνεία της δυναμικής του κινδύνου στις χρηματοοικονομικές αγορές (Engle, 1982; Bollerslev, 1986; Brooks, 2019).

Το υπόδειγμα GARCH(1,1) καθορίζεται από την εξίσωση της υπό συνθήκη διακύμανσης και δύναται να συνδυαστεί με εναλλακτικές προδιαγραφές της μέσης εξίσωσης, ανάλογα με τη μεθοδολογική προσέγγιση.

Η μέση εξίσωση έχει τη μορφή:

$$r_t = \mu + \phi_1 r_{t-1} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

όπου:

- r_t είναι η λογαριθμική απόδοση της μετοχής στον χρόνο t ,
- μ είναι ο σταθερός όρος (μέση απόδοση),
- ϕ_1 είναι ο συντελεστής του αυτοπαλίνδρομου όρου πρώτης τάξης AR(1),
- θ_1 είναι ο συντελεστής του κινητού μέσου όρου πρώτης τάξης MA(1),
- r_{t-1} είναι η απόδοση της προηγούμενης περιόδου,
- ε_t είναι ο στοχαστικός όρος σφάλματος (καινοτομία) στον χρόνο t ,
- ε_{t-1} είναι το σφάλμα της προηγούμενης περιόδου.

Στη δική μας περίπτωση υιοθετείται απλοποιημένη προδιαγραφή με σταθερό μέσο (constant mean) :

$$r_t = \mu + \varepsilon_t$$

Η επιλογή αυτή αιτιολογείται από τα αποτελέσματα της εμπειρικής εκτίμησης των υποδειγμάτων ARMA όπου για τις περισσότερες μετοχές δεν προέκυψε στατιστικά σημαντική γραμμική εξάρτηση στη μέση των αποδόσεων. Η πρακτική αυτή είναι ευρέως διαδεδομένη στη βιβλιογραφία για ημερήσια χρηματοοικονομικά δεδομένα (Brooks, 2019).

Η εξίσωση της υπό συνθήκη διακύμανσης στο GARCH(1,1) δίνεται από:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 + \beta\sigma_{t-1}^2$$

όπου:

- σ_t^2 είναι η υπό συνθήκη διακύμανση της απόδοσης στον χρόνο t ,
- $\omega > 0$,είναι ο σταθερός όρος της διακύμανσης,
- $\alpha \geq 0$,αποτυπώνει την άμεση επίδραση των πρόσφατων σοκ (ARCH effect),
- $\beta \geq 0$,αποτυπώνει την επιμονή της μεταβλητότητας (GARCH effect).

Για να διασφαλιστεί η θετικότητα της διακύμανσης και η στασιμότητα του υποδείγματος, απαιτείται:

$$\alpha + \beta < 1$$

Η παράμετρος α μετρά την ένταση με την οποία η νέα πληροφορία επηρεάζει άμεσα τη μεταβλητότητα, ενώ η παράμετρος β αποτυπώνει τον βαθμό στον οποίο η μεταβλητότητα διατηρείται στον χρόνο. Τιμές του αθροίσματος $\alpha + \beta$ κοντά στη μονάδα σημαίνουν υψηλή επιμονή της μεταβλητότητας, χαρακτηριστικό στοιχείο που έχει παρατηρηθεί εκτενώς στις χρηματοοικονομικές αγορές (Bollerslev, 1986).

Από την εκτιμημένη υπό συνθήκη διακύμανση σ_t^2 προκύπτει η υπό συνθήκη μεταβλητότητα ως:

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

Η ποσότητα σ_t εκφράζει την ημερήσια υπό συνθήκη τυπική απόκλιση των αποδόσεων και χρησιμοποιείται στα γραφήματα της εργασίας στην ενότητα 6.

Η εκτίμηση του υποδείγματος GARCH(1,1) επιτρέπει την εξαγωγή χρονοσειρών εκτιμημένης μεταβλητότητας, οι οποίες χρησιμοποιούνται τόσο για την περιγραφική ανάλυση όσο και για τη βραχυχρόνια πρόβλεψη του κινδύνου, όπως αναλύεται στις επόμενες ενότητες. Η υπό συνθήκη μεταβλητότητα εκτιμήθηκε με τη χρήση υποδείγματος με σταθερό μέσο (constant mean) όπως είθισται σε ημερήσιες χρηματοοικονομικές αποδόσεις, όπου η δυναμική της μέσης εξίσωσης είναι περιορισμένη (Brooks, 2019).

4.7 Διαγνωστικοί έλεγχοι υποδειγμάτων

Μετά την εκτίμηση της μέσης εξίσωσης μέσω υποδειγμάτων ARMA και της υπό συνθήκη διακύμανσης μέσω του υποδείγματος GARCH, είναι αναγκαία η διενέργεια διαγνωστικών ελέγχων, με σκοπό την αξιολόγηση της καταλληλότητας των εκτιμημένων υποδειγμάτων.

Οι έλεγχοι γίνονται προκειμένου να διαπιστωθεί αν το υπόδειγμα έχει απορροφήσει τη συστηματική δομή των δεδομένων και αν τα κατάλοιπα εμφανίζουν τη στατιστική συμπεριφορά που αναμένεται από ένα σωστά προσδιορισμένο μοντέλο (Tsay, 2010). Η

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

αξιολόγηση βασίζεται στη συμπεριφορά: των τυποποιημένων καταλοίπων και των τετραγώνων αυτών.

Τα τυποποιημένα κατάλοιπα ορίζονται ως:

$$z_t = \frac{\varepsilon_t}{\sigma_t}$$

Όπου:

- ε_t είναι τα κατάλοιπα της μέσης εξίσωσης
- σ_t η εκτιμημένη υπό συνθήκη τυπική απόκλιση από το GARCH υπόδειγμα.

Η ύπαρξη υπολειπόμενης αυτοσυσχέτισης εξετάζεται με τον έλεγχο Ljung-Box (Ljung & Box, 1978), ο οποίος βασίζεται στο ακόλουθο στατιστικό:

$$Q = T(T+2) \sum_{k=1}^m \frac{\hat{\rho}_k^2}{T-k}$$

Όπου:

- T είναι το πλήθος των παρατηρήσεων,
- $\hat{\rho}_k$ η αυτοσυσχέτιση τάξης k ,
- m ο αριθμός των υστερήσεων.

Η μη απόρριψη της μηδενικής υπόθεσης:

$$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_m = 0$$

υποδηλώνει ότι η μέση εξίσωση έχει απορροφήσει ικανοποιητικά τη γραμμική δυναμική των αποδόσεων και ότι τα κατάλοιπα δεν παρουσιάζουν στατιστικά σημαντική αυτοσυσχέτιση (Box & Jenkins, 1976; Tsay, 2010).

Στη συνέχεια, για να εξεταστεί αν παραμένει δομή ετεροσκεδαστικότητας μετά την εκτίμηση του υποδείγματος GARCH, εφαρμόζονται δύο συμπληρωματικοί έλεγχοι:

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

- Ljung-Box στα τετράγωνα των τυποποιημένων καταλοίπων δηλαδή εφαρμόζεται ο ίδιος έλεγχος στα z_t^2 .
- ARCH-LM στα τυποποιημένα κατάλοιπα.

Ο έλεγχος ARCH-LM εφαρμόζεται ξανά στα z_t , με βοηθητική παλινδρόμηση:

$$z_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 z_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q z_{t-q}^2 + u_t$$

Η μη απόρριψη της μηδενικής υπόθεσης:

$$H_0: \alpha_1 = \dots = \alpha_q = 0$$

επιβεβαιώνει ότι το υπόδειγμα GARCH(1,1) έχει περιγράψει επαρκώς τη χρονικά μεταβαλλόμενη μεταβλητότητα και ότι τα κατάλοιπα προσεγγίζουν τη συμπεριφορά λευκού θορύβου (Engle, 1982; Bollerslev, 1986).

Ο έλεγχος Ljung-Box εφαρμόστηκε με 10 υστερήσεις (lags) το οποίο αντιστοιχεί περίπου σε δύο χρηματιστηριακές εβδομάδες και θεωρείται συνήθης πρακτική για ημερήσια χρηματοοικονομικά δεδομένα (Brooks, 2019). Παράλληλα, ο έλεγχος ARCH-LM εφαρμόστηκε με $q = 5$ υστερήσεις, ώστε να διερευνηθεί η ύπαρξη βραχυχρόνιων ARCH επιδράσεων (Tsay, 2010).

4.8 Πρόβλεψη (out-of-sample)

Στο παρόν στάδιο της μεθοδολογικής ανάλυσης πραγματοποιείται πρόβλεψη εκτός δείγματος (out-of-sample) για την αξιολόγηση της προβλεπτικής ικανότητας των εκτιμημένων υποδειγμάτων υπό ρεαλιστικές συνθήκες αγοράς. Σε αντίθεση με την εντός δείγματος (in-sample) προσαρμογή, η οποία εξετάζει το κατά πόσο ένα υπόδειγμα περιγράφει σωστά τα ιστορικά δεδομένα, η out-of-sample πρόβλεψη εστιάζει στην ικανότητα γενίκευσης του μοντέλου σε νέες πληροφορίες. Η διαδικασία αυτή είναι σημαντική στη χρηματοοικονομική οικονομετρία δεδομένου ότι τα χρηματιστηριακά δεδομένα χαρακτηρίζονται από υψηλή μεταβλητότητα και περιορισμένη προβλεψιμότητα στη μέση των αποδόσεων. Η χρήση

προβλέψεων εκτός δείγματος μειώνει τον κίνδυνο υπερπροσαρμογής και επιτρέπει μια πιο αντικειμενική αξιολόγηση της χρησιμότητας των υποδειγμάτων (Brooks, 2019).

Η πρόβλεψη εκτός δείγματος βασίζεται στα εκτιμημένα υποδείγματα της μέσης εξίσωσης και της διακύμανσης και διαχωρίζεται σε δύο διακριτά σκέλη:

- Πρόβλεψη λογαριθμικών αποδόσεων και εξαγωγή προβλέψεων τιμών, με τη μέση εξίσωση ARMA.
- Πρόβλεψη της χρονικά μεταβαλλόμενης μεταβλητότητας, με το υπόδειγμα GARCH(1,1).

Η πρόβλεψη της μέσης συμπεριφοράς των χρηματοοικονομικών αποδόσεων και η πρόβλεψη της μεταβλητότητας αποτελούν δύο πτυχές της ανάλυσης διότι βασίζονται σε διαφορετικά στατιστικά χαρακτηριστικά των χρονοσειρών. Η βιβλιογραφία αναφέρει ότι η μέση των αποδόσεων παρουσιάζει γενικά περιορισμένη ή μηδενική προβλεψιμότητα, το οποίο συνδέεται με την υπόθεση της αποτελεσματικής αγοράς (Brooks, 2019; Tsay, 2010). Αντιθέτως, η μεταβλητότητα εμφανίζει έντονη χρονική εξάρτηση και φαινόμενα συσσώρευσης (volatility clustering), καθιστώντας τη μοντελοποίηση της αναγκαία για περιπτώσεις διαχείρισης χρηματοοικονομικού κινδύνου (Engle, 1982).

4.8.1 Πρόβλεψη αποδόσεων και τιμών μετοχών

Σε αυτό το βήμα της μεθοδολογίας πραγματοποιείται πρόβλεψη εκτός δείγματος (out-of-sample) των λογαριθμικών αποδόσεων και συνεπώς της μελλοντικής πορείας των τιμών των μετοχών. Η πρόβλεψη βασίζεται στη μέση εξίσωση των αποδόσεων, όπως αυτή έχει προσδιοριστεί και εκτιμηθεί μέσω υποδειγμάτων ARMA στο προηγούμενο στάδιο της ανάλυσης.

Η επιλογή της out-of-sample πρόβλεψης επιτρέπει την αξιολόγηση της προβλεπτικής ικανότητας των υποδειγμάτων σε δεδομένα που δεν έχουν χρησιμοποιηθεί κατά την εκτίμηση των παραμέτρων. Ως εκ τούτου διασφαλίζεται ότι τα αποτελέσματα αντικατοπτρίζουν ρεαλιστικές συνθήκες αγοράς (Brooks, 2019).

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

Έστω ότι η μέση εξίσωση των λογαριθμικών αποδόσεων r_t περιγράφεται από ένα υπόδειγμα ARMA(p,q):

$$r_t = \mu + \sum_{i=1}^p \phi_i r_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t$$

όπου:

- r_t είναι η λογαριθμική απόδοση στη χρονική στιγμή t ,
- μ είναι ο σταθερός όρος,
- ϕ_i και θ_j είναι οι εκτιμημένες παράμετροι του υποδείγματος,
- ε_t είναι το σφάλμα της μέσης εξίσωσης.

Με βάση τις εκτιμημένες παραμέτρους, η πρόβλεψη \hat{r}_{t+h} για ορίζοντα h ημερών υπολογίζεται αναδρομικά, χρησιμοποιώντας τις διαθέσιμες πληροφορίες μέχρι τη χρονική στιγμή t (Tsay, 2010).

Οι προβλέψεις των λογαριθμικών αποδόσεων χρησιμοποιούνται στη συνέχεια για την εξαγωγή προβλέψεων των τιμών των μετοχών. Αν P_t είναι η τελευταία παρατηρούμενη τιμή και \hat{r}_{t+i} η προβλεπόμενη λογαριθμική απόδοση για την περίοδο $t + i$, τότε η προβλεπόμενη τιμή για ορίζοντα h ημερών δίνεται από τη σχέση:

$$\hat{P}_{t+h} = P_t \cdot \exp\left(\sum_{i=1}^h \hat{r}_{t+i}\right)$$

Για την περίπτωση πρόβλεψης ενός βήματος μπροστά ($h = 1$), η παραπάνω σχέση απλοποιείται στη μορφή:

$$\hat{P}_{t+1} = P_t \cdot e^{\hat{r}_{t+1}}$$

Η τελική προβλεπόμενη τιμή δεν προκύπτει από τον πολλαπλασιασμό της μέσης απόδοσης με τον αριθμό των ημερών, αλλά από το σωρευτικό άθροισμα των ημερήσιων προβλέψεων, σύμφωνα με την παραπάνω εξίσωση. Η προσέγγιση αυτή είναι σύμφωνη με τη σχετική βιβλιογραφία, η οποία αναφέρει ότι η μέση των χρηματοοικονομικών αποδόσεων εμφανίζει

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

περιορισμένη προβλεψιμότητα, ενώ η κύρια πηγή πληροφορίας για τον κίνδυνο προέρχεται από τη μοντελοποίηση της μεταβλητότητας (Brooks, 2019; Tsay, 2010).

Το υπόδειγμα εκτιμάται με δεδομένα έως το τέλος του δείγματος και στη συνέχεια χρησιμοποιείται χωρίς αναπροσαρμογή των παραμέτρων για την παραγωγή προβλέψεων στον εκτός δείγματος ορίζοντα. Τέλος, η εκτίμηση γίνεται με δεδομένα έως και την 30/06/2025, ενώ η πρόβλεψη εκτός δείγματος αφορά τις επόμενες 30 χρηματιστηριακές ημέρες μετά την ημερομηνία αυτή.

4.8.2 Πρόβλεψη μεταβλητότητας

Σε αυτό το στάδιο της μεθοδολογίας πραγματοποιείται πρόβλεψη εκτός δείγματος (out-of-sample) της υπό συνθήκη μεταβλητότητας των αποδόσεων για την ανάλυση της δυναμικής του χρηματοοικονομικού κινδύνου.

Ως χρονικό όριο ορίζεται η 30/06/2025. Το υπόδειγμα εκτιμάται με τη χρήση δεδομένων έως και την παραπάνω ημερομηνία, ενώ οι προβλέψεις πραγματοποιούνται για ορίζοντα 30 χρηματιστηριακών ημερών (trading days). Οι προβλέψεις παράγονται με σταθερό παράθυρο εκτίμησης (fixed estimation window), χωρίς επαναεκτίμηση των παραμέτρων κατά τη διάρκεια του ορίζοντα πρόβλεψης.

Η πρόβλεψη της μεταβλητότητας βασίζεται στο εκτιμημένο υπόδειγμα GARCH(1,1) και πραγματοποιείται, αξιοποιώντας τις εκτιμημένες παραμέτρους του υποδείγματος και τις τελευταίες διαθέσιμες τιμές των καταλοίπων και της υπό συνθήκη διακύμανσης, σύμφωνα με τη σχετική βιβλιογραφία (Tsay, 2010).

Η προβλεπόμενη μεταβλητότητα προκύπτει από την εκτιμημένη υπό συνθήκη διακύμανση ως εξής:

$$\hat{\sigma}_t = \sqrt{\hat{\sigma}_t^2}$$

όπου $\hat{\sigma}_t^2$ είναι η προβλεπόμενη υπό συνθήκη διακύμανση της απόδοσης στη χρονική στιγμή t . Η $\hat{\sigma}_t$ εκφράζει τη μεταβλητότητα της απόδοσης και χρησιμοποιείται ως μέτρο κινδύνου,

καθώς βρίσκεται στην ίδια μονάδα μέτρησης με τις αποδόσεις και ερμηνεύεται πιο άμεσα (Tsay, 2010; Brooks, 2019).

4.9 Ανάλυση σε περιόδους κρίσεων

Η ανάλυση των χρηματιστηριακών χρονοσειρών σε περιόδους κρίσεων αποτελεί κρίσιμο στάδιο της μεθοδολογίας. Οι κρίσεις συνδέονται ενίοτε με μεταβολές τιμών, συσσώρευση μεταβλητότητας (volatility clustering) και ενίσχυση μη γραμμικών φαινομένων τα οποία επηρεάζουν την απόδοση των υποδειγμάτων πρόβλεψης (Cont, 2001).

Η ανάλυση επικεντρώνεται σε δύο περιόδους συστημικής κρίσης:

- α) την παγκόσμια χρηματοπιστωτική κρίση του 2008 και
- β) την κρίση της πανδημίας Covid-19 το 2020.

Για τη σύγκριση των περιόδων εξετάζουμε την περίοδο του 2008 από το διάστημα από 01/01/2008 έως 31/12/2009 ώστε να καλύπτει τόσο το αρχικό σοκ όσο και την παρατεταμένη περίοδο αυξημένης αβεβαιότητας και έντονης μεταβλητότητας (Reinhart & Rogoff, 2009) και για την περίοδο της πανδημίας Covid-19 από 01/02/2020 έως 31/12/2020 το οποίο περιλαμβάνει το αρχικό σοκ των αγορών και την περίοδο χρηματοοικονομικής αβεβαιότητας που ακολούθησε την εξάπλωση της πανδημίας (Baker, Bloom & Davis, 2020).

Για τη συγκριτική ανάλυση της μεταβλητότητας, εκτιμάται υπόδειγμα GARCH(1,1) στις ημερήσιες λογαριθμικές αποδόσεις κάθε μετοχής, οι οποίες υπολογίζονται από τις προσαρμοσμένες τιμές κλεισίματος (Adjusted Close) ως $\ln(P_t) - \ln(P_{t-1})$ και εκφράζονται σε ποσοστιαίες μονάδες. Από την εκτίμηση εξάγεται η υπό συνθήκη τυπική απόκλιση $\hat{\sigma}_t$, η οποία χρησιμοποιείται ως μέτρο ημερήσιου κινδύνου. Στη συνέχεια υπολογίζεται ο μέσος όρος της $\hat{\sigma}_t$, ώστε να συγκριθεί η ένταση της μεταβλητότητας ανά μετοχή μεταξύ των δύο περιόδων.

Ο στόχος της ανάλυσης είναι η διερεύνηση του κατά πόσο:

- η ένταση και η επιμονή της μεταβλητότητας αυξάνονται κατά τις περιόδους κρίσης,
- τα υποδείγματα GARCH καταγράφουν αποτελεσματικά τη μεταβολή του κινδύνου,
- η συμπεριφορά της μεταβλητότητας διαφοροποιείται σε σχέση με περιόδους κανονικότητας.

Η προσέγγιση αυτή επιτρέπει την αξιολόγηση της σταθερότητας των οικονομετρικών υποδειγμάτων υπό διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας των χρηματοπιστωτικών αγορών, στοιχείο σημαντικό για εφαρμογές διαχείρισης κινδύνου και χρηματοοικονομικής πρόβλεψης (Engle, 1982; Brooks, 2019).

4.10 Χρήση του δείκτη VIX στην ανάλυση μεταβλητότητας

Ο VIX θεωρείται στη βιβλιογραφία δείκτης της αναμενόμενης μεταβλητότητας και χρησιμοποιείται ως δείκτης συστημικού κινδύνου (Whaley, 2009). Η ένταξη του δείκτη VIX στη μεθοδολογία λειτουργεί συμπληρωματικά στην ανάλυση και στην ερμηνεία των αποτελεσμάτων.

Σε γενικές γραμμές, οι χαμηλές τιμές του VIX (κάτω από τις 20 μονάδες) συνδέονται με περιόδους σχετικής ηρεμίας και μεταβλητότητας, οι τιμές μεταξύ 20 και 30 μονάδων υποδηλώνουν αυξημένη αβεβαιότητα και οι τιμές άνω των 30 μονάδων θεωρούνται ενδεικτικές αυξημένου συστημικού κινδύνου, όπως παρατηρείται σε περιόδους κρίσεων (Whaley, 2009).

Συγκεκριμένα, η διαδικασία της ανάλυσης περιλαμβάνει τα εξής βήματα: Υπολογίζεται ο συντελεστής συσχέτισης Pearson μεταξύ του δείκτη VIX και της μεταβλητότητας κάθε μετοχής, με σκοπό την ποσοτική αξιολόγηση του βαθμού στον οποίο διαφορετικοί κλάδοι επηρεάζονται από την αβεβαιότητα της αγοράς (Brooks, 2019). Επιπροσθέτως, χρησιμοποιείται γράφημα από το υπολογιστικό περιβάλλον V-Lab (NYU Stern), το οποίο απεικονίζει τη σύγκριση του δείκτη VIX με τη μεταβλητότητα του δείκτη S&P 500. Το γράφημα αξιοποιείται για οπτική σύγκριση και το σχολιασμό των περιόδων αυξημένης αβεβαιότητας, δίχως να αποτελεί αντικείμενο περαιτέρω οικονομετρικής ανάλυσης.

Ο συντελεστής συσχέτισης Pearson ορίζεται ως:

$$\rho_{VIX,\sigma_i} = \frac{\sum_{t=1}^T (VIX_t - \bar{VIX}) (\hat{\sigma}_{i,t} - \bar{\sigma}_i)}{\sqrt{\sum_{t=1}^T (VIX_t - \bar{VIX})^2} \sqrt{\sum_{t=1}^T (\hat{\sigma}_{i,t} - \bar{\sigma}_i)^2}}$$

όπου:

- \bar{VIX} = μέση τιμή του VIX,
- $\bar{\sigma}_i$ = μέση εκτιμημένη μεταβλητότητα της μετοχής i ,
- T = αριθμός ημερήσιων παρατηρήσεων.

Τιμές κοντά στο +1 υποδηλώνουν ισχυρή θετική γραμμική συσχέτιση, δηλαδή αύξηση της μεταβλητότητας της μετοχής σε περιόδους αυξημένης αβεβαιότητας της αγοράς, ενώ τιμές κοντά στο 0 υποδηλώνουν ασθενή ή ανύπαρκτη γραμμική σχέση (Brooks, 2019).

Οι συντελεστές Spearman και Kendall δεν επιλέγονται, καθώς η ανάλυση εστιάζει σε γραμμικές σχέσεις και η χρήση του Pearson διευκολύνει τη σύγκριση των αποτελεσμάτων με προηγούμενες εμπειρικές μελέτες.

5. ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΚΑΙ ΓΡΑΦΗΜΑΤΑ

5.1 Πηγή και χαρακτηριστικά δεδομένων

Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται αφορούν ημερήσιες τιμές μετοχών πέντε εισηγμένων εταιρειών από διαφορετικούς οικονομικούς κλάδους της αμερικανικής χρηματιστηριακής αγοράς. Συγκεκριμένα, το δείγμα περιλαμβάνει τις μετοχές των NVIDIA Corporation (τεχνολογία), Pfizer Inc. (υγεία), Exxon Mobil Corporation (ενέργεια), Lockheed Martin Corporation (αμυντική βιομηχανία) και JPMorgan Chase & Co. (τραπεζικός κλάδος). Η επιλογή των εταιρειών αυτών επιτρέπει τη μελέτη της συμπεριφοράς των τιμών και της μεταβλητότητας σε διαφορετικά οικονομικά περιβάλλοντα.

Η χρονική περίοδος της ανάλυσης εκτείνεται από τον Ιούλιο του 2005 έως και τον Ιούνιο του 2025, καλύπτοντας περιόδους όπως η παγκόσμια χρηματοπιστωτική κρίση του 2008 και η κρίση της πανδημίας Covid-19 το 2020. Η μακρά αυτή χρονική κάλυψη επιτρέπει την εξέταση της συμπεριφοράς των χρονοσειρών υπό διαφορετικές συνθήκες αγοράς. Οι ημερήσιες τιμές κλεισίματος των μετοχών αντλήθηκαν μέσω της βιβλιοθήκης yfinance της γλώσσας Python, η οποία παρέχει πρόσβαση σε ιστορικά χρηματοοικονομικά δεδομένα που προέρχονται από τη βάση δεδομένων του Yahoo Finance. Η επεξεργασία και ανάλυση των δεδομένων πραγματοποιήθηκε στο περιβάλλον του Kaggle, το οποίο επιτρέπει την αναπαραγωγίμη εκτέλεση κώδικα και τη διαχείριση μεγάλων χρονοσειρών.

Για κάθε μετοχή χρησιμοποιούνται προσαρμοσμένες τιμές κλεισίματος (adjusted closing prices). Η συχνότητα των δεδομένων είναι ημερήσια, όπου οι παρατηρήσεις ορίζονται βάσει εργάσιμων ημερών διαπραγμάτευσης (trading days), ενώ τυχόν ελλείπουσες τιμές αντιμετωπίστηκαν μέσω κατάλληλων διαδικασιών καθαρισμού, ώστε να διασφαλιστεί η συνέπεια των χρονοσειρών. Τα δεδομένα αυτά αποτελούν τη βάση για τον υπολογισμό των λογαριθμικών αποδόσεων και την εφαρμογή των οικονομετρικών υποδειγμάτων πρόβλεψης που παρουσιάζονται στα επόμενα κεφάλαια (Brooks, 2019).

5.2 Περιγραφική στατιστική αποδόσεων

Η περιγραφική στατιστική των ημερήσιων λογαριθμικών αποδόσεων παρέχει μια πρώτη συνολική εικόνα της συμπεριφοράς των εξεταζόμενων μετοχών και αποτελεί βασικό στάδιο πριν από την εφαρμογή οικονομετρικών υποδειγμάτων. Ο Πίνακας 1 παρουσιάζει τα βασικά περιγραφικά στατιστικά των ημερήσιων λογαριθμικών αποδόσεων για τις πέντε μετοχές του δείγματος: τον μέσο όρο, την τυπική απόκλιση, τις ακραίες τιμές, καθώς και τα μέτρα ασυμμετρίας (skewness) και κύρτωσης (kurtosis).

Αρχικά, παρατηρείται ότι οι μέσες ημερήσιες αποδόσεις είναι πολύ μικρές και κοντά στο μηδέν για το σύνολο των μετοχών που εξετάζουμε. Το αποτέλεσμα είναι αναμενόμενο στις χρηματοοικονομικές χρονοσειρές και υποδηλώνει ότι δεν υπάρχει συγκεκριμένη κατεύθυνση στη μέση συμπεριφορά των αποδόσεων. Η τυπική απόκλιση η οποία χρησιμοποιείται ως βασικό μέτρο μεταβλητότητας και κινδύνου (Tsay, 2010), παρουσιάζει διαφορές μεταξύ των μετοχών. Η μετοχή της NVIDIA Corporation εμφανίζει τη μεγαλύτερη μεταβλητότητα που μεταφράζεται σε υψηλότερο επενδυτικό κίνδυνο, ενώ χαμηλότερη μεταβλητότητα παρατηρείται στις μετοχές της Pfizer Inc. και της Lockheed Martin Corporation. Οι τιμές του ελάχιστου και του μέγιστου υποδηλώνουν ότι σε ορισμένες περιόδους υπήρξαν έντονες ημερήσιες διακυμάνσεις, κυρίως στη μετοχή της NVIDIA Corporation, το οποίο αποδεικνύει την παρουσία ισχυρών θετικών και αρνητικών σοκ στις αγορές.

Έπειτα, οι τιμές της ασυμμετρίας είναι γενικά χαμηλές, χωρίς να παρατηρείται έντονη ασυμμετρία. Επομένως, οι κατανομές των αποδόσεων δεν παρουσιάζουν έντονη κλίση προς τη μία ή την άλλη πλευρά. Αντιθέτως, οι τιμές της κύρτωσης είναι υψηλές για όλες τις μετοχές. Αυτό σημαίνει ότι οι κατανομές των αποδόσεων έχουν τις λεγόμενες παχιές ουρές, δηλαδή εμφανίζουν ακραίες τιμές συχνότερα από ό,τι θα αναμενόταν σε μια κανονική κατανομή. Αυτό αποτελεί χαρακτηριστικό γνώρισμα των χρηματοοικονομικών αποδόσεων και δικαιολογεί τη χρήση υποδειγμάτων μεταβλητότητας (Brooks, 2019; Cont, 2001).

Τα παραπάνω χαρακτηριστικά αποτελούν τυπικά εμπειρικά γνωρίσματα (stylized facts) των χρηματοοικονομικών χρονοσειρών και επιβεβαιώνουν ότι οι αποδόσεις δεν ακολουθούν

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

κανονική κατανομή, αλλά εμφανίζουν χρονικά μεταβαλλόμενη μεταβλητότητα και αυξημένη πιθανότητα ακραίων γεγονότων (Brooks, 2019).

Μετοχή	N	M.O.	Τυπ. Απόκλιση	Ελάχιστο	Μέγιστο	Ασυμμετρία	Κύρτωση
JPMorgan Chase & Co.	5029	0,0005	0,0229	-0,2323	0,2239	0,252	17,602
Lockheed Martin Corporation	5029	0,0005	0,0145	-0,1365	0,1019	-0,603	10,668
NVIDIA Corporation	5029	0,0013	0,0310	-0,3671	0,2609	-0,299	8,829
Pfizer Inc.	5029	0,0002	0,0147	-0,1123	0,1031	-0,053	5,980
Exxon Mobil Corporation	5029	0,0003	0,0168	-0,1503	0,1586	-0,092	9,741

Πίνακας 1. Περιγραφικά στατιστικά ημερήσιων λογαριθμικών αποδόσεων

Πηγή: Υπολογισμοί βάσει δεδομένων τιμών μετοχών από το Yahoo Finance μέσω της βιβλιοθήκης yfinance (επεξεργασία στο περιβάλλον Kaggle)

5.3 Γράφημα τιμών

Η γραφική απεικόνιση των ημερήσιων προσαρμοσμένων τιμών κλεισίματος των μετοχών NVIDIA Corporation, Pfizer Inc., Exxon Mobil Corporation, Lockheed Martin Corporation και JPMorgan Chase & Co. για την περίοδο 01/07/2005 - 30/06/2025 παρέχει μια συνολική εικόνα της μακροχρόνιας πορείας τους και αναδεικνύει βασικά χαρακτηριστικά της δυναμικής των αγορών.

Κοινό στοιχείο και για τις πέντε μετοχές είναι η μη στάσιμη συμπεριφορά των τιμών, με την ύπαρξη μακροχρόνιων ανοδικών ή καθοδικών τάσεων και έντονων διακυμάνσεων σε συγκεκριμένες χρονικές περιόδους. Το στοιχείο αυτό είναι σύμφωνο με τη διεθνή βιβλιογραφία, σύμφωνα με την οποία οι χρηματιστηριακές τιμές συχνά προσεγγίζουν συμπεριφορά τύπου τυχαίου περιπάτου και να ενσωματώνουν διαχρονικά νέα πληροφορία (Fama, 1970). Εμφανείς είναι και οι έντονες διαταραχές κατά την παγκόσμια χρηματοπιστωτική κρίση του 2008, όπου το σύνολο των μετοχών παρουσιάζει απότομες

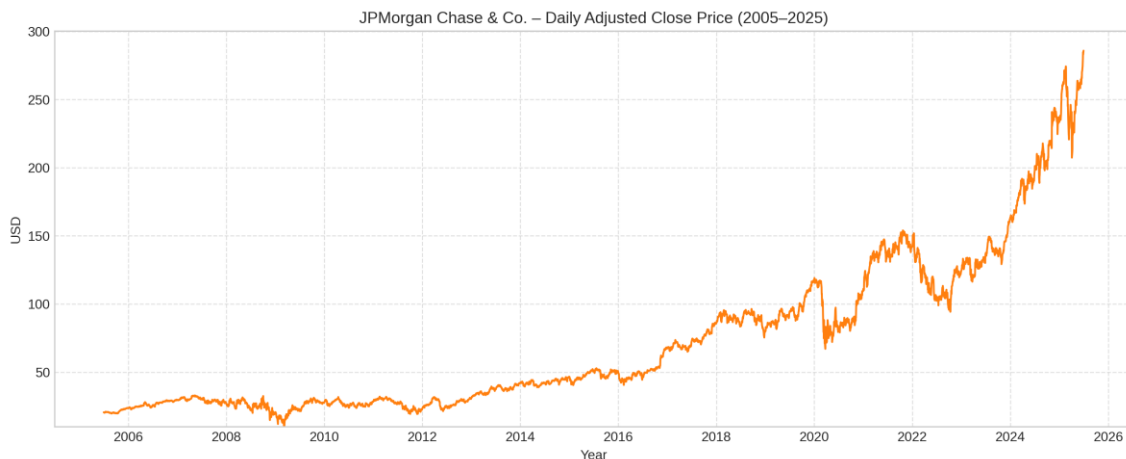
Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

πτώσεις τιμών, καθώς και κατά την περίοδο της πανδημίας Covid-19 το 2020, όπου παρατηρούνται αιφνίδιες μεταβολές και αυξημένη αβεβαιότητα (Cont, 2001).

Παράλληλα, διαπιστώνονται σημαντικές διαφοροποιήσεις στη μακροχρόνια πορεία των τιμών ανάλογα με τον κλάδο δραστηριότητας. Η μετοχή της NVIDIA Corporation εμφανίζει έντονη ανοδική τάση τα τελευταία έτη, αντανακλώντας τη δυναμική του τεχνολογικού κλάδου, ενώ η Exxon Mobil Corporation και η Lockheed Martin Corporation παρουσιάζουν ισχυρή συσχέτιση με ενεργειακούς και γεωπολιτικούς παράγοντες. Η JPMorgan Chase & Co. αντανακλά σε μεγάλο βαθμό τις εξελίξεις στον χρηματοπιστωτικό τομέα, ενώ η Pfizer Inc. εμφανίζει πιο αμυντική συμπεριφορά, με μικρότερης έντασης μακροχρόνιες διακυμάνσεις.

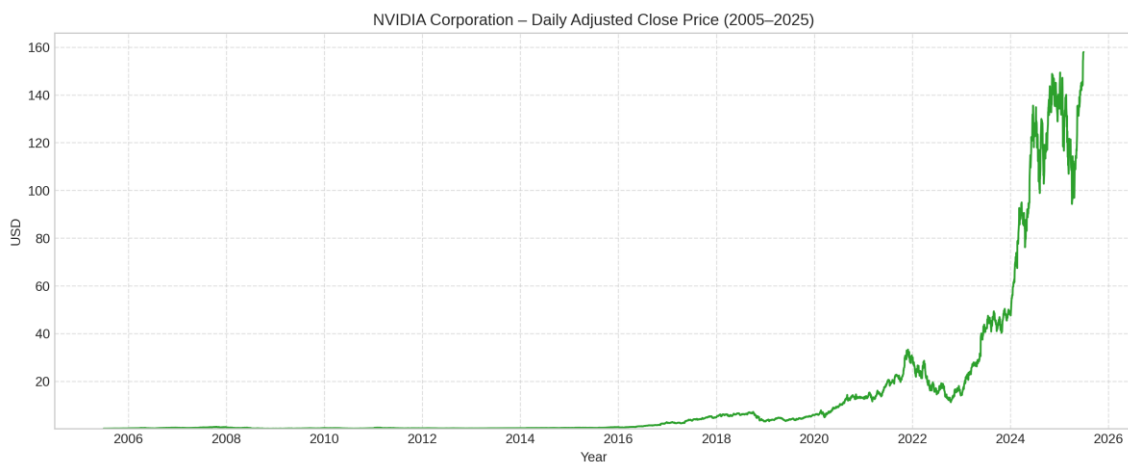
Η ανάλυση των τιμών επιβεβαιώνει ότι οι χρηματιστηριακές χρονοσειρές παρουσιάζουν τάσεις, διαρθρωτικές αλλαγές και έντονα σοκ, το οποίο επιβάλλει τη χρήση λογαριθμικών αποδόσεων αντί των επιπέδων των τιμών για την εφαρμογή οικονομετρικών υποδειγμάτων όπως επισημαίνεται και στη σχετική βιβλιογραφία (Brooks, 2019; Tsay, 2010).

Παρακάτω παρουσιάζονται διαγράμματα κάθε μετοχής όπου αποτυπώνεται η διαχρονική εξέλιξη της τιμής και ένα κοινό διάγραμμα τιμών όλων των μετοχών, το οποίο επιτρέπει τη συγκριτική παρατήρηση της απόλυτης πορείας των τιμών.



Σχήμα 1. Εξέλιξη της τιμής της μετοχής JP Morgan Chase & Co.

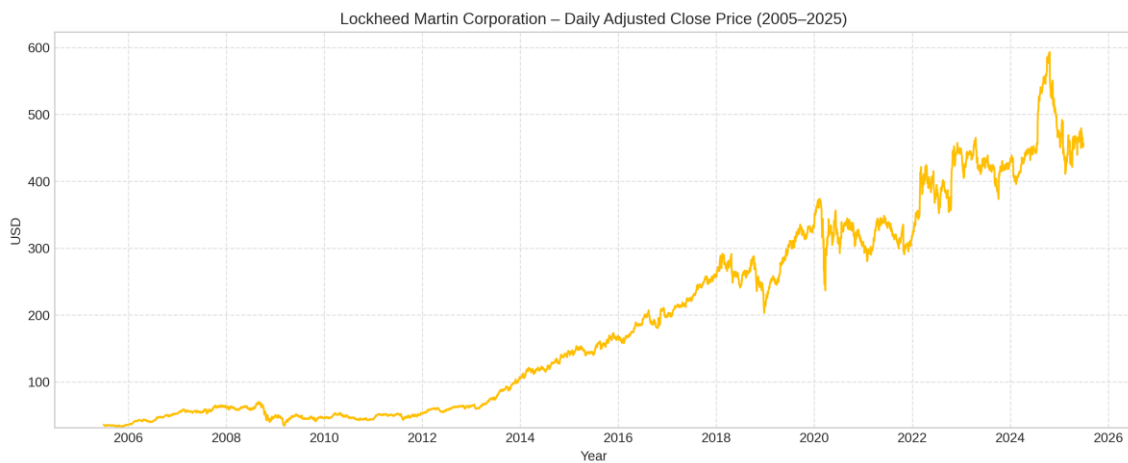
Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών



Σχήμα 2. Εξέλιξη της τιμής της μετοχής NVIDIA Corporation

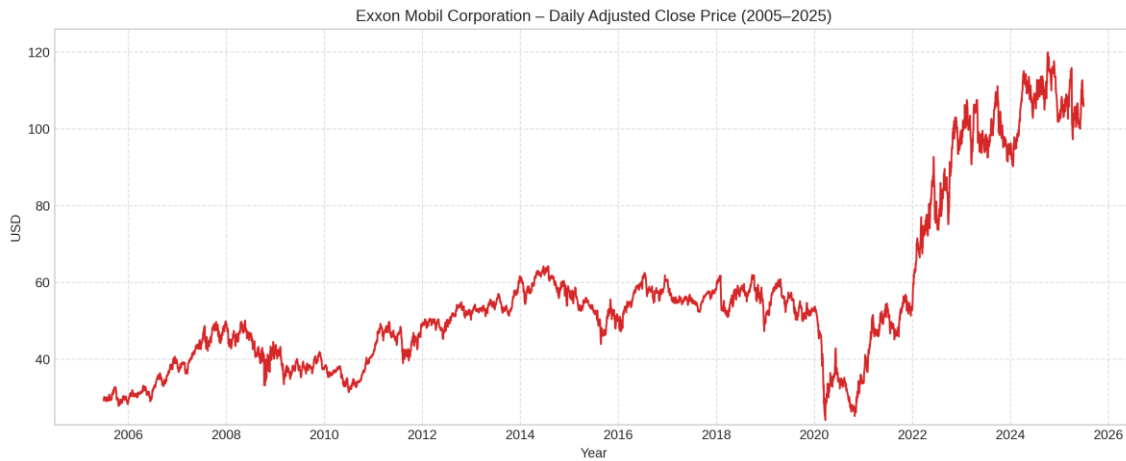


Σχήμα 3. Εξέλιξη της τιμής της μετοχής Pfizer Inc.

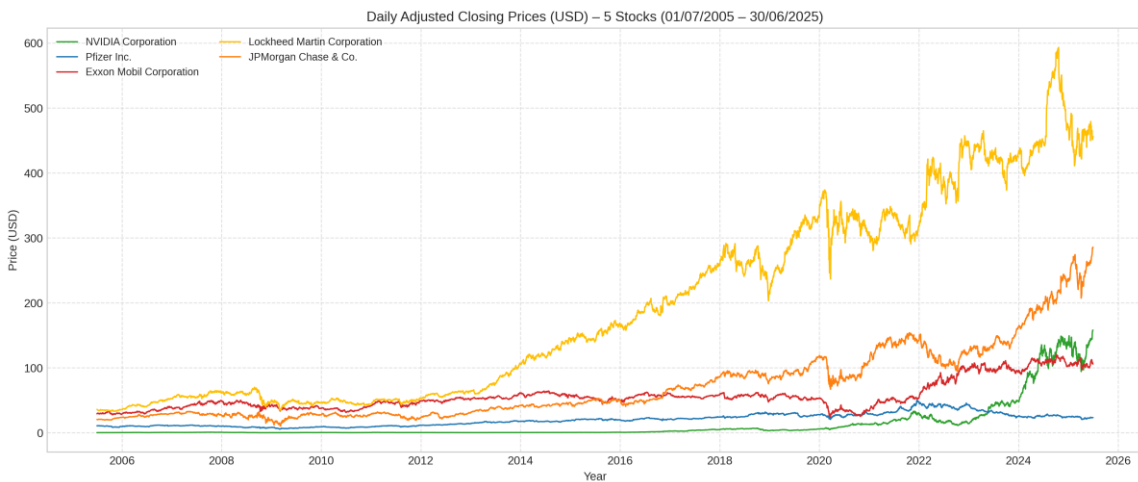


Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

Σχήμα 4. Εξέλιξη της τιμής της μετοχής Lockheed Martin Corporation



Σχήμα 5. Εξέλιξη της τιμής της μετοχής Exxon Mobil Corporation



Σχήμα 6. Εξέλιξη της τιμής μετοχών

5.4 Γράφημα αποδόσεων

Στην ενότητα 5.4. παρουσιάζονται τα γραφήματα των ημερήσιων λογαριθμικών αποδόσεων για τις πέντε μετοχές του δείγματος: NVIDIA Corporation, Pfizer Inc., Exxon Mobil Corporation, Lockheed Martin Corporation και JPMorgan Chase & Co., για την περίοδο από 01/07/2005 έως 30/06/2025. Οι αποδόσεις υπολογίζονται ως η διαφορά των φυσικών

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

λογαρίθμων διαδοχικών τιμών κλεισίματος και αποτελούν τη βασική μεταβλητή ανάλυσης στη χρηματοοικονομική οικονομετρία.

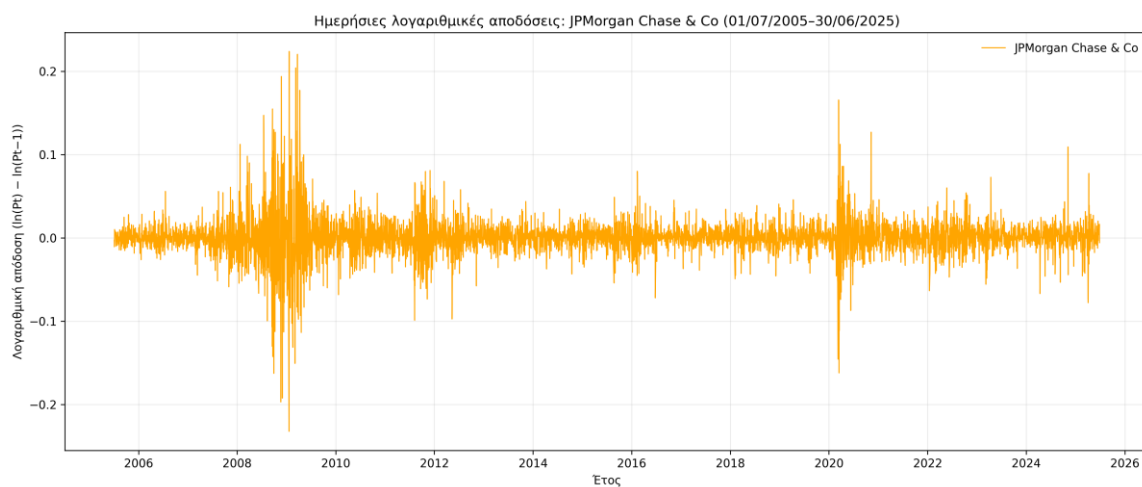
Η μετάβαση από τις τιμές στις αποδόσεις είναι απαραίτητη καθώς οι τιμές των μετοχών εμφανίζουν μη-στασιμότητα και έντονες μακροχρόνιες τάσεις, ενώ οι αποδόσεις παρουσιάζουν συνήθως στατιστικές ιδιότητες που επιτρέπουν την εφαρμογή οικονομετρικών υποδειγμάτων. Τα γραφήματα των αποδόσεων επιτρέπουν την οπτική διερεύνηση της συμπεριφοράς των χρονοσειρών και τη διαπίστωση βασικών χαρακτηριστικών που έχουν τεκμηριωθεί στη διεθνή βιβλιογραφία.

Από τα γραφήματα παρατηρείται ότι οι αποδόσεις κινούνται γύρω από τον μηδενικό μέσο όρο, χωρίς εμφανή μακροχρόνια τάση, γεγονός που αποτελεί ένδειξη ασθενούς στασιμότητας (Tsay, 2010). Παράλληλα, παρατηρούνται περίοδοι έντονης μεταβλητότητας, κατά τις οποίες εμφανίζονται μεγάλες θετικές ή αρνητικές μεταβολές, ακολουθούμενες από περιόδους σχετικής ηρεμίας. Το φαινόμενο αυτό είναι γνωστό ως volatility clustering (Brooks, 2019) και αποτελεί βασικό stylized fact των χρηματοοικονομικών αγορών. Έντονες αιχμές (spikes) στις αποδόσεις εμφανίζονται σε περιόδους κρίσεων, όπως κατά την παγκόσμια χρηματοπιστωτική κρίση του 2008 και την πανδημία Covid-19 το 2020.

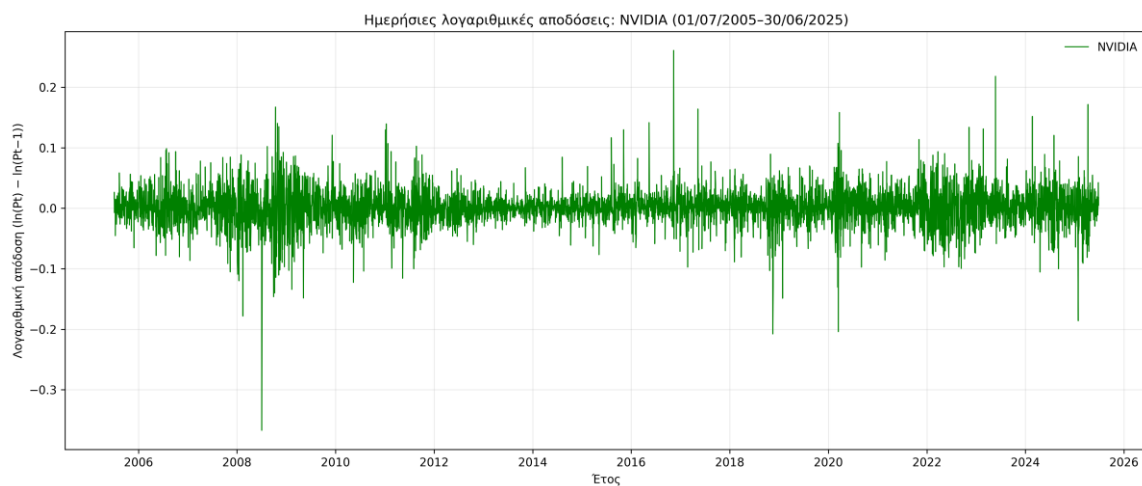
Συνολικά, τα γραφήματα των αποδόσεων επιβεβαιώνουν ότι η διακύμανσή τους μεταβάλλεται έντονα στον χρόνο. Το αποτέλεσμα αυτό αποτελεί τη βάση για την εφαρμογή ελέγχων στασιμότητας και ετεροσκεδαστικότητας, καθώς και για την εκτίμηση υποδειγμάτων πρόβλεψης μεταβλητότητας.

Ακολουθούν τα χρονοδιαγράμματα των ημερήσιων λογαριθμικών αποδόσεων των εξεταζόμενων μετοχών για την περίοδο 2005-2025, τα οποία χρησιμοποιούνται ως βάση για τη στατιστική και οικονομετρική ανάλυση που παρουσιάζεται στις επόμενες ενότητες.

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

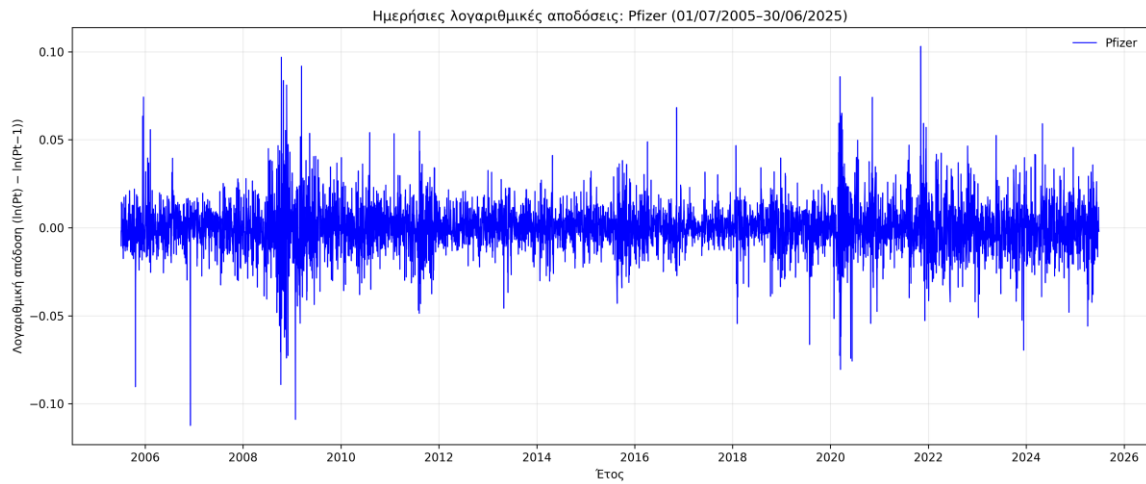


Σχήμα 7. Λογαριθμικές αποδόσεις - JPMorgan Chase & Co.

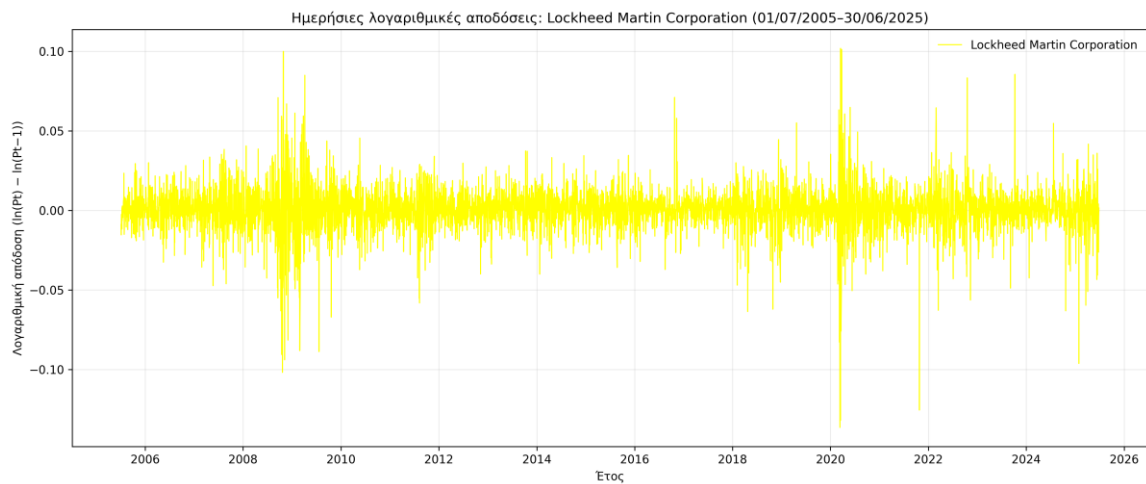


Σχήμα 8. Λογαριθμικές αποδόσεις - NVIDIA Corporation

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

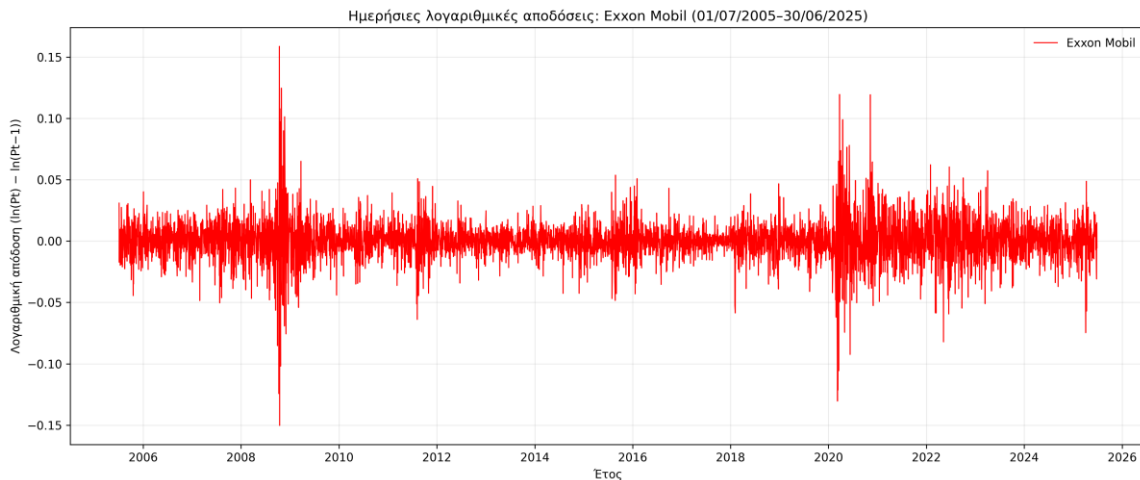


Σχήμα 9. Λογαριθμικές αποδόσεις - Pfizer Inc.



Σχήμα 10. Λογαριθμικές αποδόσεις - Lockheed Martin Corporation

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών



Σχήμα 11. Λογαριθμικές αποδόσεις - Exxon Mobil Corporation

5.5 Δείκτης VIX (CBOE Volatility Index)

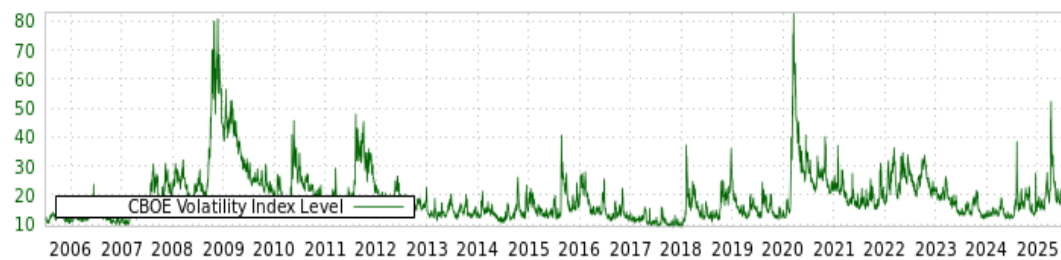
Στη μελέτη χρησιμοποιείται συμπληρωματικά και ο δείκτης VIX (CBOE Volatility Index), για την περίοδο που εξετάζουμε: 2005-2025, ο οποίος αποτυπώνει τη συνολική αβεβαιότητα της χρηματιστηριακής αγοράς (Whaley, 2009).

Χαμηλές τιμές του VIX (κάτω από 15-20) υποδηλώνουν περιόδους σταθερότητας και αισιοδοξίας στις αγορές, ενώ υψηλές τιμές (άνω των 30 μονάδων) συνδέονται με αυξημένο φόβο, έντονη αβεβαιότητα και συνήθως με περιόδους κρίσεων (Brooks, 2019).

Από το γράφημα προκύπτει ότι ο δείκτης παρουσιάζει έντονη αυξητική πορεία σε περιόδους όπως κατά τη διάρκεια της χρηματοπιστωτικής κρίσης του 2008 και της πανδημίας Covid-19 το 2020, το οποίο επιβεβαιώνει τον ρόλο του ως δείκτη γενικότερης αβεβαιότητας της αγοράς.

Το Σχήμα 12 παρουσιάζει τη διαχρονική πορεία του δείκτη VIX.

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών



Σχήμα 12. Διαχρονική εξέλιξη του δείκτη VIX (ετήσια αναμενόμενη μεταβλητότητα, 2005-2025)

Πηγή: NYU Stern V-Lab (CBOE Volatility Index)

6. ΕΜΠΕΙΡΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

6.1 Αποτελέσματα ελέγχου στασιμότητας (ADF)

Τα αποτελέσματα του ελέγχου Augmented Dickey-Fuller (ADF) για τις ημερήσιες λογαριθμικές αποδόσεις των μετοχών NVIDIA Corporation, Pfizer Inc., Exxon Mobil Corporation, Lockheed Martin Corporation και JPMorgan Chase & Co. για την περίοδο 01/07/2005-30/06/2025 παρουσιάζονται στον Πίνακα 2.

Ο έλεγχος πραγματοποιήθηκε με σταθερό όρο ($\text{regression} = "c"$), ώστε να επιτραπεί στη μέση τιμή των αποδόσεων να διαφέρει από το μηδέν, ενώ ο αριθμός των υστερήσεων επιλέχθηκε αυτόματα βάσει του κριτηρίου πληροφορίας AIC. Η διαδικασία αυτή συμβάλλει στον περιορισμό της αυτοσυσχέτισης στα κατάλοιπα και διασφαλίζει την αξιοπιστία του ελέγχου.

Για όλες τις χρονοσειρές, το στατιστικό ADF λαμβάνει τιμές σημαντικά χαμηλότερες από τις αντίστοιχες κρίσιμες τιμές στα επίπεδα σημαντικότητας 1%, 5% και 10%, ενώ τα p-values είναι μικρότερα του 0.001. Ως εκ τούτου, απορρίπτεται η μηδενική υπόθεση ύπαρξης μοναδιαίας ρίζας το οποίο τεκμηριώνει ότι οι ημερήσιες λογαριθμικές αποδόσεις όλων των μετοχών του δείγματος είναι στάσιμες.

Ο αριθμός των υστερήσεων που επέλεξε το κριτήριο AIC διαφέρει μεταξύ των μετοχών (π.χ. 0 για τη Lockheed Martin Corporation και 32 για τη JPMorgan Chase & Co.) το οποίο υποδηλώνει ότι οι χρονοσειρές έχουν διαφορετική δυναμική, χωρίς όμως να αλλάζει το βασικό συμπέρασμα ότι όλες είναι στάσιμες.

Αξίζει να σημειωθεί ότι το μεγάλο μέγεθος του δείγματος και η έντονη στασιμότητα των χρηματοοικονομικών αποδόσεων ενδέχεται να οδηγούν σε ιδιαίτερα χαμηλές τιμές του στατιστικού ADF. Ωστόσο, η ερμηνεία του ελέγχου βασίζεται στην απόρριψη ή μη της μηδενικής υπόθεσης μέσω των κρίσιμων τιμών και των p-values και όχι στο απόλυτο μέγεθος του στατιστικού (Enders, 2014; Brooks, 2019).

Σε συνολικό επίπεδο, τα αποτελέσματα του ελέγχου ADF επιβεβαιώνουν ότι οι χρονοσειρές ημερήσιων λογαριθμικών αποδόσεων είναι στάσιμες, ικανοποιώντας την προϋπόθεση για την

εκτίμηση υποδειγμάτων ARMA για τη μέση εξίσωση και υποδειγμάτων GARCH για τη μοντελοποίηση της μεταβλητότητας.

Stock	N	ADF Statistic	p-value	Lags Used	Critical V. (1%)	Critical V. (5%)	Critical V. (10%)
NVIDIA Corporation	5029	-14,306	< 0,001	20	-3,432	-2,862	-2,567
Pfizer Inc.	5029	-18,120	< 0,001	15	-3,432	-2,862	-2,567
Exxon Mobil Corporation	5029	-54,190	< 0,001	1	-3,432	-2,862	-2,567
Lockheed Martin Corporation	5029	-75,548	< 0,001	0	-3,432	-2,862	-2,567
JPMorgan Chase & Co.	5029	-11,887	< 0,001	32	-3,432	-2,862	-2,567

Πίνακας 2. Αποτελέσματα ελέγχου στασιμότητας ADF

6.2 Αποτελέσματα Μέσης Εξίσωσης (ARMA)

Τα αποτελέσματα της εκτίμησης του υποδείγματος ARMA(1,1) για τις ημερήσιες λογαριθμικές αποδόσεις των μετοχών NVIDIA Corporation, Pfizer Inc., Exxon Mobil Corporation, Lockheed Martin Corporation και JPMorgan Chase & Co. παρουσιάζονται στον Πίνακα 3.

Οι εκτιμήσεις των συντελεστών AR(1) και MA(1), καθώς και οι αντίστοιχες τιμές p-value, επιτρέπουν την αξιολόγηση της ύπαρξης γραμμικής εξάρτησης στη μέση των αποδόσεων. Για τις μετοχές JPMorgan Chase & Co., Lockheed Martin Corporation, NVIDIA Corporation και Pfizer Inc., τόσο οι συντελεστές AR(1) όσο και οι συντελεστές MA(1) δεν είναι στατιστικά σημαντικοί. Οι τιμές p-value υπερβαίνουν το επίπεδο σημαντικότητας του 5%. Ως εκ τούτου δεν εντοπίζεται ουσιαστική γραμμική αυτοσυσχέτιση στη μέση των λογαριθμικών αποδόσεων των συγκεκριμένων μετοχών, σύμφωνα με τη θεωρία της αποτελεσματικής αγοράς και την ευρύτερη βιβλιογραφία για τις χρηματοοικονομικές αποδόσεις.

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

Αντιθέτως, για τη μετοχή της Exxon Mobil Corporation, οι εκτιμήσεις των συντελεστών AR(1) και MA(1) είναι στατιστικά σημαντικές σε επίπεδο σημαντικότητας 1% (p-values < 0,001). Ο θετικός συντελεστής AR(1): 0,3588, παρουσιάζει θετική εξάρτηση των αποδόσεων από την αμέσως προηγούμενη ημέρα, ενώ το αρνητικό πρόσημο του MA(1) (-0,4371) υποδηλώνει ότι το μοντέλο προσαρμόζεται διορθωτικά στα σφάλματα των προηγούμενων περιόδων. Η περίπτωση της Exxon Mobil Corporation διαφοροποιείται από τις υπόλοιπες μετοχές, καθώς είναι η μόνη που εμφανίζει στατιστικά σημαντική γραμμική εξάρτηση στις αποδόσεις της, γεγονός που ενδέχεται να σχετίζεται με τις ιδιαιτερότητες του κλάδου ενέργειας και την επίδραση εξωγενών παραγόντων.

Τα αποτελέσματα της εκτίμησης του υποδείγματος ARMA(1,1) επιβεβαιώνουν ότι για την πλειονότητα των μετοχών του δείγματος, οι ημερήσιες λογαριθμικές αποδόσεις προσεγγίζουν τη συμπεριφορά του λευκού θορύβου ως προς τη μέση τιμή τους. Η εφαρμογή του υποδείγματος ARMA(1,1) κρίνεται απαραίτητη καθώς επιτρέπει τον έλεγχο ύπαρξης γραμμικής εξάρτησης στη μέση των αποδόσεων πριν από τη μοντελοποίηση της μεταβλητότητας.

Παρότι για τη μετοχή της Exxon Mobil Corporation εντοπίστηκε στατιστικά σημαντική δυναμική στη μέση των αποδόσεων, για λόγους συγκρισιμότητας και μεθοδολογικής ομοιομορφίας, η εκτίμηση πραγματοποιήθηκε με υπόθεση σταθερού μέσου όρου για το σύνολο των μετοχών.

Stock	N	AR(1)	p-value(AR)	MA(1)	p-value (MA)
JPMorgan Chase & Co.	5029	-0,0717	0,221	0,0267	0,646
Lockheed Martin Corporation	5029	-0,1008	0,348	0,0372	0,733
NVIDIA Corporation	5029	-0,2827	0,282	0,2447	0,358
Pfizer Inc.	5029	0,0588	0,754	0,1043	0,577
Exxon Mobil Corporation	5029	0,3588	< 0,001	0,4371	< 0,001

Πίνακας 3. Αποτελέσματα εκτίμησης υποδείγματος ARMA(1,1)

6.3 Αποτελέσματα ελέγχου ετεροσκεδαστικότητας (ARCH-LM)

Τα αποτελέσματα του ελέγχου ετεροσκεδαστικότητας ARCH-LM για τα κατάλοιπα της μέσης εξίσωσης ARMA(1,1) των μετοχών NVIDIA Corporation, Pfizer Inc., Exxon Mobil Corporation, Lockheed Martin Corporation και JPMorgan Chase & Co. Παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.

Για όλες τις χρονοσειρές, το πλήθος των παρατηρήσεων ανέρχεται σε 5029, γεγονός που ενισχύει τη στατιστική ισχύ του ελέγχου. Ο έλεγχος πραγματοποιήθηκε με αριθμό υστερήσεων $q = 5$, εξετάζοντας κατά πόσο η τρέχουσα διακύμανση εξαρτάται από τις διακυμάνσεις των προηγούμενων περιόδων.

Τόσο το στατιστικό LM όσο και το αντίστοιχο F-statistic είναι στατιστικά σημαντικά ($p < 0,001$), γεγονός που οδηγεί στην απόρριψη της μηδενικής υπόθεσης απουσίας ετεροσκεδαστικότητας τύπου ARCH. Το αποτέλεσμα αυτό τεκμηριώνει την ύπαρξη ARCH effects στις ημερήσιες λογαριθμικές αποδόσεις, επιβεβαιώνοντας ότι η διακύμανση των αποδόσεων μεταβάλλεται διαχρονικά και παρουσιάζει ισχυρή χρονική εξάρτηση. Επιπροσθέτως, παρατηρούνται διαφοροποιήσεις στο μέγεθος του στατιστικού LM μεταξύ των μετοχών, γεγονός που υποδηλώνει διαφορετική ένταση της ετεροσκεδαστικότητας, δίχως να υπάρχει διαφοροποίηση στο βασικό συμπέρασμα περί ύπαρξης χρονικά μεταβαλλόμενης μεταβλητότητας σε όλες τις σειρές.

Τα αποτελέσματα αυτά καθιστούν απολύτως τεκμηριωμένη τη χρήση υποδειγμάτων τύπου GARCH για τη μοντελοποίηση και πρόβλεψη της μεταβλητότητας των χρηματοοικονομικών αποδόσεων.

Stock	N	LM Statistic	LM p-value	F-Statistic	F p-value
JPMorgan Chase & Co.	5029	942,85	< 0,001	231,86	< 0,001
Lockheed Martin Corporation	5029	799,36	< 0,001	189,89	< 0,001
NVIDIA Corporation	5029	89,34	< 0,001	18,17	< 0,001
Pfizer Inc.	5029	460,16	< 0,001	101,19	< 0,001
Exxon Mobil Corporation	5029	1.168,83	< 0,001	304,28	< 0,001

Πίνακας 4. Αποτελέσματα ελέγχου ετεροσκεδαστικότητας ARCH-LM

6.4 Αποτελέσματα εκτίμησης μεταβλητότητας (GARCH)

Η μοντελοποίηση της υπό συνθήκη μεταβλητότητας μέσω του GARCH(1,1) για τις μετοχές των NVIDIA Corporation, Pfizer Inc., Exxon Mobil Corporation, Lockheed Martin Corporation και JPMorgan Chase & Co. παράγαγε τα κάτωθι αποτελέσματα.

Για τη μετοχή της NVIDIA Corporation, η τιμή της παραμέτρου α ανέρχεται σε 0,085 και είναι στατιστικά σημαντική με $p\text{-value} = 0,043$, ενώ η παράμετρος β εκτιμάται σε 0,895 με $p\text{-value} < 0,001$. Το άθροισμα $\alpha + \beta = 0,98$ δείχνει ότι οι διακυμάνσεις στη μεταβλητότητα τείνουν να παραμένουν για μεγάλο χρονικό διάστημα μετά την εμφάνιση ενός απρόσμενου γεγονότος. Η Pfizer Inc. παρουσιάζει τιμές $\alpha = 0,105$, $p\text{-value} = 0,001$ και $\beta = 0,873$, $p\text{-value} < 0,001$, με άθροισμα $\alpha + \beta = 0,978$. Το αποτέλεσμα αυτό φανερώνει ότι τόσο τα νέα γεγονότα όσο και η προηγούμενη μεταβλητότητα συμμετέχουν στη διαμόρφωση της τρέχουσας μεταβλητότητας η οποία εμφανίζει έντονη χρονική συνέχεια.

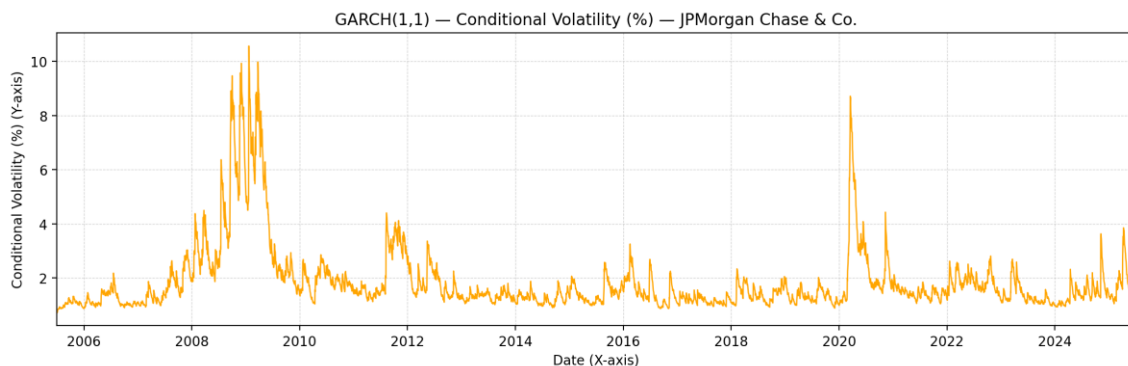
Για τη μετοχή της Exxon Mobil Corporation, η παράμετρος α εκτιμάται σε 0,081 και η β σε 0,911, με αμφότερες τις παραμέτρους στατιστικά σημαντικές σε επίπεδο 1%. Το άθροισμα $\alpha + \beta = 0,992$ είναι το υψηλότερο στο δείγμα μας προκύπτοντας ότι οι αιφνίδιες διαταραχές στη μεταβλητότητα εξασθενούν με αργό ρυθμό. Η Lockheed Martin Corporation εμφανίζει τιμές $\alpha = 0,065$ και $\beta = 0,901$, με $p\text{-values}$ μικρότερα του 0,001. Το άθροισμα $\alpha + \beta = 0,966$ δείχνει υψηλό βαθμό χρονικής εξάρτησης της μεταβλητότητας αν και χαμηλότερο σε σύγκριση με τις υπόλοιπες μετοχές. Η μετοχή της JPMorgan Chase & Co. παρουσιάζει $\alpha = 0,094$ και $\beta = 0,891$,

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

με αμφότερες τις παραμέτρους στατιστικά σημαντικές. Το άθροισμα $\alpha + \beta = 0,986$ καταδεικνύει ότι οι περίοδοι αυξημένου κινδύνου τείνουν να έχουν διάρκεια και δεν εξαλείφονται γρήγορα.

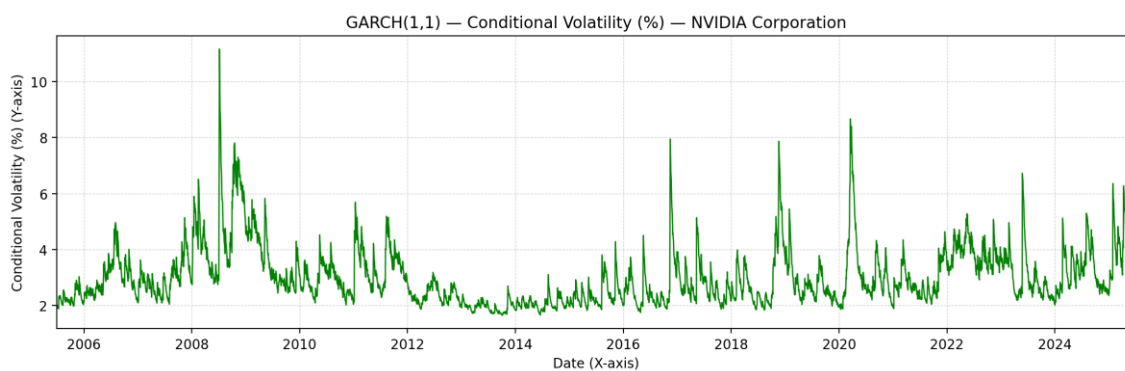
Συνοψίζοντας, σύμφωνα και με τα αποτελέσματα του πίνακα 5, για όλες τις μετοχές του δείγματος, ο σταθερός όρος της διακύμανσης (ω) εκτιμάται θετικός, οι εκτιμήσεις των παραμέτρων α και β είναι στατιστικά σημαντικές, ενώ τα αθροίσματα $\alpha + \beta$ βρίσκονται πολύ κοντά στη μονάδα. Αυτό επιβεβαιώνει ότι η μεταβλητότητα των ημερήσιων λογαριθμικών αποδόσεων χαρακτηρίζεται από ισχυρή χρονική εξάρτηση με αποτέλεσμα το υπόδειγμα GARCH(1,1) να αποτελεί το κατάλληλο εργαλείο για τη μοντελοποίηση της μεταβλητότητας, σε συμφωνία με τη θεωρητική προσέγγιση των Engle (1982) και Bollerslev (1986), αλλά και με εμπειρικές εφαρμογές στη διεθνή βιβλιογραφία (Franses & van Dijk, 1996).

Η επιλογή σταθερού μέσου στο υπόδειγμα GARCH είναι συνεπής με τα αποτελέσματα της εκτίμησης της μέσης εξίσωσης μέσω υποδειγμάτων ARMA, καθώς για τις περισσότερες μετοχές δεν εντοπίστηκε στατιστικά σημαντική γραμμική εξάρτηση στη μέση των αποδόσεων. Στη συνέχεια, στα διαγράμματα 13 έως 17 απεικονίζεται η εκτιμημένη υπό συνθήκη μεταβλητότητα για κάθε μετοχή, ενώ στον πίνακα 6 συνοψίζονται βασικά στατιστικά της μεταβλητότητας (τελευταία τιμή, μέση τιμή και μέγιστη τιμή).

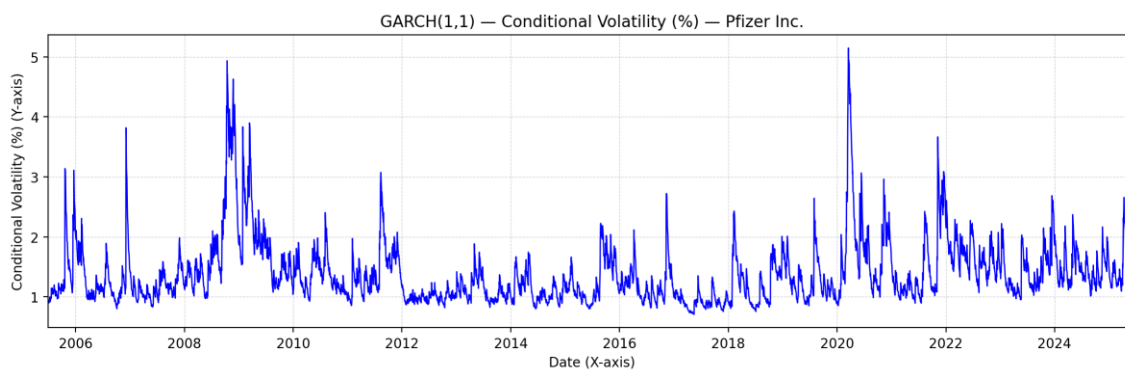


Σχήμα 13. Υπό συνθήκη μεταβλητότητα - JPMorgan Chase & Co.

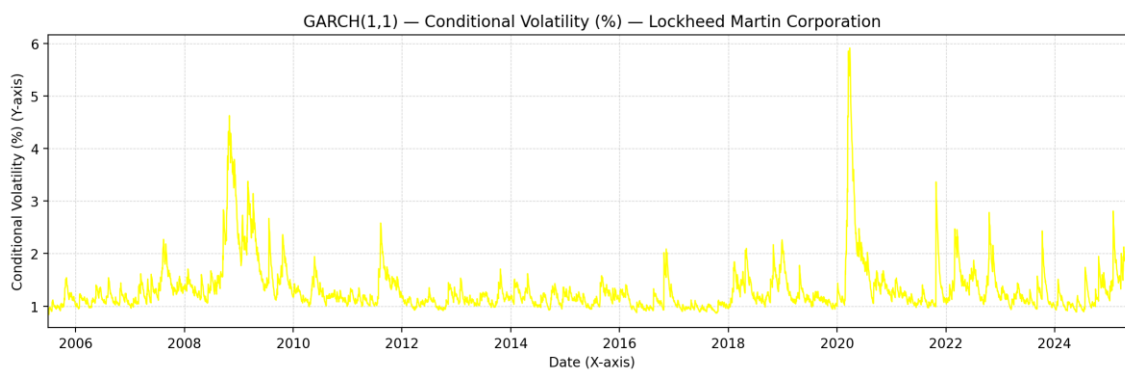
Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών



Σχήμα 14. Υπό συνθήκη μεταβλητότητα - NVIDIA Corporation

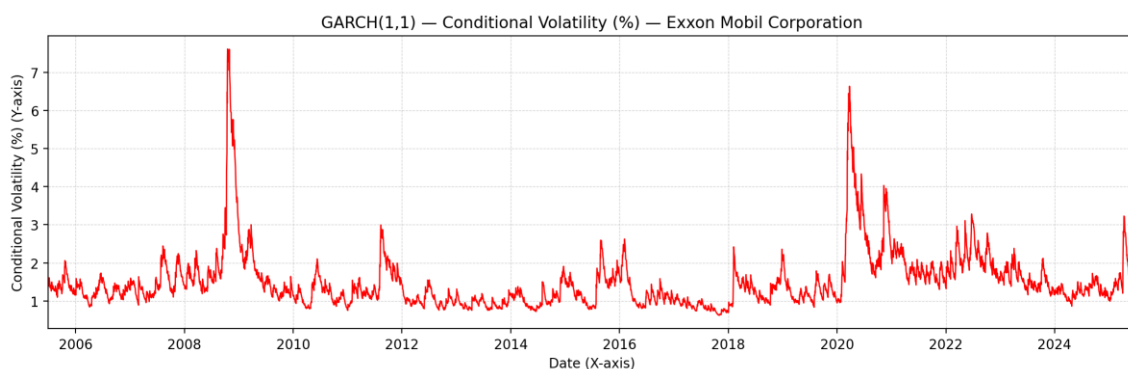


Σχήμα 15. Υπό συνθήκη μεταβλητότητα - Pfizer Inc.



Σχήμα 16. Υπό συνθήκη μεταβλητότητα - Lockheed Martin Corporation.

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών



Σχήμα 17. Υπό συνθήκη μεταβλητότητα - Exxon Mobil Corporation.

Stock	N	ω	α	p-value α	β	p-value β	$\alpha+\beta$
NVIDIA Corporation	5029	0,245	0,085	0,043	0,895	<0,001	0,980
Pfizer Inc.	5029	0,057	0,105	0,001	0,873	<0,001	0,978
Exxon Mobil Corporation	5029	0,025	0,081	<0,001	0,911	<0,001	0,992
Lockheed Martin Corporation	5029	0,062	0,065	<0,001	0,901	<0,001	0,966
JPMorgan Chase & Co.	5029	0,057	0,095	<0,001	0,891	<0,001	0,986

Πίνακας 5. Παράμετροι υποδείγματος GARCH(1,1)

Stock	N	Last In-sample Vol (%)	Mean Cond Vol (%)	Max Cond Vol (%)
NVIDIA Corporation	5029	2,30	3,00	11,16
Pfizer Inc.	5029	1,09	1,40	5,15
Exxon Mobil Corporation	5029	1,57	1,50	7,61
Lockheed Martin Corporation	5029	1,73	1,33	5,92
JPMorgan Chase & Co.	5029	1,22	1,86	10,57

Πίνακας 6. Σύνοψη μεταβλητότητας GARCH(1,1)

6.5 Αποτελέσματα διαγνωστικών ελέγχων

Τα αποτελέσματα των διαγνωστικών ελέγχων για τα τυποποιημένα κατάλοιπα των υποδειγμάτων ARMA-GARCH περιλαμβάνουν τον έλεγχο Ljung-Box στα τυποποιημένα κατάλοιπα (std resid), τον έλεγχο Ljung-Box στα τετράγωνα των τυποποιημένων καταλοίπων (std resid²) με 10 υστερήσεις και τον έλεγχο ARCH-LM με $q = 5$ υστερήσεις. Οι έλεγχοι αυτοί αξιολογούν αν παραμένει υπολειπόμενη αυτοσυσχέτιση στη μέση και αν υφίσταται υπολειπόμενη ετεροσκεδαστικότητα στη διακύμανση μετά την εκτίμηση του υποδείγματος GARCH. Η μη απόρριψη της μηδενικής υπόθεσης ($p\text{-value} > 0,05$) συνεπάγεται ότι τα κατάλοιπα δεν παρουσιάζουν στατιστικά σημαντική αυτοσυσχέτιση ούτε υπολειπόμενη δομή μεταβλητότητας.

Αρχικά, για τη μετοχή της NVIDIA Corporation, τα $p\text{-values}$ όλων των ελέγχων υπερβαίνουν σαφώς το 0,05, γεγονός που σημαίνει ότι δεν παραμένει υπολειπόμενη αυτοσυσχέτιση ούτε στη μέση των καταλοίπων ούτε στη διακύμανση. Παρόμοια αποτελέσματα προκύπτουν και για τη μετοχή της Pfizer Inc., όπου τα κατάλοιπα προσεγγίζουν ικανοποιητικά τη συμπεριφορά λευκού θορύβου. Στη συνέχεια, η Lockheed Martin Corporation παρουσιάζει ακόμη ισχυρότερη εικόνα προσαρμογής, με ιδιαίτερα υψηλά $p\text{-values}$ (0,224, 0,998 και 0,990) που ενισχύει περαιτέρω την αξιοπιστία της εκτίμησης.

Για την Exxon Mobil Corporation, οι έλεγχοι Ljung-Box στα τετράγωνα των καταλοίπων ($p = 0,271$) και ARCH-LM ($p = 0,246$) δεν είναι στατιστικά σημαντικοί. Συνεπώς, η μεταβλητότητα έχει αποτυπωθεί επαρκώς από το υπόδειγμα GARCH. Ωστόσο, ο έλεγχος Ljung-Box στα τυποποιημένα κατάλοιπα ($p = 0,002$) υποδεικνύει ύπαρξη υπολειπόμενης αυτοσυσχέτισης στη μέση το οποίο ενδεχομένως συνδέεται με περιορισμούς στην προδιαγραφή της μέσης εξίσωσης ARMA(1,1). Παρόμοια εικόνα παρατηρείται και για τη μετοχή της JPMorgan Chase & Co., όπου το $p\text{-value}$ του ελέγχου Ljung-Box στα τυποποιημένα κατάλοιπα είναι μικρότερο του 0,001.

Όπως επισημαίνεται στη σχετική βιβλιογραφία, μικρές αποκλίσεις από τη συμπεριφορά λευκού θορύβου στη μέση εξίσωση αποτελούν συχνό φαινόμενο σε εμπειρικές εφαρμογές

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

χρηματοοικονομικών χρονοσειρών, ιδίως όταν η δυναμική της μεταβλητότητας αποτυπώνεται ικανοποιητικά (Brooks, 2019; Tsay, 2010).

Συνολικά, μετά την εκτίμηση του GARCH δεν εντοπίζονται υπολειπόμενα ARCH effects, γεγονός που τεκμηριώνει την επάρκεια του υποδείγματος ως προς τη μοντελοποίηση της υπό συνθήκη διακύμανσης. Τα συνολικά αποτελέσματα των διαγνωστικών ελέγχων παρουσιάζονται στον Πίνακα 7.

Stock	N	Ljung-Box (std resid)	Ljung-Box (std resid ²)	ARCH-LM (q=5)
NVIDIA Corporation	5029	0,440	0,950	0,950
Pfizer Inc.	5029	0,411	0,744	0,902
Exxon Mobil Corporation	5029	0,002	0,271	0,246
Lockheed Martin Corporation	5029	0,224	0,998	0,990
JPMorgan Chase & Co.	5029	0,000	0,518	0,357

Πίνακας 7. Διαγνωστικοί έλεγχοι υποδείγματος GARCH(1,1)

6.6 Out-of-sample πρόβλεψη αποδόσεων και τιμών (ARMA)

Τα αποτελέσματα της εκτός δείγματος πρόβλεψης των λογαριθμικών αποδόσεων και των αντίστοιχων τιμών για χρονικό ορίζοντα 30 εργάσιμων ημερών παρουσιάζονται στον Πίνακα 8 και στα σχετικά διαγράμματα. Η πρόβλεψη πραγματοποιήθηκε με βάση τη μέση εξίσωση των αποδόσεων, όπως αυτή εκτιμήθηκε μέσω υποδείγματος ARMA(1,1) χρησιμοποιώντας πληροφορία έως την 30/06/2025.

Για τις μετοχές που εξετάζουμε, οι μέσες προβλεπόμενες ημερήσιες αποδόσεις είναι θετικές αλλά σημαντικά χαμηλές. Συγκεκριμένα, η NVIDIA Corporation παρουσιάζει τη μεγαλύτερη μέση προβλεπόμενη απόδοση (0,13%), ενώ ακολουθούν η Lockheed Martin Corporation (0,05%), η JPMorgan Chase & Co. (0,05%), η Exxon Mobil Corporation (0,03%) και τέλος η Pfizer Inc. με σχεδόν μηδενική μέση προβλεπόμενη απόδοση (0,02%). Οι αντίστοιχες τελικές προβλεπόμενες τιμές μετά από 30 εργάσιμες ημέρες διαμορφώνονται για τη μετοχή της

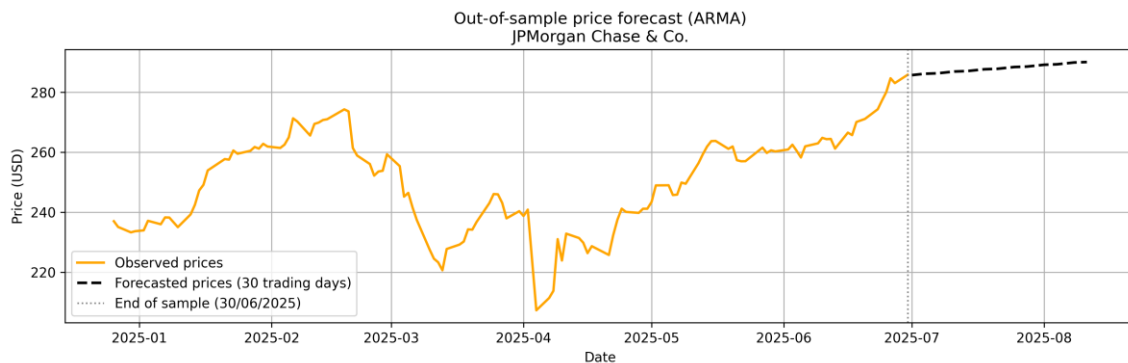
Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

NVIDIA Corporation σε 164,37 δολάρια, για την Pfizer σε 23,52 δολάρια, για τη μετοχή της Exxon Mobil Corporation σε 106,90 δολάρια, για τη Lockheed Martin Corporation σε 463,03 δολάρια και τέλος για την JPMorgan Chase & Co. σε 290,10 δολάρια.

Η εικόνα των προβλέψεων, όπως αποτυπώνεται στα διαγράμματα, χαρακτηρίζεται από ήπιες και ομαλές μεταβολές χωρίς έντονες τάσεις, καθώς τα υποδείγματα ARMA έχουν περιορισμένη ικανότητα πρόβλεψης της μέσης των χρηματοοικονομικών αποδόσεων.

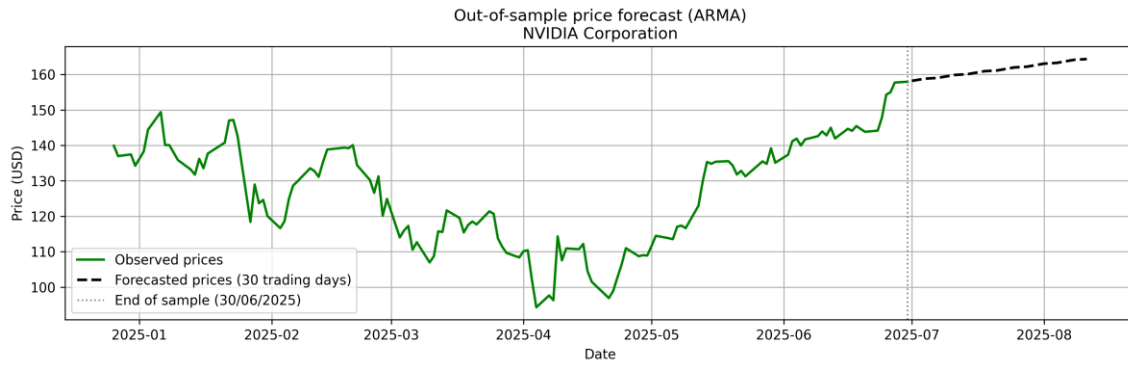
Το αποτέλεσμα αυτό είναι σύμφωνο με τη θεωρία της αποτελεσματικής αγοράς, σύμφωνα με την οποία οι αποδόσεις εμφανίζουν χαμηλή προβλεψιμότητα μέσω ιστορικών δεδομένων (Fama, 1970).

Συνεπώς, τα υποδείγματα ARMA λειτουργούν κυρίως ως εργαλείο περιγραφής της μέσης συμπεριφοράς των αποδόσεων, ενώ η ουσιαστικότερη πληροφορία για τον χρηματοοικονομικό κίνδυνο προκύπτει από τη μοντελοποίηση της μεταβλητότητας μέσω του υποδείγματος GARCH.

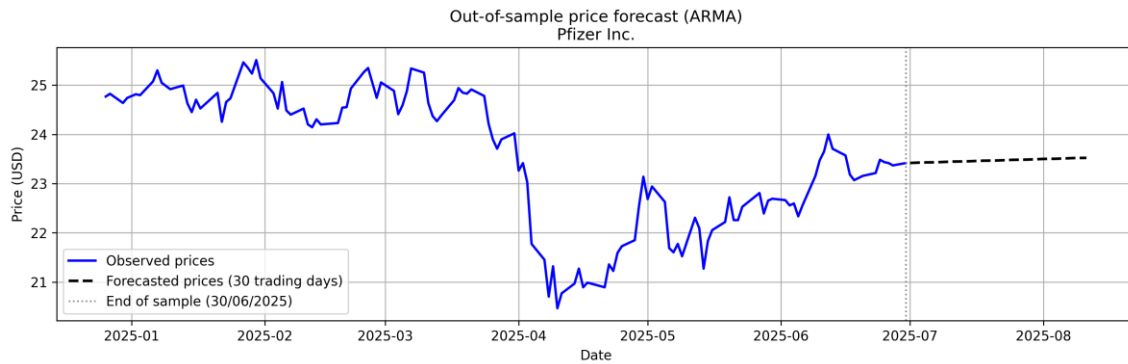


Σχήμα 18. Πρόβλεψη τιμής με ARMA - JPMorgan Chase & Co.

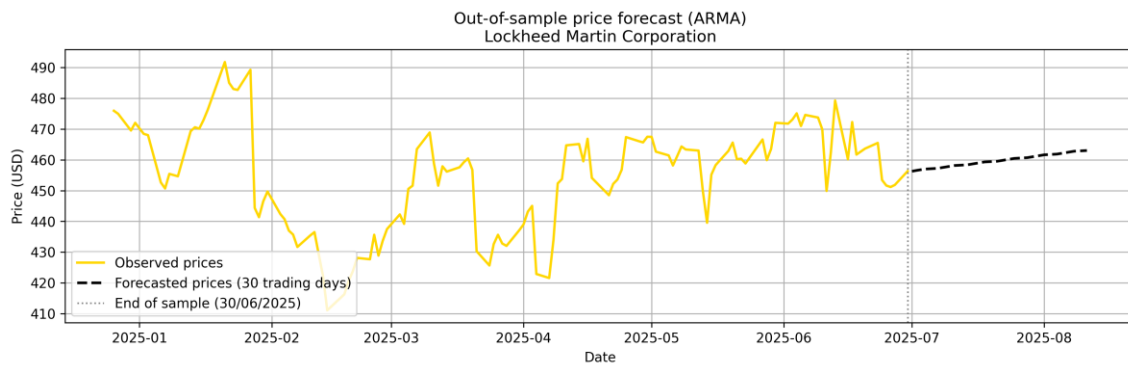
Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών



Σχήμα 19. Πρόβλεψη τιμής με ARMA - NVIDIA Corporation

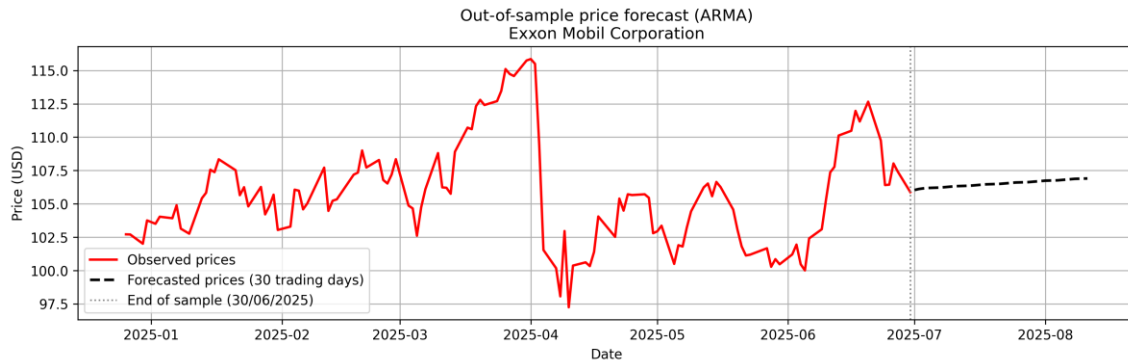


Σχήμα 20. Πρόβλεψη τιμής με ARMA - Pfizer Inc.



Σχήμα 21. Πρόβλεψη τιμής με ARMA - Lockheed Martin Corporation

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών



Σχήμα 22. Πρόβλεψη τιμής με ARMA - Exxon Mobil Corporation

Stock	Horizon (business days)	Mean forecasted return(%)	Last forecasted price
NVIDIA Corporation	30	0,13	164,37
Pfizer Inc.	30	0,02	23,52
Exxon Mobil Corporation	30	0,03	106,90
Lockheed Martin Corporation	30	0,05	463,03
JPMorgan Chase & Co.	30	0,05	290,10

Πίνακας 8. Αποτελέσματα out-of-sample πρόβλεψης (30 ημέρες)

6.7 Πρόβλεψη μεταβλητότητας (GARCH)

Ο Πίνακας 9 παρουσιάζει την τελευταία εκτιμημένη εντός δείγματος ημερήσια μεταβλητότητα, τη μέση προβλεπόμενη μεταβλητότητα για ορίζοντα 30 εργάσιμων ημερών και την προβλεπόμενη μεταβλητότητα στο τέλος του ορίζοντα, όπως προκύπτουν από το υπόδειγμα GARCH(1,1). Παράλληλα, παρατίθενται οι εκτιμήσεις των παραμέτρων α και β , καθώς και το άθροισμα $\alpha+\beta$, το οποίο στη βιβλιογραφία χρησιμοποιείται ως δείκτης επιμονής της μεταβλητότητας.

Αρχικά, το άθροισμα $\alpha+\beta$ κυμαίνεται μεταξύ 0,966 και 0,992 το οποίο μεταφράζεται σε υψηλό βαθμό χρονικής εξάρτησης της μεταβλητότητας, καθώς τα απρόβλεπτα σοκ

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

υποχωρούν με αργό ρυθμό και η επίδρασή τους παραμένει αισθητή για αρκετό χρονικό διάστημα. Το αποτέλεσμα συμφωνεί με το φαινόμενο της συσσώρευσης μεταβλητότητας (volatility clustering), όπως έχει τεκμηριωθεί στη χρηματοοικονομική οικονομετρία (Engle, 1982; Cont, 2001).

Για τη μετοχή της NVIDIA Corporation, η ημερήσια μεταβλητότητα αυξάνεται από 2,30% σε 2,59% κατά μέσο όρο στην περίοδο πρόβλεψης, αγγίζοντας το 2,86% στο τέλος του 30ήμερου ορίζοντα. Η εξέλιξη αυτή υποδηλώνει ότι το υπόδειγμα εκτιμά βραχυχρόνια ενίσχυση του κινδύνου. Η τιμή της παραμέτρου $\alpha=0,085$ αντανακλά μέτρια άμεση αντίδραση της μεταβλητότητας σε νέα σοκ, ενώ η υψηλή τιμή της $\beta=0,895$ υποδηλώνει έντονη επίδραση της παρελθούσας μεταβλητότητας και υψηλή επιμονή. Για τη μετοχή της Pfizer Inc., η μεταβλητότητα αυξάνεται από 1,09% σε 1,22% κατά μέσο όρο και σε 1,34% στο τέλος της περιόδου πρόβλεψης. Η παράμετρος $\alpha =0,105$ είναι η υψηλότερη στο δείγμα το οποίο αποδεικνύει εντονότερη βραχυχρόνια αντίδραση της μεταβλητότητας σε νέα πληροφορία.

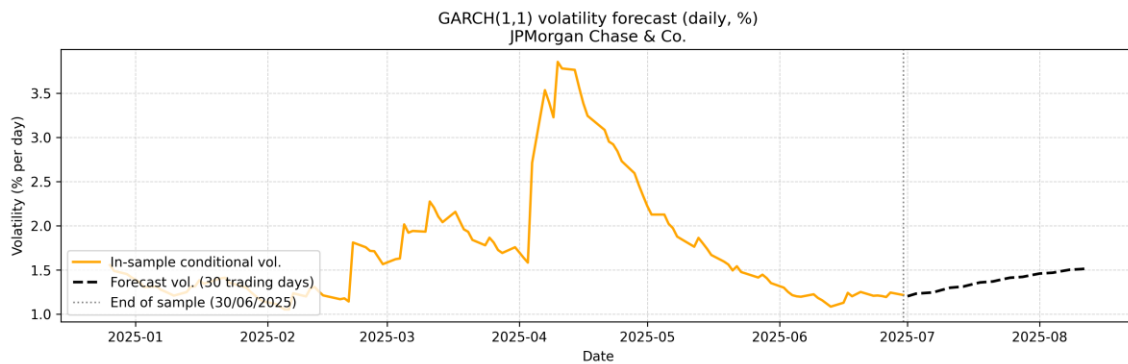
Για τη μετοχή της Exxon Mobil Corporation, η μεταβλητότητα παραμένει σχεδόν αμετάβλητη (1,56% εντός δείγματος, 1,58% μέση πρόβλεψη και 1,60% στο τέλος του ορίζοντα). Η συμπεριφορά αυτή σημαίνει πως δεν προβλέπει ιδιαίτερη μεταβολή του βραχυχρόνιου κινδύνου. Παράλληλα, η επιμονή είναι η υψηλότερη στο δείγμα ($\alpha+\beta =0,992$) το οποίο σημαίνει ότι οι διαταραχές στη μεταβλητότητα εξασθενούν με αργό ρυθμό.

Αντίθετα, για τη Lockheed Martin Corporation παρατηρείται αποκλιμάκωση της μεταβλητότητας (από 1,73% σε 1,57% κατά μέσο όρο και 1,48% στο τέλος του ορίζοντα). Ως εκ τούτου, το υπόδειγμα εκτιμά σταδιακή μείωση του βραχυχρόνιου κινδύνου. Τέλος, για τη JPMorgan Chase & Co., η μεταβλητότητα αυξάνεται από 1,22% σε 1,38% κατά μέσο όρο και σε 1,52% στο τέλος της περιόδου πρόβλεψης.

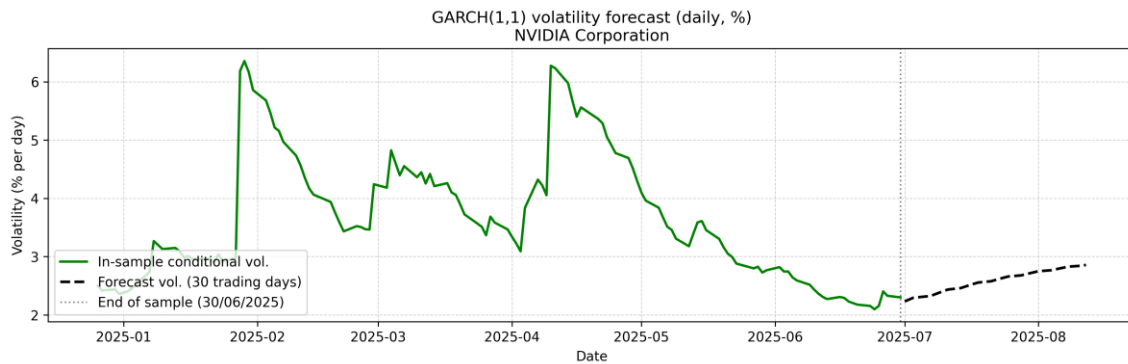
Συνολικά, οι χρονοσειρές εμφανίζουν έντονη χρονική εξάρτηση της μεταβλητότητας, γεγονός που εξηγεί γιατί οι προβλέψεις της μεταβλητότητας προσαρμόζονται σταδιακά, λαμβάνοντας υπόψη την επίδραση περιόδων αυξημένης αβεβαιότητας (Engle, 1982; Bollerslev, 1986).

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

Συνεπώς, τα αποτελέσματα επιβεβαιώνουν ότι το υπόδειγμα GARCH(1,1) αποτυπώνει ικανοποιητικά τη δυναμική της μεταβλητότητας και δύναται να χρησιμοποιηθεί ως εργαλείο βραχυχρόνιας εκτίμησης του χρηματοοικονομικού κινδύνου, δίχως να συνεπάγεται πρόβλεψη της κατεύθυνσης των τιμών (Engle, 1982; Brooks, 2019).

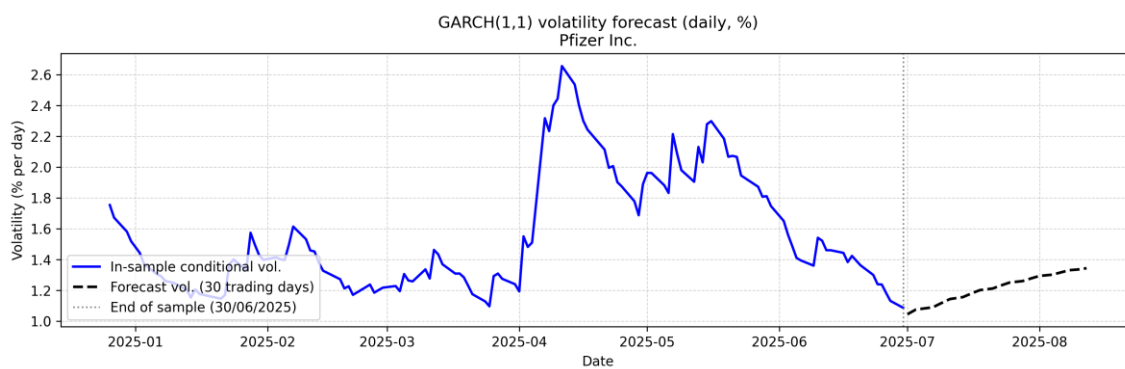


Σχήμα 23. Πρόβλεψη μεταβλητότητας με GARCH(1,1) - JPMorgan Chase & Co.

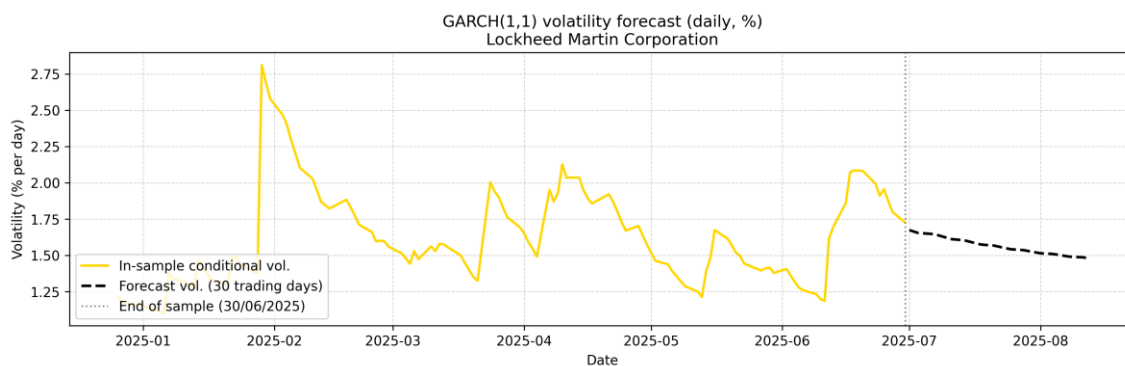


Σχήμα 24. Πρόβλεψη μεταβλητότητας με GARCH(1,1) - NVIDIA Corporation

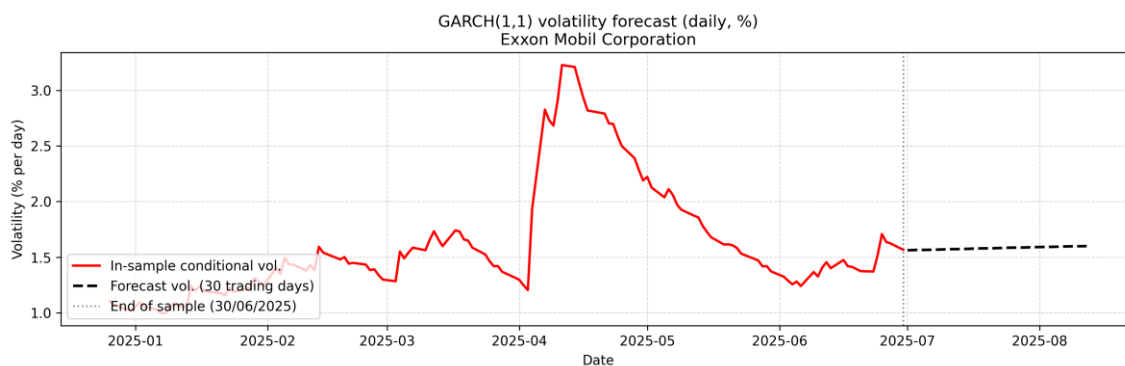
Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών



Σχήμα 25. Πρόβλεψη μεταβλητότητας με $GARCH(1,1)$ - Pfizer Inc.



Σχήμα 26. Πρόβλεψη μεταβλητότητας με $GARCH(1,1)$ - Lockheed Martin Corporation



Σχήμα 27. Πρόβλεψη μεταβλητότητας με $GARCH(1,1)$ - Exxon Mobil Corporation

Stock	Last In-sample volatility (%)	Mean Forecast volatility (%)	Last forecasted volatility %	α	β	$\alpha+\beta$
NVIDIA Corporation	2,30	2,59	2,86	0,085	0,895	0,980
Pfizer Inc.	1,09	1,22	1,34	0,105	0,873	0,978
Exxon Mobil Corporation	1,57	1,58	1,60	0,081	0,911	0,992
Lockheed Martin Corporation	1,73	1,57	1,48	0,065	0,901	0,966
JPMorgan Chase & Co.	1,22	1,38	1,52	0,095	0,891	0,986

Πίνακας 9. Αποτελέσματα πρόβλεψης μεταβλητότητας (GARCH 1,1)

6.8 Ανάλυση σε περιόδους κρίσεων

Για τη συγκριτική ανάλυση των περιόδων, επιλέχθηκαν τα εξής χρονικά διαστήματα: η χρηματοπιστωτική κρίση του 2008 καλύπτει το διάστημα από 01/01/2008 έως 31/12/2009, περίοδος που περιλαμβάνει τόσο την κορύφωση της κρίσης μετά την κατάρρευση της Lehman Brothers όσο και τη φάση παρατεταμένης αστάθειας που ακολούθησε. Αντίστοιχα, η κρίση της πανδημίας Covid-19 ορίζεται από 01/02/2020 έως 31/12/2020, περίοδος που καλύπτει το αρχικό σοκ της πανδημίας καθώς και τη μεταγενέστερη φάση προσαρμογής των αγορών.

Οι χρονικές περίοδοι επιλέχθηκαν ώστε να αποτυπώνουν όχι μόνο το αρχικό σοκ, αλλά και τη δυναμική της μεταβλητότητας σε περιβάλλον αυξημένης αβεβαιότητας, επιτρέποντας ταυτόχρονα τη συγκρίσιμη ανάλυση μεταξύ διαφορετικών τύπων κρίσεων. Η μεταβλητότητα εκτιμάται μέσω υποδείγματος GARCH(1,1) το οποίο είναι κατάλληλο για την ανάλυση περιόδων αυξημένης αβεβαιότητας και χρηματοπιστωτικών σοκ (Engle, 1982; Bollerslev, 1986).

Τα εμπειρικά αποτελέσματα δείχνουν ότι οι δύο κρίσεις παρουσιάζουν διαφοροποιημένα χαρακτηριστικά ως προς την ένταση της μεταβλητότητας, τόσο συνολικά όσο και ανά κλάδο. Η χρηματοπιστωτική κρίση του 2008 συνοδεύτηκε από υψηλότερα επίπεδα μέσης ημερήσιας

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

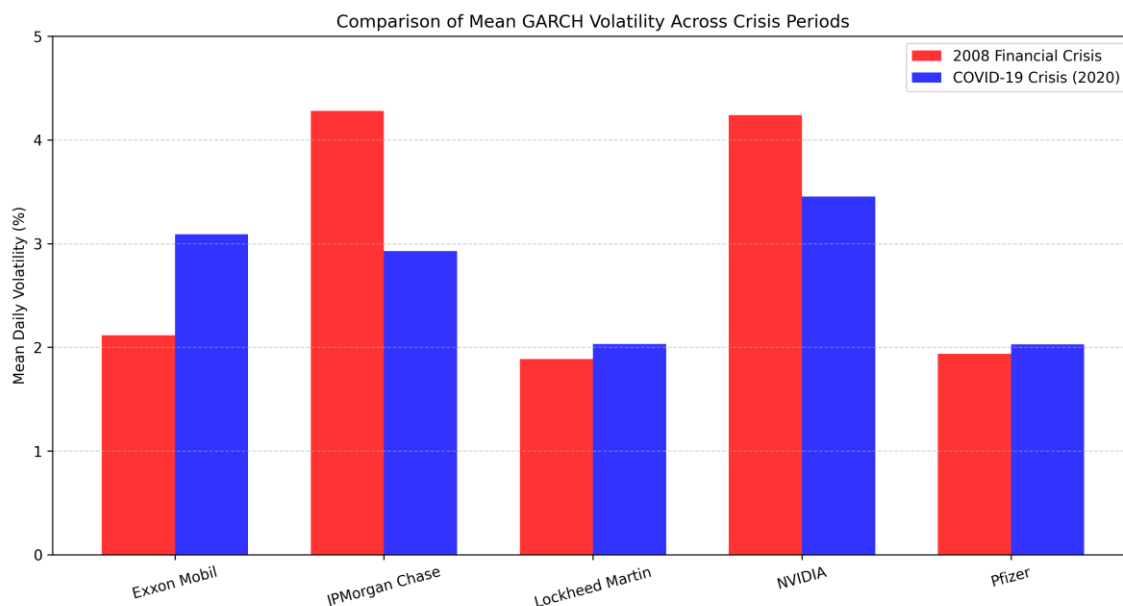
μεταβλητότητας σε μετοχές που ανήκουν στον χρηματοπιστωτικό και τον τεχνολογικό κλάδο, ενώ η κρίση της πανδημίας Covid-19 επηρέασε εντονότερα τομείς όπως ο ενεργειακός κλάδος.

Ενδεικτικά, η μετοχή της JPMorgan Chase & Co. εμφανίζει μέση ημερήσια μεταβλητότητα 4,28% κατά την κρίση του 2008, έναντι 2,93% κατά την περίοδο της πανδημίας, γεγονός που αντανακλά τον κεντρικό ρόλο του τραπεζικού συστήματος στη χρηματοπιστωτική κρίση. Αντίστοιχα, η NVIDIA Corporation παρουσιάζει υψηλότερη μεταβλητότητα το 2008 (4,24%) σε σχέση με το 2020 (3,45%), γεγονός που υποδηλώνει ότι ο τεχνολογικός κλάδος επηρεάστηκε εντονότερα.

Η μετοχή της Exxon Mobil Corporation εμφανίζει σημαντικά αυξημένη μεταβλητότητα κατά την πανδημία (3,09%) σε σύγκριση με το 2008 (2,12%) το οποίο σχετίζεται με την κατάρρευση της ζήτησης ενέργειας και τη μεγάλη αστάθεια στις αγορές πετρελαίου το 2020. Για τις μετοχές της Pfizer Inc. και της Lockheed Martin Corporation, οι διαφορές μεταξύ των δύο κρίσεων είναι πιο ήπιες, με τη μέση ημερήσια μεταβλητότητα να παραμένει σε σχετικά χαμηλά επίπεδα και στις δύο περιόδους, γεγονός που επιβεβαιώνει τον πιο αμυντικό χαρακτήρα των συγκεκριμένων κλάδων.

Τα αποτελέσματα επιβεβαιώνουν ότι η κρίση του 2008 είχε έντονα συστημικό χαρακτήρα με εκτεταμένες επιπτώσεις στο χρηματοπιστωτικό σύστημα, ενώ η κρίση της πανδημίας Covid-19 χαρακτηρίστηκε από έντονο αλλά πιο βραχυχρόνιο σοκ, το οποίο συνοδεύτηκε από ταχεία νομισματική και δημοσιονομική παρέμβαση με έντονες διασυνδέσεις μεταξύ των αγορών, όπου οι μεταβολές της μεταβλητότητας σε μία αγορά μεταδίδονταν και στις υπόλοιπες (Cont, 2001; Brooks, 2019; Chatziantoniou, Floros and Gabauer, 2021).

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών



Σχήμα 28. Σύγκριση μέσης ημερήσιας μεταβλητότητας (GARCH) κατά τις κρίσεις 2008 και Covid-19

Company	Crisis	Mean Daily Volatility (%)
NVIDIA Corporation	2008 Crisis	4,24%
NVIDIA Corporation	Covid-19 Crisis	3,45%
Pfizer Inc.	2008 Crisis	1,94%
Pfizer Inc.	Covid -19 Crisis	2,03%
Exxon Mobil Corporation	2008 Crisis	2,12%
Exxon Mobil Corporation	Covid -19 Crisis	3,09%
Lockheed Martin Corporation	2008 Crisis	1,89%
Lockheed Martin Corporation	Covid -19 Crisis	2,03%
JPMorgan Chase & Co.	2008 Crisis	4,28%
JPMorgan Chase & Co.	Covid -19 Crisis	2,93%

Πίνακας 10. Μεταβλητότητα μετοχών σε περιόδους κρίσεων

6.9 Ανάλυση συσχέτισης μεταξύ δείκτη VIX και εκτιμημένης μεταβλητότητας

Η παρούσα ενότητα επικεντρώνεται στη σχέση μεταξύ του δείκτη VIX και της ημερήσιας μεταβλητότητας των μετοχών του δείγματος, όπως αυτή εκτιμήθηκε μέσω του υποδείγματος

GARCH(1,1) καθώς και στη σύγκριση του δείκτη VIX με τη μεταβλητότητα του δείκτη S&P 500, όπως αυτή απεικονίζεται γραφικά μέσω διαγράμματος.

Στόχος της ανάλυσης είναι να διαπιστωθεί αν η αβεβαιότητα της αγοράς, όπως αποτυπώνεται από τον VIX στο σχήμα 12, συνδέεται με τη συμπεριφορά των μετοχών. Για το λόγο αυτό υπολογίστηκε ο συντελεστής συσχέτισης Pearson μεταξύ της ημερήσιας τιμής του δείκτη VIX και της ημερήσιας εκτιμημένης μεταβλητότητας κάθε μετοχής. Ο δείκτης αυτός λαμβάνει τιμές από -1 έως +1. Τιμές κοντά στο +1 υποδηλώνουν ισχυρή θετική σχέση μεταξύ των δύο μεταβλητών, δηλαδή ότι όταν αυξάνεται ο VIX, αυξάνεται και η μεταβλητότητα των μετοχών ενώ τιμές κοντά στο 0 μεταφράζονται σε ασθενή ή ανύπαρκτη σχέση (Brooks, 2019).

Τα αποτελέσματα (Πίνακας 11) δείχνουν ότι οι μετοχές που περιλαμβάνονται στο δείγμα της έρευνας παρουσιάζουν θετική και σχετικά υψηλή συσχέτιση με τον δείκτη VIX. Η μεγαλύτερη τιμή παρατηρείται στη μετοχή της JPMorgan Chase & Co. (0,82) το οποίο υποδηλώνει ότι ο τραπεζικός κλάδος επηρεάζεται περισσότερο από τη γενικότερη αβεβαιότητα της αγοράς. Ακολουθούν οι Exxon Mobil Corporation (0,79) και Lockheed Martin Corporation (0,78), οι οποίες εμφανίζουν επίσης έντονη ευαισθησία στις μεταβολές του επενδυτικού κλίματος. Η Pfizer Inc. παρουσιάζει υψηλή συσχέτιση, ενώ η NVIDIA Corporation εμφανίζει τη χαμηλότερη.

Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η αύξηση της αβεβαιότητας στην αγορά συνοδεύεται από αντίστοιχη αύξηση της μεταβλητότητας των μετοχών. Η σχέση αυτή δεν είναι όμοια για όλους τους κλάδους των μετοχών καθώς ο τραπεζικός και ο ενεργειακός κλάδος εμφανίζονται περισσότερο ευαίσθητοι, ενώ ο τεχνολογικός και ο φαρμακευτικός κλάδος παρουσιάζουν σχετικά μεγαλύτερη ανθεκτικότητα.

Ως εκ τούτου, η συμπεριφορά της μεταβλητότητας δεν εξαρτάται μόνο από τα χαρακτηριστικά κάθε εταιρείας αλλά επηρεάζεται και από το γενικότερο περιβάλλον της αγοράς.

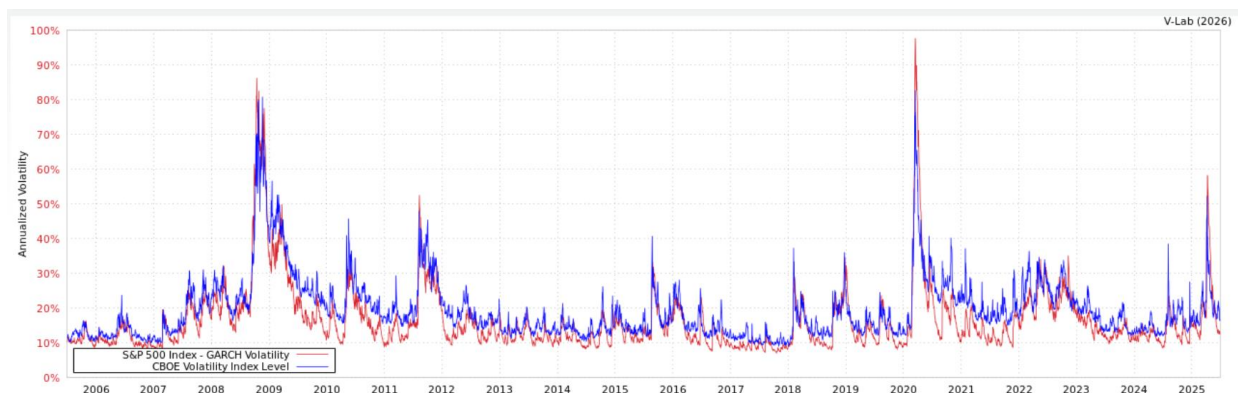
Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

Stock	Pearson correlation (VIX vs estimated volatility)
NVIDIA Corporation	0,64
Pfizer Inc.	0,70
Exxon Mobil Corporation	0,79
Lockheed Martin Corporation	0,78
JPMorgan Chase & Co	0,82

Πίνακας 11. Συσχέτιση δείκτη VIX και εκτιμημένης μεταβλητότητας μετοχών

Κατά την περίοδο της χρηματοπιστωτικής κρίσης του 2008 και της πανδημίας Covid-19, παρατηρούνται έντονες αυξήσεις του δείκτη VIX και υψηλά επίπεδα μεταβλητότητας στον S&P 500, επιβεβαιώνοντας τον ρόλο του VIX ως δείκτη επενδυτικού φόβου (Whaley, 2009). Τα συμπεράσματα αυτά ενισχύονται από τα στατιστικά στοιχεία του πίνακα Volatility Summary του δείκτη S&P 500. Η μέση ιστορική μεταβλητότητα του S&P 500 ανέρχεται σε 17,94%, ενώ η μέγιστη τιμή αγγίζει το 97,73%. Παράλληλα, οι χαμηλότερες μέσες τιμές της βραχυχρόνιας μεταβλητότητας δείχνουν ότι οι έντονες διακυμάνσεις δεν είναι συνεχείς αλλά εμφανίζονται σε συγκεκριμένες χρονικές περιόδους αυξημένης αβεβαιότητας. (Poon & Granger, 2003).

Ακολουθεί η οπτική σύγκριση του δείκτη VIX με τη μεταβλητότητα του δείκτη S&P 500 όπου δείχνει ότι οι περιόδους αυξημένης αβεβαιότητας στις αγορές συνοδεύονται από αύξηση των διακυμάνσεων της αγοράς.



Σχήμα 29. Γραφική σύγκριση του δείκτη VIX και της μεταβλητότητας του δείκτη S&P 500
Πηγή: NYU Stern V-Lab

Volatility Summary Table

Closing Price:	\$6,978.03	Return:	-0.01%
Average Week:	12.90%	Average Month:	11.24%
Min:	7.12%	Max:	97.73%
Average:	17.94%	Volatility of Volatility:	23.52%

Πίνακας 12. Στατιστικά μεταβλητότητας του δείκτη S&P 500

Πηγή: NYU Stern V-Lab

7. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

7.1 Συνολική αποτίμηση και σύγκριση με τη βιβλιογραφία

Η ανάλυση της παρούσας εργασίας επιβεβαιώνει σε μεγάλο βαθμό τα βασικά συμπεράσματα της διεθνούς βιβλιογραφίας σχετικά με τη συμπεριφορά των χρηματοοικονομικών χρονοσειρών και τη δυναμική της μεταβλητότητας.

Αρχικά, τα αποτελέσματα του ελέγχου στασιμότητας (ADF) έδειξαν ότι οι ημερήσιες λογαριθμικές αποδόσεις των εξεταζόμενων μετοχών είναι στάσιμες, σε αντίθεση με τις τιμές οι οποίες παρουσιάζουν μοναδιαία ρίζα το οποίο είναι σύμφωνο με τη διαπίστωση ότι οι αποδόσεις εμφανίζουν σταθερά στατιστικά χαρακτηριστικά, ενώ οι τιμές όχι (Brooks, 2019).

Η εκτίμηση των υποδειγμάτων ARMA έδειξε ότι, για την πλειονότητα των μετοχών, οι παράμετροι της μέσης εξίσωσης δεν είναι στατιστικά σημαντικές, με εξαίρεση τη μετοχή της Exxon Mobil Corporation. Το αποτέλεσμα αυτό είναι σύμφωνο με τη θεωρία της αποτελεσματικής αγοράς (Fama, 1970), σύμφωνα με την οποία οι αποδόσεις δεν εμφανίζουν συστηματική γραμμική προβλεψιμότητα. Αντίστοιχα αποτελέσματα έχουν καταγραφεί και σε εμπειρικές εφαρμογές σε πραγματικά χρηματιστηριακά δεδομένα (Brooks, 2019). Επιπλέον, ευθυγραμμίζεται με τη θεωρία της πρόβλεψης όπου σε περιβάλλοντα αβεβαιότητας, όπως οι χρηματοοικονομικές αγορές, η προβλεψιμότητα της μέσης των αποδόσεων είναι αρκετά περιορισμένη (Makridakis, Wheelwright & Hyndman, 1998).

Αντίθετα, τα αποτελέσματα των ελέγχων ARCH-LM επιβεβαίωσαν την ύπαρξη ετεροσκεδαστικότητας σε όλες τις χρονοσειρές, ενώ η εκτίμηση των υποδειγμάτων GARCH(1,1) ανέδειξε έντονα χρονικά μεταβαλλόμενη και επίμονη μεταβλητότητα, επιβεβαιώνοντας ότι η βασική πληροφορία στις χρηματοοικονομικές αποδόσεις εντοπίζεται κυρίως στη δυναμική της διακύμανσης και όχι στη μέση. Πιο συγκεκριμένα, για όλες τις μετοχές οι εκτιμημένες τιμές του αθροίσματος $\alpha + \beta$ κυμαίνονται σε υψηλά επίπεδα (περίπου 0,97-0,99), γεγονός που υποδηλώνει ισχυρή επιμονή της μεταβλητότητας (volatility persistence) και αργή απομείωση των σοκ στον χρόνο.

Τα εμπειρικά αποτελέσματα ευθυγραμμίζονται με τη θεωρητική προσέγγιση των Engle (1982) και Bollerslev (1986), καθώς και με τη μεταγενέστερη βιβλιογραφία, η οποία τεκμηριώνει ότι η μεταβλητότητα χαρακτηρίζεται από συσσώρευση (volatility clustering) και μακρά μνήμη (Cont, 2001). Όμοια συμπεράσματα έχουν εξαχθεί και σε εμπειρικές μελέτες για πραγματικά χρηματιστηριακά δεδομένα (Sariannidis, Papadopoulou & Drimbetas, 2015).

Όσον αφορά τα αποτελέσματα της εκτός δείγματος πρόβλεψης (out-of-sample), οι προβλεπόμενες ημερήσιες αποδόσεις στο συγκεκριμένο διάστημα πρόβλεψης ήταν θετικές αλλά ιδιαίτερα χαμηλές, γεγονός που οδήγησε σε ομαλή εξέλιξη των προβλεπόμενων τιμών, χωρίς έντονες διακυμάνσεις. Αυτό το στοιχείο υποδηλώνει ότι τα υποδείγματα ARMA έχουν περιορισμένη πρακτική αξία ως εργαλεία κατεύθυνσης των τιμών, γεγονός που συμφωνεί τόσο με τη θεωρία της αποτελεσματικής αγοράς (Fama, 1970) όσο και με τη σχετική βιβλιογραφία (Brooks, 2019; Tsay, 2010).

Αντίθετα, οι προβλέψεις της μεταβλητότητας μέσω του υποδείγματος GARCH(1,1) παρείχαν πιο ουσιαστική πληροφορία δεδομένου ότι αποτύπωσαν τη δυναμική του βραχυχρόνιου κινδύνου και την επιμονή της μεταβλητότητας. Συνεπώς, τα αποτελέσματα της παρούσας μελέτης ενισχύουν τη θέση ότι η χρησιμότητα των οικονομετρικών υποδειγμάτων στις χρηματοοικονομικές αγορές δεν έγκειται στην πρόβλεψη της κατεύθυνσης των τιμών, αλλά στην ποσοτικοποίηση και κατανόηση του κινδύνου (Engle, 1982; Tsay, 2010).

Στη συνέχεια, η ανάλυση των περιόδων κρίσεων ανέδειξε ότι η μέση ημερήσια μεταβλητότητα αυξάνεται αισθητά τόσο κατά την παγκόσμια χρηματοπιστωτική κρίση του 2008 όσο και κατά την περίοδο της πανδημίας Covid-19 το 2020. Το αποτέλεσμα αυτό επιβεβαιώνει τη διεθνή βιβλιογραφία, η οποία τεκμηριώνει ότι γεγονότα χρηματοοικονομικής αστάθειας συνοδεύονται από απότομες αυξήσεις της αβεβαιότητας και της μεταβλητότητας (Cont, 2001; Bloom, 2009).

Αντίστοιχα, η μελέτη του Σκιαδόπουλου (2008) επιβεβαιώνει ότι κατά την περίοδο της κρίσης του 2008 παρατηρήθηκε έντονη κλιμάκωση της μεταβλητότητας τόσο στις διεθνείς όσο και στην ελληνική αγορά. Επιπροσθέτως, η διαφοροποίηση της έντασης της μεταβλητότητας μεταξύ των μετοχών του δείγματος που ανήκουν σε διαφορετικούς κλάδους καταδεικνύει ότι

τα χαρακτηριστικά και τα θεμελιώδη μεγέθη των εταιρειών επηρεάζουν τη συμπεριφορά του κινδύνου γεγονός που συμβαδίζει με τη σχετική βιβλιογραφία (Bodie, Kane & Marcus, 2023).

Τέλος, σημασία παρουσιάζουν και τα αποτελέσματα της ανάλυσης συσχέτισης μεταξύ του δείκτη VIX και της εκτιμημένης ημερήσιας μεταβλητότητας των μετοχών. Οι συντελεστές συσχέτισης Pearson κυμαίνονται μεταξύ 0,64 και 0,82, το οποίο μεταφράζεται σε θετική σχέση μεταξύ της αβεβαιότητας της αγοράς και της μεταβλητότητας των επιμέρους χρηματοοικονομικών τίτλων. Το αποτέλεσμα αυτό ενισχύει την άποψη ότι ο VIX λειτουργεί ως αξιόπιστος δείκτης φόβου και αβεβαιότητας των αγορών (Whaley, 2009).

Τα εμπειρικά αποτελέσματα τεκμηριώνουν βασικές αρχές της σύγχρονης χρηματοοικονομικής οικονομετρίας. Οι αποδόσεις παρουσιάζουν περιορισμένη προβλεψιμότητα, η συμπεριφορά της μεταβλητότητας είναι δυναμική, και για τον λόγο αυτό τα υποδείγματα GARCH χρησιμοποιούνται ευρέως ως χρήσιμα και έγκυρα εργαλεία ανάλυσης. Ο δείκτης VIX συνδέεται με το επίπεδο αβεβαιότητας και τη συμπεριφορά της μεταβλητότητας στις χρηματοοικονομικές αγορές (Engle, 1982; Bollerslev, 1986; Whaley, 2009).

7.2 Θεωρητικές προεκτάσεις

Η μελέτη των χρηματοοικονομικών αγορών οφείλει να μετατοπίζεται προς την ανάλυση της δυναμικής του κινδύνου και της αβεβαιότητας και όχι αποκλειστικά στη μελέτη της συμπεριφοράς των τιμών. Η περιορισμένη γραμμική προβλεψιμότητα της μέσης των αποδόσεων ενισχύει τη θεωρητική προσέγγιση της αποτελεσματικής αγοράς καθιστώντας τη συστηματική πρόβλεψη της κατεύθυνσης των τιμών δυσχερή (Fama, 1970; Brooks, 2019). Συνεπώς, η χρηματοοικονομική ανάλυση πρέπει να απομακρύνεται από την αναζήτηση βραχυχρόνιων προβλέψεων τιμών και να επικεντρώνεται περισσότερο στη δομή της αβεβαιότητας που χαρακτηρίζει τις αγορές.

Παράλληλα, η διαπίστωση ότι η μεταβλητότητα εμφανίζει υψηλή επιμονή και χρονικά μεταβαλλόμενη συμπεριφορά ενισχύει τη θεώρηση ότι ο χρηματοοικονομικός κίνδυνος δεν αποτελεί τυχαίο στατιστικό θόρυβο, αλλά παρουσιάζει μνήμη στο χρόνο. Η συμπεριφορά αυτή συνδέεται άμεσα με τα γνωστά stylized facts των χρηματοοικονομικών χρονοσειρών,

όπως η συσσώρευση μεταβλητότητας και η επιμονή των διακυμάνσεων (Engle, 1982; Bollerslev, 1986; Cont, 2001).

Επιπλέον, η διαφοροποίηση της μεταβλητότητας μεταξύ κλάδων και περιόδων κρίσεων ενισχύει τη θεωρητική άποψη ότι οι χρηματοοικονομικές αγορές δεν λειτουργούν ως ενιαίο σύστημα. Η συμπεριφορά του κινδύνου επηρεάζεται ουσιαστικά από το ευρύτερο οικονομικό πλαίσιο, τα χαρακτηριστικά κάθε κλάδου και το επίπεδο αβεβαιότητας, γεγονός που ενισχύει την ανάγκη για πιο σύνθετες προσεγγίσεις στη χρηματοοικονομική ανάλυση (Bodie, Kane & Marcus, 2023).

Συνολικά, σε θεωρητικό επίπεδο, τα αποτελέσματα υποστηρίζουν ότι το κεντρικό αντικείμενο της χρηματοοικονομικής οικονομετρίας δεν είναι η πρόβλεψη της κατεύθυνσης των τιμών, αλλά η κατανόηση της δομής, της δυναμικής και της συμπεριφοράς του κινδύνου στις αγορές (Engle, 1982; Tsay, 2010).

7.3 Πρακτικές προεκτάσεις

Σε επίπεδο επενδυτικών αποφάσεων, η διαχείριση χαρτοφυλακίων θα πρέπει να βασίζεται κυρίως σε πρόβλεψη της μεταβλητότητας και όχι σε πρόβλεψη των τιμών (Hull, 2018). Οι εκτιμήσεις του υποδείγματος GARCH μπορούν να αξιοποιηθούν για τον καθορισμό ορίων κινδύνου, την ανακατανομή κεφαλαίων και την προσαρμογή του μεγέθους θέσεων σε μετοχές ή κλάδους με αυξημένη αβεβαιότητα. Παράλληλα, σε περιόδους έντονης μεταβλητότητας, οι επενδυτές δύνανται να εφαρμόζουν στρατηγικές αντιστάθμισης κινδύνου μέσω παραγώγων, ενισχύοντας την ανθεκτικότητα των χαρτοφυλακίων τους. Πιο συγκεκριμένα, η χρήση δικαιωμάτων προαίρεσης (options), συμβολαίων μελλοντικής εκπλήρωσης (futures) ή συμβολαίων ανταλλαγής κινδύνου (swaps) μπορεί να περιορίσει την έκθεση σε αιφνίδιες μεταβολές τιμών και τη σταθεροποίηση των αποδόσεων.

Ο δείκτης VIX παρουσιάζει ισχυρή συσχέτιση με την εκτιμημένη μεταβλητότητα των μετοχών και λειτουργεί ως αξιόπιστο εργαλείο έγκαιρης ένδειξης συστημικού κινδύνου. Ως εκ τούτου, η ενσωμάτωση του δείκτη VIX κρίνεται αναγκαία τόσο στη λήψη επενδυτικών αποφάσεων όσο και στη διαδικασία διαχείρισης κινδύνου, συμβάλλοντας στην προσαρμογή στρατηγικών αντιστάθμισης και κατανομής κεφαλαίων.

Για τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα και τις εποπτικές αρχές, τα αποτελέσματα αναδεικνύουν τη χρησιμότητα των υποδειγμάτων GARCH στον σχεδιασμό δοκιμών αντοχής (stress tests) και στην αξιολόγηση της ανθεκτικότητας σε ακραία σενάρια.

Επιπροσθέτως, οι επιχειρήσεις που εκτίθενται σε χρηματοοικονομικούς κινδύνους, όπως διακυμάνσεις τιμών μετοχών, επιτοκίων ή συναλλαγματικών ισοτιμιών, είναι δυνατόν να αξιοποιούν εκτιμήσεις μεταβλητότητας για την χάραξη πολιτικών αντιστάθμισης κινδύνου και τη διαχείριση των ταμειακών ροών. Με την αξιοποίηση μοντέλων πρόβλεψης της μεταβλητότητας, καθίσταται δυνατή η καλύτερη ρύθμιση των ορίων κινδύνου και των μεθόδων αντιστάθμισης, βελτιώνοντας τη διαδικασία λήψης αποφάσεων. Παράλληλα, το γεγονός ότι η μεταβλητότητα διαφέρει μεταξύ κλάδων υποδηλώνει ότι οι πρακτικές διαχείρισης κινδύνου είναι αναγκαίο να προσαρμόζονται στις ιδιαιτερότητες κάθε αγοράς.

Τέλος, η εκτίμηση και πρόβλεψη της μεταβλητότητας μέσω υποδειγμάτων GARCH παρέχει κρίσιμη πληροφορία για τον υπολογισμό δεικτών κινδύνου, όπως ο δείκτης Value at Risk (VaR) και ο δείκτης αναμενόμενης ζημιάς (Expected Shortfall). Οι δείκτες αυτοί χρησιμοποιούνται ευρέως από χρηματοπιστωτικούς οργανισμούς για τον καθορισμό ορίων κινδύνου, την παρακολούθηση ανοιχτών θέσεων και τη διαχείριση ρευστότητας. Η αναγνώριση περιόδων υψηλής μεταβλητότητας δίνει τη δυνατότητα αναθεώρησης του επιπέδου ανάληψης κινδύνου, την προσαρμογή των επενδυτικών στρατηγικών και τη βελτίωση των εσωτερικών διαδικασιών ελέγχου.

7.3 Περιορισμοί της έρευνας

Παρά τη μεθοδολογική προσέγγιση και τη συνεπή εφαρμογή των οικονομετρικών υποδειγμάτων, η εργασία υπόκειται σε ορισμένους περιορισμούς, οι οποίοι πρέπει να ληφθούν υπόψη κατά την ερμηνεία των αποτελεσμάτων.

Πρώτον, το μέγεθος του δείγματος είναι σχετικά περιορισμένο, αφού η ανάλυση περιλαμβάνει μόλις πέντε μετοχές. Παρόλο που η επιλογή μετοχών από διαφορετικούς κλάδους επιτρέπει συγκριτική προσέγγιση, το δείγμα δε μπορεί να θεωρηθεί αντιπροσωπευτικό του συνόλου της αγοράς. Ως εκ τούτου, τα συμπεράσματα δε μπορούν να γενικευθούν αυτόματα σε όλους τους κλάδους.

Δεύτερον, η μεθοδολογία βασίζεται αποκλειστικά σε κλασικά γραμμικά υποδείγματα χρονοσειρών (ARMA και GARCH), τα οποία, παρά τη χρησιμότητά τους, παρουσιάζουν γνωστούς θεωρητικούς και εμπειρικούς περιορισμούς. Τα υποδείγματα αυτά αδυνατούν να αποτυπώσουν πλήρως μη γραμμικές σχέσεις, διαρθρωτικές αλλαγές, ασυμμετρίες στην αντίδραση της μεταβλητότητας (leverage effect) τα οποία συχνά χαρακτηρίζουν τις χρηματοπιστωτικές αγορές (Tsay, 2010).

Επιπλέον, η πρόβλεψη αποδόσεων και τιμών πραγματοποιήθηκε βάσει της μέσης εξίσωσης των υποδειγμάτων ARMA, χωρίς ενσωμάτωση μεταβλητών, όπως μακροοικονομικοί δείκτες, επιτόκια, πληθωρισμός ή δείκτες επενδυτικού κλίματος. Η απουσία τέτοιων μεταβλητών περιορίζει ενδεχομένως τη δυνατότητα των υποδειγμάτων να αποτυπώσουν ευρύτερες οικονομικές επιδράσεις στις τιμές των μετοχών.

Περαιτέρω, η ανάλυση της μεταβλητότητας βασίζεται στο απλό υπόδειγμα GARCH(1,1), το οποίο αν και αποτελεσματικό δεν επιτρέπει την αποτύπωση ασύμμετρων επιδράσεων των θετικών και αρνητικών σοκ. Εξειδικευμένα υποδείγματα, όπως τα EGARCH ή GJR-GARCH, θα μπορούσαν ενδεχομένως να προσφέρουν πληρέστερη περιγραφή της δυναμικής της μεταβλητότητας.

Τέλος, η ανάλυση περιόδων κρίσεων επικεντρώνεται σε δύο συγκεκριμένα επεισόδια (2008 και 2020). Παρότι οι περίοδοι αυτές είναι αντιπροσωπευτικές, η ανάλυση περισσότερων περιόδων κρίσης ή η χρήση διαφορετικών χρονικών πλαισίων θα μπορούσε να οδηγήσει σε πληρέστερη αξιολόγηση της συμπεριφοράς της μεταβλητότητας υπό ακραίες συνθήκες.

Παρά τους ανωτέρω περιορισμούς, η εργασία διατηρεί την επιστημονική της εγκυρότητα, καθώς η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε είναι συνεπής με τη διεθνή βιβλιογραφία και τα συμπεράσματα προκύπτουν με σαφή και τεκμηριωμένο τρόπο.

7.4 Μελλοντική έρευνα

Η εργασία βασίστηκε στη χρήση κλασικών οικονομετρικών υποδειγμάτων για την ανάλυση και πρόβλεψη αποδόσεων, τιμών και μεταβλητότητας. Παρόλο που τα υποδείγματα αυτά αποδείχθηκαν κατάλληλα για την περιγραφή βασικών χαρακτηριστικών των

χρηματοοικονομικών χρονοσειρών, υπάρχουν δυνατότητες περαιτέρω επέκτασης της ανάλυσης σε μελλοντική έρευνα.

Μία βασική κατεύθυνση αφορά τη χρήση μεθόδων μηχανικής μάθησης και βαθιάς μάθησης, όπως τα νευρωνικά δίκτυα τύπου LSTM (Long Short-Term Memory). Τα LSTM έχουν σχεδιαστεί για να αναλύουν χρονοσειρές και έχουν τη δυνατότητα να καταγράφουν πιο ρεαλιστικά τη συμπεριφορά των δεδομένων, όταν οι μεταβολές δεν ακολουθούν απλά μοτίβα σε σύγκριση με τα παραδοσιακά γραμμικά υποδείγματα (Goodfellow, Bengio and Courville, 2016). Έρευνες έχουν δείξει ότι τα μοντέλα LSTM είναι σε θέση να προσφέρουν καλύτερη προβλεπτική απόδοση σε χρηματοοικονομικά δεδομένα σε αρκετές περιπτώσεις (Fischer and Krauss, 2018). Μια σύγκριση μεταξύ LSTM και GARCH θα μπορούσε να προσφέρει αξιολογικά συμπεράσματα σχετικά με τα πλεονεκτήματα των σύγχρονων υπολογιστικών μεθόδων.

Μια πιο εξελιγμένη κατεύθυνση για μελλοντική έρευνα είναι η μελέτη της αξιοποίησης της κβαντικής υπολογιστικής στη χρηματοοικονομική ανάλυση. Η βιβλιογραφία επισημαίνει ότι σε μεσοπρόθεσμο και μακροπρόθεσμο ορίζοντα ενδέχεται να προσφέρει λύσεις σε προβλήματα υψηλής πολυπλοκότητας, όπως η ανάλυση κινδύνου (Orús, Mugel and Lizaso, 2019).

Σε συνολικό επίπεδο, οι παραπάνω κατευθύνσεις αναδεικνύουν ότι η πρόβλεψη χρηματοοικονομικών χρονοσειρών εξακολουθεί να παραμένει ένα δυναμικό και εξελισσόμενο πεδίο. Η εργασία μπορεί να λειτουργήσει ως βάση για πιο σύνθετες προσεγγίσεις, οι οποίες συνδυάζουν την οικονομική θεωρία με σύγχρονες υπολογιστικές τεχνικές.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Σκιαδόπουλος, Γ. (2008) ‘Μεταβλητότητα στο ελληνικό και στα διεθνή χρηματιστήρια κατά την περίοδο 2006-2008’, στο: *Η διεθνής κρίση, η κρίση στην ευρωζώνη και το ελληνικό χρηματοπιστωτικό σύστημα*. Αθήνα: Ελληνική Ένωση Τραπεζών, σσ. 457-470.
- Andersen, T.G., Bollerslev, T., Diebold, F.X. and Labys, P. (2003) ‘Modeling and forecasting realized volatility’, *Econometrica*, 71(2), pp. 579-625.
- Aroussi, R. (2019) *yfinance: Yahoo! Finance market data downloader* [Software]. Available at: <https://pypi.org/project/yfinance/>
- Bachelier, L. (1900) ‘Théorie de la spéculation’, *Annales Scientifiques de l’École Normale Supérieure*, 17, pp. 21-86.
- Baker, S.R., Bloom, N., Davis, S.J., Kost, K.J., Sammon, M. and Viratyosin, T. (2020) ‘The unprecedented stock market impact of COVID-19’, *The Review of Asset Pricing Studies*, 10(4), pp. 742-758.
- Baker, S.R., Bloom, N. and Davis, S.J. (2016) ‘Measuring economic policy uncertainty’, *Quarterly Journal of Economics*, 131(4), pp. 1593-1636.
- Bloom, N. (2009). The Impact of Uncertainty Shocks. *Econometrica*, 77(3), 623-685.
- Bodie, Z., Kane, A. and Marcus, A.J. (2023) *Investments*. 13th ed. New York: McGraw-Hill Education.
- Bollerslev, T. (1986) ‘Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity’, *Journal of Econometrics*, 31(3), pp. 307-327.
- Box, G.E.P., Jenkins, G.M., Reinsel, G.C. and Ljung, G.M. (2015) *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 5th ed. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.
- Brooks, C. (2019) *Introductory Econometrics for Finance*. 4th ed. Cambridge: Cambridge University Press.
- CBOE (2019) *VIX White Paper: The CBOE Volatility Index*. Chicago: Chicago Board Options Exchange. Available at: https://cdn.cboe.com/resources/indices/Volatility_Index_Methodology_Cboe_Volatility_Index.pdf
- Chatziantoniou, I., Floros, C. and Gabauer, D. (2021) ‘Volatility contagion between crude oil and G7 stock markets...’, *SSRN Electronic Journal*. Available at: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3929734
- Cont, R. (2001) ‘Empirical properties of asset returns: Stylized facts and statistical issues’, *Quantitative Finance*, 1(2), pp. 223-236.

- Corsi, F. (2009) 'A simple approximate long-memory model of realized volatility', *Journal of Financial Econometrics*, 7(2), pp. 174-196.
- Dickey, D.A. and Fuller, W.A. (1979) 'Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root', *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), pp. 427-431.
- Enders, W. (2014) *Applied Econometric Time Series*. 4th ed. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.
- Engle, R.F. (1982) 'Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation', *Econometrica*, 50(4), pp. 987-1007.
- Fabozzi, F.J. (2008) *Handbook of Finance, Volume 1: Financial Markets and Instruments*. Hoboken, NJ: Wiley.
- Fama, E.F. (1970) 'Efficient capital markets: A review of theory and empirical work', *Journal of Finance*, 25(2), pp. 383-417.
- Fischer, T. and Krauss, C. (2018) 'Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions', *European Journal of Operational Research*, 270(2), pp. 654-669.
- Franses, P.H. and van Dijk, R. (1996) 'Forecasting stock market volatility using (non-linear) GARCH models', *Journal of Forecasting*, 15(3), pp. 229-235.
- Goodfellow, I., Bengio, Y. and Courville, A. (2016) *Deep Learning*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Hamilton, J.D. (1994) *Time Series Analysis*. Princeton: Princeton University Press.
- Hamilton, J.D. (2003) 'What is an oil shock?', *Journal of Econometrics*, 113(2), pp. 363-398.
- Hansen, P.R. and Lunde, A. (2005) 'A forecast comparison of volatility models: Does anything beat a GARCH(1,1)?', *Journal of Applied Econometrics*, 20(7), pp. 873-889.
- Harris, L. (2003) *Trading and Exchanges: Market Microstructure for Practitioners*. Oxford: Oxford University Press.
- Hull, J.C. (2018) *Risk Management and Financial Institutions*. 5th ed. Hoboken: Wiley.
- Hyndman, R.J. and Athanasopoulos, G. (2021) *Forecasting: Principles and Practice*. 3rd ed. Melbourne: OTexts.
- Kindleberger, C.P. and Aliber, R.Z. (2005) *Manias, Panics, and Crashes: A History of Financial Crises*. 5th ed. Basingstoke: Palgrave Macmillan.
- Kirilenko, A., Kyle, A., Samadi, M. and Tuzun, T. (2017) 'The flash crash: High-frequency trading in an electronic market', *Journal of Finance*, 72(3), pp. 967-998.
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C. and Hyndman, R.J. (1998) *Forecasting: Methods and Applications*. 3rd ed. New York: Wiley.

- Malkiel, B.G. (2003) 'The Efficient Market Hypothesis and Its Critics', *Journal of Economic Perspectives*, 17(1), pp. 59-82.
- Malkiel, B.G. (2019) *A Random Walk Down Wall Street*. 12th ed. New York: W.W. Norton & Company.
- Michie, R. (2006) *The Global Securities Market: A History*. Oxford: Oxford University Press.
- Nelson, D.B. (1991) 'Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach', *Econometrica*, 59(2), pp. 347-370.
- Nison, S. (2001) *Japanese Candlestick Charting Techniques*. 2nd ed. New York: New York Institute of Finance.
- Orús, R., Mugel, S. and Lizaso, E. (2019) 'Quantum computing for finance: Overview and prospects', *Reviews in Physics*, 4, 100028.
- Poon, S.-H. and Granger, C.W.J. (2003) 'Forecasting volatility in financial markets: A review', *Journal of Economic Literature*, 41(2), pp. 478-539.
- Reinhart, C.M. and Rogoff, K.S. (2009) *This Time Is Different: Eight Centuries of Financial Folly*. Princeton: Princeton University Press.
- Sariannidis, N., Papadopoulou, P. and Drimbetas, E. (2015) 'Investigation of the Greek Stock Exchange volatility and the impact of foreign markets from 2007 to 2012', *Working Paper*, Democritus University of Thrace.
- Shiller, R.J. (2005) *Irrational Exuberance*. 2nd ed. Princeton: Princeton University Press.
- Shiller, R.J. (2017) 'Narrative economics', *American Economic Review*, 107(4), pp. 967-1004.
- Tsay, R.S. (2010) *Analysis of Financial Time Series*. 3rd ed. Hoboken: Wiley.
- Whaley, R.E. (2000) 'The investor fear gauge', *Journal of Portfolio Management*, 26(3), pp. 12-17.
- Whaley, R.E. (2009) 'Understanding the VIX', *Journal of Portfolio Management*, 35(3), pp. 98-105.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑΤΑ

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α

Υπολογισμός λογαριθμικών αποδόσεων (Κώδικας Python)

<https://www.kaggle.com/code/rizwanrizwannazir/python-for-finance-with-yfinance-stock-market>

Ο κώδικας εκτελεί λήψη ημερήσιων τιμών μετοχών μέσω της βιβλιοθήκης yfinance με προσαρμοσμένες τιμές (Adj Close). Υπολογίζει τις ημερήσιες λογαριθμικές αποδόσεις με χρήση NumPy και pandas και δημιουργεί γραφήματα των αποδόσεων για κάθε μετοχή με matplotlib.

```
import numpy as np
import pandas as pd
import yfinance as yf
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.dates as mdates

# dates
start = "2005-07-01"
end = "2025-07-01"

tickers = {
    "NVIDIA": "NVDA",
    "Pfizer": "PFE",
    "Exxon Mobil": "XOM",
    "Lockheed Martin Corporation": "LMT",
    "JPMorgan Chase & Co": "JPM"
}

colors = {
    "NVIDIA": "green",
    "Pfizer": "blue",
    "Exxon Mobil": "red",
    "Lockheed Martin Corporation": "yellow",
    "JPMorgan Chase & Co": "orange"
}

# data
data = yf.download(
    list(tickers.values()),
    start=start,
```

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

```
        end=end,
        auto_adjust=False,
        progress=False
    )

# Adjusted Close
price_key = "Adj Close" if "Adj Close" in data.columns.get_level_values(0) else
"Close"
prices = data[price_key]

# Rename columns to company names
prices = prices.rename(columns={v: k for k, v in tickers.items()})

# Log returns
log_returns = np.log(prices).diff().dropna(how="all")

# Save CSV
prices.to_csv("prices_2005_2025.csv", encoding="utf-8-sig")
log_returns.to_csv("log_returns_2005_2025.csv", encoding="utf-8-sig")

# One plot per stock
for company in log_returns.columns:
    series = log_returns[company].dropna()

    plt.figure(figsize=(12, 5))
    plt.plot(series.index, series.values, color=colors[company], linewidth=0.9)

    ax = plt.gca()
    ax.xaxis.set_major_locator(mdates.YearLocator(2))
    ax.xaxis.set_major_formatter(mdates.DateFormatter('%Y'))

    plt.xlabel("Έτος")
    plt.ylabel("Λογαριθμική απόδοση")
    plt.title(f"Ημερήσιες λογαριθμικές αποδόσεις: {company} (2005-2025)")
    plt.grid(True, alpha=0.3)

    plt.tight_layout()
    plt.savefig(f"log_returns_{company.replace(' ', '_')}.png", dpi=300)
    plt.show()
```

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β

Περιγραφική Στατιστική Λογαριθμικών Αποδόσεων (Κώδικας Python)

<https://github.com/gdsaxton/PANDAS/blob/master/Chapter%206%20-%20Producing%20a%20Summary%20Statistics%20Table%20for%20Publication.ipynb>

Ο κώδικας πολογίζει βασικά περιγραφικά στατιστικά των λογαριθμικών αποδόσεων για κάθε μετοχή με χρήση της βιβλιοθήκης pandas και δημιουργεί έναν πίνακα αποτελεσμάτων.

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

```
import pandas as pd
from IPython.display import display

decimals = 5

lr = log_returns.dropna(how="any").copy()

stats_table = pd.DataFrame({
    "N (Παρατηρήσεις)": lr.count(),
    "Mean (Μέσος Όρος)": lr.mean(),
    "Std (Τυπ. Απόκλιση)": lr.std(ddof=1),
    "Min (Ελάχιστο)": lr.min(),
    "Max (Μέγιστο)": lr.max(),
    "Skewness (Ασυμμετρία)": lr.skew(),
    "Kurtosis (Κύρτωση)": lr.kurtosis()
}).round(decimals)

# Convert index
stats_table = stats_table.reset_index().rename(columns={"index": "Μετοχή"})

# Display table
display(stats_table)

# Export
stats_table.to_excel(
    "descriptive_statistics_log_returns.xlsx",
    index=False,
    sheet_name="Descriptive"
)
```

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Γ

Έλεγχος Στασιμότητας (ADF test) Λογαριθμικών Αποδόσεων (Κώδικας Python)

<https://www.askpython.com/python/examples/augmented-dickey-fuller-test-time-series>

https://www.statsmodels.org/stable/examples/notebooks/generated/stationarity_detrending_adf_kpss.html

Ο κώδικας χρησιμοποιεί τη συνάρτηση `adfuller()` από τη βιβλιοθήκη `statsmodels` για τον έλεγχο στασιμότητας (Augmented Dickey-Fuller test), όπως περιγράφεται στα παραδείγματα χρήσης της `adfuller`. Ο κώδικας έχει προσαρμοστεί να εκτελεί τον έλεγχο για κάθε μετοχή και να συλλέγει τα τεστ αποτελέσματα (statistic, p-value, lags, critical values).

```
import numpy as np
```

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

```
import pandas as pd
import yfinance as yf
from statsmodels.tsa.stattools import adfuller
from IPython.display import display

# dates
start_date = "2005-07-01"
end_date = "2025-06-30"

tickers = {
    "NVDA": "NVIDIA Corporation",
    "PFE": "Pfizer Inc.",
    "XOM": "Exxon Mobil Corporation",
    "LMT": "Lockheed Martin Corporation",
    "JPM": "JPMorgan Chase & Co."
}

# Download data
data = yf.download(
    list(tickers.keys()),
    start=start_date,
    end=pd.to_datetime(end_date) + pd.Timedelta(days=1),
    auto_adjust=False,
    progress=False
)

# Adjusted Close prices
prices = data["Adj Close"].rename(columns=tickers).dropna(how="all")

# Log returns
log_returns = np.log(prices).diff().replace([np.inf, -np.inf],
np.nan).dropna(how="all")

# descriptive statistics (per stock)
desc = log_returns.describe().T
display(desc[["count", "mean", "std", "min", "25%", "50%", "75%", "max"]])

# ADF test(regression with constant)
rows = []

for company in log_returns.columns:
    series = log_returns[company].dropna()
    result = adfuller(series, regression="c", autolag="AIC")

    rows.append({
        "Stock": company,
        "N (Observations)": len(series),
        "ADF Statistic": result[0],
        "p-value": result[1],
        "Lags Used": result[2],
        "Critical Value (1%)": result[4]["1%"],
        "Critical Value (5%)": result[4]["5%"],
        "Critical Value (10%)": result[4]["10%"]
    })
})
```

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

```
adf_table = pd.DataFrame(rows).round({
    "ADF Statistic": 6,
    "p-value": 6,
    "Critical Value (1%)": 6,
    "Critical Value (5%)": 6,
    "Critical Value (10%)": 6
})

display(adf_table)

# Export
adf_table.to_excel("ADF_results_log_returns.xlsx", index=False)
adf_table.to_csv("ADF_results_log_returns.csv", index=False, encoding="utf-8-sig")

print("Files saved:")
print("- ADF_results_log_returns.xlsx")
print("- ADF_results_log_returns.csv")
```

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Δ

Προσδιορισμός μέσης εξίσωσης ARMA (Κώδικας Python)

[https://github.com/youssefHosni/Hands-On-Time-Series-Analysis-with-Python/blob/main/Time Series Data%20Analysis.ipynb](https://github.com/youssefHosni/Hands-On-Time-Series-Analysis-with-Python/blob/main/Time%20Series%20Data%20Analysis.ipynb)

<https://medium.com/@rajukumardalimss/how-to-run-an-arma-model-in-python-a-step-by-step-guide-7acc5dd68713>

Ο κώδικας βασίζεται στη χρήση της κλάσης ARIMA της statsmodels για την εκτίμηση μοντέλων ARMA(1,1) όπως περιγράφεται σε παραδείγματα (π.χ. Python Time Series Analysis notebooks στη πλατφόρμα GitHub). Ο κώδικας έχει προσαρμοστεί για να εκτιμήσει την μέση εξίσωση των λογαριθμικών αποδόσεων για κάθε μετοχή, να εξάγει τους εκτιμημένους συντελεστές AR και MA καθώς και τα αντίστοιχα p-values.

```
import numpy as np
import pandas as pd
import yfinance as yf
from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA
from IPython.display import display

# dates
start_date = "2005-07-01"
end_date = "2025-06-30"
```

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

```
tickers = {
    "NVDA": "NVIDIA Corporation",
    "PFE": "Pfizer Inc.",
    "XOM": "Exxon Mobil Corporation",
    "LMT": "Lockheed Martin Corporation",
    "JPM": "JPMorgan Chase & Co."
}

# Data
data = yf.download(
    list(tickers.keys()),
    start=start_date,
    end=pd.to_datetime(end_date) + pd.Timedelta(days=1),
    auto_adjust=False,
    progress=False
)

# Adjusted Close
if "Adj Close" in data.columns.get_level_values(0):
    prices = data["Adj Close"].copy()
else:
    prices = data["Close"].copy()

prices = prices.rename(columns=tickers).dropna(how="all")

# Log returns
log_returns = np.log(prices).diff()
log_returns = log_returns.replace([np.inf, -np.inf], np.nan).dropna(how="all")

# ARMA(1,1) estimation
rows = []

for company in log_returns.columns:

    s = log_returns[company].dropna().reset_index(drop=True)

    model = ARIMA(s, order=(1, 0, 1), trend="c")
    res = model.fit()

    rows.append({
        "Company": company,
        "N": int(res.nobs),
        "AR(1)": res.params.get("ar.L1", np.nan),
        "AR p-value": res.pvalues.get("ar.L1", np.nan),
        "MA(1)": res.params.get("ma.L1", np.nan),
        "MA p-value": res.pvalues.get("ma.L1", np.nan),
    })

arma_table = pd.DataFrame(rows)

arma_table = arma_table.round({
    "AR(1)": 6,
    "AR p-value": 6,
```

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

```
        "MA(1)": 6,
        "MA p-value": 6
    })

# Display table
display(arma_table)

# Export
arma_table.to_csv("arma1_final_table.csv", index=False, encoding="utf-8-sig")
arma_table.to_excel("arma1_final_table.xlsx", index=False)

print("Saved:")
print("- arma1_final_table.csv")
print("- arma1_final_table.xlsx")
```

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Ε

Έλεγχος ετεροσκεδαστικότητας (ARCH-LM) (Κώδικας Python)

https://github.com/AdrienC21/garch-model-analysis#detect-an-arch-effect-using-het_arch

Ο κώδικας χρησιμοποιεί τη συνάρτηση `het_arch()` της βιβλιοθήκης `statsmodels` για να εφαρμόσει τον έλεγχο ARCH-LM στα κατάλοιπα των υποδειγμάτων ARMA(1,1). Εκτελεί τον έλεγχο ξεχωριστά για κάθε μετοχή και συγκεντρώνει τα στατιστικά και τα p-values σε έναν ενιαίο πίνακα αποτελεσμάτων.

```
import numpy as np
import pandas as pd
import yfinance as yf
from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA
from statsmodels.stats.diagnostic import het_arch
from IPython.display import display

# dates
start_date = "2005-07-01"
end_date   = "2025-06-30"

tickers = {
    "NVDA": "NVIDIA Corporation",
    "PFE":  "Pfizer Inc.",
    "XOM":  "Exxon Mobil Corporation",
    "LMT":  "Lockheed Martin Corporation",
    "JPM":  "JPMorgan Chase & Co."
}

# Number of lags
arch_lags = 5
```

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

```
# log returns
data = yf.download(
    list(tickers.keys()),
    start=start_date,
    end=pd.to_datetime(end_date) + pd.Timedelta(days=1),
    auto_adjust=False,
    progress=False
)

prices = data["Adj Close"].rename(columns=tickers).dropna(how="all")

log_returns = np.log(prices).diff()
log_returns = log_returns.replace([np.inf, -np.inf], np.nan).dropna(how="all")

# ARMA(1,1)
rows = []

for company in log_returns.columns:
    r = log_returns[company].dropna().reset_index(drop=True)

    # ARMA(1,1) = ARIMA(1,0,1)
    arma_res = ARIMA(r, order=(1, 0, 1), trend="c").fit()
    resid = arma_res.resid.dropna()

    # ARCH-LM test returns
    lm_stat, lm_pvalue, f_stat, f_pvalue = het_arch(resid, nlags=arch_lags)

    rows.append({
        "Stock": company,
        "N (Residuals)": int(resid.shape[0]),
        "ARCH-LM lags (q)": arch_lags,
        "LM Statistic": lm_stat,
        "LM p-value": lm_pvalue,
        "F Statistic": f_stat,
        "F p-value": f_pvalue
    })

arch_table = pd.DataFrame(rows)

arch_table = arch_table.round({
    "LM Statistic": 6,
    "LM p-value": 6,
    "F Statistic": 6,
    "F p-value": 6
})

display(arch_table)

# Export
arch_table.to_csv("arch_lm_results.csv", index=False, encoding="utf-8-sig")
arch_table.to_excel("arch_lm_results.xlsx", index=False)

print("Saved:")
print("- arch_lm_results.csv")
```

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

```
print("- arch_lm_results.xlsx")
```

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ ΣΤ

Εκτίμηση υποδείγματος GARCH(1,1) (Κώδικας Python)

https://bashtage.github.io/arch/univariate/univariate_volatility_modeling.html

<https://python.plainenglish.io/how-to-model-and-forecast-volatility-with-arch-garch-techniques-980e57956ae5>

Ο κώδικας χρησιμοποιεί yfinance για λήψη δεδομένων των μετοχών, υπολογίζει log returns σε % ,εξάγει πίνακα με τις παραμέτρους (ω , α , β , p-values, $\alpha+\beta$) και στο τέλος δημιουργεί γραφήματα conditional volatility ανά μετοχή.

```
!pip -q install arch

import numpy as np
import pandas as pd
import yfinance as yf
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.dates as mdates
from IPython.display import display
from arch import arch_model

# dates
start_date = "2005-07-01"
end_date   = "2025-06-30"

tickers = {
    "NVDA": "NVIDIA Corporation",
    "PFE":  "Pfizer Inc.",
    "XOM":  "Exxon Mobil Corporation",
    "LMT":  "Lockheed Martin Corporation",
    "JPM":  "JPMorgan Chase & Co."
}

colors = {
    "NVIDIA Corporation": "green",
    "Pfizer Inc.": "blue",
    "Exxon Mobil Corporation": "red",
    "Lockheed Martin Corporation": "yellow",
    "JPMorgan Chase & Co.": "orange"
}

# Download Adjusted Close prices
data = yf.download(
    list(tickers.keys()),
    start=start_date,
```

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

```
        end=pd.to_datetime(end_date) + pd.Timedelta(days=1),
        auto_adjust=False,
        progress=False
    )

prices = data["Adj Close"].rename(columns=tickers).dropna(how="all")

# Log returns in %
returns_pct = np.log(prices).diff()
returns_pct = returns_pct.replace([np.inf, -np.inf], np.nan).dropna(how="all") *
100

# GARCH(1,1)
rows = []
cond_vol = {}

for company in returns_pct.columns:
    r = returns_pct[company].dropna()

    model = arch_model(r, mean="Constant", vol="GARCH", p=1, q=1, dist="normal",
rescale=False)
    res = model.fit(dis="off")

    omega = res.params.get("omega", np.nan)
    alpha = res.params.get("alpha[1]", np.nan)
    beta = res.params.get("beta[1]", np.nan)

    rows.append({
        "Stock": company,
        "N": int(res.nobs),
        "omega": omega,
        "p-value(omega)": res.pvalues.get("omega", np.nan),
        "alpha[1]": alpha,
        "p-value(alpha)": res.pvalues.get("alpha[1]", np.nan),
        "beta[1]": beta,
        "p-value(beta)": res.pvalues.get("beta[1]", np.nan),
        "alpha+beta": alpha + beta
    })

    cond_vol[company] = res.conditional_volatility

# Results
garch_table = pd.DataFrame(rows).round(6)
display(garch_table)

# Export
garch_table.to_csv("garch11_results.csv", index=False, encoding="utf-8-sig")
garch_table.to_excel("garch11_results.xlsx", index=False)

print("Saved:")
print("- garch11_results.csv")
print("- garch11_results.xlsx")

# Plots
```

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

```
year_locator = mdates.YearLocator(2)
year_fmt = mdates.DateFormatter("%Y")

for company, vol in cond_vol.items():
    vol_plot = vol.loc[:pd.to_datetime(end_date)]

    plt.figure(figsize=(12, 4))
    plt.plot(vol_plot.index, vol_plot.values,
             color=colors.get(company, "black"),
             linewidth=1.0)

    plt.title(f"GARCH(1,1) – Conditional Volatility (%) – {company}")
    plt.xlabel("Date")
    plt.ylabel("Conditional Volatility (%)")

    ax = plt.gca()
    ax.grid(True, linestyle="--", alpha=0.5)
    ax.xaxis.set_major_locator(year_locator)
    ax.xaxis.set_major_formatter(year_fmt)
    ax.set_xlim(pd.to_datetime(start_date), pd.to_datetime(end_date))

    plt.tight_layout()
    plt.show()
```

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Ζ

Διαγνωστικοί έλεγχοι υποδειγμάτων (Κώδικας Python)

https://www.statsmodels.org/stable/generated/statsmodels.stats.diagnostic.acorr_ljungbox.html

Ο κώδικας εφαρμόζει διαγνωστικούς ελέγχους σε υπόδειγμα ARMA-GARCH για ημερήσιες αποδόσεις μετοχών με τιμές Adjusted Close από το Yahoo Finance. Υπολογίζει λογαριθμικές αποδόσεις, εκτιμά ARMA(1,1) και στη συνέχεια GARCH(1,1) πάνω στα κατάλοιπα (κλιμακωμένα σε % για σταθερότητα). Τέλος, υπολογίζει τα p-values των ελέγχων Ljung-Box και ARCH-LM.

```
import numpy as np
import pandas as pd
import yfinance as yf

from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA
from statsmodels.stats.diagnostic import acorr_ljungbox, het_arch
from arch import arch_model
from IPython.display import display
```

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

```
start_date = "2005-07-01"
end_date   = "2025-06-30"

tickers = {
    "NVDA": "NVIDIA Corporation",
    "PFE":  "Pfizer Inc.",
    "XOM":  "Exxon Mobil Corporation",
    "LMT":  "Lockheed Martin Corporation",
    "JPM":  "JPMorgan Chase & Co."
}

data = yf.download(
    list(tickers.keys()),
    start=start_date,
    end=pd.to_datetime(end_date) + pd.Timedelta(days=1),
    auto_adjust=False,
    progress=False
)

adj_close = data["Adj Close"].rename(columns=tickers).dropna(how="all")
log_returns = np.log(adj_close).diff().replace([np.inf, -np.inf], np.nan).dropna()

rows = []

for stock_name in tickers.values():
    # ARMA(1,1)
    y = log_returns[stock_name].dropna().reset_index(drop=True)
    arma_fit = ARIMA(y, order=(1, 0, 1), trend="c").fit()
    arma_resid = pd.Series(arma_fit.resid).dropna()

    # Fit GARCH(1,1) on residuals (in %)
    arma_resid_pct = 100 * arma_resid

    am = arch_model(
        arma_resid_pct,
        mean="Constant",
        vol="GARCH",
        p=1, q=1,
        dist="normal",
        rescale=False
    )
    garch_fit = am.fit(dispatch="off")

    std_resid = pd.Series(garch_fit.std_resid).dropna()

    # Ljung-Box p-values (lag=10)
    lb1 = acorr_ljungbox(std_resid, lags=[10], return_df=True)
    lb_p_resid_10 = float(lb1["lb_pvalue"].iloc[0])

    lb2 = acorr_ljungbox(std_resid**2, lags=[10], return_df=True)
    lb_p_resid2_10 = float(lb2["lb_pvalue"].iloc[0])

    # ARCH-LM p-value (q=5)
    lm_stat, lm_p, f_stat, f_p = het_arch(std_resid, nlags=5)
```

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

```
rows.append({
    "Stock": stock_name,
    "N": int(std_resid.shape[0]),
    "Ljung-Box p (std resid, lag=10)": lb_p_resid_10,
    "Ljung-Box p (std resid^2, lag=10)": lb_p_resid2_10,
    "ARCH-LM p (q=5)": float(lm_p)
})

diag_table = pd.DataFrame(rows).round(6)

display(diag_table)
diag_table.to_csv("diagnostics_ARMA_GARCH.csv", index=False, encoding="utf-8-sig")
diag_table.to_excel("diagnostics_ARMA_GARCH.xlsx", index=False)
```

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Η

Πρόβλεψη αποδόσεων και τιμών μετοχών (Κώδικας Python)

<https://www.kaggle.com/code/rever3nd/simple-time-series-analysis-guide>

https://github.com/das-amlan/Stock-Price-Forecasting/blob/main/Stock_price_forecasting.ipynb

Ο κώδικας για πρόβλεψη αποδόσεων και τιμών βασίζεται στην εκτίμηση ARMA μοντέλου για κάθε σειρά λογαριθμικών αποδόσεων και την παραγωγή out-of-sample forecasts για τις επόμενες 30 εργάσιμες ημέρες, με χρήση της forecast() της statsmodels.

```
import numpy as np
import pandas as pd
import yfinance as yf
import matplotlib.pyplot as plt
from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA
from IPython.display import display

# tickers
tickers = ["NVDA", "PFE", "XOM", "LMT", "JPM"]

company_names = {
    "NVDA": "NVIDIA Corporation",
    "PFE": "Pfizer Inc.",
    "XOM": "Exxon Mobil Corporation",
    "LMT": "Lockheed Martin Corporation",
    "JPM": "JPMorgan Chase & Co."
}

colors = {
```

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

```
"NVDA": "green",
"PFE": "blue",
"XOM": "red",
"LMT": "gold",
"JPM": "orange"
}

start_date = "2005-07-01"
end_date   = "2025-06-30"
h = 30
lookback_days = 126
save_dpi = 300

end_plus = (pd.to_datetime(end_date) + pd.Timedelta(days=120)).strftime("%Y-%m-%d")

data = yf.download(
    tickers,
    start=start_date,
    end=end_plus,
    auto_adjust=False,
    progress=False
)

price_key = "Adj Close" if "Adj Close" in data.columns.get_level_values(0) else
"Close"
prices = data[price_key].dropna(how="all")

# Split in-sample / out-of-sample
end_ts = pd.to_datetime(end_date)
prices_in = prices.loc[:end_ts].copy()
prices_out = prices.loc[end_ts + pd.Timedelta(days=1):].copy()

future_index = prices_out.index[:h]
if len(future_index) < h:
    raise ValueError(f"Not enough trading days after {end_date}. Increase end_plus
window.")

# Log returns (in-sample)
returns_in = np.log(prices_in / prices_in.shift(1)).dropna(how="all")

last_date = prices_in.index[-1]

# ARMA(1,1) forecast
rows = []

for t in tickers:
    y = returns_in[t].dropna().to_numpy(dtype="float64")

    model = ARIMA(y, order=(1, 0, 1), trend="c")
    res = model.fit()

    r_fc = res.forecast(steps=h)
    mean_r = float(np.mean(r_fc))
```

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

```
P0 = float(prices_in.loc[last_date, t])
p_path = P0 * np.exp(np.cumsum(r_fc))
last_price = float(p_path[-1])

rows.append({
    "Company": company_names[t],
    "Horizon (trading days)": h,
    "Mean forecasted return": mean_r,
    "Last forecasted price": last_price
})

real_prices = prices_in[t].iloc[-lookback_days:]

plt.figure(figsize=(12, 4))
plt.plot(real_prices.index, real_prices.values, color=colors[t],
linewidth=1.8, label="Observed prices")
plt.plot(future_index, p_path, color="black", linestyle="--", linewidth=2.0,
label=f"Forecasted prices ({h} trading days)")
plt.axvline(x=real_prices.index[-1], linestyle=":", color="gray",
linewidth=1.2, label="End of sample")

plt.grid(True)
plt.title(f"Out-of-sample price forecast (ARMA(1,1))\n{company_names[t]}")
plt.xlabel("Date")
plt.ylabel("Price (USD)")
plt.legend(loc="lower left", frameon=True)
plt.tight_layout()

plt.savefig(f"forecast_price_{t}_{h}days.png", dpi=save_dpi,
bbox_inches="tight")
plt.show()

forecast_table = pd.DataFrame(rows)
forecast_table["Mean forecasted return"] = (forecast_table["Mean forecasted
return"] * 100).round(3).astype(str) + "%"
forecast_table["Last forecasted price"] = forecast_table["Last forecasted
price"].round(2)

display(forecast_table)

forecast_table.to_csv("forecast_summary_table.csv", index=False, encoding="utf-8-
sig")
forecast_table.to_excel("forecast_summary_table.xlsx", index=False)

print("Saved:")
print("- forecast_summary_table.csv")
print("- forecast_summary_table.xlsx")
print("- forecast_price_<TICKER>_30days.png")
```

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Θ

Πρόβλεψη μεταβλητότητας με υπόδειγμα GARCH (1,1) (Κώδικας Python)

<https://www.kaggle.com/code/foolwuilin/forecasting-market-volatility-with-arch-garch>

Ο κώδικας βασίζεται σε παράδειγμα πρόβλεψης μεταβλητότητας με GARCH(1,1) και έχει προσαρμοστεί ώστε να εφαρμόζεται σε πέντε μετοχές που ερευνάμε, να χρησιμοποιεί δεδομένα από το yfinance, να υπολογίζει log-returns, να παράγει πρόβλεψη 30 ημερών.

```
import numpy as np
import pandas as pd
import yfinance as yf
import matplotlib.pyplot as plt
from arch import arch_model
from IPython.display import display

# dates
start_date = "2005-07-01"
end_date = "2025-06-30"
h = 30 # 30 trading days forecast

tickers = {
    "NVDA": "NVIDIA Corporation",
    "PFE": "Pfizer Inc.",
    "XOM": "Exxon Mobil Corporation",
    "LMT": "Lockheed Martin Corporation",
    "JPM": "JPMorgan Chase & Co."
}

colors = {
    "NVDA": "green",
    "PFE": "blue",
    "XOM": "red",
    "LMT": "gold",
    "JPM": "orange"
}

end_plus = (pd.to_datetime(end_date) + pd.Timedelta(days=120)).strftime("%Y-%m-%d")

data = yf.download(
    list(tickers.keys()),
    start=start_date,
    end=end_plus,
    auto_adjust=False,
    progress=False
)

prices = data["Adj Close"].dropna(how="all")

end_ts = pd.to_datetime(end_date)
```

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

```
# In-sample prices end at 30/06/2025
prices_in = prices.loc[:end_ts].copy()

# Out-of-sample trading days
prices_out = prices.loc[end_ts + pd.Timedelta(days=1):].copy()
future_index = prices_out.index[:h]

if len(future_index) < h:
    raise ValueError(f"Not enough trading days after {end_date}. Increase end_plus
window.")

# Log returns (in-sample, in %)
returns_in = np.log(prices_in / prices_in.shift(1)).dropna() * 100

rows = []

for tkr, name in tickers.items():
    r = returns_in[tkr].dropna()

    model = arch_model(r, mean="Constant", vol="GARCH", p=1, q=1, dist="normal",
rescale=False)
    res = model.fit(dispatch="off")

    # Forecast volatility
    f = res.forecast(horizon=h, reindex=False)
    vol_fc = np.sqrt(f.variance.iloc[-1].values)

    # In-sample conditional volatility (%)
    ins_vol = res.conditional_volatility
    ins_plot = ins_vol.iloc[-126:] # last ~6 months

    rows.append({
        "Company": name,
        "Last in-sample vol (%)": float(ins_vol.iloc[-1]),
        "Mean forecasted vol (%)": float(np.mean(vol_fc)),
        "Last forecasted vol (%)": float(vol_fc[-1]),
        "alpha+beta": float(res.params.get("alpha[1]", np.nan) +
res.params.get("beta[1]", np.nan))
    })

    # Plot: in-sample + forecast exactly after 30/06/2025
    plt.figure(figsize=(12, 4))
    plt.plot(ins_plot.index, ins_plot.values, color=colors[tkr], linewidth=1.6,
label="In-sample volatility")
    plt.plot(future_index, vol_fc, color="black", linestyle="--", linewidth=2.0,
label="Forecast (30 trading days)")
    plt.axvline(x=ins_plot.index[-1], linestyle=":", color="gray", linewidth=1.2,
label="End of sample (30/06/2025)")

    plt.title(f"GARCH(1,1) volatility forecast (daily, %)\n{name}")
    plt.xlabel("Date")
    plt.ylabel("Volatility (%)")
    plt.grid(True, alpha=0.3)
```

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

```
plt.legend(loc="lower left")
plt.tight_layout()
plt.show()

out_table = pd.DataFrame(rows).round(4)
display(out_table)

out_table.to_csv("garch_vol_forecast_30tradingdays.csv", index=False,
encoding="utf-8-sig")
out_table.to_excel("garch_vol_forecast_30tradingdays.xlsx", index=False)

print("Saved:")
print("- garch_vol_forecast_30tradingdays.csv")
print("- garch_vol_forecast_30tradingdays.xlsx")
```

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Ι

Ανάλυση σε περιόδους κρίσεων (Κώδικας Python)

<https://www.kaggle.com/code/foolwuilin/forecasting-market-volatility-with-arch-garch/notebook>

Ο κώδικας αντλεί δεδομένα τιμών, υπολογίζει λογαριθμικές αποδόσεις και εκτιμά GARCH(1,1) για κάθε μετοχή. Στη συνέχεια υπολογίζει τη μέση ημερήσια μεταβλητότητα στις περιόδους κρίσεων 2008 και 2020.

```
import numpy as np
import pandas as pd
import yfinance as yf
import matplotlib.pyplot as plt
from arch import arch_model
from IPython.display import display

# dates
start_date = "2005-07-01"
end_date = "2025-06-30"

tickers = {
    "NVDA": "NVIDIA",
    "PFE": "Pfizer",
    "XOM": "Exxon Mobil",
    "LMT": "Lockheed Martin",
    "JPM": "JPMorgan Chase"
}

crisis_periods = {
    "2008 Crisis": ("2008-01-01", "2009-12-31"),
```

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

```
    "COVID-19 Crisis": ("2020-02-01", "2020-12-31")
}

# Download Adjusted Close
data = yf.download(
    list(tickers.keys()),
    start=start_date,
    end=pd.to_datetime(end_date) + pd.Timedelta(days=1),
    auto_adjust=False,
    progress=False
)

prices = data["Adj Close"].rename(columns=tickers).dropna(how="all")

# Log returns
log_returns = np.log(prices).diff().dropna(how="any")

# GARCH(1,1) conditional volatility (%)
garch_vol = pd.DataFrame(index=log_returns.index)

for name in log_returns.columns:
    r_pct = 100 * log_returns[name]
    res = arch_model(r_pct, mean="Constant", vol="GARCH", p=1, q=1,
dist="normal").fit(dispatch="off")
    garch_vol[name] = res.conditional_volatility

# comparison table
rows = []
for name in garch_vol.columns:
    for crisis, (c_start, c_end) in crisis_periods.items():
        window = garch_vol.loc[c_start:c_end, name].dropna()
        rows.append({
            "Company": name,
            "Crisis": crisis,
            "N (days)": int(len(window)),
            "Mean Daily Volatility (%)": float(window.mean())
        })

comparison_df = pd.DataFrame(rows).sort_values(["Company",
"Crisis"]).reset_index(drop=True)
display(comparison_df)

comparison_df.to_excel("comparison_df_long.xlsx", index=False)
comparison_df.to_csv("comparison_df_long.csv", index=False, encoding="utf-8-sig")

# Wide table
wide = comparison_df.pivot(index="Company", columns="Crisis", values="Mean Daily
Volatility (%)").reset_index()
wide = wide.rename(columns={
    "2008 Crisis": "Mean Volatility 2008 Crisis (%)",
    "COVID-19 Crisis": "Mean Volatility COVID-19 Crisis (%)"
})
display(wide)
```

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

```
wide.to_excel("volatility_comparison_table.xlsx", index=False)
wide.to_csv("volatility_comparison_table.csv", index=False, encoding="utf-8-sig")

# Plot colors
companies = wide["Company"].values
vol_2008 = wide["Mean Volatility 2008 Crisis (%)"].values
vol_2020 = wide["Mean Volatility COVID-19 Crisis (%)"].values

x = np.arange(len(companies))
width = 0.35

fig, ax = plt.subplots(figsize=(11, 6))

ax.bar(x - width/2, vol_2008, width, label="2008 Crisis", color="red", alpha=0.85)
ax.bar(x + width/2, vol_2020, width, label="COVID-19 Crisis (2020)", color="blue",
alpha=0.85)

ax.set_xticks(x)
ax.set_xticklabels(companies, rotation=15)
ax.set_ylabel("Mean Daily Volatility (%)")
ax.set_title("Mean GARCH(1,1) Volatility Across Crisis Periods")

ax.grid(True, axis="y", linestyle="--", linewidth=0.7, alpha=0.7)
ax.legend()

fig.tight_layout()
fig.savefig("garch_volatility_comparison_2008_vs_2020.png", dpi=300)
plt.show()

print("Saved:")
print("- comparison_df_long.xlsx / comparison_df_long.csv")
print("- volatility_comparison_table.xlsx / volatility_comparison_table.csv")
print("- garch_volatility_comparison_2008_vs_2020.png")
```

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Κ

Ανάλυση συσχέτισης μεταξύ δείκτη VIX και εκτιμημένης μεταβλητότητα (Κώδικας Python)

<https://www.kaggle.com/datasets/guillemservera/vix-cboe-volatility-index-daily-updated>

<https://www.kaggle.com/code/foolwuilin/forecasting-market-volatility-with-arch-garch/notebook>

<https://www.kaggle.com/code/nholloway/volatility-clustering-and-garch/notebook>

Ο κώδικας αντλεί ημερήσια δεδομένα Adjusted Close για τις μετοχές και τον δείκτη VIX, υπολογίζει λογαριθμικές αποδόσεις και εκτιμά για κάθε μετοχή ένα υπόδειγμα GARCH(1,1), ώστε να προκύψει η ημερήσια υπό συνθήκη μεταβλητότητα. Στη συνέχεια υπολογίζει τον

Πρόβλεψη Τιμών Μετοχών

συντελεστή συσχέτισης Pearson μεταξύ του επιπέδου του δείκτη VIX και της εκτιμημένης μεταβλητότητας για κάθε μετοχή.

```
import numpy as np
import pandas as pd
import yfinance as yf
from arch import arch_model

start = "2005-07-01"
end   = "2025-06-30"

stocks = {
    "NVIDIA": "NVDA",
    "Pfizer": "PFE",
    "Exxon Mobil": "XOM",
    "Lockheed Martin": "LMT",
    "JPMorgan Chase": "JPM"
}

vix_ticker = "^VIX"
tickers = list(stocks.values()) + [vix_ticker]

raw = yf.download(tickers, start=start, end=end, auto_adjust=False,
                  progress=False)
prices = raw["Adj Close"].rename(columns={v: k for k, v in stocks.items()})
prices = prices.rename(columns={vix_ticker: "VIX"})

returns = np.log(prices).diff()

garch_vol = pd.DataFrame(index=returns.index)

for name in stocks.keys():
    r_pct = (returns[name].dropna() * 100)
    res = arch_model(r_pct, mean="Constant", vol="GARCH", p=1, q=1, dist="normal",
                    rescale=False).fit(dispatch="off")
    garch_vol[name] = res.conditional_volatility

df = pd.concat([prices["VIX"], garch_vol], axis=1).dropna()

corr_table = df.corr()["VIX"].drop("VIX").reset_index()
corr_table.columns = ["Stock", "Pearson Correlation (VIX vs GARCH Volatility)"]

print(corr_table)
corr_table.to_csv("vix_garch_pearson_results.csv", index=False)
```