

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ
ΤΜΗΜΑ ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗΣ ΕΠΙΣΤΗΜΗΣ



ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ ΣΤΗΝ
ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗ ΚΑΙ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΙΑΚΗ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗ

**«Μέθοδος αποτίμησης του κινδύνου μέσω VaR σε
χαρτοφυλάκιο διεθνών χρηματιστηριακών δεικτών»**

Κωνσταντίνος- Εφραίμ Οικονομόπουλος

Διπλωματική Εργασία υποβληθείσα στο Τμήμα Οικονομικών Επιστήμων του Πανεπιστημίου Πειραιώς ως
μέρους των απαιτήσεων για την απόκτηση Μεταπτυχιακού Διπλώματος Ειδίκευσης στην Οικονομική και
Επιχειρησιακή Στρατηγική

Πειραιάς, Ιούνιος 2023

UNIVERSITY OF PIRAEUS
DEPARTMENT OF ECONOMICS



MASTER PROGRAM IN
ECONOMIC AND BUSINESS STRATEGY

**«VaR risk assessment method for a portfolio of
international stock market indices»**

By

Konstantinos- Efraim Oikonomopoulos

Master Thesis submitted to the Department of Economics of the University of Piraeus in partial fulfillment of
the requirements for the degree of Master of Arts in Economic and Business Strategy

Piraeus, Greece, June 2023

«Μέθοδος αποτίμησης του κινδύνου μέσω VaR σε χαρτοφυλάκιο διεθνών χρηματιστηριακών δεικτών»

Σημαντικοί όροι: Value at Risk, Χρηματιστήριο Αθηνών, Κίνδυνος, Αγοράς, δείκτες , Ιστορική Προσομοίωση, Μοντέλα

Περίληψη

Η πολυπλοκότητα και η αβεβαιότητα που παρουσιάζει το παγκόσμιο χρηματοπιστωτικό σύστημα είχαν ως επακόλουθο την απώλεια υψηλών χρηματικών ποσών από τις επιχειρήσεις και τις τράπεζες. Τις δύο τελευταίες δεκαετίες, οι αγορές κλήθηκαν να αντιμετωπίσουν το 2008 την πτώχευση της Lehman Brothers, το 2011 την κρίση χρέους των Ευρωπαϊκών χωρών , το 2020 την υγειονομική κρίση και την παύση της εμπορικής δραστηριότητας και τέλος την ενεργειακή κρίση λόγω του πολέμου Ρωσίας Ουκρανίας. Τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα για να μπορέσουν να αντιμετωπίσουν αποτελεσματικά τους κινδύνους της αγοράς στράφηκαν στην διαμόρφωση εργαλείων πρόβλεψης και διαχείρισης των διαφόρων κινδύνων. Το Value at Risk (VaR) αποτελεί μία από τις πιο διαδεδομένες μεθόδους αντιμετώπισης κινδύνου καθώς εκφράζει την εκτιμώμενη μέγιστη ζημία μιας συγκεκριμένης επένδυσης σε ορισμένη χρονική περίοδο και επίπεδο εμπιστοσύνης. Η παρούσα εργασία εξετάζει τις βασικές μέθοδοι υπολογισμού VaR. Στο θεωρητικό πλαίσιο της εργασίας θα αναλυθούν οι κίνδυνοι που καλούνται να αντιμετωπίσουν τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα στο σύγχρονο οικονομικό περιβάλλον. Παράλληλα, στην παρούσα εργασία θα εξεταστεί ο ορισμός του VaR, η σημασία του καθώς και τα οφέλη και οι αδυναμίες του κατα την χρήση του. Θα μελετηθούν οι βασικές μέθοδοι υπολογισμού του, Μέθοδο Διακύμανσης – Συνδιακύμανσης τη Μέθοδο Ιστορικής Προσομοίωσης και τη Μέθοδο Προσομοίωσης Monte Carlo. Τέλος, θα παρουσιάσουμε την πρακτική εφαρμογή των μεθόδων αυτών σε χαρτοφυλάκιο το οποίο θα περιλαμβάνει τους δείκτες του XA & DAX.

«VaR risk assessment method for a portfolio of international stock market indices»

Keywords: Value at Risk, Athens Stock Exchange, Risk, Market, Indicators, Historical Simulation, Models

Summary

The complexity and uncertainty of the global financial system has resulted in the loss of large amounts of money from businesses and banks. In the last two decades, the markets have had to face the 2008 Lehman Brothers bankruptcy, the 2011 European countries' debt crisis, the 2020 health crisis and the cessation of commercial activity and finally the energy crisis due to the Russia-Ukraine war. Financial institutions in order to be able to deal effectively with the market risks turned to the formulation of tools to predict and manage the various risks. Value at Risk (VaR) is one of the most widely used risk management methods as it expresses the estimated maximum loss of a particular investment over a certain period of time and level of confidence. This paper examines the basic methods of VaR calculation. The theoretical framework of the paper will analyse the risks that financial institutions are required to deal with in the current economic environment. At the same time, this paper will examine the definition of VaR, its importance as well as its benefits and weaknesses when using it. The main methods of its calculation will be studied, Variance - Covariance Method the Historical Simulation Method and the Monte Carlo Simulation Method. Finally, we will present the practical application of these methods in a portfolio which will include the indices of the HA & DAX.

Περιεχόμενα

Contents

Κεφάλαιο 1 : Κίνδυνος Χαρτοφυλακίου	8
Εισαγωγή.....	8
1.1 Βιβλιογραφική Ανασκόπηση	10
1.2 Έννοια Κινδύνου	13
1.3 Είδη Κινδύνου.....	14
1.4 Κίνδυνος αγοράς & εργαλεία μέτρησης.....	15
1.5 Διαχείριση Κινδύνου	17
1.6 Κίνδυνος & Επενδυτικό Έργο	18
Κεφάλαιο 2 : Value at Risk	20
2.1 Ιστορική Αναδρομή.....	21
2.2 Ορισμός Αξίας σε Κίνδυνο	22
2.3 Παράμετροι Αξίας σε Κίνδυνο (Var)	23
2.4 Πλεονεκτήματα του VaR.....	24
2.5 Μειονεκτήματα Var	26
Κεφάλαιο 3 : Μέθοδοι Υπολογισμού Var.....	27
3.1 Η μέθοδος Διακύμανσης / Συνδιακύμανσης (Variance/Covariance VaR).....	29
3.2 Η μέθοδος ιστορικής προσομοίωσης (Historical simulation method)	29
3.3 Η μέθοδος προσομοίωσης Monte Carlo (Monte Carlo simulation method)	31
3.4 Επανέλεγχος – Back-Testing.....	34
3.5 Μοντέλα Προβλέψεων.....	35
3.5.1 ARIMA	35
3.5.2 GARCH	39
3.5.3 ARMA	41
3.5.4 Dickey-Fuller Test.....	43

Κεφάλαιο 4 : Στατιστική Ανάλυση.....	46
Κεφάλαιο 5 : Ανάλυση VAR Χαρτοφυλακίου	54
5.1 Σύγκριση Δεικτών.....	54
5.2 Box-Jenkins.....	60
5.3 Έλεγχος ετεροσκεδαστικότητας.....	71
Συμπεράσματα.....	83
Βιβλιογραφία.....	85
Παράρτημα.....	88

Εικόνα 1.1 Διαχείριση Κινδύνου , CFI Organization σελ 10

Διάγραμμα 1.1 Χρόνος-Απόδοση, Πηγή CFI Organization σελ 12

Διάγραμμα 1.2 Χρόνος-Κίνδυνος, Πηγή CFI Organization σελ 14

Πίνακας 3.1 Κατηγοριοποιημένα βασικά μοντέλα διαχείρισης κινδύνου , Πηγή (Li et al. (2012)) σελ 28

Πίνακας 4.1 Ετήσια Τιμή Δείκτη , Πηγή Excel σελ 46

Διάγραμμα 4.1: Δείκτης Χαρτοφυλακίου περίοδο 2019-2022, Πηγή Matlab σελ 47

Διάγραμμα 4.2 Σύγκριση Δείκτη ΧΑ & DAX, Πηγή Matlab σελ 47

Διάγραμμα 4.3 Εξέλιξη Τιμών δείκτη ΧΑ, Πηγή Χρηματιστήριο Αθηνών & επεξεργασία Matlab σελ 48

Διάγραμμα 4.4 Εξέλιξη Τιμών δείκτη DAX Πηγή Bloomeberg & επεξεργασία Matlab σελ 49

Διάγραμμα 4.5 Εξέλιξη Τιμών δείκτη DAX Πηγή Trading Views σελ 49

Πίνακας 4.2 Περιγραφική Στατιστική Δείκτης DAX για διάστημα εμπιστοσύνης 95% & 99%, επεξεργασία Matlab σελ 50

Πίνακας 4.3 Περιγραφική Στατιστική Γενικό Δείκτη τιμών ΧΑ για διάστημα εμπιστοσύνης 95% & 99% επεξεργασία Matlab σελ 50

Πίνακας 4.4 Περιγραφική Στατιστική Χαρτοφυλακίου για διάστημα εμπιστοσύνης 95% & 99% & επεξεργασία Matlab σελ 53

Διάγραμμα 5.1 : Ιστόγραμμα αποδόσεων δείκτη του Χρηματιστηρίου Αθηνών , πηγή Χρηματιστήριο Αθηνών & επεξεργασία SPSS σελ 55

Διάγραμμα 5.2 : Ιστόγραμμα αποδόσεων δείκτη DAX , πηγή Bloomberg & επεξεργασία SPSS σελ 55

Διάγραμμα 5.3 : Ιστόγραμμα αποδόσεων Χαρτοφυλακίου , πηγή SPSS σελ 56

Πίνακας 5.1 Περιγραφική Στατιστική αποδόσεων Χαρτοφυλακίου, πηγή SPSS σελ 56

Διάγραμμα 5.4 Εξέλιξη Τιμών δείκτη DAX Πηγή Bloomeberg & επεξεργασία Matlab σελ 58

Διάγραμμα 5.5 Εξέλιξη Τιμών δείκτη Χρηματιστηρίου Αθηνών, επεξεργασία Matlab σελ 58

Πίνακας 5.2 Αυτοσυσχέτιση & Box-Ljung Statistic του Χαρτοφυλακίου, Πηγή SPSS σελ 62

Πίνακας 5.3 Κατάλοιπα ACF χαρτοφυλακίου , Πηγή SPSS σελ 63

Πίνακας 5.4 Κατάλοιπα PACF χαρτοφυλακίου , Πηγή SPSS σελ 63

Πίνακας 5.5 Τεστ Dickey-Fuller , Πηγή Matlab σελ 65

Διάγραμμα 5.6 Διάγραμμα Συχνότητων Χαρτοφυλακίου, επεξεργασία SPSS σελ 65

Πίνακας 5.6 αποτελέσματα ARIMA (0,1,1) πηγή SPSS σελ 66

Πίνακας 5.7 Αποτελέσματα ARIMA (0,1,1) πηγή SPSS σελ 67

Πίνακας 5.8 Παράμετροι ARIMA (0,1,1) πηγή SPSS σελ 68

Πίνακας 5.9 Κατάλοιπα ARIMA (0,1,1) πηγή SPSS σελ 68

Πίνακας 5.10 Έλεγχος Ετεροσκεδαστικότητας χαρτοφυλακίου σε διάστημα εμπιστοσύνης 99%, Πηγή Matlab σελ 70

Πίνακας 5.11 ARMA (1,1) Μοντέλο, Παράμετροι & Αποτελέσματα Πηγή Matlab σελ 71

Πίνακας 5.12 GARCH (1,1) Μοντέλο, Παράμετροι & Αποτελέσματα Πηγή Matlab σελ 72

Πίνακας 5.13 GARCH (1,1) & ARMA (1,1) Μοντέλο, Παράμετροι & Αποτελέσματα Πηγή SPSS σελ 75

Διάγραμμα 5.7 Απεικόνιση της προσαρμογής του μοντέλου RegARMA_Portofolio & χρονοσειρά Portofolio
Πηγή Matlab σελ 73

Διάγραμμα 5.8 GARCH(1,1) Conditional Variance Model (Gaussian Distribution) Πηγή Matlab σελ 74

Διάγραμμα 5.9 Κατάλοιπα Δεικτών πηγή SPSS σελ 76

Διάγραμμα 5.10 τεταρτημορίων των καταλοίπων του υποδείγματος GARCH_Portofolio Πηγή Matlab σελ 77

Πίνακας 5.14 Αποτελέσματα Ιστορικής Προσομοίωσης πηγή Excel σελ 80

Πίνακας 5.15 Αποτελέσματα Monte Carlo πηγή Excel σελ 82

ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ

Κεφάλαιο 1 : Κίνδυνος Χαρτοφυλακίου

Εισαγωγή

Ο κίνδυνος ενός χαρτοφυλακίου διαμορφώνεται από τα στοιχεία που αποτελούν το χαρτοφυλάκιο όπως π.χ. μετοχές, περιουσιακά στοιχεία, ομόλογα κα και μπορεί να μετρηθεί με διαφορετικούς τρόπους. Η Modern Portfolio Theory που δημοσιεύθηκε το 1952 από τον διάσημο οικονομολόγο Harry Max Markowitz (24 Αυγούστου 1927, Σικάγο, ΗΠΑ) υποστηρίζει ότι ο κίνδυνος ενός περιουσιακού στοιχείου ή ενός χαρτοφυλακίου διαμορφώνεται βάσει της τυπικής του απόκλισης. Ωστόσο, με αυτό τον τρόπο μέτρησης μπορεί να προκύψει το εξής πρόβλημα, η διακύμανση να θεωρηθεί ακριβής και έγκυρη μόνο εάν η μελλοντική αξία του χαρτοφυλακίου ακολουθεί την κανονική κατανομή, προϋπόθεση που είναι δύσκολο να πραγματοποιηθεί στην πραγματική οικονομία. Μάλιστα, σε πολλές περιπτώσεις οι επενδυτές επιλέγουν να μετρούν τον κίνδυνο σε νομισματικές μονάδες για να μπορούν εξάγουν ασφαλή

συμπεράσματα. Για τον λόγο αυτό η παρούσα εργασία θα εστιάσει στην μελέτη της στην αξία χαρτοφυλακίου και πως αυτή επηρεάζει το χαρτοφυλάκιο μετοχών.(Brealey R., S Myers, F Allen (BMA) (2014))

Ο λόγος για τη πραγματοποίηση της συγκριτικής ανάλυσης είναι πρωτίστως το μεγάλο μου ενδιαφέρον για τις χρηματοοικονομικές αγορές και η προθυμία μου να μάθω πώς να χρησιμοποιώ διάφορες μεθόδους που θα μου επιτρέψουν να κατανοήσω και να αναλύσω καλύτερα αυτές τις αγορές, καθώς και να διευρύνω τις γνώσεις μου στον τομέα της αποτίμησης και της δημιουργίας αποτελεσματικών χαρτοφυλακίων περιουσιακών στοιχείων που βρίσκονται στην αγορά.

Η ανάλυση αυτή αφορά τις χρηματοοικονομικές αγορές και ειδικότερα το χαρτοφυλάκιο αγορών σε συνδυασμό με τις διάφορες μεθόδους που χρησιμοποιούνται για την μέτρηση της απόδοσης και του κινδύνου του χαρτοφυλακίου. Για τον λόγο αυτό είναι σημαντικό να κατανοήσουμε πώς να εφαρμόζουμε τεχνικές αξιολόγησης κινδύνου σε μία ή περισσότερες επενδύσεις που υπερβαίνουν τη διακύμανση ή την τυπική απόκλιση, ένα εργαλείο που μελέτησα και χρησιμοποίησα για αυτόν τον σκοπό στο στάδιο μου, συμπεριλαμβανομένων θεμάτων όπως ως αγορές και χρηματοπιστωτικά ιδρύματα ή διαχείριση χαρτοφυλακίου.

Προηγούμενες μελέτες, όπως οι Campbell, Huisman, and Koedijk Rizzi and Benati και Yoshida , πρότειναν τη βελτιστοποίηση του χαρτοφυλακίου χρησιμοποιώντας τη μέθοδο VaR ως μέτρο κινδύνου. (Campbell, Huisman, Koedijk (2001), Rizzi & Benati (2007) , Yoshida (2008). Ωστόσο, μόνο η πρώτη έχει χρησιμοποιήσει για την αποτελεσματική διαχείριση HVaR, η οποία χρησιμοποιήθηκε επίσης στην τρέχουσα εργασία. Η κύρια διαφορά είναι ότι αυτοί οι συγγραφείς αναζητούν αποτελεσματικά σύνορα χαρτοφυλακίου, ενώ το δεύτερο άρθρο βασίζεται κυρίως σε μια συγκριτική ανάλυση επιλεγμένων βαρών που έχουν τα διάφορα στοιχεία του χαρτοφυλακίου. Ο Camáez συνέκρινε τους συντελεστές στάθμισης αποδοτικών χαρτοφυλακίων χρησιμοποιώντας μεθόδους HVaR και αστάθειας απόδοσης ως μέτρα κινδύνου στην τελική του έρευνα. (Camáez (2019))

Μεταξύ των στόχων της παρούσας εργασίας είναι η σύγκριση των βαρών διαφορετικών επιχειρησιακών χαρτοφυλακίων χρησιμοποιώντας δύο διαφορετικές μεθόδους μέτρησης κινδύνου, την Ιστορική Αξία σε Κίνδυνο (HVaR) και τον Αναμενόμενο Κίνδυνο (ES).

Μάλιστα για να συγκρίνουμε τα αποτελέσματα με αυτά που προέκυψαν από τους Camáez (2019) και San Félix (2019), χρησιμοποιούμε το ίδιο αναμενόμενο διάστημα απόσβεσης.



Εικόνα 1.1 Διαχείριση Κινδύνου , CFI Organization

Αυτά τα ευρήματα υποδηλώνουν ότι το ES παρουσιάζει ένα συγκεκριμένο μοτίβο εξέλιξης βάρους από το HVaR και για τα δύο επίπεδα εμπιστοσύνης και ότι παρόλο που η εξέλιξη στις διάφορες μελέτες Markowitz είναι πολύ παρόμοια, αυτό δεν σημαίνει ότι είναι επίσης συνεπείς με το HVaR. (Camáez & San Félix (2019))

Ομοίως, ο Camáez (2019) βρήκε κάποιες ανωμαλίες σε αυτή την εξέλιξη στο 95% των HVaR αλλά όχι στο 90% των HVaR. Συμπεραίνεται επίσης ότι, σε σχέση με την περίοδο της μελέτης, οι συντελεστές στάθμισης των περιουσιακών στοιχείων με υψηλότερες αναμενόμενες αποδόσεις θα έχουν ανοδική τάση, ενώ οι συντελεστές στάθμισης των περιουσιακών στοιχείων με χαμηλότερες αναμενόμενες αποδόσεις θα έχουν πτωτική τάση, τόσο ως προς τα μέτρα κινδύνου όσο και ως προς τα επίπεδα εμπιστοσύνης. Επιπλέον, μπορεί να φανεί ότι τα βάρη σύμφωνα με το ES ακολουθούν μια πιο παρόμοια τάση από το HVaR σε σύγκριση με τη μέθοδο Markowitz.(Camáez & San Félix (2019))

1.1 Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

Με την χρήση της βιβλιογραφικής ανασκόπησης επιδιώκεται η εμπειριστατωμένη μελέτη και παρουσίαση των τρεχουσών θεωριών διαχείρισης κινδύνου που μπορούν να εφαρμοστούν

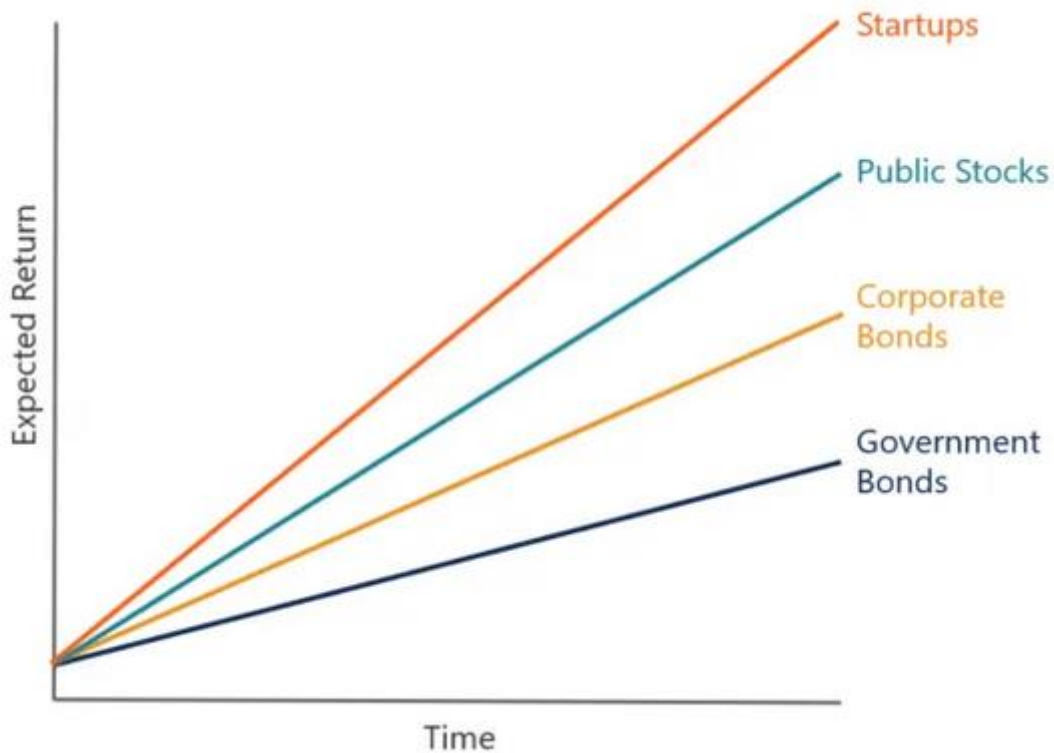
κατά τη διαδικασία πρόβλεψης και εκτίμησης του μελλοντικού κινδύνου. Θα ακολουθήσει μία συνοπτική περιγραφή της διαχείρισης του κινδύνου πριν την αναλυτική παρουσίαση του μοντέλου Var . Μετά από αυτήν την εισαγωγή, η ανασκόπηση της βιβλιογραφίας αποσκοπεί να παρουσιάσει αναλυτικά τα τρία πιο διαδεδομένα μοντέλα που χρησιμοποιούνται κατά την διαδικασία διαχείρισης κινδύνου και την αποτελεσματική διαχείριση του σύγχρονου αβέβαιου και πολύπλοκου περιβάλλοντος :

- Διακύμανση-Συν διακύμανσης
- Ιστορική Προσομοίωση
- Προσομοίωση Monte Carlo

η παρούσα ενότητα θα ασχοληθεί με την υπάρχουσα βιβλιογραφία για την διαχείριση κινδύνου καθώς και την πρακτική τους εφαρμογή.

Η αβεβαιότητα που προκύπτει κατά την υλοποίηση μιας επένδυσης ορίζεται ως ο κίνδυνος που σχετίζεται με μία ή περισσότερες χρηματοοικονομικές συναλλαγές. Αυτή η αβεβαιότητα οφείλεται σε αλλαγές που μπορεί να συμβούν είτε στο ευρύτερο περιβάλλον που δραστηριοποιείται ο επενδυτής είτε στους παράγοντες που θα επιδράσουν στην αξία του στοιχείου ή του χαρτοφυλακίου, καθώς και στην έλλειψη απόδοσης κεφαλαίου από ένα από τα δύο μέρη που εμπλέκονται στη χρηματοοικονομική συναλλαγή και στην υπάρχουσα αβεβαιότητα της χρηματοπιστωτικής αγοράς (BBVA, 2020).

Η έννοια της αβεβαιότητας στις χρηματοοικονομικές επενδύσεις βασίζεται στον σχετικό κίνδυνο μιας επένδυσης σε σύγκριση με ένα επιτόκιο χωρίς κίνδυνο, το οποίο είναι ένα κρατικό ομόλογο. Παρακάτω είναι ένα παράδειγμα του τρόπου με τον οποίο η πρόσθετη αβεβαιότητα ή η αποπληρωμή μεταφράζεται σε επενδύσεις μεγαλύτερου κόστους (μεγαλύτερης απόδοσης).



Διάγραμμα 1.1 Χρόνος-Απόδοση, Πηγή CFI Organization

Όπως δείχνει το παραπάνω διάγραμμα, υπάρχουν υψηλότερες αναμενόμενες αποδόσεις (και μεγαλύτερη αβεβαιότητα) με την πάροδο του χρόνου των επενδύσεων με βάση τη διασπορά τους σε ένα ποσοστό απόδοσης χωρίς κίνδυνο.

Επομένως, κατά την αξιολόγηση του επιπέδου κινδύνου που αντιμετωπίζει ένα άτομο κατά τη διεξαγωγή χρηματοοικονομικών συναλλαγών, είναι σημαντικό να εκτιμηθεί πρώτα ο βαθμός αποστροφής του κινδύνου. Με άλλα λόγια, η αποστροφή του κινδύνου θεωρείται η αποφυγή ενός ορισμένου βαθμού απόρριψης αβεβαιότητας όπως αναφέρθηκε και νωρίτερα. Κατά γενικό κανόνα (αν και όχι πάντα), οι επενδυτές αποστρέφονται τον κίνδυνο. Για παράδειγμα, υπάρχουν δύο περιουσιακά στοιχεία: Α και Β. Η αναμενόμενη απόδοση και στα δύο περιουσιακά στοιχεία είναι 9%. Ωστόσο, ο κίνδυνος του περιουσιακού στοιχείου Α μετράται με αστάθεια απόδοσης 14%, ενώ ο κίνδυνος του ενεργητικού Β είναι 18%.(Cáceres, 2017)

Από την άλλη πλευρά, ένα μέτρο κινδύνου πρέπει να ικανοποιεί τα ακόλουθα τέσσερα χαρακτηριστικά ή ιδιότητες για να θεωρείται εύλογο και επομένως κατάλληλο (Cáceres, 2017):

1. **Μονοτονία:** Για παράδειγμα, εάν ένα χαρτοφυλάκιο με το όνομα "X" υπερέχει σταθερά από ένα άλλο χαρτοφυλάκιο με το όνομα "Y", μπορούμε να συμπεράνουμε ότι το χαρτοφυλάκιο X είναι λιγότερο επικίνδυνο.

$$X, Y \in V, X \geq Y \Rightarrow \sigma(X) \leq \sigma(Y)$$

2. **Transitional invariance:** Αν προσθέσουμε ένα συγκεκριμένο ποσό μετρητών σε ένα χαρτοφυλάκιο, ο κίνδυνος μειώνεται κατά το ίδιο ποσό.

$$X \in V, c > R \Rightarrow \sigma(X + c) \leq \sigma(X) - c$$

3. **Θετική ομοιογένεια:** Η αύξηση του μεγέθους ενός χαρτοφυλακίου κατά έναν παράγοντα βήτα πολλαπλασιάζει τον κίνδυνο του επί τον ίδιο παράγοντα βήτα.

$$X \in V, b > 0 \Rightarrow \sigma(bX) \leq \sigma(X)$$

4. **Subadditivity** Ο κίνδυνος ενός κι χαρτοφυλακίου πρέπει να είναι ίσος ή μικρότερος από το άθροισμα των κινδύνων των περιουσιακών του στοιχείων.

Τέλος, ο βαθμός σχέσης που υπάρχει μεταξύ του περιουσιακού στοιχείου αναφοράς και των άλλων στοιχείων του χαρτοφυλακίου καθορίζει τη συμβολή κάθε περιουσιακού στοιχείου στον κίνδυνο του χαρτοφυλακίου.

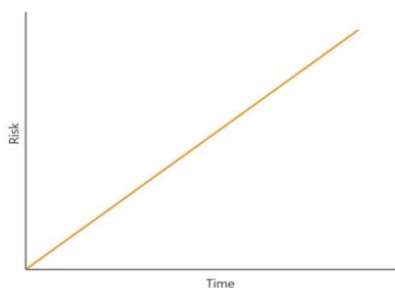
1.2 Έννοια Κινδύνου

Ο κίνδυνος ορίζεται ως η επίδραση της αβεβαιότητας στους στόχους στο ISO3100, μια σειρά προτύπων διαχείρισης κινδύνου που κωδικοποιήθηκαν από τον Διεθνή Οργανισμό Τυποποίησης το 2009.

Στα χρηματοοικονομικά, ο κίνδυνος είναι η πιθανότητα τα πραγματικά αποτελέσματα να διαφέρουν από τα αναμενόμενα αποτελέσματα. Στο μοντέλο τιμολόγησης κεφαλαιακών περιουσιακών στοιχείων (CAPM), ο κίνδυνος ορίζεται ως η αστάθεια των αποδόσεων. Η έννοια του «ρίσκου και της απόδοσης» είναι ότι τα πιο επικίνδυνα περιουσιακά στοιχεία θα πρέπει να έχουν υψηλότερες αναμενόμενες αποδόσεις για να αντισταθμίσουν τους επενδυτές για τη μεγαλύτερη αστάθεια και τον αυξημένο κίνδυνο.(CFI Organization, 2020)

Η διαχείριση κινδύνου είναι η διαδικασία εντοπισμού, ανάλυσης και αποδοχής ή άμβλυνσης της αβεβαιότητας στις επενδυτικές αποφάσεις. Τα εργαλεία διαχείρισης κινδύνου χρησιμοποιούνται ευρέως για να διασφαλιστεί ότι η αβεβαιότητα δεν επηρεάζει τους επιχειρηματικούς στόχους του εκάστοτε επενδυτή (CFI Organization, 2020)

Όσο πιο μακριά στο μέλλον είναι μια ταμειακή ροή ή μια αναμενόμενη αποπληρωμή, τόσο πιο επικίνδυνη (ή πιο αβέβαιη) είναι. Υπάρχει ισχυρή θετική συσχέτιση μεταξύ χρόνου και αβεβαιότητας.



Διάγραμμα 1.2 Χρόνος-Κίνδυνος, Πηγή CFI Organization

1.3 Είδη Κινδύνου

Τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα αντιμετωπίζουν διάφορους τύπους κινδύνων:

- Πιστωτικός κίνδυνος, ο οποίος είναι ο κίνδυνος αθέτησης υποχρεώσεων λόγω αδυναμίας του δανειολήπτη να εκπληρώσει τις υποχρεώσεις αποπληρωμής του όταν οφείλονται.
- Κίνδυνος αγοράς, τον οποίο η Επιτροπή Τραπεζικής Εποπτείας της Βασιλείας ορίζει ως τον κίνδυνο ότι μια αλλαγή στην τιμή οποιουδήποτε περιουσιακού στοιχείου θα οδηγήσει σε

απώλεια οικονομικής θέσης: μετοχών, χρεογράφων που σχετίζονται με τόκους, εμπορευμάτων και χρηματοοικονομικών μέσων συναλλάγματος.

- Λειτουργικός κίνδυνος, δηλαδή ο κίνδυνος ζημιών μεγαλύτερες από τις αναμενόμενες λόγω ατελειών ή αστοχιών εσωτερικών διαδικασιών, ατόμων και συστημάτων ή εξωτερικών παραγόντων.

- Κίνδυνος ρευστότητας, ο κίνδυνος ορισμένων περιουσιακών στοιχείων να μην μπορούν να ρευστοποιηθούν χωρίς να προκληθεί σημαντική αλλαγή στην τιμή τους, με αποτέλεσμα να πωληθούν σε τιμές πολύ χαμηλότερες από την εγγενή τους αξία.

- Κίνδυνος μοντέλου, που είναι ο κίνδυνος πιθανής απώλειας που προκύπτει από τη χρήση λανθασμένου μοντέλου.

- Επιχειρηματικός κίνδυνος, η ονομασία αναφέρεται σε κίνδυνο που αποτελεί αναπόσπαστο μέρος της βασικής δραστηριότητας της επιχείρησης και ως εκ τούτου πρέπει να αναληφθεί.

Η αποτελεσματική διαχείριση όλων αυτών των πιθανών κινδύνων είναι κρίσιμη για τη διασφάλιση της βιωσιμότητας, της κερδοφορίας και της καλής φήμης των χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων.

1.4 Κίνδυνος αγοράς & εργαλεία μέτρησης

Η παρούσα εργασία θα μελετήσει τον κίνδυνο αγοράς. Αυτή η μορφή αβεβαιότητας δεν δημιουργείται εσωτερικά, επομένως οι εταιρείες που εμπλέκονται σε χρηματοοικονομικές δραστηριότητες δεν μπορούν να μειώσουν άμεσα τις πηγές κινδύνου αγοράς αλλά μπορούν μόνο να λάβουν μέτρα και να διαμορφώσουν την στρατηγική τους με σκοπό την ελαχιστοποίηση της αγοράς που δραστηριοποιούνται. Ο μόνος τρόπος για να ελεγχθεί ο κίνδυνος αγοράς είναι η υιοθέτηση ορισμένων επενδυτικών στρατηγικών, όπως η διαφοροποίηση ή η αντιστάθμιση, με στόχο τη μείωση των πιθανών ζημιών που προκύπτουν από τις διακυμάνσεις των τιμών.

Για να αξιολογήσουν σωστά την επικινδυνότητα οποιασδήποτε επένδυσης, οι διαχειριστές Κινδύνου χρησιμοποιούν διάφορα εργαλεία μέτρησης κινδύνου, τα οποία είναι αφηρημένες έννοιες που ποσοτικοποιούνται με Μέτρα Κινδύνου. (Christoffersen (2003))

Ορισμός 1. Ένα μέτρο κινδύνου αγοράς είναι ένα αφηρημένο μέτρο αβεβαιότητας σχετικά με τη μελλοντική αξία μιας επένδυσης, ένα μέτρο της αβεβαιότητας της απόδοσης της επένδυσης ή των κερδών και ζημιών (P&L). Τα μέτρα κινδύνου χρησιμοποιούνται για να ποσοτικοποιήσουν πραγματικά αυτά τα αφηρημένα μέτρα, επομένως θα παρέχονται και οι επίσημοι ορισμοί τους. (Brealey R., S Myers, F Allen (2014))

Ορισμός 2. Ένα μέτρο κινδύνου είναι μια αντιστοίχιση από ένα σύνολο τυχαίων μεταβλητών σε πραγματικούς αριθμούς, όπου η τυχαία μεταβλητή είναι η απόδοση μιας επένδυσης. Έστω ότι το X υποδηλώνει μια τυχαία μεταβλητή που σχετίζεται με την απόδοση της επένδυσης και το $\rho(X)$ υποδηλώνει ένα μέτρο κινδύνου που μπορούμε να εκφράσουμε (Brealey R., S Myers, F Allen (2014))

$$\rho : \Lambda \rightarrow \langle \cup \{+\infty\}$$

Όπου Λ υποδηλώνει ένα σύνολο τυχαίων μεταβλητών $X_i \ i \in [1, n]$

Οποιοδήποτε μέτρο κινδύνου πρέπει να πληροί τις ακόλουθες ιδιότητες:

- Κανονικοποίηση, $\rho(0) = 0$, δηλαδή το μέτρο κινδύνου που σχετίζεται με ένα χαρτοφυλάκιο χωρίς καμία επένδυση πρέπει να είναι μηδέν.

- Μονοτονία, δεδομένου ότι $X_1, X_2 \in \Lambda$ και $X_1 \geq X_2$ τότε $\rho(X_1) \leq \rho(X_2)$

- όπου ένα $a \in \langle$ και $X_1 \in \Lambda$ τότε $\rho(X_1 + a) = \rho(X_1) - a$

Σύμφωνα με τους Artzner και alius ένα μέτρο κινδύνου ταξινομείται ως συνεκτικό μέτρο κινδύνου όταν ικανοποιεί και τις παραπάνω ιδιότητες όλων των Μετρήσεων Κινδύνου συνδυαστικά και με τις ιδιότητες που ακολουθούν (Artzner & alius 1999):

- Υποπροσθετικότητα, δοθέντα $X_1, X_2 \in \Lambda$ τότε $\rho(X_1 + X_2) \leq \rho(X_1) + \rho(X_2)$

- Θετική ομοιογένεια, δεδομένου ενός $a \in \langle$ και $X_1 \in \langle$ το $\rho(aX_1) = a\rho(X_1)$

Η μονοτονία συνεπάγεται ότι εάν η απόδοση της επένδυσης X_1 είναι πάντα τουλάχιστον αυτή της X_2 , τότε ο κίνδυνος που σχετίζεται με την πρώτη δεν θα υπερβαίνει ποτέ αυτόν της

δεύτερης. Η ιδιότητα του Translation Invariance διασφαλίζει ότι η προσθήκη μετρητών, ενός τίτλου που δεν αλλάζει αξία, σε ένα χαρτοφυλάκιο μειώνει τον κίνδυνο χαρτοφυλακίου του ίδιου ποσού.

Η υποπροσθετικότητα αναδεικνύει ότι ο κίνδυνος που σχετίζεται με την αποπληρωμή ενός χαρτοφυλακίου, επομένως μια διαφοροποιημένη ή αντισταθμισμένη επένδυση, θα είναι πάντα χαμηλότερος από τον κυρτό γραμμικό συνδυασμό του κινδύνου που σχετίζεται με τις αποδόσεις των επιμέρους τίτλων. Η θετική ομοιογένεια παρέχει την αναβάθμιση του κινδύνου κάθε φορά που οι επενδυτικές θέσεις αναβαθμίζονται.

Έχοντας εισαγάγει τι είναι η διαχείριση κινδύνου και πώς λειτουργεί, μπορούμε να αρχίσουμε να μελετάμε ένα από τα πιο σχετικά μέτρα κινδύνου αγοράς, το Value at Risk, VaR κατά σύμβαση. Πρώτα απ' όλα χρειαζόμαστε δύο ορισμούς για να εισαγάγουμε την έννοια του Ποσοστιαίου Μέτρου Κινδύνου:

Ορισμός 3. Για κάθε $\alpha \in [0; 1] \subset \mathbb{R}$ το α τεταρτημόριο μιας συνάρτησης κατανομής πιθανότητας, είτε είναι συνεχής είτε διακριτή, είναι το x_α τέτοιο ώστε:

$$P\{X \leq x_\alpha\} = \alpha$$

1.5 Διαχείριση Κινδύνου

Ο κίνδυνος, και ειδικά η διαχείριση κινδύνου, αποτελούν έντονο αντικείμενο έρευνας και συζητήσεων στο χώρο των οικονομικών και της επιχειρησιακής στρατηγικής (Garland, 2003). Διαχρονικά έχουν υπάρξει ποικίλοι ορισμοί του κινδύνου, της πρόβλεψης του κινδύνου και της διαχείρισης του. Ο κίνδυνος μπορεί να οριστεί ως εξής : «Ο κίνδυνος είναι η πιθανότητα ενός γεγονότος που θα μπορούσε να επηρεάσει αρνητικά τους στόχους/απόδοση του έργου» (Sato and Hirao, 2013).

Άλλοι ερευνητές υποστηρίζουν ότι ο αντιληπτός κίνδυνος μειώνει την απόδοση (π.χ. την αποδοτικότητα), αλλά όχι την αντικειμενική απόδοση. χαρακτηριστικό παράδειγμα θεωρείται όταν μία επένδυση ή ένα έργο αντιμετωπίζουν κίνδυνο και μπορούν να ολοκληρωθούν εγκαίρως. Για άλλους ερευνητές ο κίνδυνος μπορεί να έχει αρνητικές συνέπειες και σε περιπτώσεις όπου εμφανιστεί κίνδυνος η εταιρεία είναι σε θέση να το επιλύσει πριν προκαλέσει βλάβη σε έναν στόχο ή μια απόδοση.

Η διαχείριση κινδύνων στο σύνολό της εστιάζει στη βελτίωση της μέτρησης και της αποτελεσματικής διαχείρισης συγκεκριμένων κινδύνων (Aebi et al., 2012). Η διαχείριση κινδύνου αποτελεί στρατηγική που χρησιμοποιείται εκτενώς από τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα και τις εταιρείες επενδύσεων την τελευταία εικοσαετία. Παραδοσιακά, η βελτιστοποίηση της επιλογής επενδυτικών σχεδίων είναι μια ντετερμινιστική προσέγγιση, αγνοώντας την τυχαιότητα των παραγόντων κινδύνου (Mosquera-Lopez, 2015). το αντίκτυπο της διαχείρισης κινδύνου στα κέρδη των εταιρειών αποτελεί αντικείμενο έρευνας στο χρηματοοικονομικό κλάδο. Τα στοχαστικά μοντέλα είναι η πιο σύγχρονη μέθοδος επιλογής επενδυτικών σχεδίων. Όπως ανέπτυξε ο Mosquera-Lopez , αυτό το μοντέλο επιτρέπει την ενσωμάτωση παραγόντων κινδύνου που σχετίζονται με επενδύσεις στη διαδικασία λήψης αποφάσεων.(Mosquera-Lopez, 2015)

1.6 Κίνδυνος & Επενδυτικό Έργο

Η αυξανόμενη πολυπλοκότητα των έργων έρευνας και ανάπτυξης, των πολύπλοκων συστημάτων και των έργων πληροφορικής έχει προκαλέσει πληθώρα ερευνητικού ενδιαφέροντος. Με τα χρόνια, πολλά άρθρα προσπάθησαν να εντοπίσουν, να μοντελοποιήσουν ή να απλοποιήσουν την πολυπλοκότητα αυτού του τύπου εργασίας. Αυτή η ενότητα θα επικεντρωθεί σε ένα υποσύνολο της βιβλιογραφίας, το οποίο εστιάζει στη διαχείριση κινδύνου. Δεν υπάρχουν πολλές αναφορικά με τον προϋπολογισμό κινδύνου, τη χρήση στατιστικών μεθόδων για τη δημιουργία προσαρμοσμένων προϋπολογισμών κινδύνου για τέτοια πολύπλοκα συστήματα.

Οι Hillson και Simon ορίζουν τη διαχείριση κινδύνου ως «τον πυρήνα της σύγχρονης διαχείρισης έργων και θεωρείται το κλειδί για την επιτυχημένη διαχείριση έργου» στο πλαίσιο των PBO και CPBO. Ως εκ τούτου, δεν προκαλεί έκπληξη το γεγονός ότι πολλοί συγγραφείς είναι πρόθυμοι να εξηγήσουν τις βασικές έννοιες. Μια τέτοια καλά τεκμηριωμένη έννοια στη

βιβλιογραφία είναι αφιερωμένη στους παράγοντες κινδύνου του έργου. Με τη βοήθεια πολλών πρόσφατων βιβλιογραφικών ερευνών, μπορεί κανείς να κατανοήσει γρήγορα τους γενικούς παράγοντες κινδύνου για διάφορους κλάδους.(Hillson & Simon 2012).Οι Bosch-Rekvelde et al. διαμόρφωσαν μια βιβλιογραφική ανασκόπηση με ιδιαίτερη έμφαση στους παράγοντες που αυξάνουν την πολυπλοκότητα του προϊόντος. (Bosch-Rekvelde et al. (2011))

Επιπλέον, αναπτύχθηκαν ποσοτικές μελέτες για να διαμορφώσουν τους παράγοντες που καθιστούν αναγκαία την διαχείριση κινδύνου στον εκάστοτε οργανισμό.Οι Yeo και Ren (2009) εστίασαν την έρευνα τους στην διαμόρφωση προφίλ κινδύνου βάσει των παραγόντων που τα ορίζουν (Yeo & Ren 2009). Τέλος, η έρευνα του Jaber, εν μέρει επειδή προσθέτει μερικούς άλλους πιο ρεαλιστικούς παράγοντες κινδύνου στο προφίλ κινδύνου (Jaber (2016))

- Πιστωτικός Κίνδυνος
- Συναλλαγματικός Κίνδυνος
- Κίνδυνος Ρευστότητας
- Επιχειρηματικός Κίνδυνος
- Λειτουργικός Κίνδυνος
- Κίνδυνος διαχείρισης Φήμης
- Κίνδυνος διαχείρισης ψηφιακών συστημάτων & δεδομένων (Cybersecurity)

Οι ερευνητές έχουν καταλήξει ότι οι παραπάνω παράγοντες συντελούν στην αναγκαιότητα της διαχείρισης κινδύνου στις σύγχρονες επιχειρήσεις. Αυτό συμβαίνει επειδή το CPBO δεν έχει τυπικό προφίλ κινδύνου. Ανάλογα προφίλ μπορούν να δημιουργηθούν εστιάζοντας σε συγκεκριμένη βιομηχανία, εταιρεία ή προϊόν.

Κεφάλαιο 2 : Value at Risk

Τα πιστωτικά ιδρύματα μπορούν να υπολογίζουν το κεφάλαιο που απαιτείται για την κάλυψη του κινδύνου αγοράς είτε με τη χρήση τυποποιημένων μεθόδων είτε με τη χρήση εσωτερικών υποδειγμάτων. Οι τυποποιημένες μέθοδοι προκύπτουν από τις εκτιμήσεις που πραγματοποίησαν οι ελεγκτικές αρχές σε δεδομένο επίπεδο κινδύνου, ενώ οι τράπεζες που χρησιμοποιούν εσωτερικά υποδείγματα πρέπει να προσδιορίζουν το επίπεδο του κινδύνου χρησιμοποιώντας τις δικές τους εκτιμήσεις.

Το κεφάλαιο αυτό επικεντρώνεται αποκλειστικά στην Αξία σε Κίνδυνο, το εργαλείο διαχείρισης κινδύνου που χρησιμοποιούν συχνότερα τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα για την αξιολόγηση και τη διαχείριση του κινδύνου του επενδυτικού τους χαρτοφυλακίου (VaR).

2.1 Ιστορική Αναδρομή

το VaR μιας επένδυσης θεωρείται ένας μεμονωμένος αριθμός που παρέχει στους επενδυτές πληροφορίες σχετικά με την υψηλότερη δυνατή ζημιά που μπορούν να διαχειριστούν σε ένα ορισμένο επίπεδο εμπιστοσύνης α σε έναν προκαθορισμένο χρονικό ορίζοντα t . Η έννοια του VaR έχει υιοθετηθεί στις σύγχρονες αγορές τις τελευταίες δεκαετίες κατά την διαδικασία ανάλυσης κινδύνου.

Τη Δευτέρα, 19 Οκτωβρίου 1987, οι παγκόσμιες χρηματιστηριακές αγορές κατέρρευσαν και ο μέσος όρος του δείκτη Dow Jones υποχώρησε 22,61% σε μία ημέρα διαπραγμάτευσης. η μέρα αυτή έχει μείνει στην ιστορία ως Μαύρη Δευτέρα. (Chew, Lillian (1993)

Επακόλουθο της οικονομικής κατάρρευσης, τα θεμελιώδη στοιχεία της ποσοτικής χρηματοδότησης στο σύνολό τους άρχισαν να αμφισβητούνται. Στην πραγματικότητα, η στατιστική πιθανότητα μιας τέτοιας κατάρρευσης ήταν πολύ χαμηλή και τα στελέχη του χρηματοοικονομικού κλάδου άρχισαν να επανεξετάσουν τις διαδικασίες των συναλλαγών και τους τρόπους θα μπορούσαν να διαχειριστούν αντίστοιχες καταστάσεις. (Chew, Lillian (1993)

Τα στελέχη που ασχολούνται με την διαχείριση κινδύνου υποστήριξαν ότι η συμπερίληψη αυτών των «απίθανων» γεγονότων στα μοντέλα που χρησιμοποιήθηκαν θα καθιστούσε δύσκολη την επικύρωσή τους σε καθημερινή βάση και αυτό γιατί το μέγεθος τους ήταν τόσο μεγάλο που επηρεάζεται από άμεσα γεγονότα. Επιπλέον, υποστήριξαν ότι αντίστοιχα γεγονότα αγνοούνταν πλήρως και τα κέρδη που πραγματοποιήθηκαν μεταξύ δύο διαδοχικών εξαιρετικά σπάνιων γεγονότων θα έπρεπε να είναι πολύ μικρά για να καλύψουν πλήρως τις ζημιές που προκλήθηκαν και ως εκ τούτου τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα θα πτώχευαν. (Garbade, Kenneth D 1987)

Το Value-at-Risk έχει αναπτυχθεί ως ένας συστηματικός τρόπος διαχωρισμού ακραίων γεγονότων που μελετώνται ποιοτικά στη μακροπρόθεσμη ιστορία καθώς και σε σημαντικά

γεγονότα των αγορών, αλλά και από τις ημερήσιες κινήσεις των τιμών που ποσοτικοποιούνται χρησιμοποιώντας βραχυπρόθεσμα δεδομένα σε μεμονωμένες αγορές.

Αναμενόταν ότι οι «μαύροι κύκνοι», ένας όρος που χρησιμοποιείται συνήθως για τον ορισμό εξαιρετικά απίθανων γεγονότων, θα προηγούνταν είτε από μια αύξηση του εκτιμώμενου VaR είτε από μια αυξημένη συχνότητα αιχμών VaR. Αυτή η νέα προσέγγιση στη διαχείριση κινδύνου, που ονομάζεται διαχείριση κινδύνου VaR, υιοθετήθηκε ευρέως από ομίλους συναλλαγών σε πολλά χρηματοπιστωτικά ιδρύματα πριν από το 1990.(J.P. Morgan / Reuters (1996)

Τα οικονομικά γεγονότα των αρχών της δεκαετίας του 1990 έφεραν πολλές εταιρείες σε μπελάδες καθώς το ίδιο βασικό εργοστάσιο τοποθετήθηκε σε πολλά σημεία της εταιρείας. Καθώς πολλά εμπορικά γραφεία χρησιμοποιούσαν ήδη διαχείριση κινδύνου VaR και ήταν το μόνο κοινό μέτρο κινδύνου που μπορούσε να καθοριστεί για όλες τις εταιρείες και να συγκεντρωθεί χωρίς ισχυρές υποθέσεις, ήταν η φυσική επιλογή για την αναφορά κινδύνου σε ολόκληρη την εταιρεία. Το 1995 ο J.P. O Morgan, τώρα JPMorgan Chase & Co., δημοσίευσε ένα άρθρο Risk Metrics Technical Documents στο οποίο αποκάλυψε τις πιο τυποποιημένες μεθοδολογίες που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό του VaR και έδωσε δωρεάν πρόσβαση σε εκτιμήσεις των απαραίτητων βασικών παραμέτρων.(J.P. Morgan / Reuters (1996)

2.2 Ορισμός Αξίας σε Κίνδυνο

Κάθε επενδυτικό έργο έχει μια αναμενόμενη απόδοση, αλλά αυτή η απόδοση μπορεί να μην πραγματοποιηθεί τελικά. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι οι παράγοντες που επηρεάζουν την απόδοση μιας επένδυσης δεν είναι προκαθορισμένοι λόγω της αβεβαιότητας και του κινδύνου που επικρατεί στο σύγχρονο οικονομικό περιβάλλον.

Στα τέλη της δεκαετίας του 1980, σε συνδυασμό με την ανάπτυξη του πλαισίου της Βασιλείας, έγιναν οι πρώτες προσπάθειες ποσοτικοποίησης του κινδύνου, εστιάζοντας στον κίνδυνο της αγοράς. αρχές της δεκαετίας του 1990, η J.P. Morgan εισήγαγε μία νέα μέθοδο για την αξιολόγηση του χρηματοπιστωτικού κινδύνου χρησιμοποιώντας την Var ως μέτρο κινδύνου. (J.P. Morgan / Reuters (1996)

Η VaR αποσκοπεί στην παροχή μιας ευέλικτης και αντικειμενικής αξιολόγησης των κινδύνων του χαρτοφυλακίου σε βάθος χρόνου, ώστε τα ανώτερα στελέχη να μπορούν να αναλύουν αποτελεσματικά όλους τους κινδύνους και να λαμβάνουν στρατηγικές αποφάσεις με βάση τον κίνδυνο. (J.P. Morgan / Reuters (1996))

Η μέθοδος VaR υπολογίζει, υπό κανονικές συνθήκες της αγοράς, τη μέγιστη δυνατή ζημία και, κατά συνέπεια, τη μείωση (απώλεια) της αξίας (καθαρής θέσης) ενός χαρτοφυλακίου ή ενός χρηματοπιστωτικού ιδρύματος, για συγκεκριμένο χρονικό ορίζοντα ή χρονική περίοδο και εντός ενός δεδομένου στατιστικού διαστήματος εμπιστοσύνης (δηλαδή με προεπιλεγμένη πιθανότητα).

Για την αποτελεσματικότερη χρήση της αξίας σε κίνδυνο υπάρχουν δύο πρόσθετες διαδικασίες το Stress Testing και το BackTesting.. Η πρώτη διαδικασία εξετάζει την απόδοση του χαρτοφυλακίου λαμβάνοντας υπόψη δυσμενή μακροοικονομικά σενάρια , ενώ η δεύτερη διαδικασία επαληθεύει την ακρίβεια της υπολογισμένης VaR.(J.P. Morgan / Reuters (1996))

2.3 Παράμετροι Αξίας σε Κίνδυνο (Var)

Για την καλύτερη κατανόηση της έννοιας του (Var) είναι σημαντικό να αναφέρουμε τις βασικές παραμέτρους που επηρεάζουν το συγκεκριμένο εργαλείο.(Linsmeier,T.J., Pearson,N.D., (2000))

Οι παράμετροι αυτοί είναι

- Χρονικός Ορίζοντας
- Επίπεδο Εμπιστοσύνης
- Παράθυρο Δεδομένων

Χρονικός Ορίζοντας

Η επιλογή του χρονικού ορίζοντα διαμορφώνεται από την φύση και τους στόχους του επενδυτικού έργου καθώς και την ρευστότητα των στοιχείων της. Πρακτικά καθορίζεται από την συχνότητα που η επενδυτική θέση επαναξιολογείται. Συνήθως το VaR υπολογίζεται σε ημερήσια βάση. (Linsmeier,T.J., Pearson,N.D., (2000))

Επίπεδο Εμπιστοσύνης

το επίπεδο εμπιστοσύνης περιλαμβάνει τιμές στατιστικής σημαντικότητας όπως 90%, 95%, 98% και 99%. Διαμορφώνει το ποσοστό των περιπτώσεων στις οποίες η ζημία δεν θα ξεπερνάει το ποσό που έχει υπολογιστεί βάσει του μοντέλου VaR. Ο κάθε οργανισμός επιλέγει το διάστημα εμπιστοσύνης βάσει του κινδύνου που είναι διατεθειμένος να αναλάβει. στις περιπτώσεις που η επιχείρηση επιλέγει υψηλό επίπεδο εμπιστοσύνης, η πιθανότητα του μοντέλου VaR να μην μπορέσει να προβλέψει ακραία οικονομικά σενάρια είναι χαμηλή. (Linsmeier,T.J., Pearson,N.D., (2000))

«Παράθυρο Δεδομένων»

Το «παράθυρο δεδομένων» σχετίζεται με την χρονική περίοδο που εξετάζουμε τα δεδομένα. Ο υπολογισμός της αξίας σε κίνδυνος είναι πολύ σημαντική διαδικασία για τον σύγχρονο οργανισμό και απαιτεί μεγάλο όγκο δεδομένων (ιστορικών και πραγματικών). Η χρήση παρελθοντικών δεδομένων είναι αρκετά δημοφιλής καθώς τα πραγματικά στοιχεία δίνουν καλύτερη εκτίμηση αλλά είναι περιορισμένα σε διαθεσιμότητα. (Linsmeier,T.J., Pearson,N.D., (2000))

2.4 Πλεονεκτήματα του VaR

Τα τελευταία χρόνια, εμπορικές και επενδυτικές τράπεζες, ασφαλιστικές εταιρείες και άλλα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα με χαρτοφυλάκια που περιέχουν μετοχές, ομόλογα, νομίσματα και παράγωγα έχουν χρησιμοποιήσει εκτενώς τη μέθοδο VaR. Παρέχει σε κάθε ένα από αυτά τα ιδρύματα μια ένδειξη των μέγιστων αναμενόμενων ζημιών του χαρτοφυλακίου για μια συγκεκριμένη χρονική περίοδο. Βοηθά τους διαχειριστές αυτών των χαρτοφυλακίων στον καθορισμό του τρόπου ανακατανομής των διαθεσίμων τους, ώστε να επιτύχουν το επιθυμητό επίπεδο κινδύνου. Ακολουθούν ορισμένα από τα οφέλη που παρέχει η VaR (Καινούριος Δ., (2002))

Διοίκηση πληροφοριών.

Η προσέγγιση αυτή παρέχει πληροφορίες που είναι απλές και σαφείς και μπορούν να χρησιμοποιηθούν από

- ρυθμιστικές αρχές
- διαχειριστές των εταιρειών και των οργανισμών
- εσωτερικούς και εξωτερικούς ελεγκτές.

καθορισμός ορίων συναλλαγών

Εκτός από το παραδοσιακό σύστημα ορίων θέσεων, οι τράπεζες μπορούν να θέτουν όρια για τους εμπόρους συναλλάγματος και τίτλων με βάση το VaR. Το εργαλείο VaR βοηθάει στην σύγκριση ημερήσιων, μηνιαίων ή ετήσιων θέσεων σε ποικίλες αγορές και χρηματοοικονομικά προϊόντα.

Σχέση Κινδύνου-Απόδοσης

η σχέση κινδύνου απόδοσης ενός χαρτοφυλακίου η ενός επενδυτικού στοιχείο μελετάται βάσει ενός δείκτη αναφοράς. Το VaR ενός δείκτη μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την σύγκριση του VaR οποιουδήποτε επενδυτικού χαρτοφυλακίου.

Υιοθέτηση των αποφάσεων των Ρυθμιστικών αρχών

Οι πρακτικές των χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων είναι σημαντικό να ευθυγραμμίζονται με τις απαιτήσεις κεφαλαιακής επάρκειας και γνωστοποίησης των κινδύνων που αναλαμβάνουν, όπως αυτές διαμορφώθηκαν από τις ρυθμιστικές αρχές. Η αξία σε κίνδυνο, μέσω της ανάλυσης και των ποσοτικών δεδομένων που παρέχει στα χρηματοοικονομικά ιδρύματα σχετικά με τους κινδύνους της αγοράς, θεωρείται κρίσιμο εργαλείο.

2.5 Μειονεκτήματα Var

η προσέγγιση της αξίας σε Κίνδυνο εμφανίζει κάποιες αδυναμίες καθώς σχετίζεται με τους κινδύνους της αγοράς. Αναλυτικότερα,

- Το σημαντικότερο πρόβλημα με την VaR είναι ότι μπορεί να παράγει υποεκτιμημένα αποτελέσματα στις περιπτώσεις όπου η απόδοση ενός χαρτοφυλακίου ή μεμονωμένου στοιχείου μεταβληθεί απότομα λόγω διαρθρωτικών αλλαγών που υφίστανται στην εκάστοτε οικονομία. (Linsmeier, T.J., Pearson, N.D., (2000))

- Η αξία σε κίνδυνο εκτιμά τη μέγιστη ζημία που μπορεί να προβλέψει ένα ίδρυμα για μια συγκεκριμένη χρονική στιγμή σε έναν ορισμένο χρονικό ορίζοντα. Οι απώλειες υπολογίζονται βάσει των τρεχουσών τιμών της αγοράς. Σε κάποιες περιπτώσεις, το VaR υποεκτιμά την πραγματική ζημία, χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι όταν η επιχείρηση έχει στην διάθεση της μεγάλο βαθμό παγίων στοιχείων τα οποία δεν μπορούν να μεταπωληθούν άμεσα. Κατά την χρήση του VaR δεν υπολογίζεται κατάλληλα ο πιστωτικός κίνδυνος. Μάλιστα, σε χαρτοφυλάκιο που περιέχει παράγωγα στοιχεία είναι πολύ πιθανόν να μην υπολογιστεί αποτελεσματικά ο κίνδυνος αφού η μέθοδος Black-Scholes για τον υπολογισμό των συντελεστών κινδύνου και η προσομοίωση Monte Carlo υποθέτει την απουσία πιστωτικού κινδύνου (Linsmeier, T.J., Pearson, N.D., (2000))

- το βασικό πρόβλημα που αντιμετωπίζουμε κατά την χρήση του Var είναι ότι σε πολλές περιπτώσεις η κατανομή αποδόσεων δεν είναι κανονική. Στις σύγχρονες αγορές οι αποδόσεις δεικτών, μετοχών και συναλλάγματος παρουσιάζουν “παχιά ουρά”, ενώ τα παράγωγα προϊόντα όπως τα δικαιώματα προαίρεσης και τα δάνεια ακολουθούν ασύμμετρη κατανομή. Ουσιαστικά, έντονες αλλαγές στην αγορά συμβαίνουν πιο συχνά από ότι προβλέπει η κανονική κατανομή. (Linsmeier, T.J., Pearson, N.D., (2000))

Κεφάλαιο 3 : Μέθοδοι Υπολογισμού Var

Τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα διαχρονικά απασχολούνται με την διαχείριση κινδύνου. Τα μοντέλα που χρησιμοποιούνται για την εκτίμηση κινδύνου διακρίνονται στα μοντέλα που βασίζονται σε αλλαγές και στα μοντέλα που βασίζονται στην αξία. Αναλυτικότερα, τα μοντέλα που βασίζονται σε αλλαγές είναι GARCH και Risk Metrics και εκτιμούν τις μεταβολές των τιμών με την πάροδο του χρόνου. Ουσιαστικά το μοντέλο που βασίζεται σε παραλλαγές δημιουργεί μια συνάρτηση κόστους μεταξύ χρόνου και +1 για μεγάλο αριθμό διαδοχικών χρονικών περιόδων για την εκτίμηση του μελλοντικού κόστους ενός παράγοντα κινδύνου. (Li et al. (2012)).

Οι προϋπολογισμοί κινδύνου CPBO λειτουργούν με ή χωρίς κίνδυνο και η εμφάνισή του δεν μπορεί να αντιστραφεί (δηλαδή η αξία μπορεί να επιστρέψει στο μηδέν ή να γίνει ξανά θετική), ακριβώς όπως η αξία μιας μετοχής. Επομένως, με μία εξαίρεση, αυτά τα μοντέλα δεν είναι κατάλληλα και δεν θα συμπεριληφθούν σε αυτό το άρθρο. Αν και η ιστορική προσομοίωση σχεδιάστηκε για να χρησιμοποιεί χρονοσειρές, μπορεί να επαναπροσδιοριστεί ώστε να ταιριάζει με τον προϋπολογισμό κινδύνου CPBO και επομένως αναλύουμε και στην παρούσα εργασία. (Li et al. (2012)).

Η δεύτερη κατηγορία, τα μοντέλα που βασίζονται στην αξία, και οι υπολογισμοί τους βασίζονται σε πραγματικά αποτελέσματα (δηλαδή, το πραγματικό κόστος λόγω ορισμένων παραγόντων κινδύνου) είναι επιλέξιμες για χρήση στον προϋπολογισμό κινδύνου CPBO. Τα μοντέλα που βασίζονται στην αξία περιλαμβάνουν την εκτίμηση της διανομής επαρκώς επεξηγημένων δεδομένων για την πρόβλεψη του μελλοντικού αναμενόμενου κόστους ενός χαρτοφυλακίου κινδύνων. Το σχήμα 3.1 απεικονίζει τις βασικές θεωρίες διαχείρισης κινδύνου ανά ομάδα (Li et al. (2012)).

Mainstream models in financial risk management	Change based		Value based	
	GARCH	Historical simulation	Parametric models	Monte Carlo simulation
	RiskMetrics	Non-parametric models		Historical simulation

Πίνακας 3.1 Κατηγοριοποιημένα βασικά μοντέλα διαχείρισης κινδύνου , Πηγή (Li et al. (2012))

Τα μοντέλα βάσει αξίας υιοθετούν διαφορετικές μέθοδοι απόκτησης κατανομής κινδύνου και διακρίνονται σε παραμετρικά και μη παραμετρικά μοντέλα. Τα παραμετρικά μοντέλα χρησιμοποιούνται στις περιπτώσεις της κανονικής κατανομής. Εναλλακτικά, οι ερευνητές μπορούν να χρησιμοποιήσουν εμπειρικά δεδομένα για να ορίσουν μια κατανομή κόστους, ταξινομώντας την ως μη παραμετρικό μοντέλο. Τα χαρακτηριστικά των δεδομένων της χρηματοπιστωτικής αγοράς που έρχονται σε αντίθεση με τις υποθέσεις κανονικότητας είναι προφανείς λόγοι για τη χρήση μη παραμετρικών μοντέλων στη διαχείριση κινδύνου (Cheung, Y. H., and Powell, R. J. (2012(β))).

Οι βασικές μέθοδοι υπολογισμού Var είναι οι εξής :

- Διακύμανσης/Συνδιακύμανσης (Variance/Covariance VaR)
- Ιστορικής Προσομοίωσης (Historical Simulation Method)
- Προσομοίωσης Monte Carlo (Monte Carlo Simulation Method)

Η μέθοδος διακύμανσης/συνδιακύμανσης και η μέθοδος προσομοίωσης Monte Carlo είναι παραμετρικές προσεγγίσεις, διότι η εφαρμογή τους απαιτεί προηγούμενη γνώση ή την παραδοχή της κατανομής πιθανοτήτων των αποδόσεων των χρηματοοικονομικών προϊόντων. Η μέθοδος ιστορικής προσομοίωσης, από την άλλη πλευρά, ανήκει στην κατηγορία των μη παραμετρικών τεχνικών εκτίμησης κινδύνου επειδή η εφαρμογή της δεν απαιτεί παρόμοιες παραδοχές.

Όταν οι αποδόσεις ακολουθούν κανονική κατανομή, οι παραμετρικές μέθοδοι είναι εύκολο να εφαρμοστούν και πολύ χρήσιμες, αλλά είναι ακατάλληλες όταν υπάρχουν μη κανονικότητες όπως ασυμμετρία ή κύρτωση. Η μέθοδος της ιστορικής προσομοίωσης υπολογίζει με ακρίβεια ιστορικά δεδομένα αλλά δεν βοηθάει στην ακριβή πρόβλεψη μελλοντικών αποδόσεων σε περιπτώσεις όπου η αγορά μετατοπιστεί ενώ η μέθοδος Monte Carlo έχει το πλεονέκτημα της αύξησης του αριθμού των παρατηρήσεων, αλλά μπορεί να είναι δύσκολο να εφαρμοστεί (Cheung, Y. H., and Powell, R. J. (2012(β))).

3.1 Η μέθοδος Διακύμανσης / Συνδιακύμανσης (Variance/Covariance VaR)

Λαμβάνοντας υπόψιν την διαδικασία υπολογισμού, η τεχνική αυτή είναι η απλούστερη από όλες τις άλλες. Υποθέτει ότι οι αποδόσεις του χαρτοφυλακίου έχουν κανονική κατανομή, προϋπόθεση που δεν ισχύει απαραίτητα. Η μέθοδος αυτή παράγει εκτιμήσεις της τυπικής απόκλισης και των συντελεστών συσχέτισης όλων των στοιχείων του χαρτοφυλακίου λαμβάνοντας υπόψιν τα ιστορικά δεδομένα του κάθε στοιχείου. (Καινούριος Δ., (2002))

Η μέθοδος της Διακύμανσης / Συνδιακύμανσης εμφανίζει δύο μειονεκτήματα. Το πρώτο μειονέκτημα είναι ότι η βασική υπόθεση της μεθόδου είναι ότι οι αποδόσεις των χρηματοπιστωτικών προϊόντων ακολουθούν κανονική κατανομή ενώ στην πράξη επανειλημμένα ακολουθούν ασύμμετρη κατανομή λόγω εμφάνισης ακραίων τιμών. ένα άλλο σημαντικό μειονέκτημα είναι ότι η μέθοδος αυτή υποθέτει ότι όλα τα στοιχεία του χαρτοφυλακίου παρουσιάζουν γραμμικότητα., συνθήκη που δεν επιβεβαιώνεται στην πραγματικότητα καθώς πολλά στοιχεία είναι μη γραμμικά και δεν μπορεί να εκτιμηθεί με ακρίβεια ο κίνδυνος τους (Καινούριος Δ., (2002))

3.2 Η μέθοδος ιστορικής προσομοίωσης (Historical simulation method)

Η μέθοδος ιστορικής προσομοίωσης είναι μια μη παραμετρική τεχνική για τον υπολογισμό της VaR ενός χαρτοφυλακίου. Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιεί τις ιστορικές αποδόσεις των συστατικών στοιχείων ενός χαρτοφυλακίου για τον υπολογισμό των ιστορικών αποδόσεων του χαρτοφυλακίου. (Καινούριος Δ., (2002))

Συγκεκριμένα, η μέθοδος της ιστορικής προσομοίωσης διαμορφώνεται ως εξής :

- Συλλογή παρελθοντικών τιμών για όλα τα συστατικά μέρη του χαρτοφυλακίου
- Χρήση των παρελθοντικών τιμών ώστε να υπολογιστούν οι ιστορικές αποδόσεις του χαρτοφυλακίου καθώς και η ιστορική κατανομή των αποδόσεων του.

- Εκτίμηση της αξίας σε κίνδυνο βάσει των ιστορικών τιμών που εμφανίζει το χαρτοφυλάκιο

Είναι σημαντικό να επισημανθεί, ότι κατά την διαδικασία της ιστορικής προσομοίωσης η βασική παραδοχή αναφέρει ότι οι μελλοντικές αποδόσεις θα εμφανίζουν την ίδια τάση με τις ιστορικές αποδόσεις.

Η μέθοδος της Ιστορικής Προσομοίωσης εμφανίζει τα εξής πλεονεκτήματα :

- Εύκολα υλοποιήσιμη
- Δεν υπάρχει υπόθεση αναφορικά με την στατιστική κατανομή
- Δεν είναι απαραίτητος ο υπολογισμός διασποράς και συνδιασποράς των αποδόσεων
- Μπορεί να εφαρμοστεί σε κάθε χρεόγραφο ή χαρτοφυλάκιο

Επιπλέον, έχει μειονεκτήματα, που σχετίζονται κυρίως με τη χρήση ιστορικών δεδομένων στην ανάλυση. Τα κύρια μειονεκτήματα αυτής της μεθόδου είναι τα εξής:

- Τα αποτελέσματα για να θεωρηθούν αξιόπιστα θα πρέπει να υπάρχει μεγάλο ιστορικό τιμών
- Ελλείπει ιστορικών δεδομένων, ο υπολογισμός της VaR μπορεί να επηρεαστεί σημαντικά. Τα δεδομένα μπορούν να επηρεαστούν από ένα ιδιαίτερα αρνητικό γεγονός, όπως σημαντικό χρηματιστηριακό κραχ (1929,2008) ή υγειονομική κρίση που οδήγησε στην παύση της παγκόσμιας οικονομικής δραστηριότητας.
- Πρέπει να χρησιμοποιείται ο σωστός προσδιορισμός του συνόλου των ιστορικών δεδομένων. αρχικά, καθώς αυξάνεται ο όγκος των δεδομένων, καθίσταται δυνατή η λήψη πληρέστερων εκτιμήσεων. αντίθετα, όταν ο όγκος των δεδομένων είναι μεγάλος, υπάρχει η πιθανότητα να χρησιμοποιηθούν τα παλαιότερα δεδομένα στον υπολογισμό της VaR, εξαλείφοντας ουσιαστικά τις πληροφορίες που παρέχουν οι πιο πρόσφατες παρατηρήσεις.

- Ο όγκος των ιστορικών δεδομένων που απαιτούνται όταν χρησιμοποιείται η ιστορική προσομοίωση για τον υπολογισμό της VaR σε χρονικές περιόδους μεγαλύτερες της μίας ημέρας παρουσιάζει δυσκολίες καθώς θα πρέπει να είναι πολύ μεγάλος.

3.3 Η μέθοδος προσομοίωσης Monte Carlo (Monte Carlo simulation method)

Στόχος της προσομοίωσης Monte Carlo είναι η προσομοίωση της στοχαστικής διαδικασίας που διέπει την εξέλιξη των τιμών των διαφόρων στοιχείων του χαρτοφυλακίου. Πρόκειται ουσιαστικά για ένα σύνολο υπολογιστικών αλγορίθμων που υπολογίζει τα αποτελέσματά του μέσω επαναλαμβανόμενης και τυχαίας δειγματοληψίας. Αυτό μας επιτρέπει να προσδιορίσουμε τη μελλοντική αξία του χαρτοφυλακίου μας. Εφόσον η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται πολλές φορές, είναι δυνατή η δημιουργία της μελλοντικής αξίας του χαρτοφυλακίου και ο υπολογισμός της VaR. (Καινούριος Δ., (2002))

Η διαδικασία προσομοίωσης Monte Carlo αποτελείται από τα εξής βήματα

- Αποφασίζεται ποιες στοχαστικές διαδικασίες θα υιοθετηθούν για να υπάρξει προσομοίωση της εξέλιξης των τιμών.
- Ο χρονικός ορίζοντας της πρόβλεψης της αξίας σε κίνδυνο κατανέμεται σε ίσες διαδοχικές χρονικές περιόδους
- για κάθε ένα χρονικό διάστημα εφαρμόζεται η αντίστοιχη στοχαστική διαδικασία. Με αυτό τον τρόπο υπολογίζεται η τιμή του προϊόντος στη λήξη του χρονικού ορίζοντα που υπολογίζουμε το Var
- το προηγούμενο βήμα υπολογίζεται αρκετές φορές
- Οι χρηματικές αξίες που προέκυψαν από τις επαναλαμβανόμενες στοχαστικές διαδικασίες βοηθούν στην κατασκευή της κατανομής που θα έχει η μελλοντική αξία του χαρτοφυλακίου.

- Η αξία σε κίνδυνο θα υπολογιστεί βάσει της κατανομής της μελλοντικής αξίας όπως αυτή υπολογίστηκε στο προηγούμενο βήμα.

Η μέθοδο Monte Carlo παρουσιάζει αρκετά πλεονεκτήματα όπως

- Δεν απαιτείται υπόθεση για την κατανομή των διαφόρων παραγόντων κινδύνου
- Δεν απαιτείται η εκτίμηση της τυπικής απόκλισης και των συσχετίσεων και αυτό γιατί διαμορφώνονται βάσει των πραγματικών παραγόντων κινδύνου.
- Ακραία γεγονότα λαμβάνονται υπόψιν κατά τη διαδικασία περίληψης των δεδομένων. Ακραία γεγονότα όπως οι κατανομές πολλές φορές εμφανίζουν το πρόβλημα (fat tail)
- Υπολογίζεται το διάστημα εμπιστοσύνης για να μπορεί να εκτιμηθεί το Var

Παράλληλα, η μέθοδο Monte Carlo παρουσιάζει και μειονεκτήματα όπως :

- Η εφαρμογή της συγκεκριμένης μεθόδου απαιτεί μεγάλη υπολογιστική ισχύ και αυτό λόγω του μεγάλου όγκου προσομοιώσεων που πραγματοποιούνται
- Τα δεδομένα μικρού μεγέθους οδηγούν σε αναποτελεσματική εκτίμηση του Var

3.4 Συγκριτική Ανάλυση Των Βασικών Μεθόδων Υπολογισμού Του VaR

πολλές συζητήσεις έχουν υπάρξει μεταξύ των ερευνητών για το ποια μέθοδος είναι η καλύτερη. Ο επενδυτής ή ο διαχειριστής κινδύνων καλείται να πάρει την τελική του απόφαση αφού πρώτα εξετάσει προσεκτικά την σύνθεση του χαρτοφυλακίου. Η ανάλυση ιστορικών δεδομένων για την εξέταση της κατανομής των αποδόσεων και τον προσδιορισμό της προσέγγισης που μπορεί ή δεν μπορεί να εφαρμοστεί είναι επωφελής. (Καινούριος Δ., (2002))

Τα συμπεράσματα που προκύπτουν είναι τα εξής :

- Η ιστορική προσομοίωση, σε αντίθεση με τις άλλες δύο μεθόδους, θεωρείται πιο απλή και κατανοητή κατά την παρουσίαση της στους επενδυτές και τα διοικητικά στελέχη. Αντίθετα, η μέθοδος Διακύμανσης/Συνδιακύμανσης απαιτεί υψηλό επίπεδο τεχνικής γνώσης αφού τα μαθηματικά που απαιτούνται για τον υπολογισμό της Var είναι περίπλοκα. Η μέθοδος Monte Carlo απαιτεί εξειδικευμένη γνώση της κατανομής που ερμηνεύει, καθιστώντας την πιο δύσκολη στην παρουσίασή της.
- Όσον αφορά την απλότητα της εφαρμογής, η ιστορική προσομοίωση μπορεί να εφαρμοστεί σε χαρτοφυλάκια για τα οποία υπάρχουν ιστορικά δεδομένα για τους υποκείμενους τίτλους. Μόνο τα χαρτοφυλάκια των οποίων οι τίτλοι καλύπτονται από τα διαθέσιμα συστήματα μπορούν εύκολα να εφαρμόσουν τη μέθοδο Variance/Covariance. Η εφαρμογή της προσομοίωσης Μόντε Κάρλο απαιτεί πολύ χρόνο, ιδίως εάν τα χαρτοφυλάκια έχουν πολύπλοκες θέσεις.
- Η ιστορική προσομοίωση και η προσομοίωση Μόντε Κάρλο, είναι δύο προσεγγίσεις που μπορούν να υπολογίσουν τους κινδύνους που συνδέονται με μη γραμμικά χρηματοοικονομικά προϊόντα, όπως δικαιώματα προαίρεσης, επειδή υπολογίζουν την αξία του χαρτοφυλακίου για κάθε πιθανό συνδυασμό παραγόντων της αγοράς. Κάτι τέτοιο δεν παρατηρείται κατά την προσέγγιση της διακύμανσης/συνδιακύμανσης, η οποία υποθέτει κανονική κατανομή και δεν περιλαμβάνει τα δικαιώματα προαίρεσης. Όταν υπολογίζεται με σύντομη περίοδο διακράτησης, η μέθοδος αυτή μπορεί να φιλοξενήσει εν μέρει χαρτοφυλάκια με περιορισμένη έκθεση σε δικαιώματα προαίρεσης.
- Η μέθοδος διακύμανσης/συνδιακύμανσης και η προσομοίωση Monte Carlo επιτρέπουν στον αναλυτή να αγνοήσει τις εκτιμήσεις που βασίζονται σε ιστορικά δεδομένα και να χρησιμοποιήσει σταθερές παραμέτρους της επιλογής του. Λόγω της άμεσης σχέσης της με τα ιστορικά δεδομένα, η μέθοδος αυτή δεν επιτρέπει την εισαγωγή εναλλακτικών υποθέσεων, σε αντίθεση με τη μέθοδο της ιστορικής προσομοίωσης.
- Εκτός από τη μέθοδο της ιστορικής προσομοίωσης, οι άλλες μέθοδοι απαιτούν συγκεκριμένες παραδοχές σχετικά με τις κατανομές των παραγόντων της αγοράς. Επιπλέον, η ιστορική προσομοίωση και η μέθοδος διακύμανσης-συνδιακύμανσης χρησιμοποιούν αποκλίσεις και συσχετίσεις, ενώ η προσομοίωση Monte Carlo όχι.

- Η αξιοπιστία των αποτελεσμάτων είναι ένας τελευταίος κρίσιμος παράγοντας. Γνωρίζουμε ότι όλες οι μέθοδοι βασίζονται σε ιστορικές τιμές. Ωστόσο, η μέθοδος της ιστορικής προσομοίωσης στηρίζεται σε μεγαλύτερο βαθμό στα ιστορικά δεδομένα έναντι των άλλων προσεγγίσεων. Με αυτό τον τρόπο υπάρχει η πιθανότητα ο κίνδυνος αγοράς του χαρτοφυλακίου να μην μετρηθεί με ακρίβεια εάν οι μεταβολές των τιμών των συστατικών του χαρτοφυλακίου είναι μικρές ή μεγάλες κατά τη διάρκεια της εξεταζόμενης περιόδου. Κατά συνέπεια, το αποτέλεσμα VaR μπορεί να είναι παραπλανητικό εάν οι μεταβολές δεν είναι τυπικές αλλά μάλλον ακραίες. Εάν δεν χρησιμοποιηθούν εναλλακτικές συσχετίσεις και τυπικές αποκλίσεις, η μέθοδος διακύμανσης-συνδιακύμανσης μπορεί επίσης να παράγει παραπλανητικό αποτέλεσμα. Το ίδιο είναι δυνατόν να συμβεί και με την προσομοίωση Monte Carlo, στις περιπτώσεις που δεν θα υιοθετηθούν εναλλακτικές κατανομές.

Είναι προφανές από τα προηγούμενα ότι δεν υπάρχει σαφής απάντηση ως προς το ποια μέθοδος υπολογισμού της VaR είναι η καλύτερη. Εάν χρησιμοποιηθούν ιστορικές τιμές για τον υπολογισμό του πίνακα διακύμανσης-συνδιακύμανσης και γίνει η υπόθεση της κανονικής κατανομής, οι μέθοδοι ιστορικής προσομοίωσης και διακύμανσης-συνδιακύμανσης δίνουν πανομοιότυπα αποτελέσματα. Κατά συνέπεια, η μέθοδος διακύμανσης-συνδιακύμανσης και η μέθοδος Monte Carlo θα αποδώσουν πανομοιότυπα αποτελέσματα εάν υποθέσουμε ότι όλα τα δεδομένα ακολουθούν κανονική κατανομή με σταθερές διακυμάνσεις και μέσους όρους για την τελευταία. Τέλος, παρατηρείται σύγκλιση μεταξύ των αποτελεσμάτων της ιστορικής προσομοίωσης και της προσομοίωσης Monte Carlo εάν οι αποδόσεις που χρησιμοποιούνται στην τελευταία βασίζονται εξ ολοκλήρου σε ιστορικά δεδομένα. Αξίζει να σημειωθεί ότι ο ίδιος αριθμός, ο οποίος πιθανώς αντιπροσωπεύει το VaR για δύο διαφορετικά χρηματοπιστωτικά ιδρύματα, μπορεί να ερμηνευθεί με ριζικά διαφορετικούς τρόπους, ανάλογα με το προφίλ κινδύνου και τα κριτήρια επιλογής μεθόδου που έχει θέσει κάθε αναλυτής.

3.4 Επανάλεγχος – Back-Testing

Η επικύρωση των μοντέλων αποτελεί ουσιαστικό στοιχείο της συστηματικής διαχείρισης κινδύνου. Η μέθοδος Back-Testing είναι ένα στατιστικό μεθοδολογικό πλαίσιο που επαληθεύει ότι οι πραγματικές ζημιές που παρατηρούνται εμπίπτουν στις παραμέτρους της εκτίμησης VaR.

Η διαδικασία backtesting θεωρείται αναγκαία για τη σωστή διαχείριση του χρηματοοικονομικού κινδύνου, διότι επιτρέπει την επαλήθευση του εκτιμώμενου επιπέδου εμπιστοσύνης της VaR. Αυτό επιτυγχάνεται με τη σύγκριση του προβλεπόμενου ιστορικού VaR με τις αντίστοιχες αποδόσεις του χαρτοφυλακίου.

Η Επιτροπή της Βασιλείας αποδίδει μεγάλη σημασία στην Bact-Testing δοκιμή, επιβάλλοντας κυρώσεις στα ιδρύματα των οποίων τα μοντέλα υπολογισμού της VaR υποεκτιμούν τον κίνδυνο αγοράς. Ως αποτέλεσμα, τα ιδρύματα διενεργούν back-testing κάθε μήνα ή κάθε τρεις μήνες για να διαπιστώσουν αν τα μοντέλα μέτρησης VaR που χρησιμοποιούν είναι αξιόπιστα εντός των προκαθορισμένων παραμέτρων.

3.5 Μοντέλα Προβλέψεων

3.5.1 ARIMA

Το ARIMA είναι ένα μοντέλο στατιστικής ανάλυσης που χρησιμοποιεί δεδομένα χρονοσειρών είτε για την καλύτερη κατανόηση του συνόλου δεδομένων είτε για την πρόβλεψη μελλοντικών τάσεων.

Εάν ένα στατιστικό μοντέλο προβλέπει μελλοντικές τιμές με βάση τις τιμές του παρελθόντος, είναι αυτοπαλινδρομικό. Για παράδειγμα, ένα μοντέλο ARIMA μπορεί να προσπαθήσει να προβλέψει τη μελλοντική τιμή μιας μετοχής με βάση την ιστορική της απόδοση ή την κερδοφορία μιας επιχείρησης με βάση τις προηγούμενες περιόδους.

Το μοντέλο αυτοπαλινδρομικού ολοκληρωμένου κινητού μέσου όρου είναι ένας τύπος ανάλυσης παλινδρόμησης που μετρά τη σημασία μιας εξαρτημένης μεταβλητής σε σχέση με άλλες μεταβαλλόμενες μεταβλητές. Σκοπός του μοντέλου είναι η πρόβλεψη μελλοντικών κινήσεων τίτλων ή χρηματοπιστωτικών αγορών με την ανάλυση των αποκλίσεων μεταξύ των τιμών μιας σειράς και όχι των πραγματικών τιμών.

Ένα υπόδειγμα ARIMA μπορεί να γίνει κατανοητό περιγράφοντας τα συστατικά του μέρη ως εξής:

Αυτοπαλινδρόμηση (AR): αναφέρεται σε ένα μοντέλο στο οποίο μια μεταβαλλόμενη μεταβλητή παλινδρομεί στις δικές της καθυστερημένες ή προηγούμενες τιμές.

Ολοκληρωμένο (I): αντικατοπτρίζει τη διαφοροποίηση των ακατέργαστων παρατηρήσεων προκειμένου η χρονοσειρά να καταστεί στάσιμη (δηλαδή, οι τιμές των δεδομένων αντικαθίστανται από τη διαφορά μεταξύ των τιμών των δεδομένων και των προηγούμενων τιμών).

Κινητός μέσος όρος (KM): ενσωματώνει τη σχέση μεταξύ μιας παρατήρησης και ενός υπολειπόμενου σφάλματος από ένα μοντέλο κινητού μέσου όρου που εφαρμόζεται σε καθυστερημένες παρατηρήσεις.

Παράμετροι ARIMA

Κάθε στοιχείο ARIMA χρησιμεύει ως παράμετρος με τυποποιημένη ονοματολογία. Μια συμβατική ονομασία για τα μοντέλα ARIMA θα ήταν ARIMA με p , d και q , όπου ακέραιες τιμές αντικαθιστούν τις παραμέτρους για να αντικατοπτρίζουν τον τύπο του χρησιμοποιούμενου μοντέλου ARIMA. Τα ορίσματα μπορούν να καθοριστούν ως εξής:

p είναι ο αριθμός των παρατηρήσεων υστέρησης στο μοντέλο, που μερικές φορές αναφέρεται ως τάξη υστέρησης.

d : ο αριθμός των φορών που διαφοροποιούνται οι πρώτες παρατηρήσεις- συχνά αναφέρεται ως βαθμός διαφοροποίησης.

q : το μέγεθος του παραθύρου του κινητού μέσου όρου, που μερικές φορές αποκαλείται τάξη κινητού μέσου όρου.

Ένα μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης, για παράδειγμα, περιλαμβάνει τον αριθμό και τον τύπο των όρων. Μια παράμετρος με τιμή μηδέν (0) θα υποδείκνυε ότι το μοντέλο δεν πρέπει να περιλαμβάνει το συγκεκριμένο στοιχείο. Αυτό επιτρέπει στο μοντέλο ARIMA να εξυπηρετεί την ίδια λειτουργία με ένα μοντέλο ARMA ή ακόμη και με τα βασικά μοντέλα AR, I ή MA.

Σταθερά και ARIMA δεδομένα

Για να επιτευχθεί στασιμότητα σε ένα μοντέλο αυτοπαλίνδρομου ολοκληρωμένου κινητού μέσου όρου, τα δεδομένα διαφοροποιούνται. Ένα μοντέλο που επιδεικνύει στασιμότητα είναι ένα μοντέλο που επιδεικνύει συνοχή των δεδομένων διαχρονικά. Στόχος της διαφοροποίησης

είναι να αποκλειστούν οι τάσεις και οι εποχικές δομές από την πλειονότητα των οικονομικών δεδομένων και των δεδομένων της αγοράς.

Η εποχικότητα, ή όταν τα δεδομένα παρουσιάζουν τακτικά και προβλέψιμα μοτίβα που επαναλαμβάνονται κατά τη διάρκεια ενός ημερολογιακού έτους, μπορεί να έχει επιζήμιο αντίκτυπο στο μοντέλο παλινδρόμησης. Εάν υπάρχει τάση και η στασιμότητα δεν είναι εμφανής, πολλοί από τους υπολογισμούς σε όλη τη διαδικασία δεν μπορούν να πραγματοποιηθούν και δεν μπορούν να ληφθούν τα επιθυμητά αποτελέσματα.

Για να ξεκινήσετε την ανάπτυξη ενός μοντέλου ARIMA για μια επένδυση, κατεβάζετε όσο το δυνατόν περισσότερες πληροφορίες τιμολόγησης. Μετά τον εντοπισμό των τάσεων των δεδομένων, προσδιορίζεται η χαμηλότερη τάξη διαφοροποίησης (d) εξετάζοντας τις αυτοσυσχετίσεις. Εάν η αυτοσυσχέτιση της υστέρησης 1 είναι αρνητική ή μηδενική, η σειρά έχει ήδη διαφοροποιηθεί. Εάν η υστέρηση-1 είναι μεγαλύτερη από μηδέν, ίσως χρειαστεί να διαφοροποιήσετε περαιτέρω τη σειρά. 1

Συγκρίνετε τις αυτοσυσχετίσεις και τις μερικές αυτοσυσχετίσεις για να καθορίσετε τη σειρά παλινδρόμησης (p) και τη σειρά του κινητού μέσου όρου (q). Μόλις έχετε τα απαραίτητα στοιχεία, μπορείτε να επιλέξετε το υπόδειγμα που θα χρησιμοποιήσετε.

Πλεονεκτήματα & Μειονεκτήματα ARIMA

Τα μοντέλα ARIMA έχουν πλεονεκτήματα και είναι αποτελεσματικά στην πραγματοποίηση προβλέψεων με βάση γεγονότα του παρελθόντος, ωστόσο υπάρχουν περισσότεροι λόγοι για να είστε προσεκτικοί όταν χρησιμοποιείτε το ARIMA. Σε πλήρη αντίθεση με τις αποποιήσεις επενδύσεων που δηλώνουν ότι "οι προηγούμενες επιδόσεις δεν είναι ενδεικτικές των μελλοντικών επιδόσεων...", τα μοντέλα ARIMA πιστεύουν ότι οι παρελθοντικές τιμές έχουν κάποια υπολειμματική επίδραση στις τρέχουσες ή μελλοντικές τιμές και χρησιμοποιούν ιστορικά δεδομένα για να προβλέψουν μελλοντικά γεγονότα.

Πλεονεκτήματα

- Εξαιρετικό για βραχυπρόθεσμες προβλέψεις
- Απαιτεί μόνο ιστορικά αρχεία

- Μοντελοποίηση μη σταθερών δεδομένων

Μειονεκτήματα

- Δεν έχει σχεδιαστεί για μακροχρόνιες προβλέψεις
- Αδυνατεί να προβλέψει τις στιγμές καμψής
- Υπολογιστικό κόστος
- Οι παράμετροι είναι αυθαίρετες.

Η ARIMA είναι μια τεχνική για την πρόβλεψη ή την πρόβλεψη μελλοντικών αποτελεσμάτων με βάση παρελθοντικές χρονοσειρές. Βασίζεται στη στατιστική αρχή της σειριακής συσχέτισης, σύμφωνα με την οποία τα παρελθοντικά σημεία δεδομένων επηρεάζουν τα μελλοντικά σημεία δεδομένων.

Η ARIMA συνδυάζει χαρακτηριστικά αυτοπαλίνδρομου και κινητού μέσου όρου. Για παράδειγμα, μια αυτοπαλίνδρομη διαδικασία AR(1) είναι μια διαδικασία στην οποία η τρέχουσα τιμή βασίζεται στην αμέσως προηγούμενη τιμή, αλλά μια διαδικασία AR(2) είναι μια διαδικασία στην οποία η τρέχουσα τιμή βασίζεται στις δύο πιο πρόσφατες τιμές. Ο κινητός μέσος όρος είναι ένας τύπος που χρησιμοποιείται για την εξέταση σημείων δεδομένων με τον υπολογισμό μιας σειράς μέσων όρων διαφορετικών υποσυνόλων ολόκληρου του συνόλου των δεδομένων για τη μείωση της επίδρασης των ακραίων τιμών. Στην πρόβλεψη, τα μοντέλα ARIMA μπορούν να λάβουν υπόψη τους τάσεις, κύκλους, εποχικότητα και άλλους μη στατικούς τύπους δεδομένων λόγω αυτού του συνδυασμού προσεγγίσεων.

Η πρόβλεψη ARIMA επιτυγχάνεται με την εισαγωγή δεδομένων χρονοσειράς για τη μεταβλητή ενδιαφέροντος στο μοντέλο ARIMA. Ελέγχοντας για στασιμότητα και προσδιορίζοντας τον κατάλληλο αριθμό υστερήσεων ή το ποσό της διαφοράς που πρέπει να εφαρμοστεί στα δεδομένα, το στατιστικό λογισμικό θα προσδιορίσει τον κατάλληλο αριθμό υστερήσεων ή το ποσό της διαφοράς. Τα αποτελέσματα συνήθως ερμηνεύονται παρόμοια με εκείνα ενός μοντέλου πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης.

Το υπόδειγμα ARIMA χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη του τρόπου με τον οποίο θα συμπεριφερθεί κάτι στο μέλλον με βάση την ιστορική του απόδοση. Χρησιμοποιείται στην τεχνική ανάλυση για την πρόβλεψη της μελλοντικής απόδοσης ενός περιουσιακού στοιχείου.

Το μοντέλο ARIMA είναι συχνά ακατάλληλο για μακροπρόθεσμες προβλέψεις, όπως για περισσότερους από έξι μήνες στο μέλλον, επειδή χρησιμοποιεί προηγούμενα δεδομένα και παραμέτρους που επηρεάζονται από τον άνθρωπο. Για το λόγο αυτό, είναι πιο αποτελεσματική όταν συνδυάζεται με άλλες τεχνικές τεχνικής ανάλυσης για να αποκτήσει μια ευρύτερη εικόνα της απόδοσης ενός περιουσιακού στοιχείου.

3.5.2 GARCH

Το Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH) είναι ένα στατιστικό υπόδειγμα που χρησιμοποιείται για την ανάλυση δεδομένων χρονολογικών σειρών όπου θεωρείται ότι το σφάλμα διακύμανσης είναι σειριακά αυτοσυσχετιζόμενο. Τα μοντέλα GARCH υποθέτουν ότι η διακύμανση του σφάλματος ακολουθεί μια αυτοπαλίνδρομη διαδικασία κινητού μέσου όρου.

Τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα χρησιμοποιούν συνήθως τα μοντέλα GARCH για την εκτίμηση της μεταβλητότητας των αποδόσεων για μετοχές, ομόλογα και δείκτες της αγοράς. Αν και τα μοντέλα GARCH μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανάλυση διαφόρων τύπων χρηματοοικονομικών δεδομένων, όπως μακροοικονομικά δεδομένα, χρησιμοποιούνται συνήθως για την εκτίμηση της μεταβλητότητας των αποδόσεων για μετοχές, ομόλογα και δείκτες της αγοράς. Χρησιμοποιούν τις παραγόμενες πληροφορίες για να βοηθήσουν στον καθορισμό της τιμολόγησης και στον προσδιορισμό του κατά πόσον τα περιουσιακά στοιχεία έχουν τη δυνατότητα να παρέχουν καλύτερες αποδόσεις, καθώς και για την πρόβλεψη των αποδόσεων των σημερινών επενδύσεων, ώστε να βοηθήσουν στην κατανομή των περιουσιακών στοιχείων, την αντιστάθμιση κινδύνου, τη διαχείριση κινδύνου και τη λήψη αποφάσεων βελτιστοποίησης χαρτοφυλακίου.

Όταν η διακύμανση του όρου σφάλματος δεν είναι σταθερή, εφαρμόζονται τα μοντέλα GARCH. Δηλαδή, ο ετεροσκεδαστικός είναι ο λανθασμένος όρος. Η ετεροσκεδαστικότητα

υποδηλώνει το ακανόνιστο μοτίβο μεταβολής του όρου σφάλματος ή της μεταβλητής ενός στατιστικού μοντέλου.

Όπου υπάρχει ετεροσκεδαστικότητα, οι παρατηρήσεις δεν αντιστοιχούν σε γραμμικό πρότυπο. Αντιθέτως, τείνουν να συγκεντρώνονται. Εάν σε αυτά τα δεδομένα εφαρμοστούν στατιστικά μοντέλα που υποθέτουν σταθερή διακύμανση, τότε τα συμπεράσματα και η προγνωστική αξία του μοντέλου δεν μπορούν να στηριχθούν.

Στα μοντέλα GARCH, υποτίθεται ότι η διακύμανση του όρου σφάλματος μεταβάλλεται σταθερά με βάση το μέσο μέγεθος των όρων σφάλματος σε προηγούμενες περιόδους. Με άλλα λόγια, υπάρχει υπό όρους ετεροσκεδαστικότητα και ο όρος σφάλματος ακολουθεί ένα πρότυπο αυτοπαλίνδρομου κινητού μέσου όρου, το οποίο εξηγεί την ετεροσκεδαστικότητα. Αυτό δείχνει ότι είναι συνάρτηση του μέσου όρου των δικών του προηγούμενων τιμών.

Η ετεροσκεδαστικότητα υποδηλώνει το ακανόνιστο μοτίβο μεταβολής του όρου σφάλματος ή της μεταβλητής ενός στατιστικού μοντέλου. Όταν υπάρχει ετεροσκεδαστικότητα, οι παρατηρήσεις δεν αντιστοιχούν σε ένα γραμμικό πρότυπο. Αντιθέτως, τείνουν να συγκεντρώνονται.

Ως αποτέλεσμα, τα αποτελέσματα και η προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου δεν μπορούν να είναι αξιόπιστα. Το GARCH είναι ένα στατιστικό μοντέλο που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την εξέταση πολλών μορφών χρηματοοικονομικών δεδομένων, όπως τα μακροοικονομικά δεδομένα. Αυτό το μοντέλο χρησιμοποιείται συνήθως από χρηματοπιστωτικούς οργανισμούς για την αξιολόγηση της μεταβλητότητας των αποδόσεων για μετοχές, ομόλογα και δείκτες της αγοράς. Χρησιμοποιούν τα συλλεγόμενα δεδομένα για τον υπολογισμό της τιμολόγησης, την αξιολόγηση των περιουσιακών στοιχείων που έχουν τη δυνατότητα να παρέχουν μεγαλύτερες αποδόσεις και την πρόβλεψη των αποδόσεων των υφιστάμενων επενδύσεων, προκειμένου να επηρεάσουν τις αποφάσεις τους για την κατανομή των περιουσιακών στοιχείων, την αντιστάθμιση κινδύνου, τη διαχείριση κινδύνου και τη βελτιστοποίηση χαρτοφυλακίου.

Η τυπική διαδικασία για ένα μοντέλο GARCH αποτελείται από τρεις φάσεις. Η πρώτη είναι η εκτίμηση του αυτοπαλίνδρομου υποδείγματος που ταιριάζει καλύτερα στα δεδομένα. Το δεύτερο στάδιο είναι ο υπολογισμός των αυτοσυσχετίσεων του όρου σφάλματος. Η τρίτη φάση είναι ο έλεγχος σημαντικότητας.

Η μέθοδος της βασικής ιστορικής μεταβλητότητας (VolSD) και η μέθοδος του εκθετικά σταθμισμένου κινητού μέσου όρου μεταβλητότητας (VolEWMA) είναι δύο άλλες τεχνικές που χρησιμοποιούνται συχνά για την αξιολόγηση και την πρόβλεψη της χρηματοοικονομικής μεταβλητότητας.

Οι διαδικασίες GARCH διαφέρουν από τα ομοσκεδαστικά μοντέλα, τα οποία υποθέτουν συνεχή μεταβλητότητα και χρησιμοποιούνται στην τυπική ανάλυση ελαχίστων τετραγώνων (OLS). Ο στόχος των συνήθων ελαχίστων τετραγώνων είναι η ελαχιστοποίηση των αποκλίσεων μεταξύ των σημείων δεδομένων και μιας γραμμής παλινδρόμησης που ταιριάζει καλύτερα στα σημεία αυτά. Ένα ομοσκεδαστικό υπόδειγμα δεν είναι ικανοποιητικό όταν πρόκειται για τη μεταβλητότητα των αποδόσεων των περιουσιακών στοιχείων, καθώς φαίνεται να μεταβάλλεται με την πάροδο του χρόνου και να εξαρτάται από την προηγούμενη διακύμανση.

Επειδή οι διαδικασίες GARCH είναι αυτοπαλίνδρομες, μοντελοποιούν την παρούσα διακύμανση με βάση τις προηγούμενες τετραγωνικές παρατηρήσεις και τις ιστορικές διακυμάνσεις. Λόγω της αποτελεσματικότητάς τους στην προσομοίωση των αποδόσεων περιουσιακών στοιχείων και του πληθωρισμού, οι διαδικασίες GARCH χρησιμοποιούνται συνήθως στη χρηματοοικονομική. Η GARCH προσπαθεί να μειώσει τα σφάλματα πρόβλεψης με τη συνεκτίμηση των προηγούμενων σφαλμάτων πρόβλεψης και να βελτιώσει την ακρίβεια των συνεχιζόμενων προβλέψεων.

3.5.3 ARMA

Το ARMA είναι ένα μοντέλο πρόβλεψης που εφαρμόζει τις μεθόδους της ανάλυσης αυτοπαλινδρόμησης (AR) και του κινητού μέσου όρου (MA) σε καλά συμπεριφερόμενα δεδομένα χρονοσειρών. Στο ARMA, θεωρείται ότι η χρονοσειρά είναι στάσιμη και κυμαίνεται ομοιόμορφα γύρω από μια συγκεκριμένη χρονική στιγμή.

Η γωνία ARMA, που αναπτύχθηκε από τους Box και Jenkins (1970) με τη μέθοδο ανάλυσης χρονοσειρών, αγνοεί το ρόλο που παίζουν οι επεξηγηματικές μεταβλητές που βασίζονται στην οικονομική ή χρηματοοικονομική θεωρία, επιλέγοντας αντ' αυτού να περιγράψει τις χρονοσειρές χρησιμοποιώντας έναν μηχανισμό παρέκτασης που βασίζεται στον μεταβαλλόμενο νόμο της ίδιας της χρονοσειράς. Ο στάσιμος χαρακτήρας της χρονοσειράς

δικαιολογεί την ανάπτυξη ενός υποδείγματος χρονοσειρών. Το ARMA είναι ζωτικής σημασίας για τη μελέτη των χρονοσειρών. Συνήθως χρησιμοποιείται για τη μελέτη δεδομένων μακροχρόνιας παρακολούθησης στην έρευνα αγοράς. Για παράδειγμα, αξιολογείται στην έρευνα λιανικού εμπορίου για την εξέταση των χαρακτηριστικών της εποχικής μεταβλητής του όγκου των πωλήσεων. Αυτό το μοντέλο είναι μία από τις μεθόδους φασματικής ανάλυσης υψηλής ανάλυσης της προσέγγισης των παραμέτρων του μοντέλου. Χρησιμοποιείται για την ανάλυση του ορθολογικού φάσματος των στάσιμων στοχαστικών διαδικασιών και εφαρμόζεται σε ένα ευρύ φάσμα πραγματικών εφαρμογών. Το ARMA προσφέρει ανώτερες και ακριβέστερες επιδόσεις εκτίμησης και ανάλυσης φάσματος από το μοντέλο AR ή MA, αλλά ο υπολογισμός των παραμέτρων του είναι κουραστικός.

Θεμελιώδεις αρχές του μοντέλου ARMA

Με την πάροδο του χρόνου, ο δείκτης πρόβλεψης δημιουργεί μια ακολουθία δεδομένων γνωστή ως τυχαία ακολουθία. Η αλληλεξάρτησή τους δείχνει τη χρονική συνέπεια των αρχικών δεδομένων. Από τη μία πλευρά, υπάρχει η επίδραση των μεταβλητών που επηρεάζουν, και από την άλλη, ο κανόνας μεταβολής της. Αυτό προϋποθέτει ότι x_1, x_2, \dots , και x_k είναι οι παράγοντες επιρροής που προσδιορίζονται μέσω της ανάλυσης παλινδρόμησης.

Μοντέλο AR

Το μοντέλο AR χρησιμοποιείται ευρέως στην εκτίμηση του φάσματος σήμερα. Αυτή είναι η τεχνική για τη χρήση αυτού του μοντέλου. Εάν η είσοδος είναι μια παλμική συνάρτηση ή λευκός θόρυβος, επιλέγεται το μοντέλο AR και στη συνέχεια εξισώνεται η έξοδος του ώστε να ταιριάζει με το υπό μελέτη σήμα. Τουλάχιστον, θα πρέπει να αποτελεί μια στενή προσέγγιση του σήματος. Εύρεση του αριθμού των παραμέτρων του μοντέλου χρησιμοποιώντας μια γνωστή συνάρτηση αυτοσυσχέτισης ή δεδομένα. Χρήση των υπολογισμένων παραμέτρων του μοντέλου για την εκτίμηση του φάσματος ισχύος του σήματος.

Μοντέλο MA

Είναι ένα διαδομένο μοντέλο στην εκτίμηση του σημερινού φάσματος και μία από τις τεχνικές ανάλυσης φάσματος με παραμέτρους μοντέλου. Η προσέγγιση για την εκτίμηση του φάσματος του σήματος του μοντέλου MA είναι η εξής.

Στις περιπτώσεις που η είσοδος είναι μια παλμική συνάρτηση ή λευκός θόρυβος, επιλέγεται το μοντέλο MA και η έξοδος εξισώνεται ώστε να ταιριάζει με το υπό εξέταση σήμα. Θα πρέπει να είναι μια καλή προσέγγιση του σήματος στο ελάχιστο. Χρήση της γνωστής συνάρτησης αυτοσυσχέτισης για την εύρεση των παραμέτρων του μοντέλου. Εκτίμηση του φάσματος ισχύος του σήματος χρησιμοποιώντας τις υπολογισμένες παραμέτρους του μοντέλου.

Κατά την εκτίμηση του φάσματος των παραμέτρων ARMA, υπολογίζονται πρώτα οι παράμετροι AR και στη συνέχεια οι παράμετροι MA με βάση τις παραμέτρους AR. Στη συνέχεια λαμβάνονται οι εκτιμήσεις του φάσματος του μοντέλου ARMA. Κατά συνέπεια, η εκτίμηση των παραμέτρων του μοντέλου MA υπολογίζεται συχνά ως διαδικασία συσχέτισης φάσματος παραμέτρων ARMA. Δεδομένου ότι μπορεί να αναλύσει διακριτές συχνότητες ημιτονοειδούς σήματος, χρησιμοποιείται σε μηχανικά μέρη όπως γρανάζια για διάγνωση και ανάλυση ελαττωμάτων.

3.5.4 Dickey-Fuller Test

Η δοκιμή Augmented Dickey Fuller (ADF Test) είναι μια συχνή στατιστική δοκιμή που χρησιμοποιείται για να προσδιοριστεί εάν μια δεδομένη χρονοσειρά είναι σταθερή ή όχι. Είναι ένας από τους πιο συχνά χρησιμοποιούμενους στατιστικούς ελέγχους για την εξέταση της στασιμότητας μιας σειράς.

Στο πρώτο βήμα της πρόβλεψης χρονοσειρών ARIMA, προσδιορίζεται ο αριθμός των διαφορών που απαιτούνται για να καταστεί η σειρά στάσιμη.

Δεδομένου ότι η επαλήθευση της στασιμότητας μιας χρονοσειράς αποτελεί τακτική δραστηριότητα στα αυτοπαλίνδρομα μοντέλα, απαιτείται επάρκεια με το τεστ ADF και το τεστ KPSS κατά την εκτέλεση της ανάλυσης χρονοσειρών.

Να θυμάστε ότι η δοκιμή ADF είναι πρωτίστως ένα μέτρο στατιστικής σημαντικότητας. Κατά συνέπεια, παράγεται ένα στατιστικό τεστ και παρουσιάζονται οι τιμές p μετά από έναν έλεγχο υποθέσεων που περιλαμβάνει μια μηδενική και μια εναλλακτική υπόθεση.

Από τη στατιστική έλεγχο και την p -τιμή μπορείτε να συμπεράνετε αν μια δεδομένη σειρά είναι στάσιμη ή όχι.

Η δοκιμή ADF σχετίζεται με ένα σύνολο δοκιμών που είναι γνωστές ως "δοκιμή μοναδιαίας ρίζας", η οποία είναι ο σωστός τρόπος για να προσδιοριστεί αν μια χρονοσειρά είναι στάσιμη.

Η μοναδιαία ρίζα είναι μια ιδιότητα μιας μη στάσιμης χρονοσειράς. Λέγεται ότι υπάρχει μοναδιαία ρίζα σε μια χρονοσειρά εάν η τιμή του άλφα στην ακόλουθη εξίσωση είναι 1.

$$Y_t = \alpha Y_{t-1} + \beta X_e + \epsilon$$

όπου Y_t είναι η τιμή της χρονοσειράς τη χρονική στιγμή t και X_e είναι μια εξωγενής μεταβλητή (μια ξεχωριστή επεξηγηματική μεταβλητή, η οποία είναι επίσης μια χρονοσειρά).

Η παρουσία μοναδιαίας ρίζας σημαίνει ότι η χρονοσειρά είναι μη στάσιμη. Εξάλλου, ο αριθμός των μοναδιαίων ριζών που περιέχονται στη σειρά αντιστοιχεί στον αριθμό των πράξεων διαφοροποίησης που απαιτούνται για να καταστεί η σειρά στάσιμη.

Ο έλεγχος Dickey-Fuller είναι ένας έλεγχος μοναδιαίας ρίζας που εξετάζει τη μηδενική υπόθεση ότι $\alpha = 1$ για την ακόλουθη εξίσωση του υποδείγματος. Ο συντελεστής της πρώτης υστέρησης στην Y συμβολίζεται με α .

Η μηδενική υπόθεση (H_0) υποστηρίζει ότι $\alpha = 1$

$$y_t = c + \beta t + \alpha y_{t-1} + \phi \Delta Y_{t-1} + e_t$$

όπου,

$y(t-1)$ = υστέρηση 1 της χρονοσειράς $\Delta Y(t-1)$ = πρώτη διαφορά της σειράς τη χρονική στιγμή (t-1)

Βασικά, η μηδενική υπόθεση είναι πανομοιότυπη με εκείνη του ελέγχου μοναδιαίας ρίζας. Έτσι, η $\Delta Y(t-1)$ έχει συντελεστή 1, υποδηλώνοντας την ύπαρξη μοναδιαίας ρίζας. Εάν η σειρά δεν απορριφθεί, θεωρείται ότι δεν είναι στάσιμη.

Ο έλεγχος Augmented Dickey-Fuller προέκυψε από την προηγούμενη εξίσωση και είναι ένας από τους πιο διαδεδομένους τύπους ελέγχου μοναδιαίας ρίζας.

Η εξέταση ADF είναι μια "βελτιωμένη" έκδοση της εξέτασης Dickey Fuller.

Η εξέταση ADF επεκτείνει την εξίσωση της εξέτασης Dickey-Fuller για να ενσωματώσει παλινδρομικές διαδικασίες υψηλής τάξης στο υπόδειγμα.

$$y_t = c + \beta t + \alpha y_{t-1} + \phi_1 \Delta Y_{t-1} + \phi_2 \Delta Y_{t-2} \dots + \phi_p \Delta Y_{t-p} + e_t$$

Παρατηρήστε ότι έχουμε προσθέσει μόνο επιπλέον όρους που διαφέρουν, ενώ η υπόλοιπη εξίσωση παραμένει αμετάβλητη. Αυτό αυξάνει την πληρότητα της δοκιμής. Ωστόσο, η μηδενική υπόθεση είναι πανομοιότυπη με τον έλεγχο Dickey Fuller.

Δεδομένου ότι η μηδενική υπόθεση προϋποθέτει την παρουσία της μοναδιαίας ρίζας, $\alpha = 1$, η τιμή p πρέπει να είναι μικρότερη από το επίπεδο σημαντικότητας (π.χ. 0,05) για να απορριφθεί η μηδενική υπόθεση. Κατά συνέπεια, προκύπτει ότι η σειρά είναι στάσιμη.

Ωστόσο, αυτό είναι ένα συνηθισμένο σφάλμα που κάνουν οι αναλυτές που χρησιμοποιούν αυτό το τεστ. Με άλλα λόγια, εάν η τιμή p είναι μικρότερη από το επίπεδο σημαντικότητας, η σειρά θεωρείται λανθασμένα μη στάσιμη.

ΠΡΑΚΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ

Κεφάλαιο 4 : Στατιστική Ανάλυση

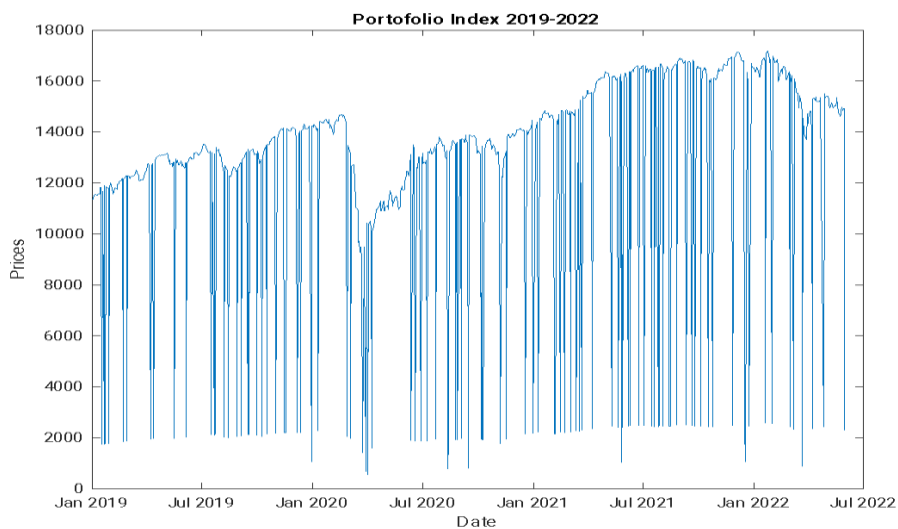
Στην παρούσα ενότητα θα χρησιμοποιήσουμε περιγραφική στατιστική για την μελέτη και την ανάλυση συμπερασμάτων αναφορικά με τον Γενικό Δείκτη ΧΑ και του δείκτη DAX την περίοδο 01/01/2019-31/05/2022 και την επίδραση τους στα χαρτοφυλάκια των επενδυτών. Την εξεταζόμενη περίοδο οι αγορές και οι επενδυτές κλήθηκαν να διαχειριστούν την πανδημία και την παύση που επέφερε στο παγκόσμιο εμπόριο το 2020, την εκτεταμένη χρήση του ηλεκτρονικού εμπορίου το 2021 λόγω της πανδημίας καθώς και της κρίσης που ακολούθησε, τον υψηλό πληθωρισμό σε διεθνές επίπεδο και τέλος την ενεργειακή κρίση λόγω της εισβολής της Ρωσίας στην Ουκρανία.

Οι ιστορικές τιμές του Γενικού Δείκτη Τιμών ΧΑ συλλέχθηκαν από την επίσημη ιστοσελίδα του Χρηματιστηρίου Αθηνών και οι ιστορικές τιμές του Δείκτη DAX συλλέχθηκαν από την πλατφόρμα του Bloomberg.

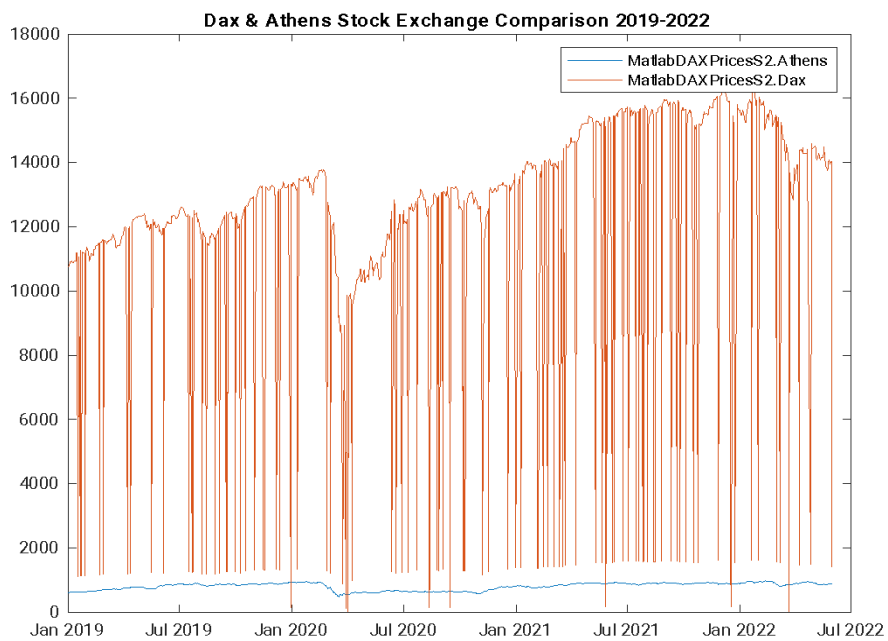
Η ανάλυση τους θα πραγματοποιηθεί με την χρήση του εργαλείου Excel. Αναλυτικότερα, χρησιμοποιήθηκαν οι τιμές κλεισίματος για την περίοδο 01/01/2019-31/05/2022 και υπολογίστηκε η μέση τιμή της περιόδου 2019-2022, η ετήσια μέση τιμή για την αντίστοιχη περίοδο και τέλος η μέση μηνιαία τιμή για την εξεταζόμενη περίοδο.

	Dax	Athens Stock Exchange	Portofolio
2019	10.875,43 €	797,73 €	11.673,17 €
2020	11.105,15 €	688,59 €	11.793,74 €
2021	13.120,71 €	871,73 €	13.992,44 €
2022	13.710,31 €	901,55 €	14.611,86 €

Πίνακας 4.1 Ετήσια Τιμή Δείκτη , Πηγή Excel

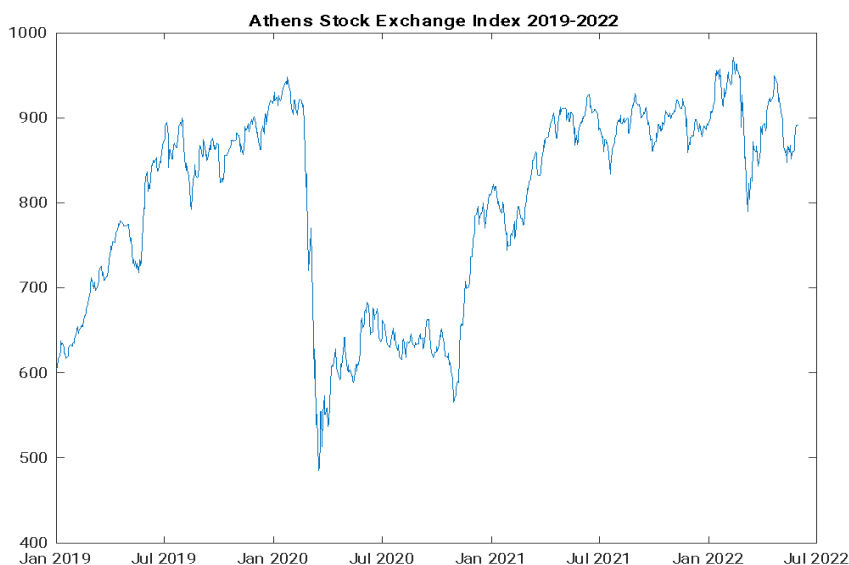


Διάγραμμα 4.1: Δείκτης Χαρτοφυλακίου περίοδο 2019-2022, Πηγή Matlab



Διάγραμμα 4.2 Σύγκριση Δείκτη ΧΑ & DAX, Πηγή Matlab

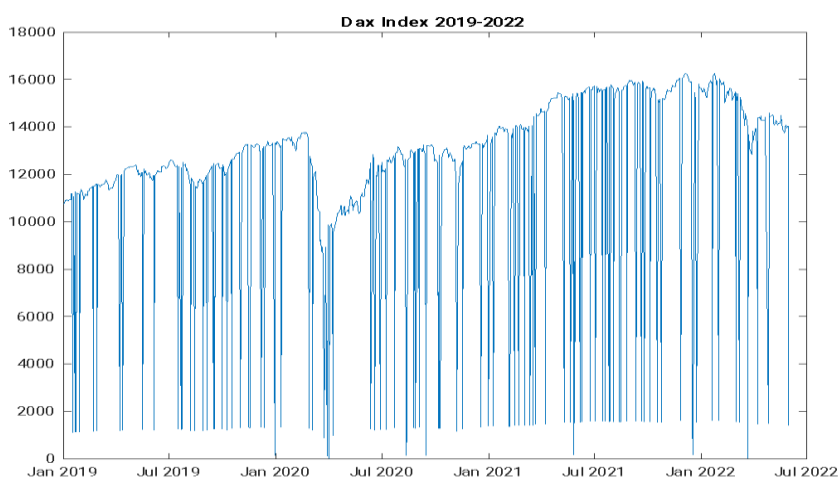
Ο Γενικός δείκτης τιμών παρουσιάζει μία αύξηση 13% την περίοδο 2019- 2020. Αναλυτικότερα την πρώτη χρόνια της πανδημίας παρουσίασε πτώση 15% λόγω της πανδημίας και της παύσης όλης της εμπορικής και οικονομικής δραστηριότητας σε διεθνές επίπεδο. Την επόμενη χρόνια , λόγω των υποστηρικτικών μέτρων στην αγορά ο Γενικός Δείκτης ΧΑ παρουσίασε αύξηση 26% με ταυτόχρονη ενίσχυση της θέσης των επενδυτών. Η ανοδική πορεία του δείκτη συνεχίστηκε και την επόμενη χρόνια λόγω των θετικών προοπτικών της Ελληνικής οικονομίας λόγω αυξημένου τουρισμού και επενδύσεων. Η τάση αυτή επιβεβαιώνεται και από τον πίνακα που ακολουθεί και παρουσιάζει την «κίνηση » των δύο δεικτών σε μηνιαία βάση. Τον Μάρτιο του 2022 ο Γενικός δείκτης παρουσίασε πτώση λόγω της έναρξης του Πολέμου Ρωσίας Ουκρανίας και την αστάθεια που ακολούθησε στην πετρελαϊκή αγορά και κατ επέκταση στο εμπόριο.



Διάγραμμα 4.3 Εξέλιξη Τιμών δείκτη ΧΑ, Πηγή Χρηματιστήριο Αθηνών & επεξεργασία Matlab

Ο DAX, κοινώς γνωστός ως Deutscher Aktien Index ή GER40, είναι ένας δείκτης 40 από τις μεγαλύτερες και πιο ρευστοποιήσιμες γερμανικές εταιρείες που είναι εισηγμένες στο Χρηματιστήριο της Φρανκφούρτης. Οι τιμές που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό του Δείκτη DAX προέρχονται από το ηλεκτρονικό σύστημα συναλλαγών Xetra. Οι σταθμίσεις του

δείκτη υπολογίζονται χρησιμοποιώντας μια προσέγγιση ελεύθερης διασποράς μαζί με ένα μέτρο του μέσου όγκου συναλλαγών. Τα δεδομένα του δείκτη DAX συλλέχθηκαν από την πλατφόρμα του Bloomberg και παρουσίαζε παρόμοιες τάσης με τον Γενικό Δείκτη τιμών του ΧΑ. Ο DAX παρουσιάζει μία αύξηση 125% την περίοδο 2019- 2020. Αναλυτικότερα την πρώτη χρόνια της πανδημίας παρουσίασε πτώση 3% λόγω της πανδημίας και της παύσης όλης της εμπορικής και οικονομικής δραστηριότητας σε διεθνές επίπεδο. Την επόμενη χρόνια , λόγω των υποστηρικτικών μέτρων στην αγορά ο DAX παρουσίασε αύξηση 30% με ταυτόχρονη ενίσχυση της θέσης των επενδυτών. Η ανοδική πορεία του δείκτη συνεχίστηκε και την επόμενη χρόνια λόγω των θετικών προοπτικών και της σταθερότητας της Γερμανικής οικονομίας λόγω αυξημένου τουρισμού και επενδύσεων. Η τάση αυτή επιβεβαιώνεται και από τον πίνακα που ακολουθεί και παρουσιάζει την «κίνηση » των δύο δεικτών σε μηνιαία βάση. Τον Μάρτιο του 2022 ο Γενικός δείκτης παρουσίασε πτώση λόγω της έναρξης του Πολέμου Ρωσίας Ουκρανίας και την αστάθεια που ακολούθησε στην πετρελαϊκή αγορά και κατ επέκταση στο εμπόριο.



Διάγραμμα 4.4 Εξέλιξη Τιμών δείκτη DAX Πηγή Bloomberg & επεξεργασία Matlab



Διάγραμμα 4.5 Εξέλιξη Τιμών δείκτη DAX Πηγή Trading Views

Οι περιγραφικές στατιστικές είναι συντελεστές συνοπτικών πληροφοριών που συνοψίζουν συγκεκριμένα σύνολα δεδομένων, τα οποία μπορεί να είναι αναπαραστάσεις ολόκληρου του πληθυσμού ή δείγματος του πληθυσμού. Τα μέτρα κεντρικής τάσης και τα μέτρα μεταβλητότητας περιλαμβάνουν περιγραφικά στατιστικά στοιχεία (spread). Ο μέσος όρος, ο διάμεσος και ο τρόπος είναι μέτρα κεντρικής τάσης, ενώ η τυπική απόκλιση, η διακύμανση, η ελάχιστη και μέγιστη διακύμανση, η κύρτωση και η λοξότητα είναι μέτρα μεταβλητότητας.

Τα αποτελέσματα της περιγραφικής στατιστικής για τον DAX

Dax Index		Dax Index	
Mean	0,0216%	Mean	0,000215524
Standard Error	3,9749%	Standard Error	0,0397488
Median	0,1063%	Median	0,00106309
Mode	0,0000%	Mode	0
Standard Deviation	123,7331%	Standard Deviation	1,237331055
Sample Variance	153,0988%	Sample Variance	1,53098814
Kurtosis	579,9264%	Kurtosis	5,79926353
Skewness	0,3591%	Skewness	0,003590679
Range	1378,6822%	Range	13,7868223
Minimum	-690,0875%	Minimum	-6,900874518
Maximum	688,5948%	Maximum	6,885947786
Sum	20,8842%	Sum	0,208842465
Count	96900,0000%	Count	969
Largest(1)	688,5948%	Largest(1)	6,885947786
Smallest(1)	-690,0875%	Smallest(1)	-6,900874518
Confidence Level(95,0%)	7,8004%	Confidence Level(99,0%)	0,102588387

Πίνακας 4.2 Περιγραφική Στατιστική Δείκτης DAX για διάστημα εμπιστοσύνης 95% & 99%, επεξεργασία Matlab

Τα αποτελέσματα της περιγραφικής στατιστικής για τον Γενικό Δείκτη τιμών ΧΑ

Athens Stock excahnge		Athens Stock excahnge	
Mean	0,000458146	Mean	0,00045815
Standard Error	0,000613037	Standard Error	0,00061304
Median	0,00155102	Median	0,00155102
Mode	0	Mode	0
Standard Deviation	0,017799214	Standard Deviation	0,01779921
Sample Variance	0,000316812	Sample Variance	0,00031681
Kurtosis	14,49082823	Kurtosis	14,4908282
Skewness	-1,242786411	Skewness	-1,2427864
Range	0,25222807	Range	0,25222807
Minimum	-0,143726768	Minimum	-0,1437268
Maximum	0,108501302	Maximum	0,1085013
Sum	0,386217387	Sum	0,38621739
Count	843	Count	843
Largest(1)	0,108501302	Largest(1)	0,1085013
Smallest(1)	-0,143726768	Smallest(1)	-0,1437268
Confidence Level(99,0%)	0,001582667	Confidence Level(95,0%)	0,00120326

Πίνακας 4.3 Περιγραφική Στατιστική Γενικό Δείκτη τιμών ΧΑ για διάστημα εμπιστοσύνης 95% & 99% επεξεργασία Matlab

Στην περιγραφική στατιστική, η τυπική απόκλιση είναι ο βαθμός στον οποίο τα σημεία δεδομένων είναι διασκορπισμένα ή απλωμένα γύρω από το μέσο όρο. Περιγράφει την κατανομή των τιμών σε ένα δείγμα δεδομένων και μετρά την απόκλιση των σημείων δεδομένων από τον μέσο όρο. Η τετραγωνική ρίζα της διακύμανσης είναι η τυπική απόκλιση ενός δείγματος, στατιστικού πληθυσμού, τυχαίας μεταβλητής, συνόλου δεδομένων ή κατανομής πιθανότητας.

Η τυπική απόκλιση είναι ένα μέτρο της διασποράς των στατιστικών δεδομένων. Η μέθοδος προσδιορισμού της απόκλισης των σημείων δεδομένων χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό του βαθμού διασποράς. Μπορείτε να μάθετε για τη διασπορά σε στατιστικές περιλήψεις. Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, η διακύμανση ενός συνόλου δεδομένων είναι η μέση τετραγωνική απόσταση ρίζας μεταξύ του μέσου όρου και κάθε τιμής δεδομένων. Ενώ η τυπική απόκλιση περιγράφει την αλλαγή στις τιμές δεδομένων σε σχέση με τη μέση τιμή

Ο δείκτης DAX παρουσιάζει υψηλότερη τιμή από το γενικό δείκτη τιμών καθώς έχει σημαντικά υψηλότερες τιμές. Η διαφορά αυτή βασίζεται στην διαφορετική δομή που έχουν η ελληνική και η γερμανική οικονομία.

Η κύρτωση είναι ένα στατιστικό μέτρο που χρησιμοποιείται για να περιγράψει μια κατανομή. Σε αντίθεση με την λοξότητα, η οποία διακρίνει τα άκρα της μιας ουράς από τα άκρα της άλλης, η κύρτωση μετρά τα άκρα κάθε ουράς. Οι ουρές της μεγάλης κυρτωτικής

κατανομής υπερβαίνουν τις ουρές της κανονικής κατανομής (για παράδειγμα, κατά 5 ή περισσότερες τυπικές αποκλίσεις από τη μέση τιμή). Οι κατανομές με χαμηλή κύρτωση συχνά εμφανίζουν λιγότερο ακραίες ουρές από τις κανονικές κατανομές.

Η κύρτωση της κατανομής της απόδοσης δείχνει ότι οι επενδυτές συναντούν περιστασιακά ακραίες αποδόσεις (θετικές ή αρνητικές) που είναι πιο ακραίες από ± 3 τυπικές αποκλίσεις του μέσου όρου από τον μέσο όρο που προβλέπεται από μια κανονική κατανομή των αποδόσεων. Αυτή η κατάσταση ονομάζεται κίνδυνος εξωστρέφειας.

Ο γενικός δείκτης τιμών παρουσιάζει αρνητική κύρτωση λόγω της αβεβαιότητας της ελληνικής οικονομίας, τάση που αποτυπώνεται και στις τιμές του γενικού δείκτη. Από την άλλη, ο δείκτης Dax ακολουθεί την αντίστροφη πορεία και παρουσιάζει θετικές τιμές

Η λοξότητα ενός συνόλου δεδομένων είναι μια παραμόρφωση ή ασυμμετρία που απομακρύνεται από τη συμμετρική καμπύλη καμπάνας ή την κανονική κατανομή. Εάν η καμπύλη μετατοπιστεί προς τα αριστερά ή προς τα δεξιά, χαρακτηρίζεται ως λοξή. Η λοξότητα είναι μια ποσοτική αναπαράσταση της απόκλισης μιας δεδομένης κατανομής από μια κανονική κατανομή.

Υπάρχει μια ποικιλία διαφορετικών διανομών και λοξών. Τόσο για θετικές όσο και για αρνητικές παραμορφώσεις, επηρεάζεται η "ουρά" ή η σειρά σημείων δεδομένων έξω από τη μέση. Η αρνητική λοξή υποδεικνύει μια μακρύτερη ή πιο παχιά ουρά στην αριστερή πλευρά της κατανομής, ενώ η θετική λοξή υποδεικνύει μια μακρύτερη ή πιο παχιά ουρά στη δεξιά. Αυτές οι δύο παραμορφώσεις αναφέρονται στην κατεύθυνση ή το βάρος της διανομής.

Μια κατανομή μπορεί επίσης να έχει μηδενική κλίση. Ένα γράφημα δεδομένων με μηδενική λοξή είναι συμμετρικό. Ανεξάρτητα από το πόσο μακριές ή παχιές είναι οι ουρές κατανομής, μια λοξή μηδέν υποδηλώνει κανονική κατανομή δεδομένων. Ένα σύνολο δεδομένων μπορεί επίσης να έχει απροσδιόριστη λοξότητα εάν δεν διαθέτει επαρκείς πληροφορίες σχετικά με τη διανομή του.

Όταν τα δεδομένα είναι θετικά λοξά, ο μέσος όρος θα υπερβαίνει τη διάμεσο. Σε μια κατανομή που είναι αρνητικά λοξή, ισχύει ακριβώς το αντίθετο: ο μέσος όρος των αρνητικά λοξών δεδομένων είναι μικρότερος από τον διάμεσο. Ανεξάρτητα από το πόσο μακριές ή

παχιές είναι οι ουρές, η κατανομή έχει μηδενική λοξότητα εάν τα δεδομένα παρουσιάζουν γραφήματα συμμετρικά.

Ο γενικός δείκτης τιμών παρουσιάζει αρνητική κύρτωση λόγω της αβεβαιότητας της ελληνικής οικονομίας, τάση που αποτυπώνεται και στις τιμές του γενικού δείκτη. Από την άλλη, ο δείκτης Dax ακολουθεί την αντίστροφη πορεία και παρουσιάζει θετικές τιμές

<i>Portofolio 95%</i>		<i>Portofolio 99%</i>	
Mean	12737,68351	Mean	12737,68351
Standard Error	146,4368221	Standard Error	146,4368221
Median	13700,59	Median	13700,59
Mode	16587,34	Mode	16587,34
Standard Deviation	4254,235415	Standard Deviation	4254,235415
Sample Variance	18098518,97	Sample Variance	18098518,97
Kurtosis	1,960240209	Kurtosis	1,960240209
Skewness	-1,715153082	Skewness	-1,715153082
Range	16639,39	Range	16639,39
Minimum	546,45	Minimum	546,45
Maximum	17185,84	Maximum	17185,84
Sum	10750604,88	Sum	10750604,88
Count	844	Count	844
Largest(1)	17185,84	Largest(1)	17185,84
Smallest(1)	546,45	Smallest(1)	546,45
Confidence Level(95,0%)	287,4235647	Confidence Level(99,0%)	378,0521302

Πίνακας 4.4 Περιγραφική Στατιστική Χαρτοφυλακίου για διάστημα εμπιστοσύνης 95% & 99% & επεξεργασία Matlab

Κεφάλαιο 5 : Ανάλυση VAR Χαρτοφυλακίου

5.1 Σύγκριση Δεικτών

Στις τρέχουσες παγκόσμιες οικονομικές συνθήκες, οι χρηματοπιστωτικές αγορές χαρακτηρίζονται από υψηλή πολυπλοκότητα λόγω της διεθνοποίησης τους. Το χρηματιστήριο δεν ήταν ποτέ πιο πτωτικό όσον αφορά την αντιμετώπιση της πανδημίας COVID-19, του υψηλού πληθωρισμού και της ενεργειακής κρίσης. Η τραγωδία του COVID-19 είχε σοβαρό αρνητικό παγκόσμιο αντίκτυπο, βλάπτοντας και επιδεινώνοντας μεμονωμένες οικονομίες, οδηγώντας δυνητικά σε μια καταστροφική ύφεση συγκρίσιμη με την παγκόσμια ύφεση του 2008-2009.

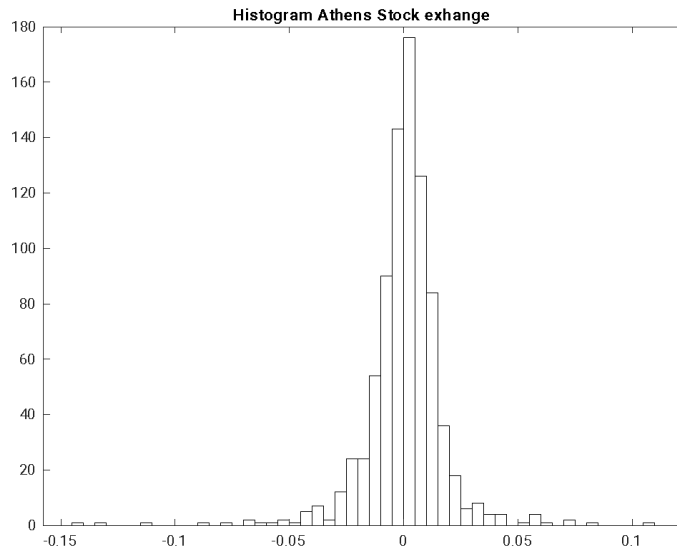
Θα χρησιμοποιήσουμε τα δεδομένα που συλλέξαμε και με το εργαλείο μέτρησης κινδύνου var θα μελετήσουμε τις μεταβολές του δείκτη την περίοδο 2019-2022 και το βαθμό που επέδρασαν στους επενδυτές της αντίστοιχης αγοράς.

Η αξία σε κίνδυνο (VaR) είναι μια μέτρηση που περιγράφει την κανονική κατανομή των προηγούμενων ζημιών. Αυτή η μέτρηση εφαρμόζεται συχνά σε χαρτοφυλάκια και ο υπολογισμός της αποδίδει ένα διάστημα εμπιστοσύνης για την πιθανότητα υπέρβασης ενός δεδομένου ορίου ζημίας. Ο υπολογισμός VaR είναι μια εκτίμηση βάσει πιθανοτήτων της αναμενόμενης ελάχιστης απώλειας δολαρίων σε ένα συγκεκριμένο χρονικό πλαίσιο. Οι επενδυτές χρησιμοποιούν αυτές τις πληροφορίες για να λάβουν στρατηγικές επενδυτικές αποφάσεις. Ο στόχος της διαχείρισης κινδύνου είναι ο εντοπισμός και η κατανόηση των εκθέσεων σε κίνδυνο, η ποσοτικοποίηση των κινδύνων και στη συνέχεια η χρήση αυτών των πληροφοριών για τον μετριασμό αυτών των κινδύνων.

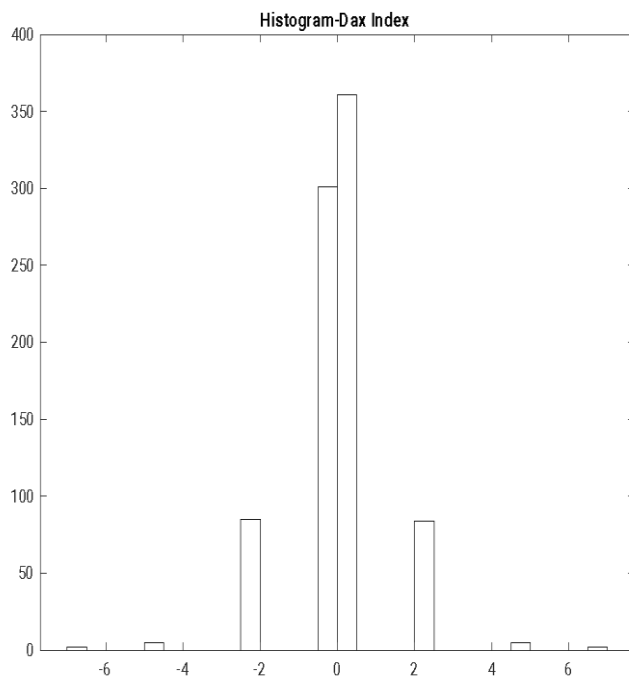
Τα δεδομένα παρουσιάζονται σε ένα χαρτοφυλάκιο που έχουμε καταρτίσει, το οποίο αποτελείται από αυτούς τους δύο δείκτες κατανεμημένους ισόποσα.

$$\text{Returns} = \ln \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right)$$

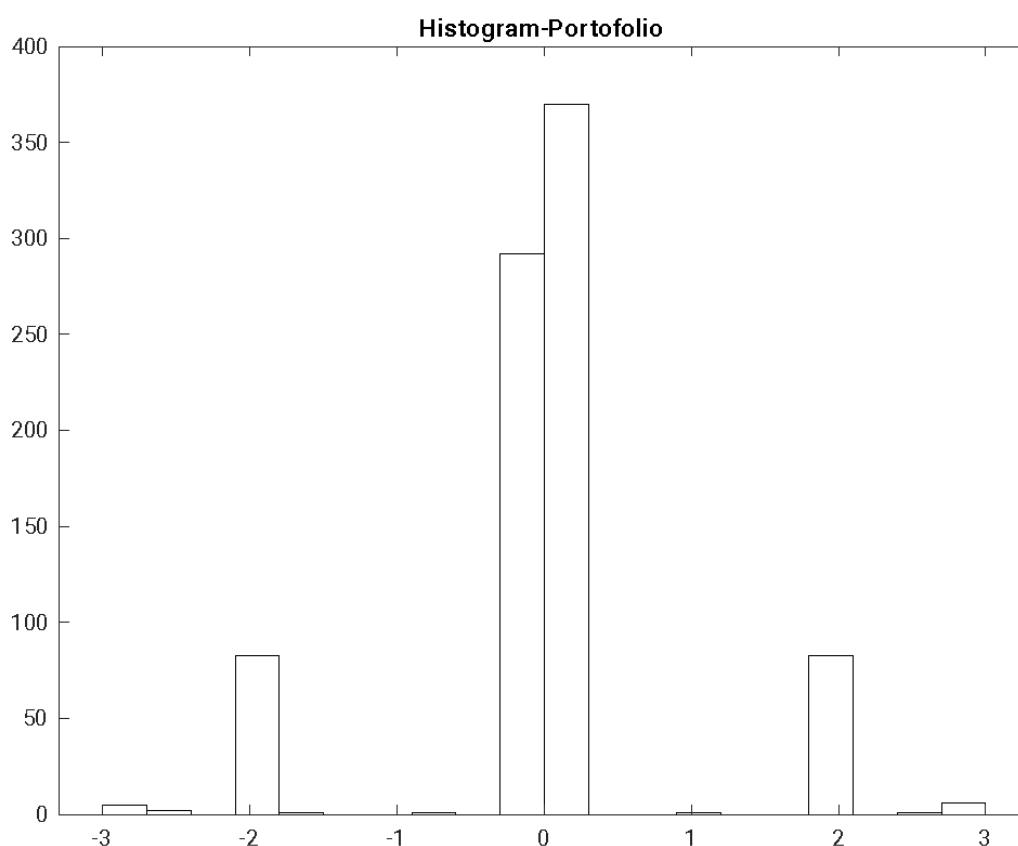
Στον πίνακα που ακολουθεί παρουσιάζεται το ιστόγραμμα των σειρών αποδόσεων του χαρτοφυλακίου και αναλύονται τα χαρακτηριστικά του χαρτοφυλακίου.



Διάγραμμα 5.1 : Ιστόγραμμα αποδόσεων δείκτη του Χρηματιστηρίου Αθηνών , πηγή Χρηματιστήριο Αθηνών & επεξεργασία SPSS



Διάγραμμα 5.2 : Ιστόγραμμα αποδόσεων δείκτη DAX , πηγή Bloomberg & επεξεργασία SPSS



Διάγραμμα 5.3 : Ιστόγραμμα αποδόσεων Χαρτοφυλακίου , πηγή SPSS

	Descriptive Statistics												
	N	Range	Minimum	Maximum	Sum	Mean		Std. Deviation	Variance	Skewness		Kurtosis	
	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Std. Error	Statistic	Statistic	Statistic	Std. Error	Statistic	Std. Error
Athens Stock Exchange Return	843	,2522	-,1437	,1085	,3862	,000458	,0006130	,0177992	,000	-1,243	,084	14,491	,168
dax Return	843	13,7868	-6,9009	6,8859	-2,0403	-,002420	,0427350	1,2407867	1,540	,003	,084	6,177	,168
Portfolio Return	843	5,8733	-2,9492	2,9241	-1,6019	-,001900	,0315844	,9170363	,841	,000	,084	2,045	,168
Valid N (listwise)	843												

Πίνακας 5.1 Περιγραφική Στατιστική αποδόσεων Χαρτοφυλακίου, πηγή SPSS

Η μέγιστη τιμή των καταγεγραμμένων αποδόσεων είναι 2,9241 η ελάχιστη τιμή είναι -2,9492 και η τυπική απόκλιση είναι 0,9179. Παρατηρούμε ότι η μέση τιμή και η διάμεσος της κατανομής των αποδόσεων είναι -0,019 και 0,03, αντίστοιχα. Σύμφωνα με τον προηγούμενο πίνακα, η χρονοσειρά μας έχει χαμηλή κύρτωση ($kurtosis = 2,045 < 3$). Κατά συνέπεια, η κατανομή των αποδόσεων του χαρτοφυλακίου είναι αραιά κυρτή και δεν τηρεί την κανονική

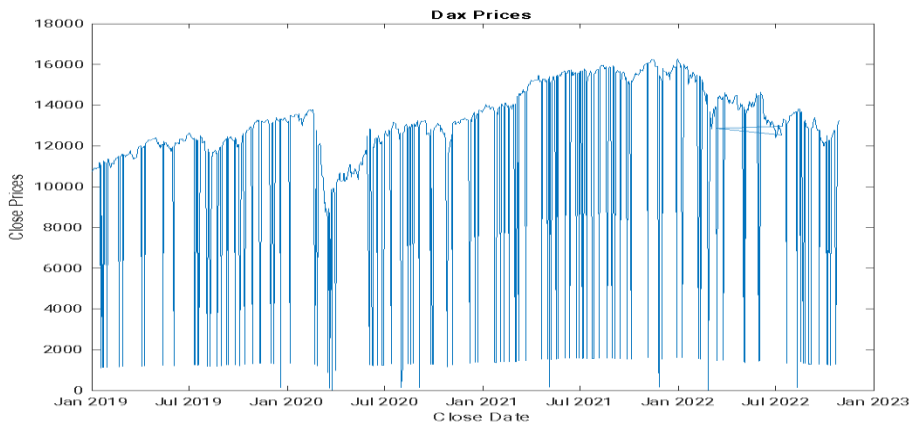
κατανομή. Είναι σημαντικό να επισημανθεί ότι η κύρτωση δίνει πληροφορίες σχετικά με τη σημειακή κατανομή της μάζας πιθανότητας στο πεδίο τιμών της κατανομής. Επομένως, ένας μεγάλος βαθμός κύρτωσης συνεπάγεται την τοποθέτηση της μάζας πιθανότητας στις ουρές της κατανομής, γεγονός που αυξάνει την πιθανότητα εμφάνισης ακραίων τιμών. Παράλληλα με τη χρήση της λοξότητας προσδιορίζεται η θέση της πλειοψηφίας της μάζας πιθανότητας της σειράς αποδόσεων του χαρτοφυλακίου. Εάν μια κατανομή έχει μηδενική λοξότητα, είναι συμμετρική. Η αριστερή και η δεξιά πλευρά είναι κατοπτρικές εικόνες. Η κατανομή είναι περίπου συμμετρική, με τις παρατηρήσεις να κατανέμονται εξίσου στην αριστερή και τη δεξιά πλευρά της κορυφής. Συνεπώς, η κατανομή έχει περίπου μηδενική λοξότητα. Τάση η οποία επιβεβαιώνεται και από τα ιστογράμματα όπως παρουσιάστηκαν παραπάνω.

Σε επίπεδο σημαντικότητας 1%, ελέγχουμε τη μηδενική υπόθεση H_0 ότι οι αποδόσεις τηρούν την κανονική κατανομή χρησιμοποιώντας την Jarque-Bera. Απορρίπτουμε τη μηδενική υπόθεση ότι οι αποδόσεις ακολουθούν την κανονική κατανομή επειδή η p -τιμή του εκτιμώμενου στατιστικού Jarque-Bera είναι μικρότερη από το επίπεδο που έχουμε. Αντ' αυτού, δεχόμαστε την εναλλακτική H_1 ότι οι αποδόσεις δεν ακολουθούν την κανονική κατανομή και την εναλλακτική H_2 ότι οι αποδόσεις ακολουθούν την κανονική κατανομή. (p -value = 0,00 < α = 0,05)

Ένα διάγραμμα χρονοσειράς, επίσης γνωστό ως γράφημα χρονοσειράς ή διάγραμμα χρονοσειράς, είναι ένα εργαλείο απεικόνισης δεδομένων που απεικονίζει σημεία δεδομένων σε διαδοχικά χρονικά διαστήματα. Κάθε σημείο στο γράφημα αντιπροσωπεύει τόσο έναν μετρούμενο χρόνο όσο και μια μετρούμενη ποσότητα.

Ο οριζόντιος άξονας ενός διαγράμματος ή γραφικής παράστασης χρησιμοποιείται συνήθως για την απεικόνιση χρονικών βημάτων, ενώ ο κατακόρυφος άξονας εντοπίζει τις τιμές της μετρούμενης μεταβλητής. Ένα διάγραμμα χρονοσειράς μπορεί επίσης να αναφέρεται ως διάγραμμα πυρετού όταν οι τιμές συνδέονται με χρονολογική σειρά με μια ευθεία γραμμή που παράγει μια σειρά από κορυφές και κοιλάδες.

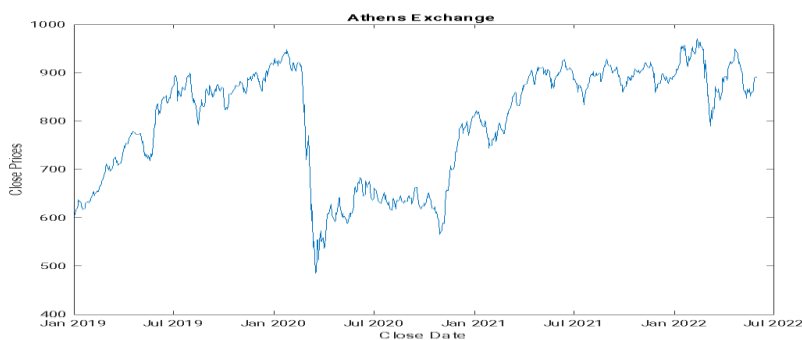
Στην παρούσα εργασία μελετήσαμε τους δείκτες Dax & Athens Stock Exchange την περίοδο 01/01/2019-31/05/2022 όπως παρουσιάζεται και στις χρονοσειρές που ακολουθούν.



Διάγραμμα 5.4 Εξέλιξη Τιμών δείκτη DAX Πηγή Bloomberg & επεξεργασία Matlab

Ο δείκτης Dax δεν παρουσιάζει έντονες μεταβολές κατά την εξεταζόμενη περίοδο. Η ισχυρή θέση της γερμανικής οικονομίας διεθνώς, η ισχυρή βιομηχανία της της δίνουν την δυνατότητα να απορροφά αποτελεσματικά τους κραδασμούς, τις συνθήκες αβεβαιότητας που κυριαρχούν σήμερα και να επιδρούν ελάχιστα στην γερμανική οικονομία.

Αντίθετα, ο δείκτης Athens Stock exchange επηρεάζεται έντονα από τις μεταβολές του ευρύτερου περιβάλλοντος του. Η ασταθής ελληνική οικονομία, μη ισχυρή βιομηχανοποίηση της Ελλάδας και οι συνεχόμενες κρίσεις που κλήθηκε να διαχειριστεί η ελληνική οικονομία την τελευταία δεκαετία αναδεικνύουν την έντονη μεταβλητότητα του δείκτη.



Διάγραμμα 5.5 Εξέλιξη Τιμών δείκτη Χρηματιστηρίου Αθηνών, επεξεργασία Matlab

5.2 Box-Jenkins

Το υπόδειγμα Box-Jenkins είναι ένα μαθηματικό υπόδειγμα που προορίζεται για την πρόβλεψη εύρους δεδομένων χρησιμοποιώντας εισροές από μια δεδομένη χρονοσειρά. Για σκοπούς πρόβλεψης, το μοντέλο Box-Jenkins είναι ικανό να αναλύει πολλαπλές μορφές δεδομένων χρονοσειρών.

Η μεθοδολογία του βασίζεται στις αποκλίσεις μεταξύ των σημείων δεδομένων για τον προσδιορισμό των αποτελεσμάτων. Η μεθοδολογία επιτρέπει στο μοντέλο να εντοπίζει τάσεις χρησιμοποιώντας αυτοπαλινδρόμηση, κινητούς μέσους όρους και εποχιακές διαφορές για την παροχή προβλέψεων.

Το υπόδειγμα αυτοπαλινδρομικού ολοκληρωμένου κινητού μέσου (ARIMA) είναι ένας υποτύπος του υποδείγματος Box-Jenkins. Τα μοντέλα Box-Jenkins και ARIMA χρησιμοποιούνται περιστασιακά εναλλακτικά.

Τα μοντέλα Box-Jenkins χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη ενός αριθμού αναμενόμενων σημείων δεδομένων ή σειρών δεδομένων, όπως τα δεδομένα εταιρειών και οι μελλοντικές τιμές τίτλων.

Δύο μαθηματικοί, ο George Box και ο Gwilym Jenkins, επινόησαν το υπόδειγμα Box-Jenkins. Οι δύο μαθηματικοί περιέγραψαν τα στοιχεία αυτού του μοντέλου σε ένα άρθρο του 1970 με τίτλο "Time Series Analysis: Προβλέψεις και έλεγχος".

Η εκτίμηση των παραμέτρων του μοντέλου Box-Jenkins μπορεί να είναι μια πολύπλοκη προσπάθεια. Κατά συνέπεια, παρόμοια με άλλα μοντέλα παλινδρόμησης χρονοσειρών, τα καλύτερα αποτελέσματα θα επιτευχθούν πιθανώς με τη χρήση προγραμματιζόμενου λογισμικού. Επιπλέον, το μοντέλο Box-Jenkins είναι ιδανικό για περιόδους πρόβλεψης μικρότερες των 18 μηνών.

Κατά τη χρήση προγραμματισμένου λογισμικού πρόβλεψης, το μοντέλο Box-Jenkins μπορεί να είναι ένα από τα πολλά μοντέλα ανάλυσης χρονοσειρών που συναντά ένας προγνώστης. Σε πολλές περιπτώσεις, το λογισμικό είναι προγραμματισμένο να επιλέγει αυτόματα την καταλληλότερη προσέγγιση πρόβλεψης με βάση τα προς πρόβλεψη δεδομένα

χρονοσειράς. Το μοντέλο Box-Jenkins φέρεται να αποτελεί εξαιρετική επιλογή για σύνολα δεδομένων που είναι κυρίως σταθερά και παρουσιάζουν μικρή μεταβλητότητα.

Το μοντέλο Box-Jenkins προβλέπει τα δεδομένα χρησιμοποιώντας τρεις θεμελιώδεις έννοιες: αυτοπαλινδρόμηση, διαφοροποίηση και κινητός μέσος όρος. Τα σχετικά ονόματα για αυτές τις τρεις αρχές είναι p , d και q . Κάθε αρχή χρησιμοποιείται στην ανάλυση Box-Jenkins-εμφανίζονται συνδυαστικά ως ARIMA (p , d , q).

Η διαδικασία αυτοπαλινδρόμησης (p) αξιολογεί τη στασιμότητα των δεδομένων. Η διαδικασία πρόβλεψης μπορεί να απλοποιηθεί εάν τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται είναι στάσιμα. Εάν τα χρησιμοποιούμενα δεδομένα είναι μη στάσιμα, θα πρέπει να διαφοροποιηθούν (d). Εξετάζεται επίσης η συμβατότητα του κινητού μέσου όρου με τα δεδομένα (η οποία γίνεται στο μέρος q της διαδικασίας ανάλυσης). Σε γενικές γραμμές, η αρχική εξέταση των δεδομένων τα προετοιμάζει για την πρόβλεψη με τον προσδιορισμό των παραμέτρων (p , d και q), οι οποίες στη συνέχεια χρησιμοποιούνται για τη δημιουργία μιας πρόβλεψης.

Το μοντέλο Box-Jenkins είναι μια μορφή μοντέλου αυτοπαλινδρομικού ολοκληρωμένου κινητού μέσου (ARIMA) που μετρά τη σημασία μιας εξαρτημένης μεταβλητής σε σχέση με άλλες μεταβαλλόμενες μεταβλητές. Σκοπός του μοντέλου είναι η πρόβλεψη μελλοντικών κινήσεων τίτλων ή χρηματοπιστωτικών αγορών με την ανάλυση των αποκλίσεων μεταξύ των τιμών μιας σειράς, σε αντίθεση με τις πραγματικές τιμές.

Ένα μοντέλο ARIMA μπορεί να γίνει κατανοητό εξετάζοντας τις ακόλουθες περιγραφές των συστατικών του μερών:

Αυτοπαλινδρόμηση (AR): αναφέρεται σε ένα μοντέλο στο οποίο μια μεταβαλλόμενη μεταβλητή παλινδρομεί στις δικές της καθυστερημένες, ή προηγούμενες, τιμές.

Ολοκληρωμένο (I): αντικατοπτρίζει τη διαφοροποίηση των ακατέργαστων παρατηρήσεων για να καταστεί δυνατή η στασιμότητα της χρονοσειράς, δηλαδή οι τιμές των δεδομένων αντικαθίστανται από τη διαφορά μεταξύ της τρέχουσας και της προηγούμενης τιμής.

Κινητός μέσος όρος (KM): ενσωματώνει την εξάρτηση μεταξύ μιας παρατήρησης και ενός υπολειπόμενου σφάλματος που προκύπτει από ένα μοντέλο κινητού μέσου όρου που εφαρμόζεται σε παρατηρήσεις με χρονική υστέρηση.

Η πρόβλεψη των τιμών των μετοχών είναι μια από τις χρήσεις της ανάλυσης του μοντέλου Box-Jenkins. Τυπικά, η μελέτη αυτή αναπτύσσεται και κωδικοποιείται με τη χρήση της γλώσσας προγραμματισμού R. Η μελέτη δίνει ένα λογαριθμικό αποτέλεσμα που μπορεί να εφαρμοστεί στο σύνολο δεδομένων για να παρέχει προβλέψεις τιμών για μια μελλοντική χρονική περίοδο.

Τα μοντέλα ARIMA βασίζονται στην παραδοχή ότι οι παρελθούσες τιμές έχουν υπολειμματικό αντίκτυπο στις παρούσες ή μελλοντικές τιμές. Για παράδειγμα, ένας επενδυτής που χρησιμοποιεί ένα μοντέλο ARIMA για την εκτίμηση των τιμών των μετοχών θα υπέθετε ότι οι νέοι αγοραστές και πωλητές του περιουσιακού στοιχείου επηρεάζονται από τις πρόσφατες συναλλαγές της αγοράς όταν επιλέγουν πόσα θα προσφέρουν ή θα δεχθούν.

Παρά το γεγονός ότι η υπόθεση αυτή ισχύει σε διάφορες καταστάσεις, δεν είναι πάντα ακριβής. Στα χρόνια που προηγήθηκαν της χρηματοπιστωτικής κρίσης του 2008, για παράδειγμα, η πλειονότητα των επενδυτών δεν γνώριζε τους κινδύνους που εγκυμονούσαν τα τεράστια χαρτοφυλάκια ενυπόθηκων τίτλων (MBS) που κατείχαν ορισμένα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα.

Κατά τη διάρκεια αυτών των περιόδων, ένας επενδυτής που χρησιμοποιούσε ένα αυτοπαλίνδρομο υπόδειγμα για την πρόβλεψη των επιδόσεων των χρηματοπιστωτικών μετοχών των ΗΠΑ θα είχε σοβαρό λόγο να αναμένει ένα διαρκές πρότυπο σταθερών ή ανοδικών τιμών των μετοχών του εν λόγω τομέα. Μόλις έγινε γνωστό στη δημοσιότητα ότι ένας μεγάλος αριθμός χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων διέτρεχαν άμεσο κίνδυνο κατάρρευσης, οι επενδυτές άρχισαν να ανησυχούν λιγότερο για τις πρόσφατες αξίες αυτών των μετοχών και πολύ περισσότερο για την υποκείμενη έκθεση στον κίνδυνο.

Κατά συνέπεια, η αγορά αναπροσάρμοσε αμέσως τις χρηματοοικονομικές μετοχές σε πολύ χαμηλότερα επίπεδα, μια κίνηση που θα μπερδευε εντελώς ένα αυτοπαλίνδρομο μοντέλο.

Χρησιμοποιώντας τη μέθοδο Box-Jenkins, αναπτύξαμε ένα υπόδειγμα ARIMA για την εκτίμηση των εβδομαδιαίων αποδόσεων του χαρτοφυλακίου μας. Το υπόδειγμα θα αναπτυχθεί χρησιμοποιώντας τα ακόλουθα βήματα από τη μεθοδολογία Box-Jenkins:

Αναγνώριση

Χρησιμοποιώντας τα γραφήματα αυτοσυσχέτισης (ACF) και μερικής αυτοσυσχέτισης (PACF) που δημιουργήθηκαν από το πρόγραμμα SPSS, μπορούμε να διαπιστώσουμε αν η χρονοσειρά είναι στάσιμη ή όχι. Θα επιχειρηθεί να προσδιοριστεί η τάξη της αυτοπαλίνδρομης διαδικασίας, η οποία συμβολίζεται με p , καθώς και η τάξη της διαδικασίας του κινητού μέσου όρου, η οποία συμβολίζεται με q . Τα παρακάτω ευρήματα είναι προϊόν της χρήσης του στατιστικού πακέτου spss 8.0.

Autocorrelations

Series: Portofolio Return

Lag	Autocorrelation	Std. Error ^a	Box-Ljung Statistic		
			Value	df	Sig. ^b
1	-,505	,034	215,682	1	,000
2	,011	,034	215,793	2	,000
3	-,017	,034	216,041	3	,000
4	,022	,034	216,452	4	,000
5	,001	,034	216,453	5	,000
6	-,035	,034	217,477	6	,000
7	,060	,034	220,497	7	,000
8	-,067	,034	224,351	8	,000
9	,054	,034	226,888	9	,000
10	-,040	,034	228,222	10	,000
11	,019	,034	228,545	11	,000
12	,034	,034	229,533	12	,000
13	-,084	,034	235,628	13	,000
14	,052	,034	237,931	14	,000
15	,038	,034	239,144	15	,000
16	-,058	,034	242,030	16	,000

a. The underlying process assumed is independence (white noise).

b. Based on the asymptotic chi-square approximation.

Πίνακας 5.2 Αυτοσυσχέτιση & Box-Ljung Statistic του Χαρτοφυλακίου, Πηγή SPSS

Residual ACF Summary

Lag	Mean	SE	Minimum	Maximum	Percentile						
					5	10	25	50	75	90	95
Lag 1	-.037	.047	-.069	-.004	-.069	-.069	-.069	-.037	-.004	-.004	-.004
Lag 2	.066	.027	.047	.085	.047	.047	.047	.066	.085	.085	.085
Lag 3	.029	.068	-.019	.077	-.019	-.019	-.019	.029	.077	.077	.077
Lag 4	-.018	.035	-.043	.006	-.043	-.043	-.043	-.018	.006	.006	.006
Lag 5	.104	.014	.094	.114	.094	.094	.094	.104	.114	.114	.114
Lag 6	-.040	.032	-.063	-.018	-.063	-.063	-.063	-.040	-.018	-.018	-.018
Lag 7	.033	.017	.021	.045	.021	.021	.021	.033	.045	.045	.045
Lag 8	-.001	.065	-.047	.045	-.047	-.047	-.047	-.001	.045	.045	.045
Lag 9	.009	.026	-.009	.028	-.009	-.009	-.009	.009	.028	.028	.028
Lag 10	.002	.065	-.043	.048	-.043	-.043	-.043	.002	.048	.048	.048
Lag 11	6,123E-005	.078	-.055	.055	-.055	-.055	-.055	6,123E-005	.055	.055	.055
Lag 12	.013	.042	-.017	.042	-.017	-.017	-.017	.013	.042	.042	.042
Lag 13	-.027	.002	-.028	-.025	-.028	-.028	-.028	-.027	-.025	-.025	-.025
Lag 14	-.033	.038	-.059	-.006	-.059	-.059	-.059	-.033	-.006	-.006	-.006
Lag 15	-.009	.002	-.010	-.007	-.010	-.010	-.010	-.009	-.007	-.007	-.007
Lag 16	-.015	.012	-.023	-.006	-.023	-.023	-.023	-.015	-.006	-.006	-.006
Lag 17	-.023	.078	-.079	.032	-.079	-.079	-.079	-.023	.032	.032	.032
Lag 18	-.004	.030	-.025	.018	-.025	-.025	-.025	-.004	.018	.018	.018
Lag 19	.044	.040	.015	.072	.015	.015	.015	.044	.072	.072	.072
Lag 20	-.036	.008	-.042	-.030	-.042	-.042	-.042	-.036	-.030	-.030	-.030
Lag 21	.006	.021	-.009	.021	-.009	-.009	-.009	.006	.021	.021	.021
Lag 22	-.001	.009	-.007	.005	-.007	-.007	-.007	-.001	.005	.005	.005
Lag 23	.007	.023	-.009	.023	-.009	-.009	-.009	.007	.023	.023	.023
Lag 24	.058	.053	.020	.096	.020	.020	.020	.058	.096	.096	.096

Πίνακας 5.3 Κατάλοιπα ACF χαρτοφυλακίου , Πηγή SPSS

Residual PACF Summary

Lag	Mean	SE	Minimum	Maximum	Percentile						
					5	10	25	50	75	90	95
Lag 1	-.037	.047	-.069	-.004	-.069	-.069	-.069	-.037	-.004	-.004	-.004
Lag 2	.064	.024	.047	.081	.047	.047	.047	.064	.081	.081	.081
Lag 3	.035	.061	-.008	.078	-.008	-.008	-.008	.035	.078	.078	.078
Lag 4	-.023	.040	-.052	.005	-.052	-.052	-.052	-.023	.005	.005	.005
Lag 5	.100	.011	.092	.107	.092	.092	.092	.100	.107	.107	.107
Lag 6	-.034	.049	-.069	.001	-.069	-.069	-.069	-.034	.001	.001	.001
Lag 7	.019	.023	.003	.035	.003	.003	.003	.019	.035	.035	.035
Lag 8	-.004	.055	-.043	.034	-.043	-.043	-.043	-.004	.034	.034	.034
Lag 9	.013	.023	-.004	.029	-.004	-.004	-.004	.013	.029	.029	.029
Lag 10	-.007	.050	-.042	.029	-.042	-.042	-.042	-.007	.029	.029	.029
Lag 11	.000	.093	-.066	.066	-.066	-.066	-.066	.000	.066	.066	.066
Lag 12	.003	.035	-.022	.028	-.022	-.022	-.022	.003	.028	.028	.028
Lag 13	-.026	.024	-.042	-.009	-.042	-.042	-.042	-.026	-.009	-.009	-.009
Lag 14	-.043	.036	-.068	-.017	-.068	-.068	-.068	-.043	-.017	-.017	-.017
Lag 15	-.015	.013	-.024	-.006	-.024	-.024	-.024	-.015	-.006	-.006	-.006
Lag 16	-.011	.017	-.023	.001	-.023	-.023	-.023	-.011	.001	.001	.001
Lag 17	-.017	.078	-.072	.038	-.072	-.072	-.072	-.017	.038	.038	.038
Lag 18	.002	.027	-.017	.021	-.017	-.017	-.017	.002	.021	.021	.021
Lag 19	.049	.054	.011	.087	.011	.011	.011	.049	.087	.087	.087
Lag 20	-.032	.004	-.035	-.030	-.035	-.035	-.035	-.032	-.030	-.030	-.030
Lag 21	.004	.015	-.006	.015	-.006	-.006	-.006	.004	.015	.015	.015
Lag 22	.000	.014	-.010	.010	-.010	-.010	-.010	.000	.010	.010	.010
Lag 23	.002	.015	-.009	.012	-.009	-.009	-.009	.002	.012	.012	.012
Lag 24	.055	.055	.016	.094	.016	.016	.016	.055	.094	.094	.094

Πίνακας 5.4 Κατάλοιπα PACF χαρτοφυλακίου , Πηγή SPSS

Έχοντας στα χέρια μας μια πλήρη χρονοσειρά πρώτης τάξης, επανερχόμαστε στο ερώτημα αν υπάρχει ή όχι στασιμότητα. Αυτή τη φορά, η συμπεριφορά των συναρτήσεων αυτοσυσχέτισης (ACF) και μερικής αυτοσυσχέτισης (PACF) των χρονοσειρών είναι πιο εμφανής, όπως φαίνεται στα παραπάνω γραφήματα. Συγκεκριμένα, η ACF έχει μεγάλη τιμή στην υστέρηση 1, πέφτει κατακόρυφα και στη συνέχεια πλησιάζει το μηδέν. Η συνάρτηση μερικής αυτοσυσχέτισης (PACF) θα πρέπει επίσης να κορυφώνεται στην υστέρηση 1 και στη συνέχεια να μειώνεται σταδιακά σε τιμές γύρω από το μηδέν.

Τα αποτελέσματα αυτά υποδηλώνουν στασιμότητα στη χρονοσειρά. Παρόλα αυτά, θα κάνουμε ορισμένους ελέγχους για να επαληθεύσουμε το συμπέρασμά μας, δηλαδή ότι η χρονοσειρά είναι στάσιμη, προτού προχωρήσουμε περαιτέρω με την ταυτοποίηση του υποδείγματος.

Ο πίνακας δείχνει ότι κάθε φορά που η χρονοσειρά χαρακτηρίζεται ως στάσιμη, η μηδενική υπόθεση H_0 (παρουσία μοναδιαίας ρίζας) απορρίπτεται σε επίπεδο σημαντικότητας 1%. Καθώς η τιμή του t-statistic (-7,2069) είναι μικρότερη από την κρίσιμη τιμή δοκιμής (-1,9416) σε επίπεδο σημαντικότητας ,% και η τιμή p (0,00) είναι μικρότερη από 0,0, στο ίδιο επίπεδο, απορρίπτουμε τη μηδενική υπόθεση H_0 υπέρ της εναλλακτικής, δηλαδή ότι δεν υπάρχει μοναδιαία ρίζα. Αυτό σημαίνει ότι η D είναι μια στάσιμη χρονοσειρά, όπως προσδιορίζεται από τον έλεγχο ADF (Επιστροφή).

Null Hypothesis: Price contains a unit root

$$y_t = c + \delta t + \phi y_{t-1} + \beta_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \beta_p \Delta y_{t-p} + \varepsilon_t$$

$$H_0 : \phi = 1$$

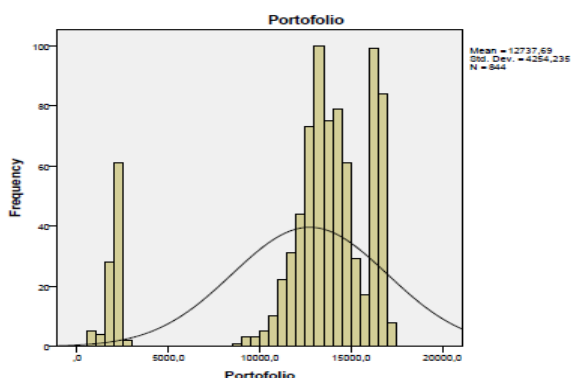
$$H_a : \phi < 1$$

Στη συνέχεια θα εκτελεστεί ο έλεγχος Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) για να επαληθευτεί η στασιμότητα της χρονοσειράς D(Return). Ο έλεγχος KPSS διαφέρει από τον προηγούμενο έλεγχο στο ότι δέχεται ως δεδομένο ότι η χρονοσειρά είναι στάσιμη, ενώ η εναλλακτική υπόθεση H_1 είναι ότι δεν είναι. Χρησιμοποιούμε το στατιστικό λογισμικό Matlab για να παράγουμε τα ακόλουθα ευρήματα:

	Null Rejected	P-Value	Test Statistic	Critical Value
1	true	0.001	-7.2069	-1.9416
2	true	0.001	-7.2069	-1.9416
3	true	0.001	-7.2069	-1.9416
4	true	0.001	-7.2069	-1.9416
5	true	0.001	-7.2069	-1.9416
6	true	0.001	-7.2069	-1.9416
7	true	0.001	-7.2069	-1.9416
8	true	0.001	-7.2069	-1.9416
9	true	0.001	-7.2069	-1.9416
10	true	0.001	-7.2069	-1.9416
11	true	0.001	-7.2069	-1.9416
12	true	0.001	-7.2069	-1.9416
13	true	0.001	-7.2069	-1.9416
14	true	0.001	-7.2069	-1.9416
15	true	0.001	-7.2069	-1.9416
16	true	0.001	-7.2069	-1.9416

Πίνακας 5.5 Τεστ Dickey-Fuller , Πηγή Matlab

Ρίχνοντας μια ματιά στον πίνακα , μπορούμε να πούμε ότι η ύπαρξη στασιμότητας (η μηδενική υπόθεση H_0) γίνεται αποδεκτή σε επίπεδο σημαντικότητας 1%. Αποδεχόμαστε τη μηδενική υπόθεση H_0 έναντι της εναλλακτικής που υποδηλώνει την ύπαρξη στασιμότητας, διότι η τιμή του t-statistic (0,1) είναι μικρότερη από την ασυμπτωτική κρίσιμη τιμή (- 1,9416) σε επίπεδο σημαντικότητας 1%, γεγονός που επιβεβαιώνει τα προηγούμενα ευρήματά μας.



Διάγραμμα 5.6 Διάγραμμα Συχνοτήτων Χαρτοφυλακίου, επεξεργασία SPSS

Για τις αρχικές διαφορές των παρατηρούμενων αποδόσεων, το εύρος είναι 546,45 έως 17185,84, με τυπική απόκλιση 4254,23. Βλέπουμε ότι η κατανομή των αποδόσεων έχει μέσο όρο 12737,68, διάμεσο 13700,59 και τρόπο 0,0000. Η χρονοσειρά μας έχει μικρή κύρτωση, όπως φαίνεται στον παραπάνω πίνακα (κύρτωση = 1,96 < 3). Καθώς οι αποδόσεις του χαρτοφυλακίου δεν ακολουθούν κανονική κατανομή, λέμε ότι η κατανομή τους είναι αραιά κυρτή. Επιπλέον, υπάρχει κάποια ασυμμετρία (skewness = -1,715 < 0) στο ιστόγραμμα. Τέλος, η κανονικότητα των αποδόσεων ελέγχεται σε επίπεδο σημαντικότητας 1% με τη χρήση Jarque-Bera. Το προηγούμενο ιστόγραμμα δείχνει ότι η p-τιμή του εκτιμώμενου στατιστικού Jarque-Bera είναι μικρότερη από το επίπεδο σημαντικότητας που έχουμε επιλέξει, επομένως μπορούμε να συμπεράνουμε ότι οι αποδόσεις δεν ακολουθούν κανονική κατανομή (H_1 - p-value = 0,00 = 0,01) και να απορρίψουμε τη μηδενική υπόθεση ότι ακολουθούν.

Αφού διαπιστώσουμε ότι η D(Return) είναι μια στάσιμη σειρά, μπορούμε να προχωρήσουμε στη δημιουργία του υποδείγματος ARIMA καθορίζοντας τις παραμέτρους p,d,q. Για μια ολοκληρωμένη χρονοσειρά πρώτης τάξης, d = 1, οπότε το να υπολογίσουμε πόσες μεταβολές απαιτούνται για να καταστήσουμε τη σειρά στάσιμη είναι παιχνιδάκι.

Στη συνέχεια δημιουργήσαμε μοντέλα ARMA(p,q) για κάθε πιθανό συνδυασμό p και q, έτσι ώστε p + q ≤ 3, και επιλέξαμε το μοντέλο που ταιριάζει καλύτερα στο χαρτοφυλάκιό μας βρίσκοντας τη μικρότερη τιμή του κριτηρίου πληροφόρησης Akaike και SCHWARZ.

Model Fit											
Fit Statistic	Mean	SE	Minimum	Maximum	Percentile						
					5	10	25	50	75	90	95
Stationary R-squared	,236	,333	,001	,472	,001	,001	,001	,236	,472	,472	,472
R-squared	,441	,774	-,106	,988	-,106	-,106	-,106	,441	,988	,988	,988
RMSE	2230,273	3136,045	12,754	4447,792	12,754	12,754	12,754	2230,273	4447,792	4447,792	4447,792
MAPE	149,352	209,672	1,091	297,612	1,091	1,091	1,091	149,352	297,612	297,612	297,612
MaxAPE	48789,574	68976,710	15,674	97563,473	15,674	15,674	15,674	48789,574	97563,473	97563,473	97563,473
MAE	1599,736	2250,604	8,319	3191,153	8,319	8,319	8,319	1599,736	3191,153	3191,153	3191,153
MaxAE	7922,247	11072,279	92,964	15751,530	92,964	92,964	92,964	7922,247	15751,530	15751,530	15751,530
Normalized BIC	10,970	8,279	5,116	16,824	5,116	5,116	5,116	10,970	16,824	16,824	16,824

Πίνακας 5.6 αποτελέσματα ARIMA (0,1,1) πηγή SPSS

Αυτό επέτρεψε την ολοκλήρωση του ορισμού του υποδείγματος ARIMA (0,1,1). Με τον προσδιορισμό του υποδείγματος να έχει ολοκληρωθεί, μπορούμε να προχωρήσουμε στο επόμενο στάδιο της μεθοδολογίας Box-Jenkins, που είναι η εκτίμηση.

Εδώ, θα εκτιμήσουμε τις p παραμέτρους του αυτοπαλίνδρομου υποδείγματος και τις q παραμέτρους του υποδείγματος κινητού μέσου όρου. Το υπόδειγμα ARIMA(0,1,1) εκτιμάται με τη χρήση του στατιστικού λογισμικού πακέτου SPSS, το οποίο δίνει τα ακόλουθα αποτελέσματα. Τώρα θα προσπαθήσουμε να βάλουμε έναν αριθμό στις παραμέτρους p του αυτοπαλίνδρομου μοντέλου και στις παραμέτρους q του μοντέλου κινητού μέσου όρου. Τα αποτελέσματά μας από την εκτίμηση του υποδείγματος ARIMA(0,1,1) με το SPSS έχουν ως εξής:

Model Statistics													
Model	Number of Predictors	Model Fit statistics								Ljung-Box Q(18)			Number of Outliers
		Stationary R-squared	R-squared	RMSE	MAPE	MAE	MaxAPE	MaxAE	Normalized BIC	Statistics	DF	Sig.	
Athens-Model_1	1	,001	,988	12,754	1,091	8,319	15,674	92,964	5,116	66,174	17	,000	0
Dax-Model_2	1	,472	-,106	4447,792	297,612	3191,153	97563,473	15751,530	16,824	25,978	17	,075	0

ARIMA Model Parameters					Estimate	SE	t	Sig.
Athens-Model_1	Athens	Square Root	Constant		,009	,026	,358	,720
			Difference		1			
			MA	Lag 1	,022	,035	,646	,519
	Portfolio	No Transformation	Numerator	Lag 0	-2,315E-007	1,908E-006	-,121	,903
Dax-Model_2 ^a	Dax	Square Root	Constant		-11,248	1,470	-7,654	,000
			Difference		1			
			MA	Lag 1	,766	,024	32,235	,000
	Portfolio	No Transformation	Numerator	Lag 0	,001	,000	7,745	,000

a. Iteration did not converge during optimization. Model may be unreliable.

Πίνακας 5.7 Αποτελέσματα ARIMA (0,1,1) πηγή SPSS

Οι παράμετροι είναι σημαντικές διότι, όπως φαίνεται στον πίνακα 1, η μηδενική υπόθεση H_0 (οι συντελεστές AR(1) και MA(1) είναι ίσοι με μηδέν) απορρίπτεται σε επίπεδο σημαντικότητας 1% υπέρ της εναλλακτικής H_1 (οι συντελεστές δεν είναι ίσοι με μηδέν). Το σκορ R^2 υποδηλώνει επίσης ότι οι προβλεπόμενες τιμές βασίζονται σε μέτριο βαθμό στις επιλεγμένες χρονοσειρές.

Αφού εκτιμηθεί το υπόδειγμα ARMA(0,1,1), θα προχωρήσουμε στον διαγνωστικό έλεγχο, το τελικό στάδιο του Box-Jenkins. Εδώ αξιολογείται το κατά πόσον το μοντέλο ταιριάζει ή όχι στα δεδομένα μας, συχνά γνωστό ως "καλή προσαρμογή" του. Συγκεκριμένα, θα εξετάσουμε τα κατάλοιπα από το δείγμα για να δούμε αν παρουσιάζουν αυτοσυσχέτιση.

Οι παράμετροι είναι σημαντικές διότι, όπως φαίνεται στον πίνακα 1, η μηδενική υπόθεση H_0 (οι συντελεστές AR(1) και MA(1) είναι ίσοι με μηδέν) απορρίπτεται σε επίπεδο σημαντικότητας 1% υπέρ της εναλλακτικής H_1 (οι συντελεστές δεν είναι ίσοι με μηδέν). Το σκορ R^2 υποδηλώνει επίσης ότι οι προβλεπόμενες τιμές βασίζονται σε μέτριο βαθμό στις επιλεγμένες χρονοσειρές.

ARIMA Model Parameters

				Estimate	SE	t	Sig.
Athens-Model_1	Athens	Square Root	Constant	,009	,026	,358	,720
			Difference	1			
			MA Lag 1	,022	,035	,646	,519
Dax-Model_2 ^a	Dax	Square Root	Numerator Lag 0	-2,315E-007	1,908E-006	-,121	,903
			Constant	-11,248	1,470	-7,654	,000
			Difference	1			
Portofolio	No Transformation	No Transformation	MA Lag 1	,766	,024	32,235	,000
			Numerator Lag 0	,001	,000	7,745	,000

a. Iteration did not converge during optimization. Model may be unreliable.

Πίνακας 5.8 Παράμετροι ARIMA (0,1,1) πηγή SPSS

Ο πίνακας που ακολουθεί δείχνει ότι τόσο τα κατάλοιπα της συνάρτησης αυτοσυσχέτισης (ACF) όσο και της μερικής συνάρτησης αυτοσυσχέτισης (PACF) τείνουν να ταλαντεύονται γύρω από το μηδέν. Μετά την επιθεώρηση των αριθμών Q-Statistic και p-value, διαπιστώνουμε ότι τα ευρήματα των p-value δεν είναι όλα μικρότερα από το όριο σημαντικότητας 5%- έτσι, δεν μπορούμε να απορρίψουμε τη μηδενική υπόθεση H_0 (καμία αυτοσυσχέτιση) και πρέπει αντ' αυτού να δεχτούμε την εναλλακτική υπόθεση H_1 . Ο έλεγχος πρέπει να επαναληφθεί στις αρχικές διαφορές των υπολοίπων για να αποκλειστεί η πιθανότητα αυτοσυσχέτισης.

Residual ACF

Model		1	2	3	4	5	6
Athens-Model_1	ACF	-,001	,067	,101	,014	,154	-,085
	SE	,034	,034	,035	,035	,035	,036
Dax-Model_2	ACF	-,051	-,026	-,015	,027	,006	,003
	SE	,034	,035	,035	,035	,035	,035

Residual ACF

Model		7	8	9	10	11	12
Athens-Model_1	ACF	,055	,045	-,024	,057	,059	,049
	SE	,036	,036	,036	,036	,036	,036
Dax-Model_2	ACF	,053	-,018	,067	,012	,052	,048
	SE	,035	,035	,035	,035	,035	,035

Residual ACF

Model		13	14	15	16	17	18
Athens-Model_1	ACF	-.032	-.081	-.011	-.029	-.099	-.037
	SE	.036	.037	.037	.037	.037	.037
Dax-Model_2	ACF	-.027	.076	.067	-.016	.014	.042
	SE	.035	.035	.035	.035	.035	.035

Residual ACF

Model		19	20	21	22	23	24
Athens-Model_1	ACF	.093	-.053	-.014	.013	-.005	.029
	SE	.037	.037	.037	.037	.037	.037
Dax-Model_2	ACF	.045	.038	.008	.021	.038	.041
	SE	.035	.036	.036	.036	.036	.036

Residual PACF

Model		1	2	3	4	5	6
Athens-Model_1	PACF	-.001	.067	.101	.010	.143	-.097
	SE	.034	.034	.034	.034	.034	.034
Dax-Model_2	PACF	-.051	-.028	-.018	.025	.008	.005
	SE	.034	.034	.034	.034	.034	.034

Residual PACF

Model		7	8	9	10	11	12
Athens-Model_1	PACF	.036	.027	-.016	.026	.084	.027
	SE	.034	.034	.034	.034	.034	.034
Dax-Model_2	PACF	.055	-.012	.069	.020	.055	.058
	SE	.034	.034	.034	.034	.034	.034

Residual PACF

Model		13	14	15	16	17	18
Athens-Model_1	PACF	-.052	-.073	-.036	-.029	-.087	-.019
	SE	.034	.034	.034	.034	.034	.034
Dax-Model_2	PACF	-.021	.076	.075	-.015	.022	.033
	SE	.034	.034	.034	.034	.034	.034

Residual PACF

Model		19	20	21	22	23	24
Athens-Model_1	PACF	.123	-.037	-.012	.019	-.010	.012
	SE	.034	.034	.034	.034	.034	.034
Dax-Model_2	PACF	.042	.045	-.002	.020	.031	.031
	SE	.034	.034	.034	.034	.034	.034

Πίνακας 5.9 Κατάλοιπα ARIMA (0,1,1) πηγή SPSS

5.3 Έλεγχος ετεροσκεδαστικότητας

Στο σημείο αυτό, τα κατάλοιπα της χρονοσειράς θα εξεταστούν για την ύπαρξη ετεροσκεδαστικότητας. Ο έλεγχος ελέγχου ετεροσκεδαστικότητας (ARCH-LM test) καθορίζει τη μηδενική υπόθεση H_0 ως απουσία ετεροσκεδαστικότητας έναντι της εναλλακτικής υπόθεσης H_1 . Η H_1 ορίζει την ύπαρξη ετεροσκεδαστικότητας. Χρησιμοποιώντας το στατιστικό λογισμικό SPSS, λάβαμε τα ακόλουθα αποτελέσματα:

	Null Rejected	P-Value	Test Statistic	Critical Value
1	true	0.001	-3.7034	-2.5696
2	true	0.001	-3.7034	-2.5696
3	true	0.001	-3.7034	-2.5696
4	true	0.001	-3.7034	-2.5696
5	true	0.001	-3.7034	-2.5696
6	true	0.001	-3.7034	-2.5696
7	true	0.001	-3.7034	-2.5696
8	true	0.001	-3.7034	-2.5696
9	true	0.001	-3.7034	-2.5696
10	true	0.001	-3.7034	-2.5696

Πίνακας 5.10 Έλεγχος Ετεροσκεδαστικότητας χαρτοφυλακίου σε διάστημα εμπιστοσύνης 99%, Πηγή Matlab

Παρατηρώντας από τον πίνακα ότι οι τιμές p είναι μικρότερες από το επίπεδο σημαντικότητας 1%, απορρίπτεται η μηδενική υπόθεση H_0 (μη ύπαρξη ετεροσκεδαστικότητας) και γίνεται δεκτή η εναλλακτική υπόθεση H_1 (ύπαρξη ετεροσκεδαστικότητας στα κατάλοιπα της χρονοσειράς).

Τα παραπάνω αποτελέσματα μας οδηγούν στο συμπέρασμα ότι υπάρχουν ενδείξεις ετεροσκεδαστικότητας στη χρονοσειρά, επομένως θα πρέπει να συνεχίσουμε με ένα υπόδειγμα από την οικογένεια ARCH (Autorandom Bounded Heteroskedasticity Model).

Προκειμένου να αντιμετωπίσουμε το ζήτημα της ετεροσκεδαστικότητας, θα εκτιμήσουμε το υπόδειγμα χρησιμοποιώντας το γενικευμένο αυτοπαλίνδρομο υπόδειγμα GARCH

περιορισμένης ετεροσκεδαστικότητας, με έμφαση στην εκτίμηση ARMA(1,1)-GARCH (1,1).
 Η εξαγωγή των ευρημάτων με τη χρήση του στατιστικού λογισμικού SPSS έχει ως εξής:

5. ARMA(1,1) Error Model (Gaussian Distribution) (RegARMA_Portofolio)

Regression model with ARMA time series errors of time series Portofolio with the following equation:

$$y_t = c + X_1\beta_1 + \mu_t$$

$$(1 - \phi_1L)\mu_t = (1 + \theta_1L)\varepsilon_t$$

5.1. Model Estimation

Table 5.1. Estimation Results

Parameter	Value	Standard Error	t Statistic	P-Value
Intercept	12739.9195	1.4567e-06	8745879065.4772	0
AR{1}	1	0.0001551	6447.4605	0
MA{1}	0.97642	0.010131	96.3796	0
Beta(PortofolioDetrend)	1	2.3333e-06	428577.9836	0
Variance	6.0358	2.015	2.9955	0.0027401

Table 5.2. Goodness of Fit

AIC	3922.4283
BIC	3946.1131

Πίνακας 5.11 ARMA (1,1) Μοντέλο, Παράμετροι & Αποτελέσματα Πηγή Matlab

GARCH model of time series Portofolio with the following equation:

$$y_t = \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t z_t$$

$$(1 - \gamma_1 L)\sigma_t^2 = \kappa + (\alpha_1 L)\varepsilon_t^2$$

4.1. Model Estimation

Table 4.1. Estimation Results

Parameter	Value	Standard Error	t Statistic	P-Value
Constant	903853.7613	1.7178e-09	526180911190951.2	0
GARCH{1}	0.91708	0.1589	5.7715	7.8582e-09
ARCH{1}	0.07849	0.16167	0.4855	0.62732

Table 4.2. Goodness of Fit

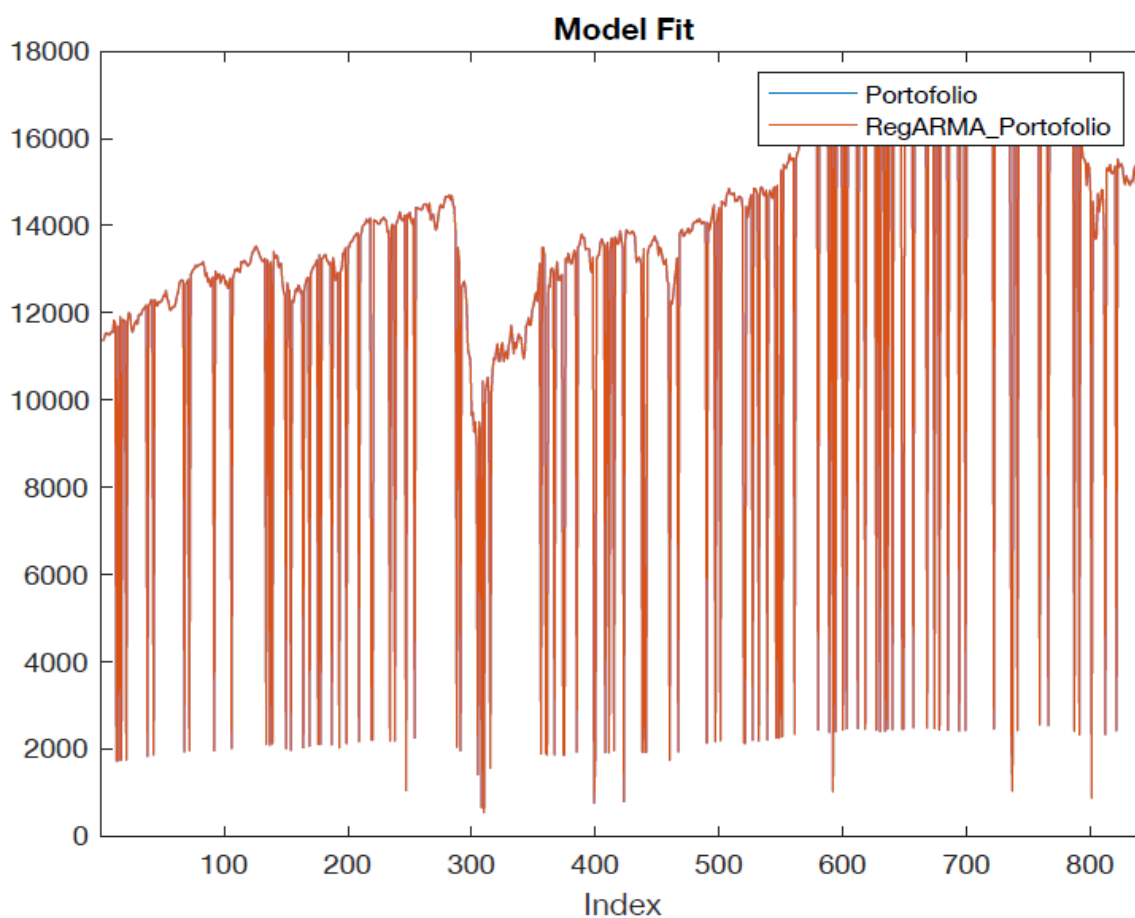
AIC	18427.409
BIC	18441.6199

Πίνακας 5.12 GARCH (1,1) Μοντέλο, Παράμετροι & Αποτελέσματα Πηγή Matlab

περιλαμβάνει τα αποτελέσματα της μέσης εξίσωσης (μέση εξίσωση στην κορυφή, εξίσωση διακύμανσης στο κάτω μέρος και τα θεμελιώδη στατιστικά αποτελέσματα της παλινδρόμησης που χρησιμοποιεί τα κατάλοιπα της μέσης εξίσωσης. Παρατηρώντας τα αποτελέσματα της εξίσωσης διακύμανσης, διαπιστώνουμε ότι η p-τιμή του συντελεστή ετεροσκεδαστικότητας (RESID(-1)²) είναι μηδέν, γεγονός που υποδηλώνει ότι ο συντελεστής είναι σημαντικός σε επίπεδο σημαντικότητας 1%, γεγονός που υποδηλώνει ότι οι προηγούμενες τιμές επηρεάζουν τη μεταβλητότητα της υπό εξέταση μεταβλητότητας της υπό εξέταση χρονοσειράς. Επιπλέον, είναι σημαντικό να εξεταστούν οι τιμές AIC και SIC. Στο υπόδειγμα ARIMA(1,1)-GARCH (1,1) υπολογίζονται οι τιμές AIC= 18427,409 και SIC= 18441,6199

Τέλος, η τιμή R² δείχνει ότι οι εκτιμώμενες τιμές έχουν σημαντική εξάρτηση από την εξεταζόμενη χρονοσειρά, η οποία είναι ασήμαντη στο υπόδειγμα ARIMA(1,1)-GARCH(1,1), δεδομένου ότι χρησιμοποιείται μόνο για τη μέτρηση της ετεροσκεδαστικότητας στα κατάλοιπα.

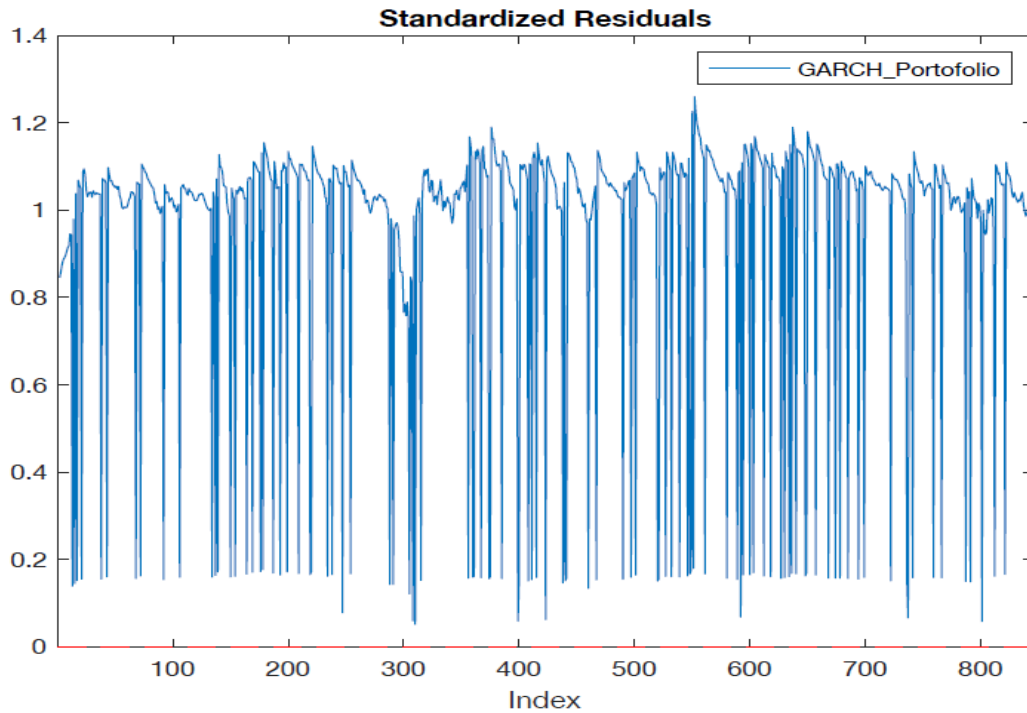
Θα εκτιμήσουμε το υπόδειγμα ARMA(1,1)-EGARCH (1,1) στην επόμενη ενότητα. Το υπόδειγμα ενσωματώνει την επίδραση της μόχλευσης, δηλαδή την ασύμμετρη σχέση μεταξύ των μελλοντικών αποδόσεων και της μεταβλητότητας. Παρουσιάζονται με το matlab τα αποτελέσματα της εκτίμησης (Πίνακας 5.11 & Διάγραμμα 5.7):



Διάγραμμα 5.7 Απεικόνιση της προσαρμογής του μοντέλου RegARMA_Portofolio & χρονοσειρά Portofolio Πηγή Matlab

Παρατηρώντας τα αποτελέσματα της εξίσωσης διακύμανσης, βλέπουμε ότι ο συντελεστής $C(6)$ έχει αρνητική τιμή και η p -τιμή του είναι μηδέν, υποδεικνύοντας τη σημαντικότητα του συντελεστή σε επίπεδο σημαντικότητας 1% και την αρνητική συσχέτιση. Αυτά τα στατιστικά στοιχεία αποκαλύπτουν την ύπαρξη φαινομένου μόχλευσης, επομένως μπορούμε να

συμπεράνουμε ότι υπάρχει αρνητική συσχέτιση μεταξύ των ιστορικών τιμών και της μελλοντικής μεταβλητότητας της υπό εξέταση χρονοσειράς. Η τήρηση των τιμών των κριτηρίων AIC και SIC είναι επίσης κρίσιμη.



Διάγραμμα 5.8 GARCH(1,1) Conditional Variance Model (Gaussian Distribution) Πηγή Matlab

Μετά την εκτίμηση των προαναφερθέντων υποδειγμάτων και την ανάλυση των ευρημάτων τους, θα προσδιοριστεί το καταλληλότερο υπόδειγμα με τη σύγκριση των δεικτών AIC και SIC. Το μοντέλο με τους χαμηλότερους δείκτες είναι το καταλληλότερο. Για το λόγο αυτό, καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι το μοντέλο ARIMA(1,1)-GARCH(1,1) είναι το κατάλληλο.

Model Fit

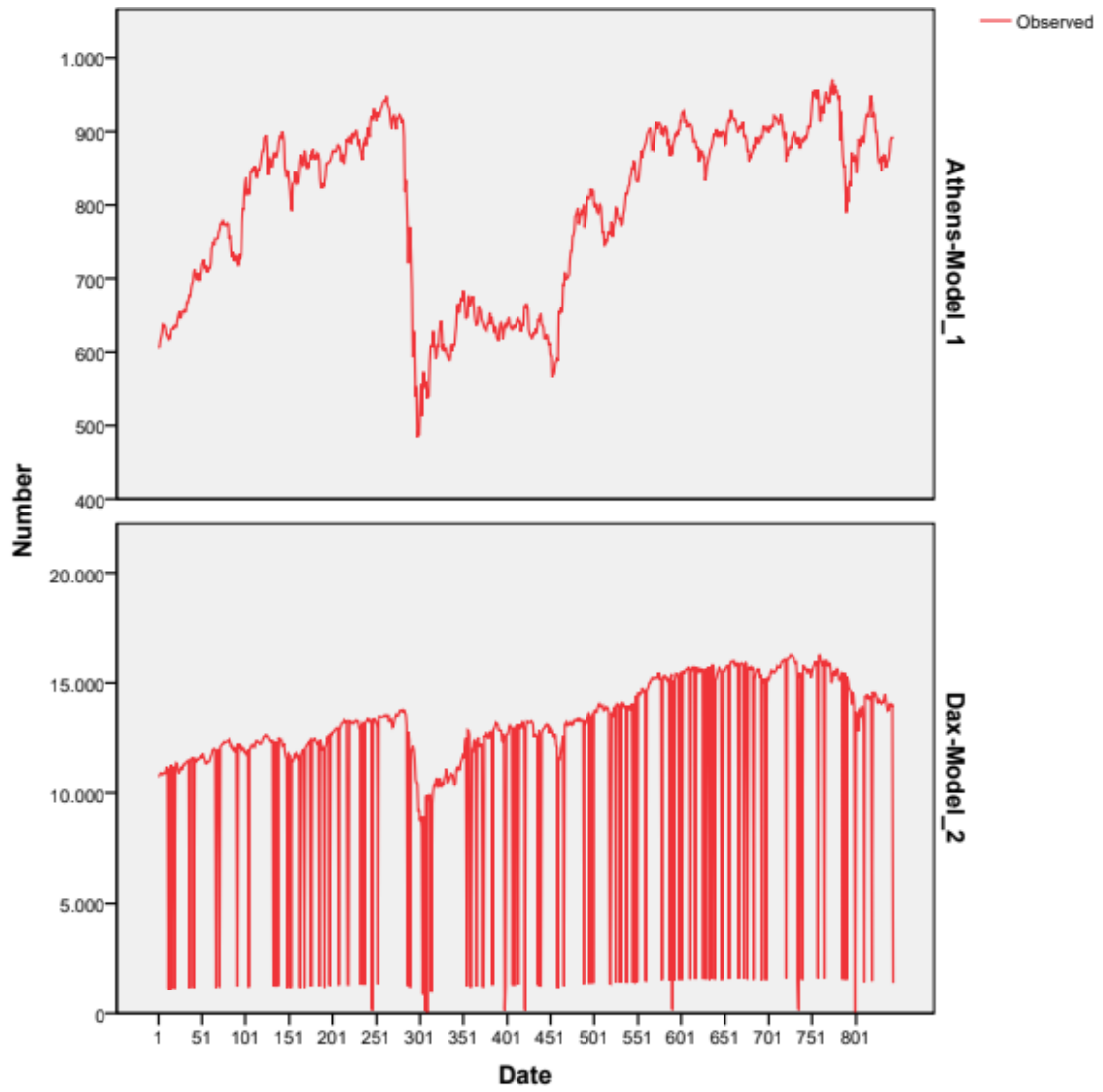
Fit Statistic	Mean	SE	Minimum	Maximum	Percentile	
					5	10
Stationary R-squared	,252	,346	,008	,497	,008	,008
R-squared	,524	,656	,060	,988	,060	,060
RMSE	2058,193	2892,732	12,722	4103,663	12,722	12,722
MAPE	209,211	294,319	1,096	417,326	1,096	1,096
MaxAPE	54625,476	77231,023	14,896	109236,056	14,896	14,896
MAE	1339,351	1882,314	8,354	2670,348	8,354	8,354
MaxAE	7489,986	10467,497	88,347	14891,624	88,347	88,347
Normalized BIC	10,895	8,169	5,119	16,671	5,119	5,119

Model Fit

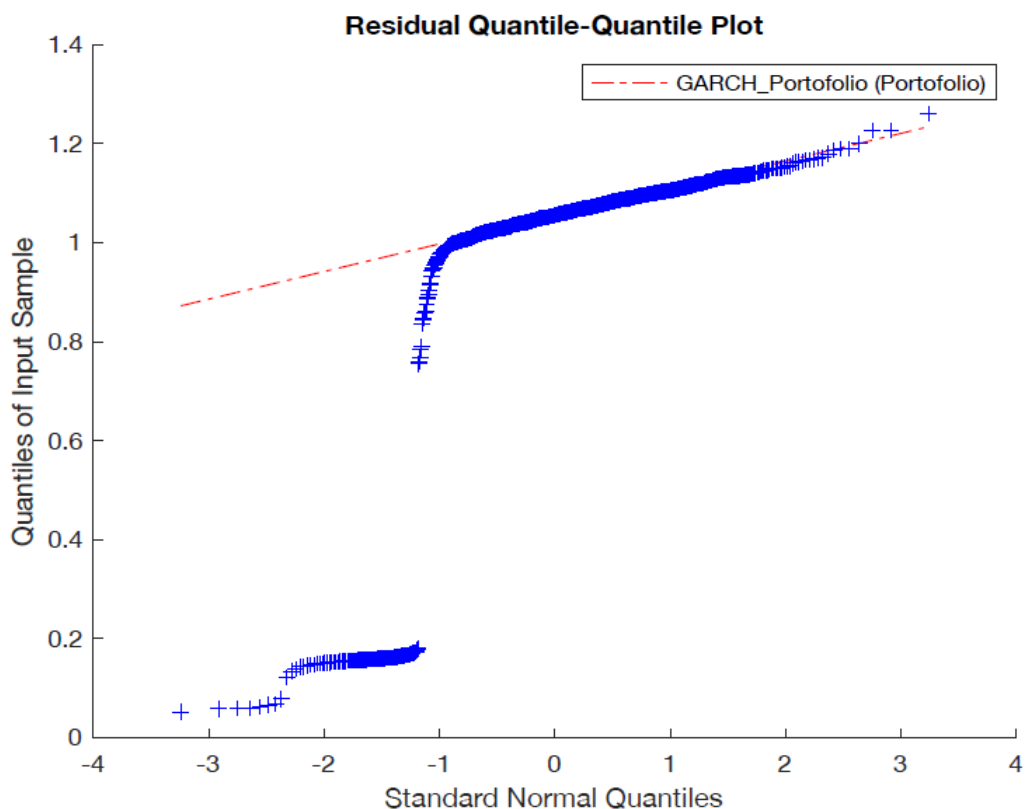
Fit Statistic	Percentile				
	25	50	75	90	95
Stationary R-squared	,008	,252	,497	,497	,497
R-squared	,060	,524	,988	,988	,988
RMSE	12,722	2058,193	4103,663	4103,663	4103,663
MAPE	1,096	209,211	417,326	417,326	417,326
MaxAPE	14,896	54625,476	109236,056	109236,056	109236,056
MAE	8,354	1339,351	2670,348	2670,348	2670,348
MaxAE	88,347	7489,986	14891,624	14891,624	14891,624
Normalized BIC	5,119	10,895	16,671	16,671	16,671

Μετά την επιλογή του υποδείγματος, απαιτείται διαγνωστικός έλεγχος για τον έλεγχο της συμβατότητάς του. Η τεχνική αυτή θα αποτελείται από δύο βήματα. Ο έλεγχος για αυτοσυσχέτιση στα κατάλοιπα της εξεταζόμενης χρονοσειράς είναι το πρώτο στάδιο, ενώ ο έλεγχος για ετεροσκεδαστικότητα είναι το δεύτερο. Στόχος του διαγνωστικού ελέγχου είναι να ελεγχθεί η απουσία των προαναφερθέντων χαρακτηριστικών, ώστε να προχωρήσει η πρόβλεψη των τιμών των αποδόσεων.

Χρησιμοποιώντας τη γραφική αναπαράσταση των κανονικοποιημένων τετραγώνων των καταλοίπων, ο ακόλουθος έλεγχος προσδιορίζει την ύπαρξη αυτοσυσχέτισης (τυποποιημένα τετράγωνα καταλοίπων)



Διάγραμμα 5.9 Κατάλοιπα Δεικτών πηγή SPSS σελ 76



Διάγραμμα 5.10 τεταρτημορίων των καταλοίπων του υποδείγματος GARCH_Portofolio
Πηγή Matlab σελ 77

Παρατηρήστε τη γραφική αναπαράσταση των αυτοσυσχετίσεων (ACF) και των μερικών αυτοσυσχετίσεων (PACF) των καταλοίπων που πλησιάζουν στο μηδέν. Επιπλέον, παρατηρώντας τις τιμές της στατιστικής Q και της p-τιμής, παρατηρούμε ότι τα αποτελέσματα της p-τιμής είναι μεγαλύτερα από την τιμή του επιπέδου σημαντικότητας 5%- κατά συνέπεια, η μηδενική υπόθεση H_0 δεν απορρίπτεται, υποδεικνύοντας ότι δεν υπάρχουν ενδείξεις αυτοσυσχετίσης στην υπό εξέταση χρονοσειρά σε επίπεδο σημαντικότητας 1%.

Ακολουθεί ο έλεγχος για την ύπαρξη ετεροσκεδαστικότητας με την παρουσίαση του πίνακα με τα αποτελέσματα του ARCH LM test, με τη χρήση του στατιστικού λογισμικού Eviews, και τη σύγκριση της μηδενικής υπόθεσης ότι δεν υπάρχει ετεροσκεδαστικότητα με την εναλλακτική ότι υπάρχει.

Παρατηρώντας ότι και οι δύο τιμές p είναι σημαντικά μικρότερες από το επίπεδο σημαντικότητας 1%, δεν αποδεχόμαστε τη μηδενική υπόθεση (H_0 : δεν υπάρχει

ετεροσκεδαστικότητα) και συμπεραίνουμε ότι υπάρχει πλέον ετεροσκεδαστικότητα στα κατάλοιπα της χρονοσειράς μας.

Μετά την ολοκλήρωση του διαγνωστικού ελέγχου, διαπιστώνουμε ότι το υπόδειγμα ARIMA(1,1) - GARCH (1,1) είναι δεν κατάλληλο για να προχωρήσουμε στην πρόβλεψη, καθώς υπάρχουν πλέον ενδείξεις αυτοσυσχέτισης και ετεροσκεδαστικότητας στα δεδομένα της υπό εξέταση χρονοσειράς.

Υπολογισμός Value At Risk με την Μέθοδο Ιστορικής Προσομοίωσης

Η μέτρηση των πιθανών ζημιών στις οποίες εκτίθενται οι επενδύσεις ενός ιδρύματος αποτελεί θεμελιώδες στοιχείο της διαχείρισης κινδύνου. Η αξία σε κίνδυνο (VaR) είναι το πιο διαδεδομένο μέτρο κινδύνου που χρησιμοποιείται για την εκτίμηση του επιπέδου κινδύνου και τη διαχείριση κινδύνου.

Η VaR περιγράφεται συνήθως ως η μέγιστη ζημία που δεν πρέπει να ξεπεραστεί κατά τη διάρκεια μιας συγκεκριμένης χρονικής περιόδου με συγκεκριμένη πιθανότητα (ή "επίπεδο εμπιστοσύνης"). Η VaR χρησιμοποιείται ευρέως για να διαπιστωθεί το επίπεδο έκθεσης σε κίνδυνο μιας επένδυσης, ενός χαρτοφυλακίου ή μιας εταιρείας, καθώς και για να αξιολογηθεί το μέγεθος των μελλοντικών ζημιών. Ως εκ τούτου, η VaR αποσκοπεί στην ποσοτικοποίηση του κινδύνου απρόβλεπτων μεταβολών των τιμών (ή των ποσοστών απόδοσης) κατά τη διάρκεια μιας συγκεκριμένης περιόδου. Η VaR αντιστοιχεί μαθηματικά στο κβάντιο της κατανομής των αποδόσεων.

Η ιστορική VaR είναι μια μη παραμετρική τεχνική υπολογισμού της VaR. Η παραδοχή που διέπει την έρευνα αυτή είναι ότι το μοτίβο των προηγούμενων αποδόσεων είναι ενδεικτικό του μοτίβου των μελλοντικών αποδόσεων.

Το πρώτο στάδιο είναι η συλλογή δεδομένων σχετικά με τις μακροπρόθεσμες μεταβολές των μεταβλητών της αγοράς (όπως οι τιμές των μετοχών, τα επιτόκια και οι τιμές των εμπορευμάτων).

Στη συνέχεια, ταξινομούμε με αύξουσα σειρά την κατανομή των ιστορικών αποδόσεων (βασικά κατά σειρά από τις χειρότερες προς τις καλύτερες αποδόσεις που παρατηρήθηκαν κατά τη διάρκεια της περιόδου)

Η ιστορική τεχνική είναι ένας απλός και γρήγορος τρόπος υπολογισμού της VaR. Εξαλείφει την απαίτηση εκτίμησης του πίνακα διακύμανσης-συνδιακύμανσης για ένα χαρτοφυλάκιο και απλοποιεί τους υπολογισμούς, ιδίως για χαρτοφυλάκια με μεγάλο αριθμό περιουσιακών στοιχείων. Η διαδικασία αυτή είναι επίσης απλή. Η VaR σχετίζεται με μια σημαντική ζημία που σημειώθηκε κατά τη διάρκεια μιας γνωστής ιστορικής περιόδου. Έτσι, οι χρήστες είναι σε θέση να εξηγήσουν τα γεγονότα που οδήγησαν στη μέτρηση του VaR.

Ωστόσο, η ιστορική μέθοδος έχει ορισμένα μειονεκτήματα. Στην πραγματικότητα, η ιδέα ότι το παρελθόν συμβολίζει το εγγύς μέλλον είναι εξαιρετικά απίθανη. Επιπλέον, εάν το παράθυρο ορίζοντα αποκλείει σημαντικά γεγονότα (όπως οι χρηματιστηριακές ανόδους και καταρρεύσεις), η κατανομή θα αναπαρασταθεί ανακριβώς. Η εκτίμησή της είναι τόσο ακριβής όσο και η ποσότητα των σωστά μετρημένων σημείων δεδομένων που περιγράφουν επαρκώς τη μεταβαλλόμενη δυναμική της αγοράς, συμπεριλαμβανομένων καταστάσεων κρίσης, όπως το θέμα Covid-19 το 2020 και η χρηματοπιστωτική κρίση του 2008. Στην πραγματικότητα, ακόμη και αν όλες οι πιθανές ιστορικές δυναμικές καταγράφονται από τα δεδομένα, αυτό μπορεί να μην είναι επαρκές, διότι η αγορά δεν θα αναπαράγει ποτέ με ακρίβεια τις κινήσεις του παρελθόντος. Η προσέγγιση προϋποθέτει επιπλέον ότι η κατανομή είναι στάσιμη. Στην πραγματικότητα, ο κίνδυνος μπορεί να αυξομειώνεται σημαντικά και προβλέψιμα με την πάροδο του χρόνου.

Πρόκειται για μια μη παραμετρική μέθοδο, δεδομένου ότι η ιστορική VaR υπολογίζεται απευθείας από τα δεδομένα χωρίς να εκτιμάται ή να υποτίθεται ότι υπάρχουν άλλες παράμετροι.

Σε αυτό το μέρος, θα υπολογίσουμε το VaR για το χαρτοφυλάκιο χρησιμοποιώντας τη μέθοδο της ιστορικής προσομοίωσης. Η επένδυση είναι 750.000 euro ανά δείκτη.

Για να ποσοτικοποιήσουμε τον κίνδυνο χρησιμοποιώντας την τεχνική της ιστορικής προσομοίωσης, υπολογίζουμε πρώτα τις αποδόσεις κάθε δείκτη και κατασκευάζουμε ένα χαρτοφυλάκιο για την εξεταζόμενη περίοδο.

Στην επόμενη φάση, ταξινομούμε τις αποδόσεις από τη χαμηλότερη προς την υψηλότερη και υπολογίζουμε την Ιστορική VaR πολλαπλασιάζοντας κάθε απόδοση επί το συνολικό ποσό της επένδυσης (1 500 000 ευρώ).

Για τον υπολογισμό του VaR, χρειαζόμαστε τον αριθμό των παρατηρήσεων των αποδόσεων, ο οποίος στην περίπτωση μας είναι 843.

Το Excel χρησιμοποιείται για την εκτίμηση του VaR χρησιμοποιώντας αυτά τα δεδομένα.

	1.500.000 €		
n	843		
Percentile	-1,902145222	5%	-2.853.218 €
Percentile	-1,956589656	1%	-2.934.884 €
		probability	99%
		mean	-0,1900%
		standard d	0,917036304
	norminv	2,131445	

Πίνακας 5.14 Αποτελέσματα Ιστορικής Προσομοίωσης πηγή Excel

Η εντολή Percentile επιστρέφει το n-οστό εκατοστημόριο των τιμών εντός ενός συνόλου δεδομένων. Το ιστορικό VaR υπολογίστηκε σε προηγούμενη φάση πολλαπλασιάζοντας το ποσό επένδυσης με κάθε απόδοση.

Χρησιμοποιώντας αυτή τη μέθοδο, το VaR(1 ημέρα, =1%) υπολογίστηκε ίσο με -2.934.884 €

ευρώ.

Με πιθανότητα 95%, η μέγιστη απώλεια της επόμενης ημέρας για μια επένδυση 500.000 ευρώ είναι επομένως 2.853.218 € ευρώ.

Μέθοδος Προσομοίωσης Monte Carlo

Καθώς ο τύπος που υπολογίζεται δεν έχει κλειστή (αναλυτική) μορφή, οι προσομοιώσεις Monte Carlo είναι ανάλογες με την τυχαία επιλογή τυχαίων αριθμών ή γεγονότων και την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων για να επιτευχθεί μια χονδρική προσέγγιση της λύσης. Το αναμενόμενο αποτέλεσμα του τύπου μπορεί να εκτιμηθεί με την επανειλημμένη κλήρωση τυχαίων αριθμών (από μερικές εκατοντάδες έως αρκετά εκατομμύρια φορές, ανάλογα με τη φύση της εκάστοτε κατάστασης).

Ο υπολογισμός VaR με χρήση προσομοιώσεων Monte Carlo είναι αρκετά συγκρίσιμος με τον υπολογισμό VaR με χρήση ιστορικών προσομοιώσεων. Παράγουμε έναν τυχαίο αριθμό που θα χρησιμοποιηθεί για την εκτίμηση της απόδοσης (ή της τιμής) του περιουσιακού στοιχείου στο τέλος του ορίζοντα ανάλυσης, γεγονός που αποτελεί τη βασική διαφορά από την παραδοσιακή προσέγγιση της χρήσης παρελθοντικών δεδομένων για την πρόβλεψη μελλοντικών τιμών και αποδόσεων.

Ο υπολογισμός της αξίας σε κίνδυνο αυτής της μεθόδου είναι σχεδόν πανομοιότυπος με εκείνον της ιστορικής προσομοίωσης. Δεν χρησιμοποιεί πραγματικά ιστορικά δεδομένα, αλλά μάλλον δημιουργούνται τιμές από το παρελθόν μέσω ενός αριθμητικού προσομοιωτή. Ειδικότερα, υπάρχουν προγράμματα λογισμικού που επιτρέπουν στους ερευνητές να εισάγουν όλες τις πτυχές που πιστεύουν ότι μπορούν να επηρεάσουν την απόδοση ενός χαρτοφυλακίου και να δημιουργήσουν πολυάριθμα θεωρητικά σενάρια. Τα σενάρια αυτά εισάγονται στον προσομοιωτή αριθμών, ο οποίος, εκτελώντας εκατομμύρια δοκιμές, είναι σε θέση να παράγει τυχαίους αριθμούς των οποίων τα κύρια χαρακτηριστικά μοιάζουν πολύ με εκείνα των πραγματικών ιστορικών δεδομένων. Στη συνέχεια, η μέθοδος ιστορικής προσομοίωσης χρησιμοποιείται για την εκτίμηση της VaR για τις επόμενες ημέρες.

Στην προκειμένη περίπτωση, λαμβάνουμε την απλοϊκή άποψη ότι η επίδραση των εξωτερικών παραγόντων ισούται με ένα. Σε αυτή την περίπτωση, το εξειδικευμένο λογισμικό δημιουργίας δεδομένων είναι περιττό. Το Microsoft Office δημιουργεί ένα τυχαίο σύνολο αριθμών συγκρίσιμου μεγέθους με το πραγματικό μας δείγμα. Χρησιμοποιώντας την εντολή NORMINV, δημιουργούμε μια κατανομή δεδομένων με την ίδια μέση τιμή και τυπική απόκλιση με τα αρχικά δεδομένα. Τα δεδομένα στο σύνολο των δεδομένων που

δημιουργήσαμε υποβάλλονται στη συνέχεια σε συνεχείς δοκιμές και επαναλήψεις μεταβλητών μέχρι να μοιάζουν περισσότερο με τα γνήσια δεδομένα.

norminv 2,131445

Πίνακας 5.15 Αποτελέσματα Monte Carlo πηγή Excel

Συμπεράσματα

Υπάρχουν πολυάριθμες απειλές για την εταιρεία στο σημερινό διεθνές οικονομικό κλίμα. Προκειμένου να επιτύχουν, οι επιχειρήσεις πρέπει να μετριάσουν τις επιπτώσεις αυτών των απειλών. τον ανταγωνισμό.

Στον σημερινό επιχειρηματικό κόσμο, η διαχείριση των κινδύνων είναι απαραίτητη. Υπάρχουν τρεις βαθμίδες λειτουργίας στο πλαίσιο της διαχείρισης κινδύνων. Στη διαχείριση κινδύνων εμπλέκονται τρία στάδια: (1) αναγνώριση του κινδύνου, (2) ποσοτικοποίησή του και (3) έλεγχός του.

Τα συστήματα Value at Risk (VaR) έχουν λάβει πρόσφατα μεγάλη προσοχή τόσο στον ακαδημαϊκό όσο και στον επιχειρηματικό κόσμο ως μέσο καλύτερης διαχείρισης των κινδύνων στους οποίους οι οργανισμοί και οι επενδυτές είναι ευάλωτοι. Η VaR, η οποία σημαίνει "μέγιστη απώλεια που μπορεί να συμβεί σε μια καθορισμένη χρονική περίοδο με συγκεκριμένο βαθμό βεβαιότητας", είναι μια απλή και ευθεία μετρική για την αξιολόγηση της πιθανότητας χρηματικής απώλειας.

Αν και χρήσιμη, η προσέγγιση VaR δεν είναι μια ασημένια σφαίρα. Έχει περιορισμούς, όπως και κάθε άλλη προσέγγιση για την αξιολόγηση του κινδύνου. Μπορεί να προβλέψει το χειρότερο δυνατό σενάριο όσον αφορά τις απώλειες, αλλά δεν μπορεί να βάλει έναν ακριβή αριθμό για το πόσα χρήματα θα χάσετε, ειδικά αν οι τιμές παρουσιάζουν έντονες διακυμάνσεις. Συνεπώς, τα σενάρια ανάλυσης κινδύνου θα πρέπει να χρησιμοποιούνται παράλληλα με αυτή την προσέγγιση. Καθοριστικής σημασίας είναι επίσης η διαθεσιμότητα μιας καλά οργανωμένης βάσης δεδομένων και η τεχνογνωσία του ατόμου που εφαρμόζει τη διαδικασία.

Στην παρούσα ανάλυση VaR χρησιμοποιήθηκαν ο Γενικός Δείκτης του Χρηματιστηρίου Αθηνών και οι δείκτες DAX. Η επιλεγείσα στρατηγική βασίζεται στην υπόθεση της κανονικότητας των τιμών που ενυπάρχει στην τεχνική Variance - Covariance. Φυσικά, όπως παρατηρήσαμε, η υπόθεση αυτή δεν ίσχυε για τα δεδομένα μας. Η χρήση των μοντέλων GARCH σε τέτοιες περιπτώσεις αποτελεί μια προσπάθεια αντιμετώπισης αυτού του ζητήματος.

Η VaR εκτιμήθηκε από την πρόβλεψη της χρονοσειράς που δεν χρησιμοποιήθηκε. Τα ευρήματα μπορούν να χρησιμοποιηθούν με διάφορους τρόπους. Σε όλες τις περιπτώσεις, εκτός από λίγες, η τιμή VaR υπερέβαινε τις πραγματικές απώλειες, συνεπώς τα αποτελέσματα μπορούν να θεωρηθούν ικανοποιητικά.

Είναι δυνατόν να χαρακτηριστεί η παρούσα μελέτη ως μια ολοκληρωμένη θεωρητική και πρακτική προσπάθεια εκτίμησης της VaR.

Πρώτον, εξετάσαμε την έννοια του κινδύνου και τις διάφορες εκφάνσεις του. Στη συνέχεια, δημιουργήσαμε την πιο δημοφιλή προσέγγιση εκτίμησης του κινδύνου, τη VaR, και εξετάσαμε τις ιδιότητές της. Για την εφαρμογή αυτής της στρατηγικής χρησιμοποιήθηκε ένα χαρτοφυλάκιο χρηματιστηριακών δεικτών.

Για τον υπολογισμό της VaR, χρησιμοποιήσαμε αρχικά την παραμετρική μέθοδο και στη συνέχεια τη μέθοδο της ιστορικής προσομοίωσης, όπου προσεγγίσαμε τη μέση τιμή και την τυπική απόκλιση της σειράς, όπως αναφέρθηκε παραπάνω. Αρχικά, επιχειρήθηκε η εφαρμογή ενός υποδείγματος ARIMA με βάση την προσέγγιση Box-Jenkins, ενώ ακολούθησαν τα υποδείγματα GARCH και EGARCH. Η χρήση ενός υποδείγματος ARMA(1,2) εξαλείφει την αυτοσυσχέτιση και την ετεροσκεδαστικότητα που παρουσιάζουν τα κατάλοιπα των αποδόσεων στο αρχικό υπόδειγμα.

Με βάση τα προηγούμενα, μπορούμε να συμπεράνουμε ότι πρέπει να δίνεται μεγάλη προσοχή κατά την αξιολόγηση της VaR, καθώς τα λανθασμένα αποτελέσματα μπορεί να έχουν σοβαρές επιπτώσεις για τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα. Η VaR είναι ένα σημαντικό και ασφαλές εργαλείο αξιολόγησης κινδύνου για τους χρηματοπιστωτικούς οργανισμούς, υπό την προϋπόθεση ότι αξιολογείται κατάλληλα.

Βιβλιογραφία

Ξένη

- Angelidis T., Benos A. and Degiannakis S. (2003) “The use of GARCH models in VaR estimation”,

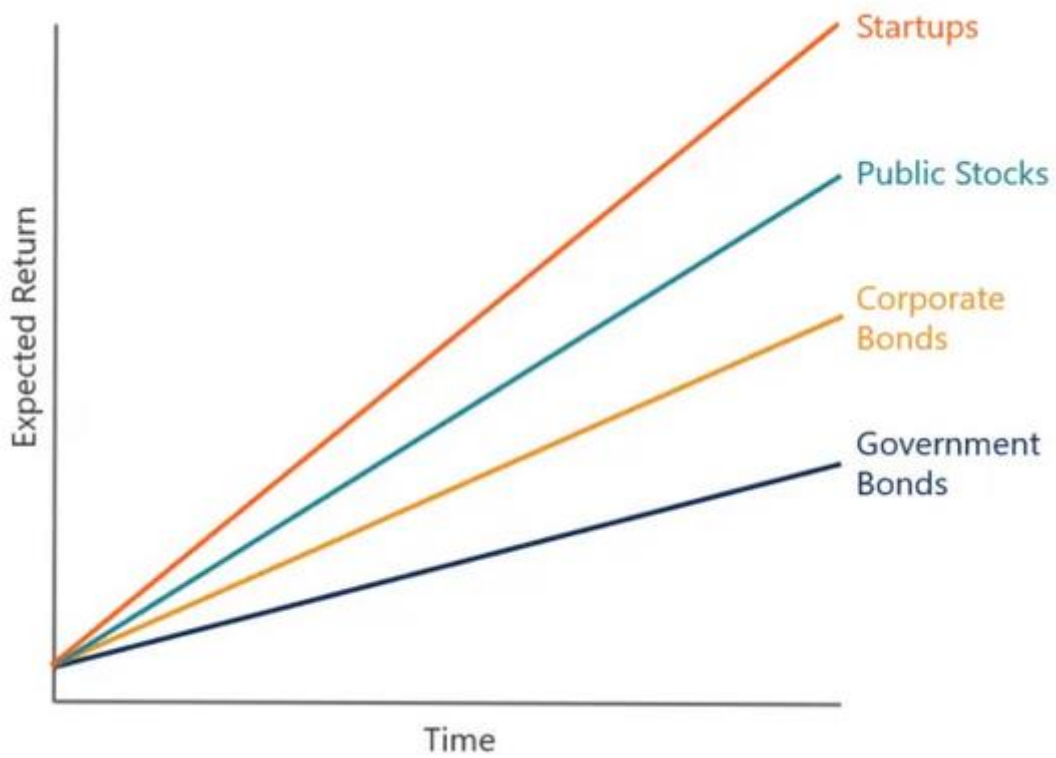
- Basel Committee on Banking Supervision (2011), “Revisions to the Basel II Market Risk Framework,” Bank for International Settlements.
- Brealey R., S Myers, F Allen (BMA) (2014) “Principles of Corporate Finance”, McGraw Hill, 12th edition
- Brooks C. (2014) “Introductory Econometrics for Finance” Cambridge University Press 3rd edition.
- Crouhy, M., Galai, D., and Mark, R. (2006). The Essentials of Risk Management. New York, McGraw-Hill
- Chew, Lillian (1993a). Exploding the Myth, Risk, 6 (7), 10 – 11
- Chew, Lillian (1993b). Made to measure, Risk, 6 (9), 78 – 79
- Christoffersen P. F. (2003). Elements of Financial Risk Management ,Academic Press,
- Christoffersen P. and Pelletier D. (2004) “Backtesting Value at Risk: A Duration-Based Approach”, Journal of Empirical Finance
- Drehmann, M., and Nikolaou, K. (2010). Funding Liquidity Risk: Definition and Measurement. Basel: Bank for International Settlements Working Papers
- Engle R. B. and Manganelli S. (2001) “Value-at-Risk Models in Finance”, European Central bank.
- Garbade, Kenneth D. (1987). Assessing and allocating interest rate risk for a multi-0sector bond portfolio consolidated over multiple profit centers, Topics in Money and Securities Markets, 30, New York: Bankers Trust.
- Hirtle, B. J. (2003). What Market Risk Capital Reporting Tells Us About Bank Risk?. FRBNY Economic Policy Review,
- Kiohos, A., and Dimopoulos, A. (2004). Estimation Portfolio VaR with Three Different Methods: Financial Institution Risk Management Approach. Spoudai, 54(2), 59-83
- Linsmeier, T.J., Pearson, N.D., (2000). "Risk Measurement: An Introduction to Value at Risk" Financial Analysts Journal, 2000.
- Markowitz, Harry M. (1952). “Portfolio Selection”, Journal of Finance, 7 (1), 77- 91.
- Resti A. and Sironi A. Risk Management and shareholders’ value in banking.

- Καινούριος Δ., (2002), Value at risk (VAR) μεθοδολογία εκτίμησης του κινδύνου αγοράς και VAR παράγωγα εργαλεία.
- Καλφάογλου, Φ. (2012). Το Πλαίσιο της Κεφαλαιακής Επάρκειας των Τραπεζών. Οικονομικό Δελτίο Τράπεζας της Ελλάδος, 36, 47-93
- Καλφάογλου, Φ. (2006), “Η επίπτωση του νέου πλαισίου υπολογισμού των κεφαλαιακών απαιτήσεων τραπεζών (Βασιλεία II) στη σταθερότητα και αποτελεσματικότητα του τραπεζικού συστήματος”
- Συριόπουλος κ. (2000) «Διαχείριση Τραπεζικού κινδύνου»
- Τράπεζα της Ελλάδος : Κεφαλαιακή Επάρκεια (Βασιλεία II).

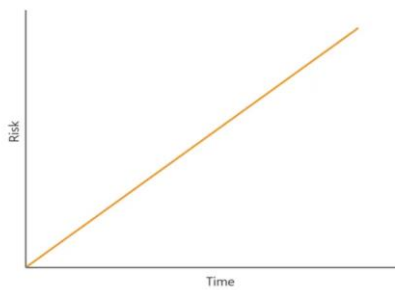
Παράρτημα



Εικόνα 1.1 Διαχείριση Κινδύνου , CFI Organization



Διάγραμμα 1.1 Χρόνος-Απόδοση, Πηγή CFI Organization



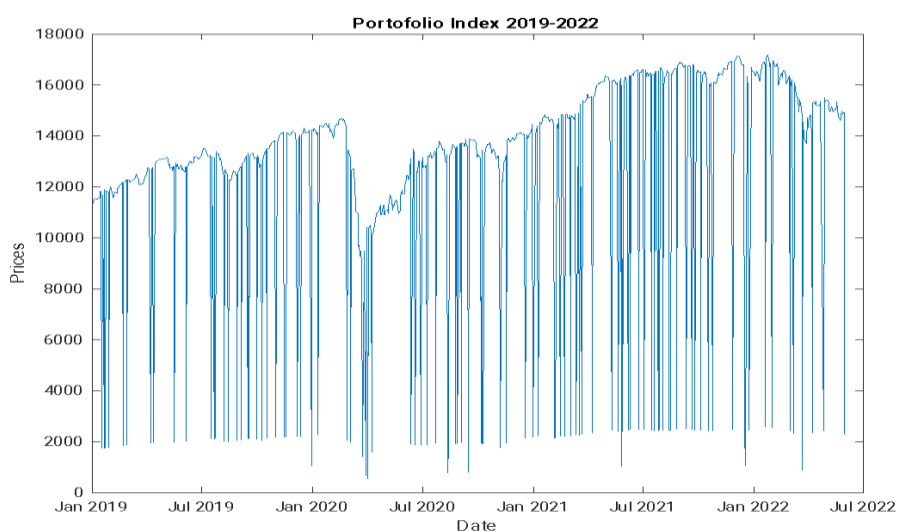
Διάγραμμα 1.2 Χρόνος-Κίνδυνος, Πηγή CFI Organization

Mainstream models in financial risk management	Change based		Value based	
	GARCH	Historical simulation	Parametric models	Delta normal
RiskMetrics		Non-parametric models	Monte Carlo simulation	
			Historical simulation	

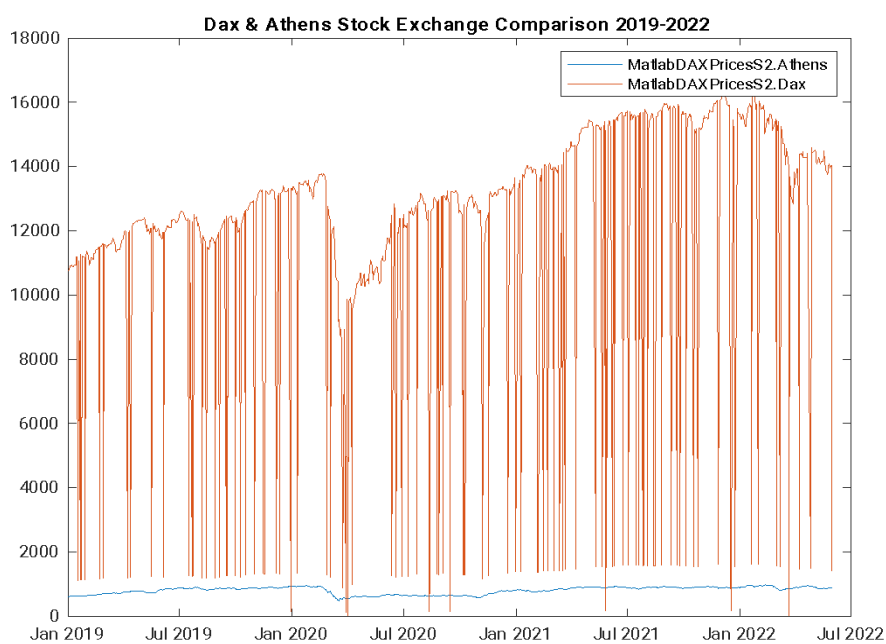
Πίνακας 3.1 Κατηγοριοποιημένα βασικά μοντέλα διαχείρισης κινδύνου , Πηγή (Li et al. (2012))

	Dax	Athens Stock Exchange	Portofolio
2019	10.875,43 €	797,73 €	11.673,17 €
2020	11.105,15 €	688,59 €	11.793,74 €
2021	13.120,71 €	871,73 €	13.992,44 €
2022	13.710,31 €	901,55 €	14.611,86 €

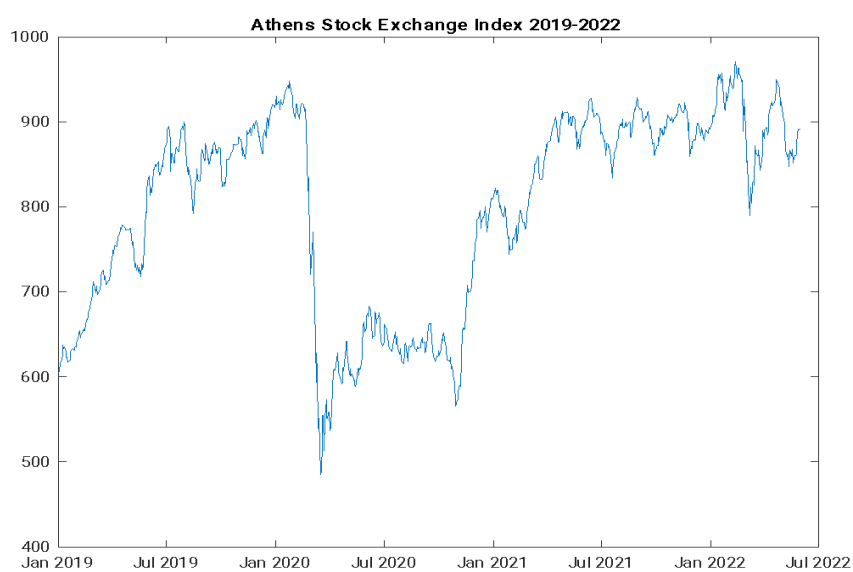
Πίνακας 4.1 Ετήσια Τιμή Δείκτη , Πηγή Excel



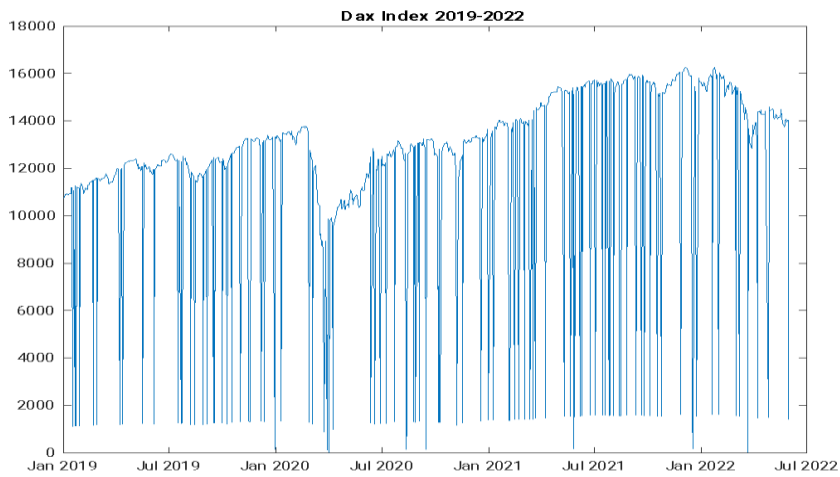
Διάγραμμα 4.1: Δείκτης Χαρτοφυλακίου περίοδο 2019-2022, Πηγή Matlab



Διάγραμμα 4.2 Σύγκριση Δείκτη ΧΑ & DAX, Πηγή Matlab



Διάγραμμα 4.3 Εξέλιξη Τιμών δείκτη ΧΑ, Πηγή Χρηματιστήριο Αθηνών & επεξεργασία Matlab



Διάγραμμα 4.4 Εξέλιξη Τιμών δείκτη DAX Πηγή Bloomberg & επεξεργασία Matlab



Διάγραμμα 4.5 Εξέλιξη Τιμών δείκτη DAX Πηγή Trading Views

<i>Dax Index</i>	
Mean	0,0216%
Standard Error	3,9749%
Median	0,1063%
Mode	0,0000%
Standard Deviation	123,7331%
Sample Variance	153,0988%
Kurtosis	579,9264%
Skewness	0,3591%
Range	1378,6822%
Minimum	-690,0875%
Maximum	688,5948%
Sum	20,8842%
Count	96900,0000%
Largest(1)	688,5948%
Smallest(1)	-690,0875%
Confidence Level(95,0%)	7,8004%

<i>Dax Index</i>	
Mean	0,000215524
Standard Error	0,0397488
Median	0,00106309
Mode	0
Standard Deviation	1,237331055
Sample Variance	1,53098814
Kurtosis	5,79926353
Skewness	0,003590679
Range	13,7868223
Minimum	-6,900874518
Maximum	6,885947786
Sum	0,208842465
Count	969
Largest(1)	6,885947786
Smallest(1)	-6,900874518
Confidence Level(99,0%)	0,102588387

Πίνακας 4.2 Περιγραφική Στατιστική Δείκτης DAX για διάστημα εμπιστοσύνης 95% & 99%, επεξεργασία Matlab

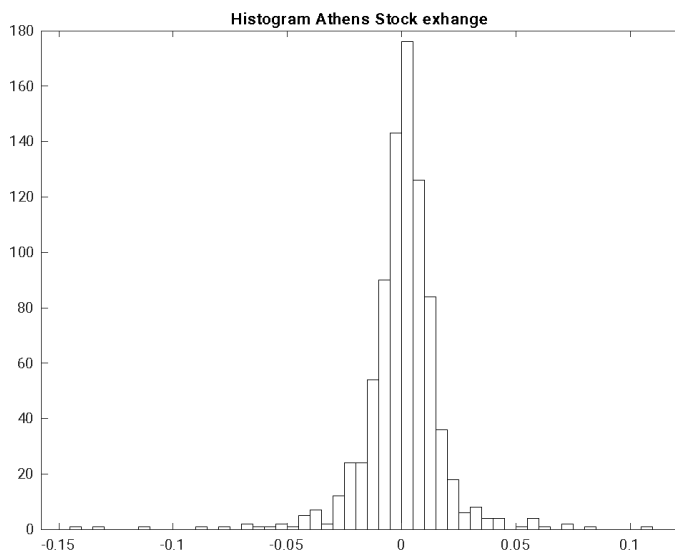
<i>Athens Stock excahnge</i>	
Mean	0,000458146
Standard Error	0,000613037
Median	0,00155102
Mode	0
Standard Deviation	0,017799214
Sample Variance	0,000316812
Kurtosis	14,49082823
Skewness	-1,242786411
Range	0,25222807
Minimum	-0,143726768
Maximum	0,108501302
Sum	0,386217387
Count	843
Largest(1)	0,108501302
Smallest(1)	-0,143726768
Confidence Level(99,0%)	0,001582667

<i>Athens Stock excahnge</i>	
Mean	0,00045815
Standard Error	0,00061304
Median	0,00155102
Mode	0
Standard Deviation	0,01779921
Sample Variance	0,00031681
Kurtosis	14,4908282
Skewness	-1,2427864
Range	0,25222807
Minimum	-0,1437268
Maximum	0,1085013
Sum	0,38621739
Count	843
Largest(1)	0,1085013
Smallest(1)	-0,1437268
Confidence Level(95,0%)	0,00120326

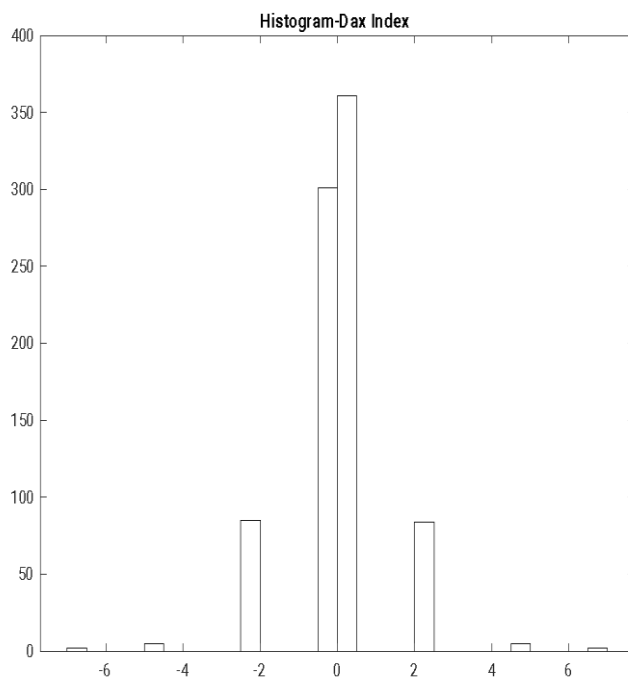
Πίνακας 4.3 Περιγραφική Στατιστική Γενικό Δείκτη τιμών ΧΑ για διάστημα εμπιστοσύνης 95% & 99% επεξεργασία Matlab

<i>Portofolio 95%</i>		<i>Portofolio 99%</i>	
Mean	12737,68351	Mean	12737,68351
Standard Error	146,4368221	Standard Error	146,4368221
Median	13700,59	Median	13700,59
Mode	16587,34	Mode	16587,34
Standard Deviation	4254,235415	Standard Deviation	4254,235415
Sample Variance	18098518,97	Sample Variance	18098518,97
Kurtosis	1,960240209	Kurtosis	1,960240209
Skewness	-1,715153082	Skewness	-1,715153082
Range	16639,39	Range	16639,39
Minimum	546,45	Minimum	546,45
Maximum	17185,84	Maximum	17185,84
Sum	10750604,88	Sum	10750604,88
Count	844	Count	844
Largest(1)	17185,84	Largest(1)	17185,84
Smallest(1)	546,45	Smallest(1)	546,45
Confidence Level(95,0%)	287,4235647	Confidence Level(99,0%)	378,0521302

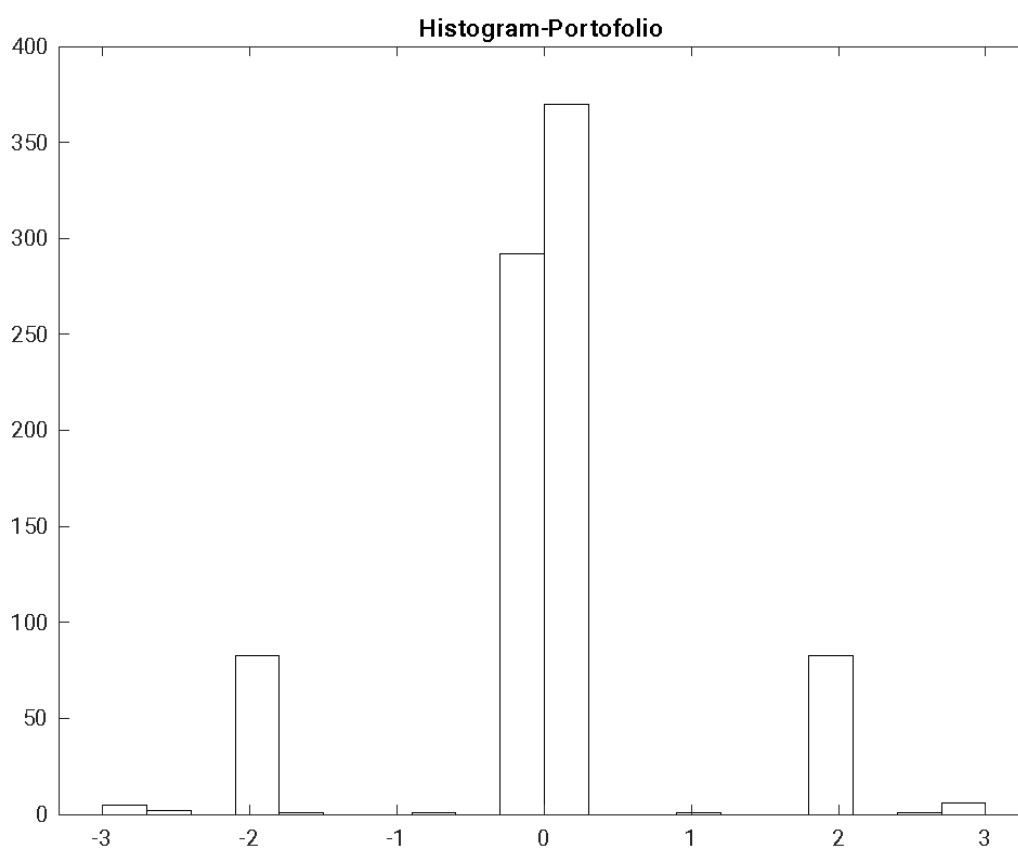
Πίνακας 4.4 Περιγραφική Στατιστική Χαρτοφυλακίου για διάστημα εμπιστοσύνης 95% & 99% & επεξεργασία Matlab



Διάγραμμα 5.1 : Ιστόγραμμα αποδόσεων δείκτη του Χρηματιστηρίου Αθηνών , πηγή Χρηματιστήριο Αθηνών & επεξεργασία SPSS



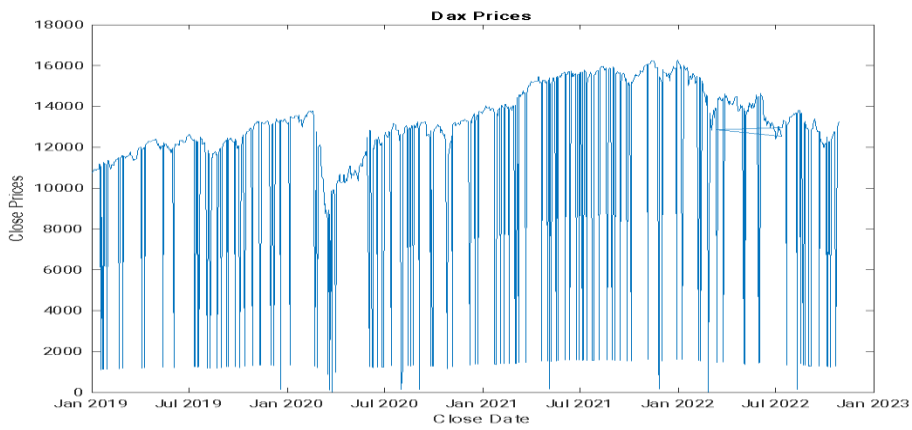
Διάγραμμα 5.2 : Ιστόγραμμα αποδόσεων δείκτη DAX , πηγή Bloomberg & επεξεργασία SPSS



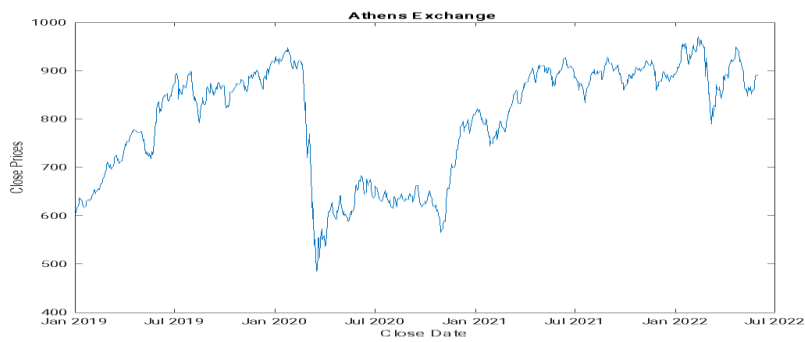
Διάγραμμα 5.3 : Ιστόγραμμα αποδόσεων Χαρτοφυλακίου , πηγή SPSS

	Descriptive Statistics												
	N	Range	Minimum	Maximum	Sum	Mean		Std. Deviation	Variance	Skewness		Kurtosis	
	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Std. Error	Statistic	Statistic	Statistic	Std. Error	Statistic	Std. Error
Athens Stock Exchange Return	843	,2522	-,1437	,1085	,3862	,000458	,0006130	,0177992	,000	-1,243	,084	14,491	,168
dax Return	843	13,7868	-6,9009	6,8859	-2,0403	-,002420	,0427350	1,2407867	1,540	,003	,084	6,177	,168
Portfolio Return	843	5,8733	-2,9492	2,9241	-1,6019	-,001900	,0315844	,9170363	,841	,000	,084	2,045	,168
Valid N (listwise)	843												

Πίνακας 5.1 Περιγραφική Στατιστική αποδόσεων Χαρτοφυλακίου, πηγή SPSS



Διάγραμμα 5.4 Εξέλιξη Τιμών δείκτη DAX Πηγή Bloomberg & επεξεργασία Matlab



Διάγραμμα 5.5 Εξέλιξη Τιμών δείκτη Χρηματιστηρίου Αθηνών, επεξεργασία Matlab

Autocorrelations

Series: Portofolio Return

Lag	Autocorrelation	Std. Error ^a	Box-Ljung Statistic		
			Value	df	Sig. ^b
1	-,505	,034	215,682	1	,000
2	,011	,034	215,793	2	,000
3	-,017	,034	216,041	3	,000
4	,022	,034	216,452	4	,000
5	,001	,034	216,453	5	,000
6	-,035	,034	217,477	6	,000
7	,060	,034	220,497	7	,000
8	-,067	,034	224,351	8	,000
9	,054	,034	226,888	9	,000
10	-,040	,034	228,222	10	,000
11	,019	,034	228,545	11	,000
12	,034	,034	229,533	12	,000
13	-,084	,034	235,628	13	,000
14	,052	,034	237,931	14	,000
15	,038	,034	239,144	15	,000
16	-,058	,034	242,030	16	,000

a. The underlying process assumed is independence (white noise).

b. Based on the asymptotic chi-square approximation.

Πίνακας 5.2 Αυτοσυσχέτιση & Box-Ljung Statistic του Χαρτοφυλακίου, Πηγή SPSS

Residual ACF Summary

Lag	Mean	SE	Minimum	Maximum	Percentile						
					5	10	25	50	75	90	95
Lag 1	-.037	.047	-.069	-.004	-.069	-.069	-.069	-.037	-.004	-.004	-.004
Lag 2	.066	.027	.047	.085	.047	.047	.047	.066	.085	.085	.085
Lag 3	.029	.068	-.019	.077	-.019	-.019	-.019	.029	.077	.077	.077
Lag 4	-.018	.035	-.043	.006	-.043	-.043	-.043	-.018	.006	.006	.006
Lag 5	.104	.014	.094	.114	.094	.094	.094	.104	.114	.114	.114
Lag 6	-.040	.032	-.063	-.018	-.063	-.063	-.063	-.040	-.018	-.018	-.018
Lag 7	.033	.017	.021	.045	.021	.021	.021	.033	.045	.045	.045
Lag 8	-.001	.065	-.047	.045	-.047	-.047	-.047	-.001	.045	.045	.045
Lag 9	.009	.026	-.009	.028	-.009	-.009	-.009	.009	.028	.028	.028
Lag 10	.002	.065	-.043	.048	-.043	-.043	-.043	.002	.048	.048	.048
Lag 11	6,123E-005	.078	-.055	.055	-.055	-.055	-.055	6,123E-005	.055	.055	.055
Lag 12	.013	.042	-.017	.042	-.017	-.017	-.017	.013	.042	.042	.042
Lag 13	-.027	.002	-.028	-.025	-.028	-.028	-.028	-.027	-.025	-.025	-.025
Lag 14	-.033	.038	-.059	-.006	-.059	-.059	-.059	-.033	-.006	-.006	-.006
Lag 15	-.009	.002	-.010	-.007	-.010	-.010	-.010	-.009	-.007	-.007	-.007
Lag 16	-.015	.012	-.023	-.006	-.023	-.023	-.023	-.015	-.006	-.006	-.006
Lag 17	-.023	.078	-.079	.032	-.079	-.079	-.079	-.023	.032	.032	.032
Lag 18	-.004	.030	-.025	.018	-.025	-.025	-.025	-.004	.018	.018	.018
Lag 19	.044	.040	.015	.072	.015	.015	.015	.044	.072	.072	.072
Lag 20	-.036	.008	-.042	-.030	-.042	-.042	-.042	-.036	-.030	-.030	-.030
Lag 21	.006	.021	-.009	.021	-.009	-.009	-.009	.006	.021	.021	.021
Lag 22	-.001	.009	-.007	.005	-.007	-.007	-.007	-.001	.005	.005	.005
Lag 23	.007	.023	-.009	.023	-.009	-.009	-.009	.007	.023	.023	.023
Lag 24	.058	.053	.020	.096	.020	.020	.020	.058	.096	.096	.096

Πίνακας 5.3 Κατάλοιπα ACF χαρτοφυλακίου , Πηγή SPSS

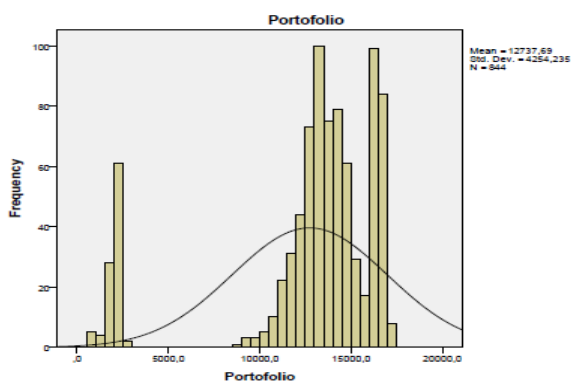
Residual PACF Summary

Lag	Mean	SE	Minimum	Maximum	Percentile						
					5	10	25	50	75	90	95
Lag 1	-.037	.047	-.069	-.004	-.069	-.069	-.069	-.037	-.004	-.004	-.004
Lag 2	.064	.024	.047	.081	.047	.047	.047	.064	.081	.081	.081
Lag 3	.035	.061	-.008	.078	-.008	-.008	-.008	.035	.078	.078	.078
Lag 4	-.023	.040	-.052	.005	-.052	-.052	-.052	-.023	.005	.005	.005
Lag 5	.100	.011	.092	.107	.092	.092	.092	.100	.107	.107	.107
Lag 6	-.034	.049	-.069	.001	-.069	-.069	-.069	-.034	.001	.001	.001
Lag 7	.019	.023	.003	.035	.003	.003	.003	.019	.035	.035	.035
Lag 8	-.004	.055	-.043	.034	-.043	-.043	-.043	-.004	.034	.034	.034
Lag 9	.013	.023	-.004	.029	-.004	-.004	-.004	.013	.029	.029	.029
Lag 10	-.007	.050	-.042	.029	-.042	-.042	-.042	-.007	.029	.029	.029
Lag 11	.000	.093	-.066	.066	-.066	-.066	-.066	.000	.066	.066	.066
Lag 12	.003	.035	-.022	.028	-.022	-.022	-.022	.003	.028	.028	.028
Lag 13	-.026	.024	-.042	-.009	-.042	-.042	-.042	-.026	-.009	-.009	-.009
Lag 14	-.043	.036	-.068	-.017	-.068	-.068	-.068	-.043	-.017	-.017	-.017
Lag 15	-.015	.013	-.024	-.006	-.024	-.024	-.024	-.015	-.006	-.006	-.006
Lag 16	-.011	.017	-.023	.001	-.023	-.023	-.023	-.011	.001	.001	.001
Lag 17	-.017	.078	-.072	.038	-.072	-.072	-.072	-.017	.038	.038	.038
Lag 18	.002	.027	-.017	.021	-.017	-.017	-.017	.002	.021	.021	.021
Lag 19	.049	.054	.011	.087	.011	.011	.011	.049	.087	.087	.087
Lag 20	-.032	.004	-.035	-.030	-.035	-.035	-.035	-.032	-.030	-.030	-.030
Lag 21	.004	.015	-.006	.015	-.006	-.006	-.006	.004	.015	.015	.015
Lag 22	.000	.014	-.010	.010	-.010	-.010	-.010	.000	.010	.010	.010
Lag 23	.002	.015	-.009	.012	-.009	-.009	-.009	.002	.012	.012	.012
Lag 24	.055	.055	.016	.094	.016	.016	.016	.055	.094	.094	.094

Πίνακας 5.4 Κατάλοιπα PACF χαρτοφυλακίου , Πηγή SPSS

	Null Rejected	P-Value	Test Statistic	Critical Value
1	true	0.001	-7.2069	-1.9416
2	true	0.001	-7.2069	-1.9416
3	true	0.001	-7.2069	-1.9416
4	true	0.001	-7.2069	-1.9416
5	true	0.001	-7.2069	-1.9416
6	true	0.001	-7.2069	-1.9416
7	true	0.001	-7.2069	-1.9416
8	true	0.001	-7.2069	-1.9416
9	true	0.001	-7.2069	-1.9416
10	true	0.001	-7.2069	-1.9416
11	true	0.001	-7.2069	-1.9416
12	true	0.001	-7.2069	-1.9416
13	true	0.001	-7.2069	-1.9416
14	true	0.001	-7.2069	-1.9416
15	true	0.001	-7.2069	-1.9416
16	true	0.001	-7.2069	-1.9416

Πίνακας 5.5 Τεστ Dickey-Fuller , Πηγή Matlab



Διάγραμμα 5.6 Διάγραμμα Συχνοτήτων Χαρτοφυλακίου, επεξεργασία SPSS

Model Fit

Fit Statistic	Mean	SE	Minimum	Maximum	Percentile						
					5	10	25	50	75	90	95
Stationary R-squared	,236	,333	,001	,472	,001	,001	,001	,236	,472	,472	,472
R-squared	,441	,774	-,106	,988	-,106	-,106	-,106	,441	,988	,988	,988
RMSE	2230,273	3136,045	12,754	4447,792	12,754	12,754	12,754	2230,273	4447,792	4447,792	4447,792
MAPE	149,352	209,672	1,091	297,612	1,091	1,091	1,091	149,352	297,612	297,612	297,612
MaxAPE	48789,574	68976,710	15,674	97563,473	15,674	15,674	15,674	48789,574	97563,473	97563,473	97563,473
MAE	1599,736	2250,604	8,319	3191,153	8,319	8,319	8,319	1599,736	3191,153	3191,153	3191,153
MaxAE	7922,247	11072,279	92,964	15751,530	92,964	92,964	92,964	7922,247	15751,530	15751,530	15751,530
Normalized BIC	10,970	8,279	5,116	16,824	5,116	5,116	5,116	10,970	16,824	16,824	16,824

Πίνακας 5.6 αποτελέσματα ARIMA (0,1,1) πηγή SPSS

Model Statistics													
Model	Number of Predictors	Model Fit statistics								Ljung-Box Q(18)			Number of Outliers
		Stationary R-squared	R-squared	RMSE	MAPE	MAE	MaxAPE	MaxAE	Normalized BIC	Statistics	DF	Sig.	
Athens-Model_1	1	,001	,988	12,754	1,091	8,319	15,674	92,964	5,116	66,174	17	,000	0
Dax-Model_2	1	,472	-,106	4447,792	297,612	3191,153	97563,473	15751,530	16,824	25,978	17	,075	0

ARIMA Model Parameters

				Estimate	SE	t	Sig.
Athens-Model_1	Athens	Square Root	Constant	,009	,026	,358	,720
			Difference	1			
			MA Lag 1	,022	,035	,646	,519
Dax-Model_2 ^a	Portfolio	No Transformation	Numerator Lag 0	-2,315E-007	1,908E-006	-,121	,903
			Constant	-11,248	1,470	-7,654	,000
	Dax	Square Root	Difference	1			
			MA Lag 1	,766	,024	32,235	,000
Portfolio	No Transformation	Numerator Lag 0	,001	,000	7,745	,000	

a. Iteration did not converge during optimization. Model may be unreliable.

Πίνακας 5.7 Αποτελέσματα ARIMA (0,1,1) πηγή SPSS

ARIMA Model Parameters

				Estimate	SE	t	Sig.
Athens-Model_1	Athens	Square Root	Constant	,009	,026	,358	,720
			Difference	1			
			MA Lag 1	,022	,035	,646	,519
Dax-Model_2 ^a	Portfolio	No Transformation	Numerator Lag 0	-2,315E-007	1,908E-006	-,121	,903
			Constant	-11,248	1,470	-7,654	,000
	Dax	Square Root	Difference	1			
			MA Lag 1	,766	,024	32,235	,000
Portfolio	No Transformation	Numerator Lag 0	,001	,000	7,745	,000	

a. Iteration did not converge during optimization. Model may be unreliable.

Πίνακας 5.8 Παράμετροι ARIMA (0,1,1) πηγή SPSS

Residual ACF

Model		1	2	3	4	5	6
Athens-Model_1	ACF	-.001	.067	.101	.014	.154	-.085
	SE	.034	.034	.035	.035	.035	.036
Dax-Model_2	ACF	-.051	-.026	-.015	.027	.006	.003
	SE	.034	.035	.035	.035	.035	.035

Residual ACF

Model		7	8	9	10	11	12
Athens-Model_1	ACF	.055	.045	-.024	.057	.059	.049
	SE	.036	.036	.036	.036	.036	.036
Dax-Model_2	ACF	.053	-.018	.067	.012	.052	.048
	SE	.035	.035	.035	.035	.035	.035

Residual ACF

Model		13	14	15	16	17	18
Athens-Model_1	ACF	-.032	-.081	-.011	-.029	-.099	-.037
	SE	.036	.037	.037	.037	.037	.037
Dax-Model_2	ACF	-.027	.076	.067	-.016	.014	.042
	SE	.035	.035	.035	.035	.035	.035

Residual ACF

Model		19	20	21	22	23	24
Athens-Model_1	ACF	.093	-.053	-.014	.013	-.005	.029
	SE	.037	.037	.037	.037	.037	.037
Dax-Model_2	ACF	.045	.038	.008	.021	.038	.041
	SE	.035	.036	.036	.036	.036	.036

Residual PACF

Model		1	2	3	4	5	6
Athens-Model_1	PACF	-.001	.067	.101	.010	.143	-.097
	SE	.034	.034	.034	.034	.034	.034
Dax-Model_2	PACF	-.051	-.028	-.018	.025	.008	.005
	SE	.034	.034	.034	.034	.034	.034

Residual PACF

Model		7	8	9	10	11	12
Athens-Model_1	PACF	.036	.027	-.016	.026	.084	.027
	SE	.034	.034	.034	.034	.034	.034
Dax-Model_2	PACF	.055	-.012	.069	.020	.055	.058
	SE	.034	.034	.034	.034	.034	.034

Residual PACF

Model		13	14	15	16	17	18
Athens-Model_1	PACF	-.052	-.073	-.036	-.029	-.087	-.019
	SE	.034	.034	.034	.034	.034	.034
Dax-Model_2	PACF	-.021	.076	.075	-.015	.022	.033
	SE	.034	.034	.034	.034	.034	.034

Residual PACF

Model		19	20	21	22	23	24
Athens-Model_1	PACF	.123	-.037	-.012	.019	-.010	.012
	SE	.034	.034	.034	.034	.034	.034
Dax-Model_2	PACF	.042	.045	-.002	.020	.031	.031
	SE	.034	.034	.034	.034	.034	.034

Πίνακας 5.9 Κατάλοιπα ARIMA (0,1,1) πηγή SPSS

	Null Rejected	P-Value	Test Statistic	Critical Value
1	true	0.001	-3.7034	-2.5696
2	true	0.001	-3.7034	-2.5696
3	true	0.001	-3.7034	-2.5696
4	true	0.001	-3.7034	-2.5696
5	true	0.001	-3.7034	-2.5696
6	true	0.001	-3.7034	-2.5696
7	true	0.001	-3.7034	-2.5696
8	true	0.001	-3.7034	-2.5696
9	true	0.001	-3.7034	-2.5696
10	true	0.001	-3.7034	-2.5696

Πίνακας 5.10 Έλεγχος Ετεροσκεδαστικότητας χαρτοφυλακίου σε διάστημα εμπιστοσύνης 99%, Πηγή Matlab

5. ARMA(1,1) Error Model (Gaussian Distribution) (RegARMA_Portofolio)

Regression model with ARMA time series errors of time series Portofolio with the following equation:

$$y_t = c + X_1\beta_1 + \mu_t$$

$$(1 - \phi_1L)\mu_t = (1 + \theta_1L)\varepsilon_t$$

5.1. Model Estimation

Table 5.1. Estimation Results

Parameter	Value	Standard Error	t Statistic	P-Value
Intercept	12739.9195	1.4567e-06	8745879065.4772	0
AR{1}	1	0.0001551	6447.4605	0
MA{1}	0.97642	0.010131	96.3796	0
Beta(PortofolioDetrend)	1	2.3333e-06	428577.9836	0
Variance	6.0358	2.015	2.9955	0.0027401

Table 5.2. Goodness of Fit

AIC	3922.4283
BIC	3946.1131

Πίνακας 5.11 ARMA (1,1) Μοντέλο, Παράμετροι & Αποτελέσματα Πηγή Matlab

GARCH model of time series Portofolio with the following equation:

$$y_t = \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t z_t$$

$$(1 - \gamma_1 L)\sigma_t^2 = \kappa + (\alpha_1 L)\varepsilon_t^2$$

4.1. Model Estimation

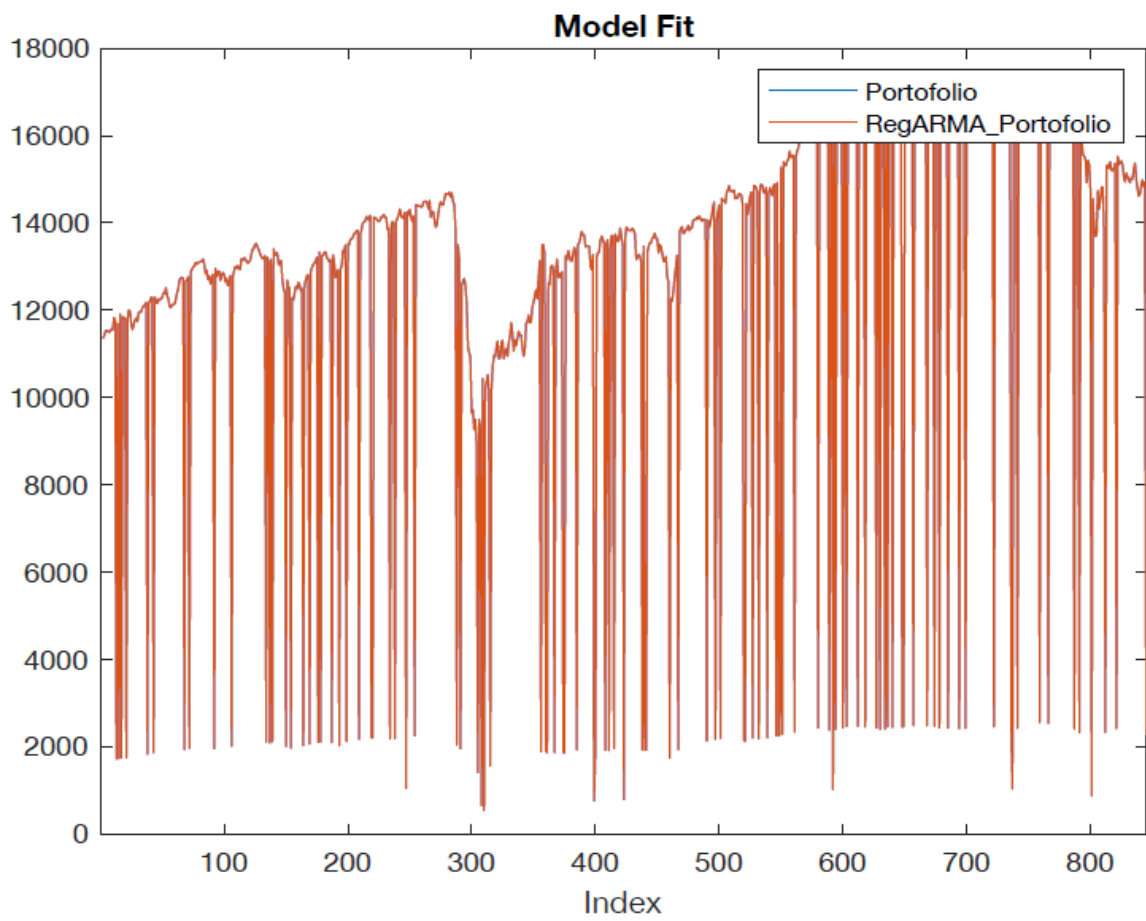
Table 4.1. Estimation Results

Parameter	Value	Standard Error	t Statistic	P-Value
Constant	903853.7613	1.7178e-09	526180911190951.2	0
GARCH{1}	0.91708	0.1589	5.7715	7.8582e-09
ARCH{1}	0.07849	0.16167	0.4855	0.62732

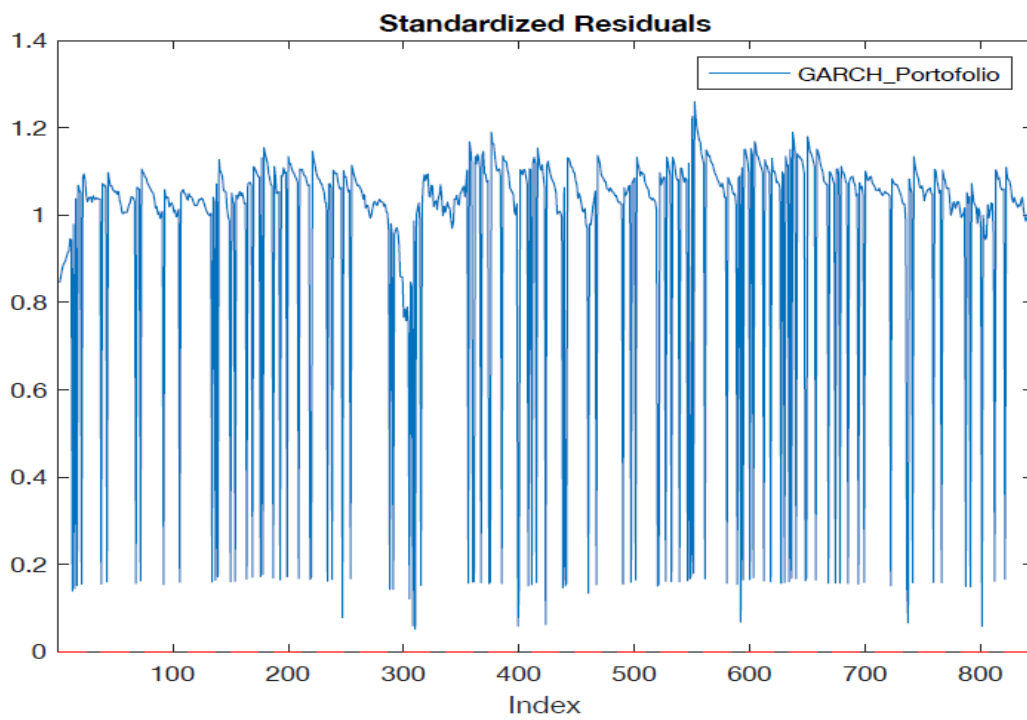
Table 4.2. Goodness of Fit

AIC	18427.409
BIC	18441.6199

Πίνακας 5.12 GARCH (1,1) Μοντέλο, Παράμετροι & Αποτελέσματα Πηγή Matlab



Διάγραμμα 5.7 Απεικόνιση της προσαρμογής του μοντέλου RegARMA_Portofolio & χρονοσειρά Portofolio Πηγή Matlab



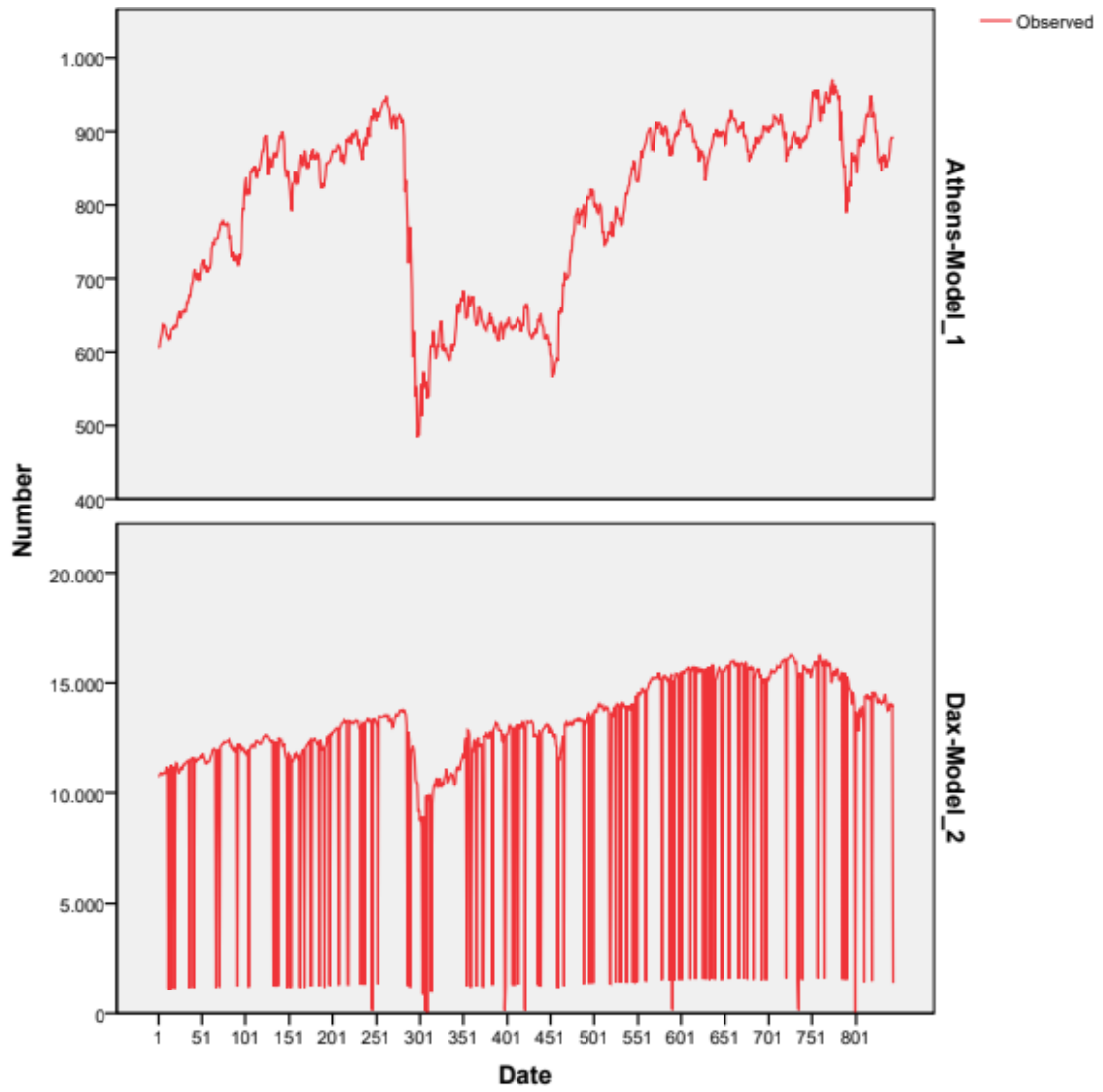
Διάγραμμα 5.8 GARCH(1,1) Conditional Variance Model (Gaussian Distribution) Πηγή Matlab

Model Fit

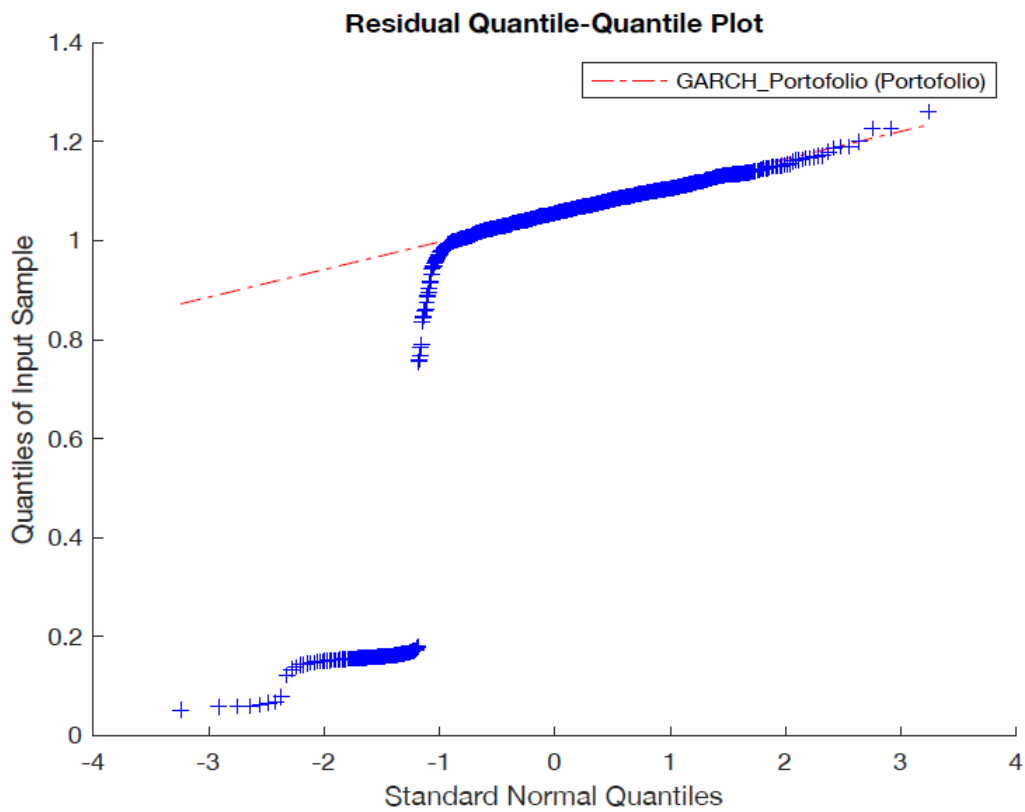
Fit Statistic	Mean	SE	Minimum	Maximum	Percentile	
					5	10
Stationary R-squared	,252	,346	,008	,497	,008	,008
R-squared	,524	,656	,060	,988	,060	,060
RMSE	2058,193	2892,732	12,722	4103,663	12,722	12,722
MAPE	209,211	294,319	1,096	417,326	1,096	1,096
MaxAPE	54625,476	77231,023	14,896	109236,056	14,896	14,896
MAE	1339,351	1882,314	8,354	2670,348	8,354	8,354
MaxAE	7489,986	10467,497	88,347	14891,624	88,347	88,347
Normalized BIC	10,895	8,169	5,119	16,671	5,119	5,119

Model Fit

Fit Statistic	Percentile				
	25	50	75	90	95
Stationary R-squared	,008	,252	,497	,497	,497
R-squared	,060	,524	,988	,988	,988
RMSE	12,722	2058,193	4103,663	4103,663	4103,663
MAPE	1,096	209,211	417,326	417,326	417,326
MaxAPE	14,896	54625,476	109236,056	109236,056	109236,056
MAE	8,354	1339,351	2670,348	2670,348	2670,348
MaxAE	88,347	7489,986	14891,624	14891,624	14891,624
Normalized BIC	5,119	10,895	16,671	16,671	16,671



Διάγραμμα 5.9 Κατάλοιπα Δεικτών πηγή SPSS σελ 76



Διάγραμμα 5.10 τεταρτημορίων των καταλοίπων του υποδείγματος GARCH_Portofolio
 Πηγή Matlab σελ 77

	1.500.000 €		
n	843		
Percentile	-1,902145222	5%	-2.853.218 €
Percentile	-1,956589656	1%	-2.934.884 €
		probability	99%
		mean	-0,1900%
		standard d	0,917036304
	norminv	2,131445	

Πίνακας 5.14 Αποτελέσματα Ιστορικής Προσομοίωσης πηγή Excel

norminv 2,131445

Πίνακας 5.15 Αποτελέσματα Monte Carlo πηγή Excel