



**ΠΑΝΤΕΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ**

**ΚΟΙΝΩΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΠΟΛΙΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ  
ΣΧΟΛΗ ΟΙΚΟΝΟΜΙΑΣ ΚΑΙ ΔΗΜΟΣΙΑΣ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ  
ΤΜΗΜΑ ΔΗΜΟΣΙΑΣ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ  
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ  
ΚΑΤΕΥΘΥΝΣΗ “ΕΛΕΓΚΤΙΚΗ ΚΑΙ ΦΟΡΟΛΟΓΙΑ”**

# **Πρόβλεψη των αποδόσεων της τιμής μετοχών: Περίπτωση ελληνικών τραπεζών**

(Forecast of stock returns: The case of banks in Greece)

Νικόλαος Π. Παναγιώτου  
ΑΜ: 7115Μ109

## ΤΡΙΜΕΛΗΣ ΕΠΙΤΡΟΠΗ:

Αναπλ. Καθ. Κ. Λιάπης (Επιβλέπων)

Ομότ. Καθ. Α. Τσάμης

Αν. Καθ. Ι. Φίλος

**ΑΘΗΝΑ, ΜΑΡΤΙΟΣ 2017**

*Στην οικογένεια μου  
Παναγιώτης, Ανθή και Αντωνία*



### *Ευχαριστίες*

Θα ήθελα να ευχαριστήσω από την καρδιά μου την επιβλέπουσα καθηγήτρια κυρία Αγοράκη Μαρία–Ελένη, για την πολύτιμη καθοδήγηση, καθώς και τις συμβουλευτικές κατευθύνσεις που μου παρείχε καθ' όλη τη διάρκεια της παρούσας εργασίας. Χωρίς τη συμβολή της, δεν θα ήταν εφικτή η πραγματοποίηση της διπλωματικής μου εργασίας.

## Περίληψη

Αντικείμενο της παρούσας εργασίας, αποτελεί η πρόβλεψη των αποδόσεων των τιμών των μετοχών, οι οποίες πραγματεύονται στο χρηματιστήριο. Αρχικά, αναλύονται οι πιο διαδεδομένες μεθοδολογίες πρόβλεψης, που υπάρχουν στη διεθνή βιβλιογραφία. Στη συνέχεια, επιλέγεται ένα σύνολο μοντέλων, από το οποίο διακρίνεται το μοντέλο που έχει την καλύτερη προβλεπτική ικανότητα και με το τελευταίο, πραγματοποιούνται προβλέψεις για τις αποδόσεις των τεσσάρων ελληνικών τραπεζών, που πραγματεύονται στο Χρηματιστήριο Αθηνών.

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα της έρευνας, τα μοντέλα GJR-GARCH, GARCH και EGARCH παρέχουν τα καλύτερα αποτελέσματα πρόβλεψης για τις αποδόσεις των τιμών των μετοχών, για τις ελληνικές τράπεζες.

## **Abstract**

The objective of this study is the forecast of stock returns, of the financial market. Initially, there is a presentation of the most prevalent methods in the literature. Afterwards, an ensemble of the above methodologies is chosen and then the best model is used to provide forecasts for the four Greek banks.

The results, suggest that GJR-GARCH, GARCH and EGARCH have the best forecast capability and provide the best results.

## Περιεχόμενα

<b>1. Εισαγωγή</b> .....	<b>8</b>
1.1 Σκοπός της Εργασίας .....	8
<b>2. Το Χρηματοοικονομικό Σύστημα</b> .....	<b>9</b>
2.1 Εισαγωγή.....	9
2.2 Επενδύσεις.....	10
2.3 Χρηματιστήριο Αξιών.....	15
<b>3. Μεταβλητότητα, τυπική απόκλιση και κίνδυνος</b> .....	<b>17</b>
3.1 Μεταβλητότητα και τα χαρακτηριστικά της.....	17
3.2 Ιδιότητες της Μεταβλητότητας.....	18
<b>4. Βιβλιογραφική Επισκόπηση</b> .....	<b>21</b>
<b>5 Μέθοδοι πρόβλεψης</b> .....	<b>35</b>
5.1 Υποδείγματα χρονολογικών σειρών .....	35
5.1.1 Ιστορικά Υποδείγματα .....	36
5.1.1.1 Υποδείγματα μίας κατάστασης .....	36
5.1.1.2 Υποδείγματα αλλαγής σταδίου/καθεστώτος.....	44
5.1.2 Υποδείγματα ARCH .....	45
5.1.2.1 Γενικά.....	45
5.1.2.2 Χαρακτηριστικά – Ιδιότητες των υποδειγμάτων ARCH/GARCH .....	46
5.1.2.3 Ανάλυση υποδειγμάτων ARCH/GARCH.....	48
5.2 Υποδείγματα Long Memory .....	54
5.3 Υποδείγματα Στοχαστικής Μεταβλητότητας.....	58
5.4 Υποδείγματα στις τιμές αγοράς των δικαιωμάτων προαίρεσης (options) .....	60
5.5 Μη παραμετρικά υποδείγματα .....	61
5.6 Συμπεράσματα των μεθόδων πρόβλεψης.....	62
5.7 Αξιολόγηση προβλέψεων – Μέτρηση σφαλμάτων.....	62
<b>6. Ανάλυση Δεδομένων – Αποτελέσματα Έρευνας</b> .....	<b>66</b>
6.1 Μεθοδολογία εργασίας .....	66
6.1.1 Δείγμα.....	67
6.1.2 Υπολογισμός των αποδόσεων .....	67
6.2 Ερευνητικό κομμάτι .....	68
6.3 Συμπεράσματα .....	98
<b>7. Ανακεφαλαίωση – Συμπεράσματα</b> .....	<b>99</b>

<b>Παραρτήματα .....</b>	<b>100</b>
<b>Βιβλιογραφία .....</b>	<b>132</b>



# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

## 1. Εισαγωγή

### 1.1 Σκοπός της Εργασίας

Η πρόβλεψη των αποδόσεων και κατ' επέκταση της τιμής των μετοχών αποτελεί σημαντικό αντικείμενο μελέτης, τόσο για ακαδημαϊκούς, όσο και για επαγγελματίες στο χώρο των χρηματαγορών. Η γνώση της μελλοντικής τιμής των μετοχών αποτελεί σημαντική πληροφορία, η οποία δίνει πλεονέκτημα στη διαδικασία λήψης αποφάσεων για επένδυση ή αποεπένδυση σε κάποιο αγαθό που διαπραγματεύεται στο χρηματιστήριο.

Στην παρούσα εργασία επιχειρείται προσπάθεια πρόβλεψης της απόδοσης των τιμών κλεισίματος των μετοχών των τεσσάρων ελληνικών τραπεζών οι οποίεςπραγματεύονται στο χρηματιστήριο Αθηνών Χ.Α.Α. Η πρόβλεψη πραγματοποιείται με πιο σύνθετα υποδείγματα της οικογένειας ARCH/GARCH τα οποία είναι και τα πιο διαδεδομένα στη βιβλιογραφία και εξάγονται τα ανάλογα αποτελέσματα τα οποία και παρουσιάζονται στα κεφάλαια 6 και 7.

Η δομή της εργασίας διαμορφώνεται ως εξής:

Στο δεύτερο και τρίτο κεφάλαιο γίνεται μια εισαγωγή στο χρηματοοικονομικό σύστημα και αναλύονται οι έννοιες της μεταβλητότητας και του κινδύνου αντίστοιχα. Στη συνέχεια, στο τέταρτο κεφάλαιο γίνεται επισκόπηση της βιβλιογραφίας που αφορά σε προβλέψεις τιμής μετοχών αποδόσεων και μεταβλητότητας. Στο πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζονται οι μέθοδοι πραγματοποίησης προβλέψεων καθώς και οι μέθοδοι μέτρησης των σφαλμάτων. Τέλος στο έκτο κεφάλαιο πραγματοποιείται η έρευνα της εργασίας που αφορά σε επιλογή του καταλληλότερου μοντέλου και πραγματοποίηση προβλέψεων, ενώ στο έβδομο και τελευταίο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα συμπεράσματα.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

### 2. Το Χρηματοοικονομικό Σύστημα

#### 2.1 Εισαγωγή

Ως Χρηματοοικονομικό Σύστημα, ορίζεται το σύμπλεγμα των χρηματοοικονομικών αγορών, καθώς και των ατόμων που δραστηριοποιούνται σε αυτές. Ο βασικός ρόλος του συστήματος είναι να ενεργεί ως διαμεσολαβητής ανάμεσα στις πλεονασματικές και ελλειμματικές μονάδες, κατανέμοντας αποτελεσματικά και με τις λιγότερες δυνατές απώλειες τα κεφάλαια, με στόχο την εύρυθμη λειτουργία ολόκληρης της οικονομίας. (Frederic S. Mishkin, 2010)

Πλεονασματικές οικονομικές μονάδες, αποτελούν εκείνες που στο τέλος της χρήσης έχουν πιστωτικό υπόλοιπο, ενώ ελλειμματικές είναι οι μονάδες που έχουν χρεωστικό υπόλοιπο και κατ' επέκταση έχουν την ανάγκη εύρεσης πόρων για να εξυπηρετήσουν το συγκεκριμένο έλλειμμα. Το χρηματοοικονομικό σύστημα έρχεται να αναδιανείμει τις πλεονασματικές μονάδες προς τις ελλειμματικές. Οι ελλειμματικές οικονομικές μονάδες, δεσμεύονται για την πληρωμή του δανείου που έχουν λάβει με κάποια οικονομική επιβάρυνση, τον τόκο, ενώ οι πλεονασματικές μονάδες λαμβάνουν το ρίσκο επένδυσης των χρημάτων τους, και ανταμείβονται με την επιστροφή των χρημάτων τους συν την προσαύξηση του τόκου. (Ευθύμογλου Π., Μπάλλας Α., 2000)

Τα πιστωτικά ιδρύματα παίζουν το ρόλο του ενδιάμεσου (χρηματοπιστωτικός διαμεσολαβητής) που παρέχουν χρηματοπιστωτικές υπηρεσίες. Με άλλα λόγια έχουν τη δυνατότητα να συγκεντρώνουν την πλεονάζουσα ρευστότητα και να δανείζουν κεφάλαια σε ιδιώτες και επιχειρήσεις που έχουν ανάγκη από εισοδήματα. (Frederic S. Mishkin, 2010)

## 2.2 Επενδύσεις

Όσον αφορά τη μεταβίβαση κεφαλαίων από τις πλεονασματικές στις ελλειμματικές μονάδες, οι βασικές μέθοδοι είναι δύο:

- 1) Άμεση επένδυση, κατά την οποία οι επενδυτές αγοράζουν αξιόγραφα από το κράτος ή από μία επιχείρηση χωρίς την παρέμβαση διαμεσολαβητών.
- 2) Έμμεση επένδυση, στην οποία οι επενδυτές επενδύουν σε κάποιον διαμεσολαβητή, ο οποίος με τη σειρά του επενδύει σε διάφορα αξιόγραφα (mutual funds).

### Άμεση Επένδυση

Στην άμεση επένδυση οι πλεονασματικές μονάδες παρέχουν χρήμα στις ελλειμματικές μονάδες με απευθείας διαπραγμάτευση. Οι άμεσες επενδύσεις διακρίνονται σε αγορές χρήματος, αγορές κεφαλαίου και αγορές παραγώγων.

### Αγορές Χρήματος

Σε αυτήν την κατηγορία ανήκουν τα χρεόγραφα βραχυχρόνιας περιόδου (κάτω του έτους). Το κύριο χαρακτηριστικό τους, είναι ο χαμηλός κίνδυνος αθέτησης της αποπληρωμής της επένδυσης, καθώς επίσης και η υψηλή ρευστότητα, λόγω του βραχυπρόθεσμου ορίζοντα στον οποίοπραγματεύονται (Σπύρου Σ., 2003). Οι κύριοι εκδότες χρεογράφων στην αγορά είναι οι Τράπεζες, το Δημόσιο καθώς και μεγάλες επιχειρήσεις, κυρίως ασφαλιστικές. Η λειτουργία της συγκεκριμένης αγοράς, είναι αρκετά απλή και παρέχει τη δυνατότητα στις επιχειρήσεις, που έχουν μεγάλη ρευστότητα, να αγοράσουν χρεόγραφα για μικρό χρονικό διάστημα, αντί να έχουν στα ταμεία τους μετρητά, πετυχαίνοντας μια μικρή απόδοση των κεφαλαίων τους, με μικρό ρίσκο. Τα πιο γνωστά προϊόντα των χρηματαγορών είναι :

- Έντοκα γραμμάτια του Δημοσίου (Treasury Bills – T-Bills)
- Συμφωνίες Επαναγοράς (Repos)
- Διαπραγματεύσιμα Πιστοποιητικά Καταθέσεων (CD's)
- Εμπορικά Ομόλογα (CP)
- LIBOR/EURIBOR

## Αγορές Κεφαλαίου

Στις αγορές κεφαλαίουπραγματεύονται αξιόγραφα μακροπρόθεσμων επενδύσεων, τα οποία χαρακτηρίζονται από υψηλό κίνδυνο αθέτησης των υποχρεώσεων των εκδοτών, λόγω των μεγάλων διακυμάνσεων των τιμών, καθώς και του μακροπρόθεσμου ορίζοντα. Τα πιο γνωστά προϊόντα αυτής της κατηγορίας είναι οι μετοχές και τα ομόλογα. (Σπύρου Σ., 2003)

### *Μετοχές*

Αποτελούν απαιτήσεις των στοιχείων του ενεργητικού, καθώς και του εισοδήματος μιας επιχείρησης και δίνουν τη δυνατότητα στην επιχείρηση να αντλεί κεφάλαια, ενώ στους επενδυτές τη δυνατότητα συμμετοχής σε αυτά καθώς και στα κέρδη της εταιρείας. Το πλεονέκτημα των μετοχών, είναι ότι οι κάτοχοί των μεριδίων συμμετέχουν στην αύξηση της κερδοφορίας της επιχείρησης, ενώ το μειονέκτημα είναι ότι σε περίπτωση εκκαθάρισης πρώτα πληρώνονται οι δανειστές και στο τέλος οι μερισματούχοι.

Οι μετοχές διακρίνονται σε κοινές και προνομιούχες.

- Η κοινή μετοχή παρέχει στον μέτοχο τα βασικά του δικαιώματα, όπως είναι η συμμετοχή στα κέρδη, δικαίωμα στην έκδοση νέων μετοχών και δικαίωμα ψήφου στη Γενική Συνέλευση των Μετόχων.
- Οι προνομιούχες δίνουν κάποια επιπλέον δικαιώματα έναντι των κοινών μετοχών, όπως είναι η λήψη πρώτου μερίσματος, αλλά οι κάτοχοι των προνομιούχων μετοχών στερούνται του δικαιώματος διαχείρισης της επιχείρησης και κατ' επέκταση του δικαιώματος ψήφου στη Γενική Συνέλευση.

Κάθε μετοχή έχει την ονομαστική της τιμή (η οποία διαμορφώνεται με διαίρεση της συνολικής αξίας του κεφαλαίου, με τον αριθμό των μετοχών), τη λογιστική της τιμή (που προκύπτει διαιρώντας τα ίδια κεφάλαια με τον αριθμό μετοχών σε κυκλοφορία) και τη χρηματιστηριακή τιμή (ή τρέχουσα αξία, η οποία

διαμορφώνεται καθημερινά στο χρηματιστήριο αξιών μέσω της προσφοράς και της ζήτησης.

Διάσπαση (split) ή αντίστροφη διάσπαση (reverse split) της μετοχής προκύπτει όταν μεταβάλλεται ο αριθμός των μετοχών με παράλληλη μείωση ή αύξηση αντίστοιχα της χρηματιστηριακής τους αξίας. Η τιμή εκκίνησης μιας μετοχής σε μια συνεδρίαση είναι ίση με την τιμή κλεισίματος της προηγούμενης συνεδρίασης.

### *Ομολογίες*

Ομολογία, μπορεί να θεωρηθεί ως ένα μακροπρόθεσμο γραμμάτιο, το οποίο εκδίδεται είτε από το δημόσιο, είτε από ιδιωτικούς οργανισμούς και επιχειρήσεις (πχ τράπεζες, εμπορικές ή βιομηχανικές επιχειρήσεις), με το οποίο ουσιαστικά ο εκδότης δανείζεται κεφάλαια από το επενδυτικό κοινό.

Κάθε ομόλογο έχει την Ονομαστική του αξία (face value) δηλαδή την αρχική αναγραφόμενη αξία την στιγμή που εκδίδεται, μια δεδομένη χρονική Διάρκεια μέχρι τη λήξη (maturity) και ένα Επιτόκιο Έκδοσης (coupon rate) που είναι το επιτόκιο του δανείου. Μετά την αρχική του έκδοση, το ομόλογο μπορεί να διαπραγματεύεται και στη δευτερογενή αγορά, σε τιμή μεγαλύτερη (premium) ή σε τιμή μικρότερη (discount) από την αρχική ονομαστική του αξία, ανάλογα με την πορεία των επιτοκίων. Συχνά αναφέρεται ότι τα ομόλογα είναι επενδύσεις χαμηλού ή μηδενικού ρίσκου, αλλά μια τέτοια υπόθεση θα ήταν εσφαλμένη, διότι υπάρχει ο κίνδυνος της πιστοληπτικής ικανότητας του εκδότη, ο κίνδυνος ρευστότητας των αγορών και ο επιτοκιακός κίνδυνος. Βέβαια πρέπει να αναφέρουμε ότι η έκδοση κάποιου ομολόγου προϋποθέτει την αξιολόγησή της πιστοληπτικής του ικανότητας από κάποιο διεθνή οίκο αξιολόγησης όπως τους Moody's, Standard and Poor's, και Fitch, και με αυτόν τον τρόπο διευκολύνεται η σύγκρισή του επιχειρηματικού και χρηματοοικονομικού κινδύνου μεταξύ των ομολογιών.

Κάποιες από τις κατηγορίες των ομολόγων είναι οι εξής:

- Μετατρέψιμες ομολογίες
- Ομολογίες Σταθερού ή Μεταβλητού επιτοκίου
- Ομολογίες μηδενικού κουπονιού
- Ομολογίες στο διηνεκές

Αναφορικά με τις διαφορές των μετοχών και των ομολογιών, οι μερισματούχοι είναι ιδιοκτήτες ενός μέρους μιας επιχείρησης, ενώ οι κάτοχοι ομολογιών είναι δανειστές και ενώ οι μετοχές είναι αορίστου χρόνου, τα ομόλογα εκδίδονται για συγκεκριμένη χρονική περίοδο μέχρι τη λήξη τους.

### Αγορές Παραγώγων

Ο όρος παράγωγο, σημαίνει ότι αυτά τα χρηματοοικονομικά προϊόντα παράγονται από άλλα πιο απλής μορφής αξιόγραφα, χρεόγραφα, προϊόντα ή μέταλλα. Ως παράγωγο προϊόν θεωρείται μια διμερής σύμβαση, η οποία μπορεί να αναφέρεται σε μετοχές, δείκτες μετοχών, ομόλογα, συνάλλαγμα και εμπορεύματα. Σε γενικές γραμμές, τα παράγωγα προϊόντα είναι χρηματοοικονομικά εργαλεία, με τα οποία μπορεί κάποιος επενδυτής να πετύχει μεγάλη απόδοση, με μικρό αρχικό κεφάλαιο ανεξάρτητα από την πορεία της αγοράς ακόμη και να προστατεύσει τις επενδύσεις του. Σε κάθε παράγωγο συμβόλαιο υπάρχουν δύο θέσεις, η αγορά (long position) και η πώληση (short position) και οι αγοραπωλησίες είναι «μηδενικού αθροίσματος» υπό την έννοια ότι το κέρδος ενός επενδυτή είναι ίσο με τη ζημία κάποιου ή κάποιων άλλων. (Αγγελόπουλος Π., 2005)

Τα πιο γνωστά παράγωγα προϊόντα είναι τα προθεσμιακά συμβόλαια (forward contracts), τα συμβόλαια μελλοντικής εκπλήρωσης ΣΜΕ (future contracts), προϊόντα δανεισμού τίτλων (stock reserve repo) και τα δικαιώματα προαίρεσης (options).

#### *Προθεσμιακά συμβόλαια (forward contracts)*

Τα προθεσμιακά συμβόλαια, αποτελούν την απλούστερη μορφή παραγώγου, και επιβάλλουν την υποχρέωση ανάμεσα σε δύο συμβαλλόμενους να εκπληρώσουν μια συμφωνία αγοραπωλησίας σε μία προκαθορισμένη μελλοντική χρονική στιγμή, σε προκαθορισμένη τιμή.

### *Συμβόλαια μελλοντικής εκπλήρωσης ΣΜΕ (future contracts)*

Στα συμβόλαια μελλοντικής εκπλήρωσης ΣΜΕ, υπάρχει μια νομικά δεσμευτική συμφωνία που επιβάλλει σε δύο συναλλασσόμενους να αγοράσουν ή να πουλήσουν ένα συγκεκριμένο αγαθό (υποκείμενο προϊόν ή υποκείμενη αξία) σε προκαθορισμένη ημερομηνία σύμφωνα με το συμβόλαιο συναλλαγής, σε τιμή που διαμορφώνεται στο Χρηματιστήριο σύμφωνα με την προσφορά και τη ζήτηση. Πρέπει να αναφέρουμε επίσης τη δυνατότητα του αγοραστή και του πωλητή να κλείσουν τη θέση τους οποιαδήποτε στιγμή πριν τη λήξη του συμβολαίου.

### *Προϊόντα δανεισμού τίτλων (stock reserve repo)*

Με το συγκεκριμένο προϊόν, παρέχεται η δυνατότητα μέσω του χρηματιστηρίου παραγώγων, σε κάποιον επενδυτή να μεταβιβάσει τις μετοχές του σε άλλον επενδυτή και να εισπράττει μηνιαίο έσοδα, καθώς και το αντίστροφο, δηλαδή τη δυνατότητα σε κάποιον να δανειστεί μετοχές έναντι κάποιου κόστους.

### *Δικαιώματα προαίρεσης (options)*

Τα δικαιώματα προαίρεσης, είναι χρηματοοικονομικά εργαλεία, που δίνουν τη δυνατότητα αλλά όχι την υποχρέωση, στον κάτοχό τους να αγοράσει ή να πουλήσει μια προκαθορισμένη ποσότητα ενός τίτλου σε προκαθορισμένη τιμή και καθορισμένη ημερομηνία. Μοιάζουν με τα Σ.Μ.Ε, με τη διαφοροποίηση ότι η συμφωνία δεν είναι δεσμευτική για τον επενδυτή.

### *Έμμεση Επένδυση*

Στην έμμεση επένδυση, υπάρχει διαμεσολάβηση χρηματοπιστωτικών οργανισμών για την μεταφορά κεφαλαίων από τις πλεονασματικές στις ελλειμματικές οικονομικές μονάδες. Οι συγκεκριμένοι οργανισμοί, μπορεί να είναι εταιρείες χρηματοδοτικής μίσθωσης, διαχείρισης αμοιβαίων κεφαλαίων, ασφαλιστικές εταιρίες, εταιρίες πρακτόρευσης, εταιρίες κεφαλαίων επιχειρηματικών συμμετοχών (venture capital) εμπορικές τράπεζες κ.α. Η πιο διαδεδομένη μορφή έμμεσης επένδυσης είναι

τα αμοιβαία κεφάλαια (mutual funds), που αποτελούν «δεξαμενή» κεφαλαίων, την οποία διαχειρίζεται μια Ανώνυμη Εταιρία Αμοιβαίων Κεφαλαίων (ΑΕΔΑΚ) για λογαριασμό των μεριδιούχων που εισφέρουν τα κεφάλαιά τους. Ανάλογα με το είδος των κεφαλαίων χωρίζονται σε Μετοχικά, Ομολογιακά, Διαχείρισης διαθεσίμων και Μικτά.

### 2.3 Χρηματιστήριο Αξιών

Τα χρηματιστήρια, αποτελούν αγορές, στις οποίες διαμορφώνονται οι τιμές των προϊόντων σύμφωνα με την προσφορά και τη ζήτηση. Ο ρόλος των χρηματιστηρίων, είναι να διευκολύνουν τις συναλλαγές, να επιτρέπουν την ελεύθερη διαμόρφωση των τιμών σύμφωνα με την προσφορά και τη ζήτηση και επίσης να δίνουν τη δυνατότητα στις επιχειρήσεις να αποκτήσουν κεφάλαια, αλλά και στους επενδυτές να αυξήσουν την κερδοφορία τους. (Frederic S. Mishkin, 2010)

#### *Έννοια πρωτογενούς και δευτερογενούς αγοράς*

Οι χρηματοπιστωτικοί οργανισμοί δραστηριοποιούνται στις πρωτογενείς και τις δευτερογενείς αγορές. (Frederic S. Mishkin, 2010)

➤ Στις πρωτογενείς αγορές, τα χρηματοοικονομικά προϊόντα εμφανίζονται για πρώτη φορά και συγκεκριμένα είναι η έκδοση μετοχών και χρεογράφων από τις επιχειρήσεις και η αγορά τους από επενδυτές.

➤ Στις δευτερογενείς αγορές, οι παραπάνω τίτλοι διαπραγματεύονται σε τιμές οι οποίες καθορίζονται από το χρηματιστήριο.

#### *Χρηματιστήριο παραγώγων Αθηνών*

Το Χρηματιστήριο παραγώγων Αθηνών (Χ.Π.Α.), ιδρύθηκε το 1999, ενώ το 2002 το χρηματιστήριο αξιών συγχωνεύτηκε με το χρηματιστήριο παραγώγων και δημιουργήθηκε το «Χρηματιστήριο Αθηνών Α.Ε. Σκοπός του Χ.Α. είναι η οργάνωση της χρηματιστηριακής αγοράς παραγώγων και η απρόσκοπτη λειτουργία του συστήματος συναλλαγών (<http://www.helex.gr>).



## *Τράπεζες*

Αποτελούν επιχειρήσεις, που ασχολούνται με χρηματοπιστωτικές συναλλαγές (Frederic S. Mishkin, 2010). Άλλες λειτουργίες των τραπεζών είναι η αποδοχή και η φύλαξη των καταθέσεων, η διαχείριση αξιόγραφων, ο δανεισμός κ.α. Το κέρδος των τραπεζών βασίζεται στη διαφορά μεταξύ των επιτοκίων των καταθέσεων και των επιτοκίων δανεισμού. Κάποια από τα υπάρχοντα είδη τραπεζών είναι: η Κεντρική τράπεζα που είναι υπεύθυνη για τη νομισματική πολιτική και ελέγχει τη διάθεση χρήματος (Ευρωπαϊκή κεντρική τράπεζα, Τράπεζα της Ελλάδος κλπ), Εμπορική τράπεζα, και Επενδυτική τράπεζα που έχει τη δυνατότητα παροχής εγγυητικών επιστολών για πώληση χρεογράφων, παροχής συμβουλών σε επενδυτές, καθώς και την πραγματοποίηση επενδύσεων.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

### 3. Μεταβλητότητα, τυπική απόκλιση και κίνδυνος

#### 3.1 Μεταβλητότητα και τα χαρακτηριστικά της

Η μεταβλητότητα, οι ιδιότητες, τα χαρακτηριστικά της αλλά και η πρόβλεψή της έχει απασχολήσει πολλούς ερευνητές στον τομέα της Οικονομετρίας και της Χρηματοοικονομικής. Οι Poon and Granger (2003) δίνουν ιδιαίτερη έμφαση στην σημαντικότητα της μεταβλητότητας για τους παρακάτω λόγους:

- Η μεταβλητότητα αποτελεί εργαλείο που βοηθάει στη λήψη επενδυτικών αποφάσεων και στη διαχείριση χαρτοφυλακίου.
- Βοηθάει στην τιμολόγηση χρηματοοικονομικών προϊόντων (τιμολόγηση δικαιωμάτων προαίρεσης).
- Η πρόβλεψή της είναι ιδιαίτερης σημασίας στην προσπάθεια αξιολόγησης και διαχείρισης κινδύνων.
- Λαμβάνεται υπόψη από τις Κεντρικές Τράπεζες κατά τη διαδικασία χάραξης της νομισματικής πολιτικής των κρατών.

Υπάρχουν δύο βασικές κατηγορίες μεταβλητότητας, η τεκμαρτή και η ιστορική, (Hull 2002). Η τεκμαρτή μεταβλητότητα, υπολογίζεται λαμβάνοντας υπόψη τις τιμές των δικαιωμάτων (call – put), πουπραγματεύονται στην αγορά παραγώγων. Η ιστορική μεταβλητότητα, υπολογίζεται από τις ιστορικές τιμές του τίτλου. Η τεκμαρτή μεταβλητότητα υπολογίζεται και χρησιμοποιείται κυρίως για αποτίμηση με τα υποδείγματα Black & Scholes με τα οποία δεν θα ασχοληθούμε στη συγκεκριμένη μελέτη, αντιθέτως θα αναφερόμαστε στην ιστορική μεταβλητότητα.

Αρχικά, πρέπει να διακρίνουμε τις διαφορές μεταξύ μεταβλητότητας, τυπικής απόκλισης και κινδύνου. Μεταβλητότητα, είναι η τυπική απόκλιση ή η διακύμανση ενός χρηματοοικονομικού αγαθού. Επιθυμητό για κάποιον επενδυτή είναι ένα αγαθό να έχει όσο το δυνατό μικρότερη μεταβλητότητα, διότι με αυτόν τον τρόπο παρουσιάζεται ότι η αξία του δεν έχει μεγάλες διακυμάνσεις, αντιθέτως μια μεγάλη

μεταβλητότητα υποδηλώνει ότι η αξία του αγαθού ενδέχεται να αλλάξει «δραματικά» σε μικρό χρονικό διάστημα. Βέβαια, για κάποιον επενδυτή υψηλή μεταβλητότητα ενός αγαθού, συνεπάγεται με δυνατότητα κέρδους βραχυπρόθεσμα, ενώ μακροπρόθεσμα σημαίνει αβεβαιότητα, λόγω διακύμανσης της τιμής. Πρέπει να αναφέρουμε ότι, η μεταβλητότητα δεν σημαίνει κατεύθυνση μια τιμής (αύξηση ή μείωση), αλλά αναφέρεται στο βαθμό διακύμανσης μιας αξίας. Από στατιστικής άποψης η μεταβλητότητα ταυτίζεται με τον όρο τυπική απόκλιση  $\sigma$  ή την διακύμανση  $\sigma^2$  σύμφωνα με τον τύπο :

$$\sigma^2 = \frac{1}{N - 1} \sum_{i=1}^N (R_i - \bar{R})^2$$

Ο παραπάνω τύπος έχει νόημα εφόσον το  $\sigma$  αναφέρεται σε κάποια συγκεκριμένη κατανομή ( πχ κανονική) και μας δίνει την πιθανότητα (Figlewski 2004).

Οι έννοιες της μεταβλητότητας και του κινδύνου σχετίζονται, χωρίς όμως να ταυτίζονται μεταξύ τους. Η μεταβλητότητα είναι ουσιαστικά η αβεβαιότητα και είναι δυνατό να οδηγήσει είτε σε θετικό είτε σε αρνητικό αποτέλεσμα, ενώ ο κίνδυνος αποτελεί αρνητική έννοια και κατ' επέκταση οδηγεί σε αρνητικό αποτέλεσμα. Πιο συγκεκριμένα κίνδυνος είναι η απόκλιση μεταξύ επιθυμητού και πραγματικού αποτελέσματος. Επίσης, κίνδυνος μπορεί να θεωρηθεί και η πιθανότητα ζημίας σε μία επένδυση και εξαρτάται από το χρόνο, τη μεταβλητότητα και το μέγεθος του κεφαλαίου. Όσο μεγαλύτερο το κεφάλαιο που επενδύεται τόσο μεγαλύτερος και ο κίνδυνος ο επιχειρηματίας να υποστεί μεγάλη ζημιά. Οι επενδυτές είναι διατεθειμένοι να λάβουν συγκεκριμένο κίνδυνο στη δημιουργία χαρτοφυλακίου, επομένως μια επιτυχημένη πρόβλεψη της μεταβλητότητας της αξίας των τίτλων συνεισφέρει στην καλύτερη αξιολόγηση του κινδύνου.

### 3.2 Ιδιότητες της Μεταβλητότητας

Μερικές από τις ιδιότητες της μεταβλητότητας που εμφανίζονται στις χρηματοοικονομικές χρονοσειρές είναι οι εξής (Engle and Patton (2001), Psychoyios et al (2003):

### **Παχιές ουρές (heavy tails)**

Από το τη δεκαετία του '60 παρατηρούμε αρκετές μελέτες, όπως αυτές των Mandelbrot (1963), Farma (1965), Blattberg and Gonedes (1974), και Kon (1984) που δείχνουν ότι ακραία γεγονότα θα συμβούν με μεγαλύτερη πιθανότητα, από αυτήν που υπολογίζεται μέσω της κανονικής κατανομής. Συνεπώς οι αποδόσεις των διαφόρων αξιών και χρεογράφων ακολουθούν λεπτόκυρτες κατανομές με μεγαλύτερη κύρτωση από την κανονική κατανομή.

### **Συσσώρευση μεταβλητότητας (volatility clustering)**

Οι Mandelbrot (1963) και Farma (1965), αποδεικνύουν ότι περίοδοι υψηλής (χαμηλής) μεταβλητότητας, ακολουθούνται από περιόδους με υψηλή (χαμηλή) μεταβλητότητα. Με πιο απλά λόγια, οι ενδεχόμενες ασυνήθιστα υψηλές τιμές της μεταβλητότητας επηρεάζουν την πρόβλεψη της μελλοντικής μεταβλητότητας, για μεγάλο χρονικό διάστημα. Για την αντιμετώπιση του συγκεκριμένου φαινομένου, δημιουργήθηκαν τα μοντέλα ARCH/GARCH και στοχαστικής μεταβλητότητας, καθώς και οι διάφορες προεκτάσεις και διαφοροποιήσεις τους, όπως αναλύονται σε επόμενο κεφάλαιο.

### **Ισχυρή μνήμη της μεταβλητότητας (long memory)**

Η μεταβλητότητα παρουσιάζει επιμονή ή αλλιώς ισχυρή μνήμη, όπως αναλύεται από τους (Granger et al, 2000). Στη μελέτη τους αποδεικνύουν ότι ισχυρά σοκ έχουν επίδραση στη μεταβλητότητα για αρκετά μεγάλο χρονικό διάστημα.

### **Αντιστροφή προς τη μέση μεταβλητότητα (mean reversion)**

Μια περίοδος υψηλής μεταβλητότητας, ακολουθείται από πιο κανονικές διακυμάνσεις, ενώ μια περίοδος χαμηλής μεταβλητότητας δίνει τη θέση της σε μεγαλύτερες τιμές μεταβλητότητας. Με άλλα λόγια, περίοδοι υψηλής ή χαμηλής μεταβλητότητας ακολουθούνται από περιόδους αντιστροφής προς τη μέση μεταβλητότητα. Επομένως υπάρχει ένα επίπεδο μεταβλητότητας στο οποίο

επανερχόμαστε μακροπρόθεσμα. Παρόλο που υπάρχει μεγάλη αποδοχή της συγκεκριμένης παραδοχής, διαφωνίες παρατηρούνται τόσο ως προς το επίπεδο της μέσης μεταβλητότητας, όσο και ως προς το εάν αυτό παραμένει σταθερό ή μεταβάλλεται διαχρονικά.

### **Μόχλευση (leverage effect)**

Έχει παρατηρηθεί ότι, μια αρνητική μεταβολή στις αποδόσεις, προκαλεί μεγαλύτερη μεταβλητότητα από ότι μια ισόποση θετική μεταβολή, φαινόμενο γνωστό ως μόχλευση (leverage effect), το οποίο παρατηρήθηκε αρχικά από τον Black (1976). Σύμφωνα με τη θεωρία του Sharp (1964), που αναφέρεται στο Capital Asset Pricing Model (CAPM), οι αναμενόμενες αποδόσεις, μειώνονται όταν αυξάνεται η μεταβλητότητα και το αντιστρόφως, όταν η τιμή της μετοχής αυξάνεται. Όσον αφορά τις αγορές των μετοχών, η πτώση της τιμής αυξάνει τη σχέση ιδίων κεφαλαίων προς ξένα κεφάλαια (μόχλευση), οδηγώντας σε αυξημένη μεταβλητότητα των αποδόσεων των τιμών των μετοχών. Επιπρόσθετα, στις μελέτες των Nelson (1991), Glosten et al (1993) και Engle and Ng (1993) παρατηρήθηκε ότι, υπάρχει αρνητική συσχέτιση της μεταβλητότητας με τις αποδόσεις των μετοχών.

### **Εξωγενείς παράγοντες που ενδέχεται να επηρεάσουν τη μεταβλητότητα**

Εκτός από τις παραπάνω ιδιότητες, οι τιμές των μετοχών επηρεάζονται τόσο από το περιβάλλον των αγορών, όσο και από τις πληροφορίες για τη μεταβλητότητα και τις αποδόσεις των χρονοσειρών. Υπάρχουν αρκετές έρευνες, μεταξύ άλλων αυτές των, Engle et al (1990), Bollerslev and Melvin (1994), Engle and Patton (2001) οι οποίες αναφέρονται στην στενή σχέση που υπάρχει ανάμεσα στις αποδόσεις και την πληροφόρηση. Οι τελευταίοι, αναφορικά, μελετούν την επιρροή της μεταβλητότητας, μέσω πληροφόρησης ακόμη και από ήδη γνωστά γεγονότα, όπως οι προγραμματισμένες ανακοινώσεις των εταιρικών αποτελεσμάτων ή των μακροοικονομικών μεγεθών.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

### 4. Βιβλιογραφική Επισκόπηση

Γενικά πρέπει να αναφέρουμε ότι υπάρχουν δύο προσεγγίσεις στην πρόβλεψη της τιμής των μετοχών: η θεμελιώδης και η τεχνική (Black, 1982).

Η θεμελιώδης ανάλυση, βασίζεται σε μακροοικονομικά δεδομένα, όπως τα επιτόκια, η προσφορά και η ζήτηση του χρήματος, οι τιμές του συναλλάγματος, η ανεργία, αλλά και σε οικονομικά στοιχεία της επιχείρησης, όπως τα μερίσματα, τα κέρδη, οι ταμειακές ροές, η σχέση τιμής προς κέρδη, οι αποδόσεις προγενέστερων χρονικών περιόδων κλπ. (Campbell, 1987), (Fama, 1988, 1991), (Basu, 1977).

Από την άλλη πλευρά, η τεχνική ανάλυση βασίζεται στη λογική της επανάληψης της ιστορίας. Οι προβλέψεις, λαμβάνουν υπόψη προηγούμενες συμπεριφορές των τιμών των μετοχών, οι οποίες παρατηρούνται μέσα από διαγράμματα τιμών και αποδόσεων (Erpps, 1976), (Smirlock, 1985).

Στη διεθνή βιβλιογραφία, έχει γίνει ευρεία προσπάθεια για την πρόβλεψη της τιμής των μετοχών στο χρηματιστήριο. Το συγκεκριμένο γεγονός, κάθε άλλο παρά έκπληξη μας δημιουργεί, διότι η πρόβλεψη της τιμής είναι σημαντική, ώστε ο επενδυτής να πάρει αποφάσεις σχετικά με τη δημιουργία χαρτοφυλακίου και να κατανοήσει την αποτελεσματικότητα της αγοράς και αν η απόδοση που λαμβάνει είναι ανάλογη του ρίσκου. Είναι προφανές ότι, υπάρχει αντιπαράθεση σχετικά με το αν μπορούμε να προβλέψουμε την τιμή της μετοχής στο μέλλον, αλλά σύμφωνα με την επικρατούσα βιβλιογραφία το παραπάνω γεγονός είναι εφικτό (Bekaert, 2007), (Campbell and Thompson, 2008), (Cochrane, 2008), (Binsbergen and Koijen, 2010).

Υπάρχει πληθώρα ερευνών για τη δημιουργία βελτιωμένων μοντέλων πρόβλεψης απόδοσης μετοχών, γεγονός που ξεκινάει με τις μελέτες των Fama and French (1988), οι οποίοι παρέχουν εμπειρικά αποτελέσματα, υποστηρίζοντας ότι οι αποδόσεις των μετοχών είναι προβλέψιμες, σε ένα βαθμό μόνο και συγκεκριμένα, ότι οι αποδόσεις ερμηνεύουν το 25%-50% της διακύμανσης των αποδόσεων για διάστημα 3 έως 5 έτη.

Στο άρθρο τους, οι Fama and French (1988) χρησιμοποιούν τη μερισματική απόδοση (Μέρισμα/Τιμή, D/P) και ελέγχουν εάν, και σε πιο βαθμό, μπορεί να προβλέψει τις αποδόσεις των μετοχών για χρονικό διάστημα από 1 μήνα έως 4 χρόνια, χρησιμοποιώντας δεδομένα του χρηματιστηρίου της Νέας Υόρκης (NYSE). Καταλήγουν στο συμπέρασμα, μετά από πραγματοποίηση παλινδρόμησης (regression) ότι ο λόγος D/P, ερμηνεύει λιγότερο από το 5% των μηνιαίων και τριμηνιαίων διακυμάνσεων των αποδόσεων, ενώ το συγκεκριμένο ποσοστό αυξάνεται στο 25% για διάστημα 2-4 ετών. Η συνεισφορά των παραπάνω στην υπάρχουσα βιβλιογραφία, ήταν η απόδειξη ότι η προβλεπτική ικανότητα αυξάνεται με το χρόνο. Επομένως, όσο μεγαλύτερος είναι ο χρονικός ορίζοντας για τις αναμενόμενες αποδόσεις, τόσο μεγαλύτερο είναι το ποσοστό της διακύμανσης που μπορεί να προβλεφτεί. Τέλος, συμπεραίνουν ότι, η αθροιστική επίδραση στις τιμές των μετοχών λόγω των μελλοντικών διαταραχών (shocks), είναι σχεδόν μηδενική, αφού η μείωση της παρούσας τιμής των μετοχών αντισταθμίζεται από την αύξηση των μελλοντικών τιμών λόγω των υψηλότερων αναμενόμενων αποδόσεων.

Οι Campbell and Shiller (1989), μελετούν και αυτοί τον δείκτη μέρισμα/τιμή, δηλαδή την χρονική εξέλιξη των τιμών των μετοχών, σε σχέση με τα μερίσματά τους, χρησιμοποιώντας τιμές παρελθόντων ετών, του χρηματιστηρίου της Αμερικής. Βασισμένοι στο μοντέλο τιμολόγησης μετοχών του Gordon, δημιούργησαν ένα μοντέλο στο οποίο ο λογαριθμικός δείκτης D/P εκφράζεται συναρτήσει του ρυθμού αύξησης των μερισμάτων και του προεξοφλητικού επιτοκίου. Θεωρούν ότι, ο παραπάνω λογαριθμικός λόγος μπορεί να απεικονίσει την κατάσταση της οικονομίας σε συγκεκριμένη χρονική στιγμή. Στη μελέτη τους εξετάζουν δύο διαφορετικές χρονικές περιόδους (1926 – 1986 και 1871 – 1986) με τέσσερις μεθόδους (σταθερά προεξοφλητικά επιτόκια, προεξοφλητικά επιτόκια από πραγματικά επιτόκια, προεξοφλητικά επιτόκια από δεδομένα πραγματικής κατανάλωσης και προεξοφλητικά επιτόκια από δεδομένα διακύμανσης των αποδόσεων) και καταλήγουν στα εξής συμπεράσματα:

1. Ο λόγος D/P, συσχετίζεται άμεσα με το μελλοντικό ρυθμό μεγέθυνσης των μερισμάτων.
2. Τα βραχυπρόθεσμα προεξοφλητικά επιτόκια δεν μπορούν να προβλέψουν τις κινήσεις στις τιμές των μετοχών.

Υπάρχει σημαντική, μη εξηγήσιμη διακύμανση στο λογαριθμικό λόγο D/P, που σημαίνει ότι η προβλεπτικότητα των αποδόσεων των μετοχών είναι χαμηλή.

Στη μελέτη που πραγματοποίησε ο Cochrane (1999), παρατήρησε ότι τόσο οι τιμές των μετοχών όσο και οι τιμές των ομολόγων και του συναλλάγματος είναι μη προβλέψιμες μέχρι και τη δεκαετία του '80. Συγκεκριμένα, αναφέρει ότι παρόλο που μπορεί σε κάποια χρονική στιγμή να υπάρχει μια ακολουθία στις αποδόσεις των μετοχών, αυτή μπορεί ανά πάσα στιγμή να σταματήσει να υφίσταται κι επομένως το γεγονός της ακολουθίας δεν προμηνύει τίποτα για τη μελλοντική εξέλιξη της αγοράς.

Σε συνέχεια της έρευνας του, και ύστερα από την πραγματοποίηση εμπειρικών μελετών κατέληξε στο συμπέρασμα ότι μετά το 1990 οι τιμές των μετοχών μπορούν να προβλεφτούν ως ένα βαθμό. Υποστήριξε, ότι ο δείκτης μέρισμα /τιμή, μπορεί να προβλέψει τη μεταβλητότητα της απόδοσης της τιμής της μετοχής, σε μακροχρόνιο ορίζοντα. Κατέληξε στο συμπέρασμα ότι, όσο αυξάνει ο χρονικός ορίζοντας, τόσο μεγαλύτερη είναι η προβλεπτική ικανότητα του δείκτη D/P. Χρησιμοποιώντας δεδομένα από το δείκτη της Νέας Υόρκης έδειξε ότι ο παραπάνω δείκτης από 17% προβλεπτική ικανότητα που είχε για ετήσιες αποδόσεις, αγγίζει το 60% για αποδόσεις 5ετίας κι αυξάνεται, όσο αυξάνεται και η χρονική περίοδος.

Στην έρευνα τους οι Campbell and Yogo (2003), βασίστηκαν στην παραπάνω υπόθεση, κατά την οποία οι αποδόσεις των τιμών των μετοχών είναι προβλέψιμες σε μακροχρόνιο ορίζοντα. Χρησιμοποιώντας τη μέθοδο t-test, έδειξαν ότι οι μεταβλητές του επιτοκίου έχουν τη δυνατότητα να προβλέψουν τις αποδόσεις στην περίοδο μετά το 1952. Επίσης τα test που πραγματοποίησαν, έδειξαν ότι ο δείκτης κέρδη/τιμή μπορεί να προβλέψει τις αποδόσεις τόσο σε ετήσια, όσο και σε μηνιαία βάση, ενώ ο δείκτης μέρισμα/μετοχή προβλέπει τις αποδόσεις των μετοχών μόνο σε ετήσια βάση. Καταλήγοντας, τονίζουν ότι οι αποδόσεις των τιμών των μετοχών είναι προβλέψιμες αλλά η συγκεκριμένη προβλεπτικότητα είναι δύσκολο να μελετηθεί χωρίς την πραγματοποίηση στατιστικών ελέγχων.

Οι Ang and Bekaert (2001), πραγματοποίησαν έρευνα σε τρεις ηπείρους (Ευρώπη/ Γαλλία-Γερμανία-Βρετανία, Ασία / Ιαπωνία και Αμερική) προσπαθώντας να εξετάσουν βραχυπρόθεσμα και μακροπρόθεσμα την προβλεπτικότητα των αποδόσεων των μετοχών. Για την έρευνά τους χρησιμοποίησαν τρεις παράγοντες για



την πρόβλεψη των αποδόσεων των μετοχών : τη μερισματική απόδοση, την απόδοση κερδών και τα βραχυχρόνια επιτόκια (short rate). Στη βιβλιογραφική τους επισκόπηση αναφέρουν ότι τα συνήθη εργαλεία που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη τιμών των μετοχών, είναι το ονομαστικό επιτόκιο και η μερισματική απόδοση, εκτός των παραπάνω όμως υπάρχουν μελέτες (Lamont, 1998), (Cambell and Shiller, 1989) που δείχνουν ότι η απόδοση των κερδών, έχει και αυτή προβλεπτική ικανότητα για τις υπερβάλλουσες αποδόσεις των μετοχών. Κάνοντας χρήση της μεθόδου t-statistics, βρήκαν ότι η προβλεπτικότητα, για τις αποδόσεις των τιμών των μετοχών στις U.S.A. ήταν στατιστικά ασθενής. Επιπρόσθετα για την Γαλλία, τη Γερμανία, το Η.Β. και την Ιαπωνία, σε αντίθεση με τα αποτελέσματα του Lamont (1998), έδειξαν ότι, μακροπρόθεσμα δεν υπάρχει προβλεπτική δυνατότητα, αφού τα μοντέλα πρόβλεψης δεν είναι στατιστικά σημαντικά, ενώ βραχυπρόθεσμα η προβλεπτικότητα των αποδόσεων παρατηρείται σε όλες τις χώρες.

Επίσης, κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι, τα επιτόκια δίνουν ισχυρές προβλέψεις για τις τιμές των μετοχών. Καταλήγοντας, οι Ang and Bekaert (2001), επισημαίνουν, ότι η δυνατότητα πρόβλεψης των αποδόσεων στις τιμές των μετοχών είναι μεγαλύτερη σε επίπεδο σύνθεσης όλων των χωρών, απ' ότι σε επίπεδο μεμονωμένης χώρας.

Στην έρευνά τους, οι Boudoukh et al. (2005), εξέτασαν το σενάριο που επικρατεί στη διεθνή βιβλιογραφία, κατά το οποίο οι αποδόσεις των μετοχών είναι σε μεγαλύτερο βαθμό προβλέψιμες σε μακροχρόνιο ορίζοντα. Παρατήρησαν ισχυρές συσχετίσεις στις παλινδρομήσεις, τόσο στις εκτιμήσεις για ένα και δύο έτη, όσο και για αυτές των τεσσάρων και πέντε ετών. Χρησιμοποίησαν τις λογαριθμικές αποδόσεις των μετοχών του δείκτη CRSP, την υπερβάλλουσα απόδοση Value Weighted του Center of Research in Security Prices και τον δείκτη S&P500, για τις αποδόσεις των κερδών, και πραγματοποίησαν παλινδρόμηση από ένα έως πέντε χρόνια για δεδομένα των ετών 1926 - 2004.

Στη μελέτη τους, παρατήρησαν ότι, όσο αυξάνεται ο χρονικός ορίζοντας, τόσο αυξάνεται το μέγεθος των συντελεστών της παλινδρόμησης και ο συντελεστής προσδιορισμού  $R^2$ , που συνεπάγεται αύξηση της προβλεπτικότητας. Σύμφωνα με τα test που διεξάγου, οι Boudoukh et al. (2005), καταλήγουν, ότι για μικρούς χρονικούς

ορίζοντες μπορούν να υπάρξουν χαμηλά επίπεδα προβλεψιμότητας, ενώ μακροπρόθεσμα αναμένουμε αρκετά υψηλότερα.

Ο Cochrane (2008), βασίστηκε στην υπόθεση ότι εάν οι αποδόσεις των μετοχών δεν είναι προβλέψιμες, τότε η μεγέθυνση των μερισμάτων πρέπει να είναι προβλέψιμη, ώστε να δημιουργεί την διακύμανση που παρατηρείται στις αποδόσεις των μερισμάτων. Μέσω των παλινδρομήσεων που πραγματοποίησε, κατέληξε στο αντίθετο συμπέρασμα, δηλαδή, ότι οι αποδόσεις των μετοχών είναι προβλέψιμες, ενώ ο ρυθμός αύξησης των μερισμάτων δεν είναι.

Πιο συγκεκριμένα, υποστήριξε ότι, αν ο ρυθμός αύξησης των μερισμάτων και οι αποδόσεις των μετοχών δεν είναι προβλέψιμα, τότε ο λόγος P/D πρέπει να είναι σταθερός, που δεν ισχύει. Επομένως, αν οι αποδόσεις των μετοχών είναι συγκεκριμένες, θα πρέπει είτε ο ρυθμός αύξησης των τιμών, είτε οι μερισματικές αποδόσεις να είναι προβλέψιμες, ώστε έπειτα από μια διαταραχή στην οικονομία οι αποδόσεις των μερισμάτων να βρίσκονται σε ισορροπία. Τα αποτελέσματα της έρευνα, δείχνουν ότι εφόσον δεν υφίσταται προβλεψιμότητα των μερισμάτων, οι αποδόσεις των μερισμάτων των μετοχών είναι προβλέψιμες. Επιπρόσθετα, σε μακροχρόνιο ορίζοντα οι αποδόσεις των μετοχών έχουν μεγαλύτερη στατιστική δύναμη απ ό τι βραχυχρόνια.

Ο Chen (2009), χρησιμοποιώντας σαν αφετηρία τη μελέτη του Cochrane (2008), κατέληξε στο συμπέρασμα ότι, οι αποδόσεις των τιμών των μετοχών είναι προβλέψιμες μέσω της μερισματικής απόδοσης. Χρησιμοποίησε στοιχεία 134 ετών 1872-2005 και έδειξε ότι οι αποδόσεις των τιμών των μετοχών είναι μη προβλέψιμες για 7 δεκαετίες (πριν τον πόλεμο) αλλά γίνονται προβλέψιμες στο μεταπολεμικό διάστημα.

Οι Campbell and Tompson (2008), βασίστηκαν στη μελέτη που πραγματοποίησαν οι Goyal and Welch (2007), οι οποίοι παρατήρησαν ότι οι ιστορικές μέσες τιμές των υπερβάλλουσων αποδόσεων των μετοχών, μπορούν να παρέχουν ικανοποιητικότερη πρόβλεψη για τις μελλοντικές αποδόσεις των μετοχών, απ' ό τι οι παλινδρομήσεις στις υπερβάλλουσες αποδόσεις των μεταβλητών πρόβλεψης. Με τη σειρά τους, οι πρώτοι, έδειξαν, στο άρθρο τους, ότι πολλές παλινδρομήσεις πρόβλεψης μπορούν να παρέχουν καλύτερα αποτελέσματα από τον ιστορικό μέσο, όταν σε αυτές επιβληθούν κάποιοι περιορισμοί.

Χρησιμοποίησαν στοιχεία του δείκτη S&P500 για μετοχές από το 1927 και επιβάλλοντας περιορισμούς στο πρόσημο των συντελεστών παλινδρόμησης και στο πριμ των μετοχών, έδειξαν ότι, με αυτόν τον τρόπο βελτιώνουν την προβλεπτικότητα των αποδόσεων των μετοχών, για τις εκτός δείγματος προβλέψεις. Επισημαίνουν ότι ακόμη και στην περίοδο 1980-2005, τα μοντέλα αξιολόγησης αν και περιορισμένα, έδιναν ικανοποιητικότερα αποτελέσματα πρόβλεψης απ' ό,τι μοντέλα που βασίζονταν σε μακροοικονομικά ιστορικά στοιχεία των μέσων των αποδόσεων. Τέλος, οι Campbell and Tompson (2008), σε μια προσπάθεια περαιτέρω βελτίωσης των υποδειγμάτων τους, ώστε αυτά να συνδυάζουν θεωρητικά και εμπειρικά δεδομένα, προτείνουν τη χρήση των Bayesian statistics (στατιστικών μπεισιανών τεχνικών).

Οι Lacerda and Santa-Clara (2010), στη μελέτη τους, σημειώνουν ότι, ο λόγος τιμή/μέρισμα μεταβάλλεται με την πάροδο του χρόνου, λόγω των διακυμάνσεων των αναμενόμενων κερδών και των προβλέψεων του ρυθμού αύξησης των μερισμάτων. Απομόνωσαν τις διακυμάνσεις που οφείλονται στις μεταβολές των αναμενόμενων αποδόσεων από αυτές που οφείλονται στις προβλέψεις του ρυθμού μεγέθυνσης των μερισμάτων και παρουσίασαν ένα μοντέλο στατιστικά ισχυρό με  $R^2 = 16.27\%$  και  $7,88\%$  αντίστοιχα για την πρόβλεψη των αποδόσεων.

Οι συγγραφείς χρησιμοποιούν ένα απλό μοντέλο παρούσας αξίας για να τροποποιήσουν το λόγο τιμή/μέρισμα, με σκοπό να απομονώσουν τον συντελεστή των αποδόσεων που οφείλονται στις προβλέψεις των μερισματικών αποδόσεων. Βάση του μοντέλου τους, επισημαίνουν, ότι για τη βελτίωση των προβλέψεων των αποδόσεων των μετοχών, απαιτείται η μέτρηση της διακύμανσης στο μελλοντικό ρυθμό μεγέθυνσης των μερισμάτων. Επομένως, πραγματοποιώντας παλινδρόμηση στα δεδομένα, βρίσκουν ότι οι υστερήσεις στο ρυθμό αύξησης των μερισμάτων στο παρελθόν, είναι σημαντικές, για την πρόβλεψη των μερισμάτων στο μέλλον.

Το τελικό συμπέρασμα των Lacerda and Santa-Clara (2010), είναι πως όταν από το δείκτη μέρισμα/τιμή αφαιρούμε το στοιχείο της απόδοσης του μερίσματος, τόσο καλύτερα αποτελέσματα παίρνουμε για την πρόβλεψη των αποδόσεων στις τιμές της μετοχής. Το συγκεκριμένο γεγονός, δείχνει ότι η πρόβλεψη της αύξησης των μερισμάτων είναι σημαντική για την πρόβλεψη των αποδόσεων των μετοχών.

Στο άρθρο τους οι Rounaghi and Zadeh (2016), ερευνούν τα χαρακτηριστικά και τις αλλαγές, σε μακροχρόνιο ορίζοντα για τις αποδόσεις και τη μεταβλητότητα

των τιμών των μετοχών, αντλώντας στοιχεία από τους δείκτες S&P500 και London Stock Exchange με τη χρήση του μοντέλου ARMA. Πραγματοποίησαν πρόβλεψη για τις αποδόσεις μετοχών σε μηνιαία και ετήσια βάση. Η στατιστική ανάλυση που παρουσίασαν, έδειξε ότι το μοντέλο ARMA είναι ικανό να πραγματοποιήσει μηνιαίες κι ετήσιες προβλέψεις κι επίσης, τόσο οι αγορές των S&P500 όσο κι αυτή του London Stock Exchange είναι αποτελεσματικές και διακατέχονται από χρηματοοικονομική σταθερότητα σε περιόδους κρίσης. Καταλήγοντας, αναφέρουν ότι το μοντέλο ARMA είναι ανώτερο από τα άλλα μοντέλα και χρησιμοποιώντας προηγούμενες τιμές, μπορεί να προβλέψει για μέσο-μακροπρόθεσμο ορίζοντα τις αποδόσεις των τιμών των μετοχών, για το London stock exchange και το δείκτη S&P 500 σε μηνιαίους και ετήσιους υπολογισμούς.

Πέρα από τις παραπάνω αναφορές στις οποίες πραγματοποιούνται προβλέψεις σε διάφορους δείκτες με τη μέθοδο κυρίως της παλινδρόμησης, πρέπει να αναφέρουμε ότι τα πιο δημοφιλή μοντέλα που έχουν χρησιμοποιηθεί, είναι τα υποδείγματα ARCH, που προτάθηκαν αρχικά από τον Engle (1982). Ο Bollerslev (1986), εισάγει τα γενικευμένα υποδείγματα ARCH/GARCH, τα οποία εκτός από την υπό συνθήκη διακύμανσης και τις υστερήσεις της, έχουν τη δυνατότητα συνοπτικής περιγραφής των εκάστοτε υπό εξέταση φαινομένων. Στην έρευνα τους, οι Bollerslev et al (1992), πραγματοποιούν μια παρουσίαση της υπάρχουσας βιβλιογραφίας που αφορά τα υποδείγματα ARCH, επισημαίνοντας πως στις περισσότερες των περιπτώσεων το υπόδειγμα GARCH(1,1) είναι επαρκές.

Ο Akgiray (1989), ήταν ο πρώτος που χρησιμοποίησε το μοντέλο GARCH για την πρόβλεψη της μεταβλητότητας. Συγκρίνοντας το υπόδειγμα GARCH(1,1) με τα απλά μοντέλα του Ιστορικού Μέσου (Historical Mean), του Κινητού Μέσου (Moving Average), του Τυχαίου Περίπατου (Random Walk) και της Εκθετικής Εξομάλυνσης (Exponential Smoothing), καταλήγει στο συμπέρασμα, ότι το πρώτο παρέχει ικανοποιητικότερα αποτελέσματα, όταν εφαρμόζεται για μηνιαία στοιχεία στο χρηματιστήριο της Νέας Υόρκης. Στο ίδιο συμπέρασμα καταλήγουν και οι Magnus and Fosu (2006), εξετάζοντας το χρηματιστήριο της Γκάνας με τα μοντέλα του τυχαίου περίπατου και μια ομάδα μοντέλων GARCH (GARCH, EGARCH, TGARCH).

Αξίζει να αναφερθεί ότι, στη βιβλιογραφία παρατηρούμε μελέτες, σε περιορισμένο βέβαια αριθμό, οι οποίες αναφέρουν ότι τα απλά υποδείγματα παρέχουν καλύτερα αποτελέσματα από τα πιο σύνθετα. Χαρακτηριστική, είναι αυτή των Dimson and Marsh (1990), οι οποίοι εξετάζουν τριμηνιαία στοιχεία της αγοράς του Ηνωμένου Βασιλείου και καταλήγουν ότι η εκθετική εξομάλυνση και τα μοντέλα παλινδρόμησης δίνουν καλύτερα αποτελέσματα. Επιπροσθέτως, ο Tse (1991) και οι Tse and Tung (1992), επισημαίνουν, ότι ο EWMA (Exponentially Weighted Moving Average) δίνει καλύτερα αποτελέσματα από τα ARCH και τα γενικευμένα GARCH μοντέλα, για εβδομαδιαία στοιχεία της Ιαπωνίας και της Σιγκαπούρης αντίστοιχα. Ο Taylor (2004), στη μελέτη του, χρησιμοποιεί σαν εισερχόμενα, τις εβδομαδιαίες αποδόσεις των μετοχών από το 1987 έως το 1995, και ημερησίες από το 1998 έως το 2004, οκτώ αγορών (Amsterdam (EOE), Frankfurt (DAX), Hong Kong (Hang Seng), London (FTSE100), New York (S&P500), Paris (CAC40), Singapore (Singapore All Shares) and Tokyo (Nikkei)). Από τα σύνθετα μοντέλα της κατηγορίας ARCH επέλεξε τα GARCH, IGARCH, GJRGARCH, LSTGARCH και ESTGARCH, ενώ από τα απλά μοντέλα, τα ARMA, AR, και το Exponential Smoothing Methods, για να πραγματοποιήσει πρόβλεψη 1 βήμα μπροστά. Καταλήγει, ότι η καλύτερη μέθοδος είναι το Exponential Smoothing.

Στην τριετία 1990-1993 παρατηρήθηκε μια σειρά άρθρων, τα οποία προτείνουν το μοντέλο EGARCH (exponencial garch model) ως την καλύτερη εναλλακτική ανάμεσα σε μια πληθώρα μοντέλων που παρέχονται στη διεθνή βιβλιογραφία. Αναφορικά με την παραπάνω παρατήρηση γίνεται παράθεση των μελετών των Cao and Tsay (1992), Cumby, Figlewski and Hasbrouck (1993) και Pagan and Schwert (1990). Ξεκινώντας από το 1990 οι τελευταίοι στο άρθρο τους, που δημοσιεύθηκε στο Journal of Econometrics, χρησιμοποιούν μηνιαίες αποδόσεις των μετοχών του αμερικάνικου χρηματιστηρίου για την περίοδο 1834-1937 και πραγματοποιούν προβλέψεις για ένα μήνα με τα μοντέλα EGARCH, GARCH, RS-AR, KERNEL και FOURIER. Στη συνέχεια της έρευνάς τους, πραγματοποιώντας στατιστικούς ελέγχους, αναφέρουν ότι τα μη παραμετρικά υποδείγματα παρέχουν χειρότερες αποδόσεις από τα παραμετρικά, ενώ το EGARCH είναι το καλύτερο, λόγω της ικανότητας του να περιγράφει την ασυμμετρία της μεταβλητότητας.

Ένα χρόνο αργότερα, οι Cao και Tsay (1992) προτείνουν το υπόδειγμα TAR για προβλέψεις σε μετοχές μεγάλης κεφαλαιοποίησης, ενώ το EGARCH για μετοχές

μικρής κεφαλαιοποίησης και σε μακροπρόθεσμο ορίζοντα. Το δείγμα τους αποτελούνταν από μηνιαία στοιχεία των δεικτών NYSE & AMEX, για το χρονολογικό ορίζοντα 1928–1989. Προβλέψεις από ένα έως 30 μήνες πραγματοποιήθηκαν με τα TAR, ARMA (1,1), GARCH(1,1) και EGARCH(1,1). Σε συνέχεια της μελέτης των Cao και Tsay(1992), οι Cumby, Figlewski and Hasbrouck (1993) έρχονται κι εξετάζουν εβδομαδιαία στοιχεία για την περίοδο 1977-1990 στις αγορές της Ιαπωνίας και της Αμερικής, ισοτιμιών (Yen/\$), μετοχών αλλά και ομολόγων. Πραγματοποιούν προβλέψεις μιας βδομάδας μπροστά με τις ιστορικές μεθόδους και το μοντέλο EGARCH, επισημαίνοντας τη σπουδαιότητα του δευτέρου, το οποίο υπερισχύει των απλών μοντέλων (HIS).

Οι Franses και van Dijk (1996), διερεύνησαν την ικανότητα πρόβλεψης για εβδομαδιαία στοιχεία από τις χρηματιστηριακές αγορές της Γερμανίας της Ισπανίας, της Ιταλίας, της Ολλανδίας και της Σουηδίας, εφαρμόζοντας τα μοντέλα RW, GARCH(1,1) GJR-GARCH, και QGARCH, καταλήγοντας ότι, το τελευταίο, δίνει ικανοποιητικότερα αποτελέσματα, ειδικά όταν δεν υπάρχουν ακραίες τιμές. Αξίζει να αναφέρουμε ότι και τρία χρόνια αργότερα οι Franses and Ghijssels (1999), συμπεραίνουν ότι οι προβλέψεις δίνουν καλύτερα αποτελέσματα, όταν οι παράμετροι δεν επηρεάζονται από ακραίες τιμές, πραγματοποιώντας, προβλέψεις για μία βδομάδα μπροστά, με τα υποδείγματα AO GARCH, GARCH. Περίεργο, αλλά και διαφορούμενο στοιχείο της έρευνας τους, δεδομένης της ήδη υπάρχουσας βιβλιογραφίας, είναι ότι δεν προτείνουν το υπόδειγμα GJR-GARCH. Επιπρόσθετα, παρατήρησαν ότι αν συμπεριλάβουν στο δείγμα τους την κατάρρευση των αγορών το 1987, τότε ο Τυχαίος Περίπατος δίνει εξίσου ικανοποιητικά αποτελέσματα. Σε αντιπαράθεση με την παραπάνω μελέτη, την ίδια χρονιά, έρχονται οι Brailsford και Faff (1996), οι οποίοι, ερευνώντας την ικανότητα πρόβλεψης σε ημερήσια δεδομένα της χρηματιστηριακής αγοράς της Αυστραλίας (1974-1993), με μια σειρά υποδειγμάτων (RW, MA, EWMA, GARCH, GJR-GARCH, ESM, HIS), καταλήγουν ότι, GJR-GARCH είναι και το πιο αποτελεσματικό, αν και τα αποτελέσματά του είναι ευαίσθητα σε στατιστικό σφάλμα.

Οι McMillan et al (2010), στο άρθρο τους, καταλήγουν σε παρόμοια συμπεράσματα με αυτά των Franses and Dijk (1996) και Brailsford and Faff (1996), πραγματοποιώντας προβλέψεις για μια μέρα, μία βδομάδα κι ένα μήνα μπροστά και χρησιμοποιώντας τις ημερήσιες τιμές κλεισίματος του δείκτη FTSE 100, με μια σειρά

από 10 μοντέλα πρόβλεψης της απόδοσης των τιμών των μετοχών, στα οποία περιλαμβάνονται τα HIS, RW, MA, ES, EWMA, SR, GARCH, TGARCH, EGARCH και CGARCH. Αναφέρουν, ότι τα υποδείγματα GARCH, Moving Average, και Exponential Smoothing παρέχουν καλύτερα αποτελέσματα για ημερήσιες προβλέψεις, ενώ το MA είναι το καλύτερο υπόδειγμα πρόβλεψης, εάν στο δείγμα συμπεριλήφθη η κρίση του 1987. Στο ίδιο πνεύμα με τους ανωτέρω, κινήθηκε και ο Brooks(1998) ο οποίος εξέτασε 2431 ημερήσιες τιμές του δείκτη NYSE από το 1978 έως το 1988 και πραγματοποίησε προβλέψεις για μία μέρα με τα μοντέλα RW, HIS, MA, AR, EWMA, ES, EGARCH, GARCH, GJR και Np. Καταλήγει, ότι τα απλά μοντέλα είναι προτιμότερα, αν και δεν υπάρχει κάποιο μοντέλο κοινά αποδεκτό ως το καλύτερο για προβλέψεις σε αποδόσεις τιμών μετοχών και συμπληρώνει τη μελέτη των Brailsford και Faff (1996), τονίζοντας πως το μοντέλο EGARCH είναι ανώτερο του GJR.

Ο Klaassen (1998), στηρίζει την άποψη ότι, τα μοντέλα RSGARCH παρέχουν βελτίωση της πρόβλεψης της μεταβλητότητας. Χρησιμοποιούν τα υποδείγματα Regime-switching, ARCH και Single-regime GARCH, για προβλέψεις μίας και δέκα μερών μπροστά. για τους δείκτες συναλλάγματος του δολαρίου, του γεν και του γερμανικού μάρκου, από το 1978 έως το 1997 (ημερήσια στοιχεία).

Οι Andersen and Bollerslev (1998) και Andersen, Bollerslev, and Lange (1999) πραγματοποιούν προβλέψεις πάνω στους δείκτες συναλλάγματος, για μια πέντε και είκοσι μέρες μπροστά, αντλώντας στοιχεία από τις ημερήσιες τιμές των δεικτών Μάρκο Γερμανίας- Δολάριο, Γεν-Δολάριο (1987-1993) και Γεν-Δολάριο (1986-1996) αντίστοιχα. Σαν υπόδειγμα χρησιμοποιούν το GARCH(1,1) και καταλήγουν στα εξής τρία συμπεράσματα:

1. Το  $R^2$  αυξάνεται όσο αυξάνονται οι παρατηρήσεις του δείγματος.
2. Τα υποδείγματα GARCH βελτιώνουν την ακρίβεια των προβλέψεων.
3. Για συχνότητες μικρότερες της ώρας, τα αποτελέσματα έχουν μεγάλο σφάλμα.

Σε συμφωνία με το τρίτο αποτέλεσμα της έρευνας των παραπάνω, έρχεται και αυτή των Blair, Poon and Taylor (2001), οι οποίοι χρησιμοποιούν τα μοντέλα ARCH για να καταλήξουν στο συμπέρασμα ότι χρησιμοποιώντας παρατηρήσεις σε χρονικό ορίζοντα μικρότερο της μέρας (μεγαλύτερο όμως της ώρας), παίρνουν καλύτερα

αποτελέσματα πρόβλεψης, από την εναλλακτική να χρησιμοποιήσουν ημερήσια δεδομένα. Δύο χρόνια μετά, σε σχετικό άρθρο τους, οι Andersen, Bollerslev, Francis Diebold and Labys (2002), πραγματοποιώντας προβλέψεις για μία και δέκα μέρες μπροστά, με τα μοντέλα VAR-RV, FIGARCH(1,d,0) και GARCH, συμπεραίνουν ότι η βελτίωση των προβλέψεων οφείλεται στη συχνότητα των δεδομένων που χρησιμοποιούνται και όχι στην αλλαγή του μοντέλου.

Εκτός των παραπάνω αναφορών, στο άρθρο τους οι Cecconi, Gallo and Lombardi (2002) πραγματοποιούν προβλέψεις για 30 μέρες στο δείκτη NASDAQ 100, με τα υποδείγματα GARCH, TGARCH, FIGARCH, ANST-GARCH, AR, ARCH και καταλήγουν έπειτα από στατιστικό έλεγχο, ότι, τα καλύτερα μοντέλα πρόβλεψης των αποδόσεων των μετοχών είναι τα GARCH, TGARCH και FIGARCH τα οποία μάλιστα δίνουν και παρόμοια αποτελέσματα. Ομοίως οι Lux και Kaizoji (2004), χρησιμοποιούν ημερήσια στοιχεία του χρηματιστηρίου της Ιαπωνίας, από το 1975 μέχρι το 2001, για την πρόβλεψη 100 μερών μπροστά. Χρησιμοποιούν τα μοντέλα GARCH, FIGARCH, ARMA, ARFIMA και MF και συμπεραίνουν ότι καλύτερα αποτελέσματα δίνει το multifractal model με το GARCH σαν εναλλακτική.

Στην έρευνά τους, οι Magnus και Fosu (2007), προσπαθώντας να προβλέψουν τη μεταβλητότητα των αποδόσεων των μετοχών στο χρηματιστήριο της Γκάνας, χρησιμοποιούν τα μοντέλα GARCH (1,1), TGARCH (1,1) και EGARCH (1,1) και του τυχαίου περιπάτου, δείχνοντας ότι το GARCH (1,1) είναι το καλύτερο, ενώ αυτό του τυχαίου περιπάτου δίνει τα χειρότερα αποτελέσματα. Ο Asarkya(2011), χρησιμοποίησε τα απλά και τα σύνθετα μοντέλα πρόβλεψης, σε εβδομαδιαία στοιχεία του χρηματιστηρίου της Τουρκίας. Κατέληξε στο συμπέρασμα, ότι τα καλύτερα αποτελέσματα στα απλά μοντέλα δίνει η εκθετική εξομάλυνση, ενώ στα σύνθετα (ARCH model) τα EGARCH και GJR-GARCH. Ο Agowolo (2013), σε έρευνά του, πραγματοποιεί πρόβλεψη για 20 βήματα μπροστά, χρησιμοποιώντας ημερήσιες αποδόσεις των μετοχών της Zenith Bank Plc, η οποία δραστηριοποιείται στο Nigeria Stock Exchange, για χρονικό ορίζοντα 2005-2009. Θεωρεί το μοντέλο GARCH(1,2) ως το καλύτερο της οικογενείας GARCH και σαφώς ανώτερο του ARCH.

Σύμφωνα με τις παραπάνω μελέτες, καταλήγουμε στην παρατήρηση ότι, είναι δύσκολο να λεχθεί ποια μέθοδος πρόβλεψης είναι η καλύτερη. Αυτό συμβαίνει για διάφορους λόγους, είτε επειδή μερικοί ερευνητές δεν συγκρίνουν τα μοντέλα μεταξύ



τους, είτε τα συγκρίνουν αλλά δεν παρουσιάζεται ξεκάθαρο αποτέλεσμα, είτε εστιάζουν στην πρόβλεψη της μεταβλητότητας ενός χρηματιστηρίου αδιαφορώντας για το ποια είναι η καλύτερη μέθοδος. Στο ίδιο συμπέρασμα, καταλήγουν και μια σειρά ερευνητών στα άρθρα του ακολουθούν.

Αρχικά, οι Poon and Granger (2002, 2005) παραθέτουν ένα πλήθος 93 άρθρων, στα οποία πραγματοποιούνται προβλέψεις με διαφορετικές μεθόδους. Κάνουν μια προσπάθεια σύγκρισης των παραπάνω μοντέλων με σκοπό να καταλήξουν στο καλύτερο. Σαν γενικό συμπέρασμα, συμφωνούν ότι δεν υπάρχει ξεκάθαρο προβάδισμα κάποιου μοντέλου έναντι των εναλλακτικών. Συγκεκριμένα σημειώνουν τα εξής:

1. Τα μοντέλα ARCH δίνουν καλύτερα αποτελέσματα πρόβλεψης της διακύμανσης, όταν αυτή παραμένει σε σταθερό επίπεδο και θεωρείται στάσιμη.
2. Αν παρατηρούνται έντονες αλλαγές στα επίπεδα της διακύμανσης, τότε τα καταλληλότερα μοντέλα για προβλέψεις, αποτελούν οι απλές μέθοδοι και πιο συγκεκριμένα το exponential smoothing.
3. Στα 60 από τα 93 άρθρα που μελέτησαν, αναφέρουν ότι υπερισχύει η μέθοδος GARCH έναντι των λοιπών.

Στο συμπέρασμα ότι, δεν υπάρχει σαφή διάκριση κανενός μοντέλου και η επιλογή του εξαρτάται από το χρονικό ορίζοντα, καταλήγουν στα άρθρα τους οι Ederington and Guan (2004) και οι Loudon et al (2000), που χρησιμοποιούν μια σειρά από μοντέλα πρόβλεψης, τόσο απλά όσο και σύνθετα (LGARCH, MGARCH, EGARCH, GJR-GARCH, NGARCH, VGARCH, TS-GARCH, TGARCH, the historical standard deviation, Riskmetric's exponentially weighted moving average, GARCH(1,1), AGARCH). Η συμφωνία των μελετών, έγκειται στο γεγονός ότι καμία μέθοδος δεν είναι καλύτερη, καθώς και ότι όσο μεγαλύτερη είναι η περίοδος από την οποία αντλούνται τα δεδομένα, τόσο καλύτερες είναι και οι προβλέψεις.

Στη διεθνή βιβλιογραφία, έχουν αναπτυχθεί τεχνικές και μέτρα αξιολόγησης των αποδόσεων των μοντέλων πρόβλεψης, τα οποία θα αναπτυχθούν σε επόμενη ενότητα. Τα δημοφιλέστερα εκ των μέτρων σφάλματος είναι τα παραδοσιακά μέτρα: MAE-μέσο απόλυτο σφάλμα, MSE-μέσο τετραγωνικό σφάλμα, MSPE-μέσο ποσοστιαίο τετραγωνικό σφάλμα, RMSE-η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος,

MAPE-το μέσο απόλυτο σφάλμα πρόβλεψης, MAD-η μέση απόλυτη απόκλιση, MedSPE-το μέσο τετραγωνικό λάθος πρόβλεψης και MEAN- το μέσο σφάλμα πρόβλεψης. Εκτός από αυτά τα παραδοσιακά μέτρα απόδοσης, έχουν αναπτυχθεί κι άλλοι μέθοδοι μέτρησης της ικανότητας πρόβλεψης των μοντέλων. Η διαφορά αυτών των μεθόδων είναι ότι δεν χρησιμοποιούνται για να συγκρίνουν τα μοντέλα μεταξύ τους και να αποδείξουν πιο είναι το καλύτερο, αλλά για να κρίνουν αν κάποιο μοντέλο είναι κατάλληλο, καθώς και σε πιο βαθμό, για την πραγματοποίηση προβλέψεων.

Οι Bluhm και Yu (2001), χρησιμοποιούν ημερήσια στοιχειά μετοχών του δείκτη DAX, από το 1988 έως το 1999 και πραγματοποιούν προβλέψεις για 45 μέρες μπροστά, με τα μοντέλα historical mean, EWMA, GARCH, GJR-GRACH, EGARCH, GARCH-M και SV. Παρατηρούν ότι, η ιεράρχηση των υποδειγμάτων ποικίλει ανάλογα με τον ορίζοντα πρόβλεψης και το κριτήριο αξιολόγησης (mare, linex). Επίσης, τονίζουν ότι, όταν η επιλογή της τιμής είναι ο πρωταρχικός στόχος, τότε το μοντέλο στοχαστικής μεταβλητότητας είναι το καταλληλότερο μοντέλο, ενώ όταν βασικός στόχος αποτελεί η εκτίμηση του κινδύνου, τότε τα υποδείγματα GARCH δίνουν καλύτερα αποτελέσματα. Στην πρόβλεψη της μεταβλητότητας, προτιμούνται και πάλι τα μοντέλα στοχαστικής μεταβλητότητας, έναντι των χρονολογικών σειρών. Την παραπάνω μελέτη, έρχεται να στηρίξει ένα χρόνο αργότερα ο Yu (2002), στο άρθρο του, στο οποίο χρησιμοποιεί ημερήσιες αποδόσεις τιμών μετοχών, του δείκτη NZSE40, της Νέας Ζηλανδίας. Αξιολογώντας τα αποτελέσματά του, στα οποία κατέληξε χρησιμοποιώντας τα μοντέλα RW, HA, MA, SR, EWMA, ES, ARCH(9), GARCH(3,2), SV και πραγματοποιώντας πρόβλεψη για ένα μήνα, καταλήγει στα εξής:

1. Το SV παρέχει τα καλύτερα αποτελέσματα,
2. Το GARCH (3,2) είναι το καλύτερο από τα υποδείγματα ARCH αλλά είναι ευαίσθητο και εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την επιλογή του μέτρου αξιολόγησης.

Ο Pereira (2004), στη μελέτη του αναφέρει ότι, η επιλογή του καλύτερου μοντέλου πρόβλεψης, εξαρτάται από το μέτρο αξιολόγησης που χρησιμοποιείται. Σύγκρινε τα μοντέλα GARCH (1,1),GJR-GARCH (1,1),ARCH (1), EGARCH (1,1), EWMA, WMA, ES, RW, HIS, MA, όσον αφορά στη δυνατότητα πρόβλεψης, στο

χρηματιστήριο της Πορτογαλίας και συγκεκριμένα στο δείκτη PSI20 για χρονολογίες 1998-2004, χωρίς όμως να καταλήξει με απόλυτη σιγουριά στο ποιο από τα παραπάνω μοντέλα είναι το καλύτερο. Βέβαια, σημειώνει ότι οι μετρήσεις οδηγούν στην ανωτερότητα των γενικευμένων μοντέλων ARCH, ειδικά όταν σαν μέτρα αξιολόγησης χρησιμοποιούνται τα RMSE και MME(U), γεγονός που δείχνει ότι τα μοντέλα αυτής της κατηγορίας παρέχουν τη δυνατότητα ικανοποιητικής πρόβλεψης της μεταβλητότητας.

Στην ελληνική χρηματιστηριακή αγορά, αναφέρονται στη μελέτη τους οι Maris et al.(2004), οι οποίοι προσπαθούν να καταλήξουν στο καλύτερο μοντέλο πρόβλεψης της μεταβλητότητας, για το δείκτη FTSE/ASE20. Τα δεδομένα που συλλέγουν, αφορούν εβδομαδιαίες αποδόσεις των τιμών των μετοχών του παραπάνω δείκτη, για το χρονικό διάστημα 1999-2002 και πραγματοποιούν προβλέψεις από μία έως τέσσερις βδομάδες μπροστά, με τα μοντέλα ARCH, GARCH, EGARCH, TARARCH, RW, MA, ES. Υπογραμμίζουν, ότι με αμελητέο προβάδισμα, τα απλά μοντέλα είναι καλύτερα για προβλέψεις μιας βδομάδας, ενώ το EGARCH για μεσοπρόθεσμα (βδομάδα έως μήνα). Βέβαια σαν γενικό αποτέλεσμα τονίζουν ότι δεν υπάρχει σαφή προβάδισμα σε κανένα μοντέλο πρόβλεψης και συγκεκριμένα, η συνεισφορά του άρθρου τους, είναι ότι δεν κυριαρχεί κανένα μοντέλο. Το γεγονός επομένως ότι καμία εκ των παραδοσιακών προσεγγίσεων δεν είναι κατάλληλη για τον δείκτη FTSE20 δημιουργεί την αναγκαιότητα είτε εύρεσης ενός νέου μοντέλου, είτε την απόδειξη ότι ένα εκ των υπάρχοντων μπορεί να δώσει καλύτερα αποτελέσματα από τα απλά μοντέλα (naïve models).

Τέλος, οι Pan και Zhang (2006), στη μελέτη τους, πραγματοποιούν προβλέψεις της μεταβλητότητας για το χρηματιστήριο της Σαγκάης και χρησιμοποιούν τον κινητό μέσο όρο, τον ιστορικό μέσο, τον τυχαίο περίπατο, και τα μοντέλα GARCH, GJR-GARCH, EGARCH και APARCH. Παρατηρούν ότι, τα μοντέλα GJR και EGARCH είναι τα καλύτερα εκ των GARCH, ενώ δεν υπάρχει μοντέλο που να ξεχωρίζει δίνοντας τις καλύτερες προβλέψεις κάτω από κάθε κριτήριο αξιολόγησης.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

### 5 Μέθοδοι πρόβλεψης

Δεδομένης της μεγάλης σημασίας της μεταβλητότητας και των αποδόσεων, για τις επενδύσεις, τη διαχείριση κινδύνων και την τιμολόγηση των χρηματοοικονομικών προϊόντων, έχουν αναπτυχθεί στη διεθνή βιβλιογραφία και παρουσιάστηκαν σε προηγούμενο κεφάλαιο, πλήθος υποδειγμάτων και μεθόδων πρόβλεψης αυτών. Μια κατηγοριοποίηση των υποδειγμάτων πρόβλεψης, σύμφωνα με τους Roop και Granger (2003-2005) είναι η εξής:

1. Υποδείγματα χρονολογικών σειρών
  - a. Ιστορικά Υποδείγματα
  - b. Υποδείγματα ARCH/GARCH
2. Υποδείγματα Long Memory
3. Υποδείγματα Στοχαστικής Μεταβλητότητας
4. Υποδείγματα στις τιμές αγοράς των δικαιωμάτων προαίρεσης (options)
5. Μη παραμετρικά υποδείγματα

#### 5.1 Υποδείγματα χρονολογικών σειρών

Οι πρώτοι, που αναφέρθηκαν σε υποδείγματα χρονοσειρών, ήταν οι Brown (1990), Engle (1993) και Aydemir (1998). Με μια σύντομη ματιά στη βιβλιογραφία παρατηρούμε ότι αποτελούν τα πιο διαδεδομένα υποδείγματα πρόβλεψης της μεταβλητότητας, ακόμα και στις μέρες μας καθώς βασίζονται στην παραδοχή ότι η μεταβολή της τιμής (διακύμανση) ενός αγαθού-προϊόντος, ακολουθεί μια συγκεκριμένη κατανομή, η οποία θα επαναληφθεί με μεγάλη πιθανότητα. Στο σημείο αυτό πρέπει να αναφέρουμε ότι, υπάρχει πληθώρα υποδειγμάτων χρονοσειρών τα οποία χωρίζονται σε δύο κατηγορίες:

- Ιστορικά Υποδείγματα και
- Υποδείγματα ARCH

### 5.1.1 Ιστορικά Υποδείγματα

Τα Ιστορικά Υποδείγματα, είναι τα πιο απλά στην κατασκευή και την εφαρμογή, από τα λοιπά υποδείγματα και σύμφωνα με αρκετές μελέτες που έχουν παρατεθεί παραπάνω, παρέχουν εξίσου καλά αποτελέσματα πρόβλεψης με τα σύνθετα μοντέλα. Στα συγκεκριμένα υποδείγματα, η συμπεριφορά της μεταβλητότητας εξετάζεται ξεχωριστά από τις αποδόσεις, δίνοντάς τους μεγαλύτερη ευελιξία και δυνατότητα απόκρισης σε αλλαγές της μεταβλητότητας. Επίσης, πραγματοποιούν τις προβλέψεις χρησιμοποιώντας τις ιστορικές τιμές της μεταβλητότητας, που είναι στην ουσία οι τυπικές αποκλίσεις των αποδόσεων. Οι κατηγορίες των υποδειγμάτων πρόβλεψης της μεταβλητότητας είναι οι εξής:

- ✓ υποδείγματα μίας κατάστασης και
- ✓ υποδείγματα αλλαγής σταδίου/καθεστώτος

#### 5.1.1.1 Υποδείγματα μίας κατάστασης

Τα κυριότερα υποδείγματα μιας κατάστασης, τα οποία αναλύονται εκτενέστερα παρακάτω είναι τα εξής:

- Υποδείγματα Τυχαίου Περίπατου
- Υπόδειγμα Ιστορικής Μέσης Τιμής
- Υπόδειγμα Κινητού Μέσου

- Εκθετική Εξομάλυνση
- Εκθετικός Σταθμικός Κινητός Μέσος
- Παλινδρόμηση

### **Υπόδειγμα Τυχαίου Περιπάτου (Random Walk)**

Αποτελεί το απλούστερο ιστορικό υπόδειγμα πρόβλεψης της μεταβλητότητας. Θεωρεί ότι, η μεταβολή της μεταβλητότητας είναι τυχαία και κατά συνέπεια μπορούμε να θεωρήσουμε ότι δεν υπάρχει μεταξύ δύο διαδοχικών περιόδων (έστω  $t$  και  $t+1$ ). Επομένως σύμφωνα με το μοντέλο του τυχαίου περιπάτου, η τιμή της μεταβλητότητας σε μια δεδομένη χρονική περίοδο  $\sigma_{t+1}$ , θα είναι ίση με την τιμή της μεταβλητότητας της αμέσως προηγούμενης χρονικής περιόδου  $\sigma_t$ .

$$\sigma_{t+1} = \sigma_t$$

Επομένως για την πρόβλεψη του  $\sigma_{t+1}$  χρησιμοποιείται μόνο το  $\sigma_t$ , δηλαδή μόνο η μεταβλητότητα της προηγούμενης περιόδου. Αξίζει να αναφέρουμε ότι σε αρκετά άρθρα παρουσιάζεται η χρησιμότητα του συγκεκριμένου μοντέλου, παρόλη την απλότητά του.

### **Υπόδειγμα Ιστορικής Μέσης Τιμής (Historical Average)**

Αυτή η μεθοδολογία έχει τη δυνατότητα πρόβλεψης για μία χρονική περίοδο μπροστά (one step ahead), λαμβάνοντας υπόψη όλες τις ιστορικές τιμές της μεταβλητότητας έως και την αμέσως προηγούμενη περίοδο, δηλαδή πραγματοποιεί εκτίμηση της μελλοντικής μεταβλητότητας παίρνοντας ολόκληρο το διαθέσιμο δείγμα. Η τιμή της μεταβλητότητας της επόμενης χρονικής περιόδου  $\sigma_{t+1}$  εκτιμάται από τη μέση τιμή των προηγούμενων ιστορικών τιμών  $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_t$  όπως φαίνεται και στον παρακάτω τύπο:

$$\sigma_{t+1} = \frac{1}{t} (\sigma_t + \sigma_{t-1} + \dots + \sigma_1)$$

Όπως παρουσιάζεται στη σχέση, η συγκεκριμένη μέθοδος δίνει την ίδια βαρύτητα τόσο σε πρόσφατες όσο και σε παρελθοντικές παρατηρήσεις, γεγονός που μπορεί να οδηγήσει σε σφάλμα, αφού, μια μεταβλητότητα του μακρινού παρελθόντος δεν επηρεάζει το ίδιο με μια πρόσφατη. Ωστόσο η Ιστορική Μέση Τιμή αποτελεί ένα εκ των ακριβέστερων μοντέλων πρόβλεψης, όταν στην κατανομή της μεταβλητότητας παρατηρούμε στάσιμο μέσο.

### **Υπόδειγμα Κινητού Μέσου (Moving Average)**

Το υπόδειγμα αυτό είναι σχεδόν ίδιο με αυτό της Ιστορικής Μέσης Τιμής, με τη μόνη διαφορά ότι λαμβάνει υπόψη του μόνο τις πιο πρόσφατες τιμές της μεταβλητότητας και εξουδετερώνει τις παλαιότερες, όπως φαίνεται και από τον τύπο του:

$$\sigma_{t+1} = \frac{1}{t} (\sigma_t + \sigma_{t-1} + \dots + \sigma_{t-\tau+1})$$

Παρατηρούμε ότι, η μεταβλητότητα μιας χρονικής περιόδου μπροστά από αυτή του παρόντος  $t+1$ , εκτιμάται από το μέσο όρο των πιο πρόσφατων παρατηρήσεων. Η τιμή του  $\tau$  εκφράζει τον αριθμό των χρονικών υστερήσεων του δείγματος κι επιλέγεται με τέτοιο τρόπο, ώστε να ελαχιστοποιείται το σφάλμα της πρόβλεψης  $\sigma_{t+1} - \hat{\sigma}_{t+1}$ .

Επίσης για  $\tau=1$  έχουμε το Υπόδειγμα του Τυχαίου Περίπατου.

### **Εκθετική Εξομάλυνση (Exponential Smoothing)**

Η εκθετική εξομάλυνση, μοιάζει με τη μέθοδο της Ιστορικής Μέσης Τιμής, διότι εκτιμά τη μεταβλητότητα για μια περίοδο μπροστά, από το μέσο όρο των τιμών των προηγούμενων περιόδων. Σε αντίθεση με την Ιστορική Μέση Τιμή, δίνει διαφορετική βαρύτητα σε κάθε μία από τις παρατηρήσεις και εκτιμά την μεταβλητότητα ως ένα σταθμικό μέσο όρο των προηγούμενων τιμών. Αυξημένη βαρύτητα δίνεται στις πιο πρόσφατες τιμές, οι οποίες επηρεάζουν περισσότερο την πρόβλεψη της μεταβλητότητα, ενώ μικρότερη στις παρελθοντικές.

Ο τύπος του υποδείγματος είναι ο εξής:

$$\sigma_t = (1 - \varphi)\sigma_{t-1} + \varphi\hat{\sigma}_{t-1} + \xi_t, \quad 0 \leq \varphi \leq 1$$

$$\text{όπου } \hat{\sigma}_{t-1} = (1-\varphi)\sigma_{t-1} + \varphi\hat{\sigma}_t$$

Το  $\varphi$  ονομάζεται παράμετρος εξομάλυνσης (smoothing parameter), εκτιμάται μέσω της ελαχιστοποίησης των σφαλμάτων πρόβλεψης  $\xi_t$ , εξαρτάται από την υπό μελέτη χρονική περίοδο και από την εξεταζόμενη αγορά και παίρνει τιμές από 0 μέχρι 1, ενώ το  $1 - \varphi$  λέγεται σταθερά της εκθετικής εξομάλυνσης (exponential smoothing constant) Dimson and Marsh (1990) και Brailsford and Faff (1996). Όσον αφορά τις βαρύτητες, παρατηρούμε ότι μειώνονται γεωμετρικά καθώς μεταβαίνουμε από την πιο πρόσφατη (βαρύτητα  $1-\varphi$ ) στην παλαιότερη παρατήρηση (βαρύτητα  $(1-\varphi)\varphi$ ,  $(1-\varphi)\varphi^2$  κλπ, για περιόδους 2,3, ...).

Για  $\varphi=0$  η μεταβλητότητα της επόμενης περιόδου ταυτίζεται με την μεταβλητότητα της τελευταίας περιόδου, δηλαδή της πιο πρόσφατης και η Εκθετική εξομάλυνση ταυτίζεται με τον Τυχαίο Περίπατο. Για μικρό  $\varphi$  (πχ  $0,2 < \varphi < 0,5$ ), οι πιο πρόσφατες παρατηρήσεις έχουν πολύ μεγάλη βαρύτητα, ενώ για μεγάλη παράμετρο εξομάλυνσης (πχ  $0,8 < \varphi < 0,9$ ), οι παρατηρήσεις του κοντινού παρελθόντος παίζουν μικρότερο ρόλο από αυτές του μακρινού παρελθόντος στην πρόβλεψη της μεταβλητότητας. Όσο το  $\varphi$  προσεγγίζει τη μονάδα, τόσο η μέθοδος της εκθετικής εξομάλυνσης προσεγγίζει την Ιστορική Μέση Τιμή.

### **Εκθετικός Σταθμικός Κινητός Μέσος Όρος (Exponential Moving Average-EWMA)**

Η μεθοδολογία αυτή είναι ίδια με αυτή του Κινητού Μέσου, μόνο που στη συγκεκριμένη περίπτωση σταθμίζονται οι τιμές του δείγματος. Βασίζεται μόνο στις πιο πρόσφατες τιμές της μεταβλητότητας, δίνοντας μεγαλύτερη βαρύτητα στις πιο πρόσφατες τιμές των παρατηρήσεων, ενώ εδώ η βαρύτητα μειώνεται γεωμετρικά όπως φαίνεται και από τον τύπο του EWMA:

$$\sigma_{t+1} = \sum \beta^i \sigma_{t-i-1} / \sum \beta^i$$



όπου  $\beta$  η παράμετρος εξομάλυνσης, η οποία υπολογίζεται με την ελαχιστοποίηση των σφαλμάτων πρόβλεψης, όπως και στη μέθοδο της Εκθετικής Εξομάλυνσης.

### **Παλινδρόμηση (Regression)**

Η Παλινδρόμηση αποτελείται από ένα πλήθος ανεξάρτητων μεταβλητών και μία εξαρτημένη. Με τον κατάλληλο συνδυασμό των ανεξάρτητων μεταβλητών σε ένα μοντέλο, μπορούμε να πραγματοποιήσουμε πρόβλεψη για την εξαρτημένη μεταβλητή που μας ενδιαφέρει. Παράδειγμα αποτελεί ο παρακάτω τύπος παλινδρόμησης:

$$\sigma_t = \beta_0 + \beta_1\sigma_{t-1} + \beta_2\sigma_{t-2} + \dots + \beta_n\sigma_{t-n} + u_t$$
$$\hat{\sigma}_{t+1} = \beta_0 + \beta_1\sigma_t + \beta_2\sigma_{t-1} + \dots + \beta_n\sigma_{t-n}$$

όπου  $n$  το πλήθος των τιμών της μεταβλητότητας του δείγματος,  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$  οι βαρύτητες των παρελθόντων τιμών της μεταβλητότητας, οι οποίες εκτιμούνται με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων OLS,  $\beta_0$  σταθερά και  $u_t$  το τυχαίο σφάλμα της παλινδρόμησης.

### ✓ **Μοντέλο Αυτοπαλινδρόμησης (Autoregression - AR)**

Μια ειδική μορφή της παλινδρόμησης αποτελεί το μοντέλο AR και παρουσιάζεται με τον παρακάτω τύπο στη διεθνή βιβλιογραφία:

$$x_t = \xi + \varphi_1 x_{t-1} + \varphi_2 x_{t-2} + \dots + \varphi_p x_{t-p} + \varepsilon_t$$

Όπου

$\varepsilon_t$  το τυχαίο σφάλμα (λευκός θόρυβος)

$\varphi_i$  παράμετροι αυτοπαλινδρόμησης (βαρύτητες)

$\xi$  σταθερά

$p$  τάξη του μοντέλου

✓ Υπόδειγμα Αυτοπαλινδρόμησης Κινητού Μέσου Όρου (Autoregressive Moving Average model - ARMA)

Ο συνδυασμός των μοντέλων αυτοπαλινδρόμησης (AR) και κινούμενου μέσου όρου (MA), συνθέτουν το μοντέλο ARMA γνωστό και ως Box-Jenkins (1970):

$$\sigma_t = \varphi_1 \chi_{t-1} + \varphi_2 \chi_{t-2} + \dots + \varphi_p \chi_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

όπου

P: η τάξη της αυτοπαλινδρόμησης AR

q: η τάξη του κινητού μέσου όρου MA

p, t: παράμετροι

✓ Υπόδειγμα Αυτοπαλινδρόμησης Ολοκληρωμένου Κινητού Μέσου Όρου (Autoregressive Integrated Moving Average model - ARIMA)

Το ARIMA αποτελεί γενικευμένη μορφή του απλού αυτοπαλινδρομου υποδείγματος ARMA και χρησιμοποιείται σε περιπτώσεις που το μοντέλο δεν είναι στάσιμο, όπως παρουσιάζεται παρακάτω:

$$\Phi_p(B)\Phi_p(B^L)X_t = \delta + \Theta_q(B)\Theta_q(B^L)\alpha_t$$

Όπου

$\Phi_p(B)$ : μη-εποχικός (non seasonal) τελεστής αυτοπαλινδρόμησης μοντέλου τάξης p.

$\Phi_p(B^L)$ : εποχικός (seasonal) τελεστής αυτοπαλινδρόμησης μοντέλου τάξης p

$X_t$ : χρονοσειρά

$\delta$ : σταθερά

$\Theta_q(B)$ : μη-εποχικός (non seasonal) τελεστής κινητού μέσου μοντέλου τάξης q

$\Theta_q(B^L)$ : εποχικός (seasonal) τελεστής κινητού μέσου μοντέλου τάξης q

$\alpha_t$ : ακολουθία τυχαίων ανεξάρτητων τιμών (shocks)

### Περιορισμοί πραγματοποίησης παλινδρόμησης

Για την ορθή λειτουργία του υποδείγματος της παλινδρόμησης, πρέπει οι τιμές των τυχαίων σφαλμάτων να πληρούν ορισμένες προϋποθέσεις, όπως αυτές αναφέρονται παρακάτω (Οικονόμου και Καρώνη, 2010):

- Η αναμενόμενη τιμή του τυχαίου σφάλματος πρέπει να είναι μηδέν, σε κάθε χρονική περίοδο:

$$E(u_t) = 0$$

- Επίσης, η διακύμανση των τιμών του τυχαίου σφάλματος, πρέπει να είναι μηδέν:

$$Var(u_t) = \sigma^2$$

- Οι τιμές του τυχαίου σφάλματος, οφείλουν να είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους:

$$E(u_t, u_j) = 0$$

- Οι τιμές τυχαίου σφάλματος και αυτές των ερμηνευτικών μεταβλητών, πρέπει να είναι ανεξάρτητες:

$$E(u_t, \sigma_{t-k}) = 0$$

- Τέλος τα  $u_t$  πρέπει να ακολουθούν την κανονική κατανομή:

$$u_t \sim N(0, \sigma^2)$$

Πρέπει να αναφέρουμε ότι, σε περίπτωση παραβίασης μίας εκ των παραπάνω συνθηκών, οδηγούμαστε σε σφάλματα, τα οποία αλλοιώνουν την πρόβλεψη, καθώς τα στατιστικά αποτελέσματα δεν είναι αξιόπιστα. Οι παραβιάσεις των υποθέσεων αναφέρονται στη βιβλιογραφία ως εξής:

- Παραβίαση της κανονικότητας
- Πολυσυγγραμικότητα
- Ετεροσκεδαστικότητα
- Αυτοσυσχέτιση

## Παραβίαση της κανονικότητας

Παραβίαση της κανονικότητας, προκύπτει όταν δεν ισχύει η σχέση  $u_t \sim N(0, \sigma^2)$ , δηλαδή όταν οι τιμές του τυχαίου σφάλματος δεν ακολουθούν την κανονική κατανομή. Το πρόβλημα έγκειται στο γεγονός ότι χωρίς την κανονικότητα, δεν είναι εφικτή η πραγματοποίηση στατιστικών ελέγχων στις παραμέτρους του υποδείγματος. Για την αντιμετώπιση του συγκεκριμένου προβλήματος, συχνά χρησιμοποιούνται οι λογαριθμικοί μετασχηματισμοί.

## Πολυσυγγραμικότητα

Πολυσυγγραμικότητα, είναι η ύπαρξη γραμμικών σχέσεων μεταξύ των ερμηνευτικών μεταβλητών του υποδείγματος παλινδρόμησης και προκύπτει, μετά από παραβίαση της σχέσης  $E(u_t, \sigma_{t-k}) = 0$ . Η χρήση ερμηνευτικών μεταβλητών, που συσχετίζονται μεταξύ τους, δεν αυξάνει την πληροφορία που εισάγουμε στο υπόδειγμα και κατ' επέκταση δεν επιτυγχάνεται ο βέλτιστος προσδιορισμός των τιμών της ερμηνευτικής μεταβλητής. Η πολυσυγγραμικότητα, επηρεάζει την αξιοπιστία των στατιστικών ελέγχων και των εκτιμήσεων του υποδείγματος. Ισχυρή ένδειξη πολυσυγγραμικότητας, παρατηρούμε από τον πίνακα συσχετίσεων των ανεξάρτητων μεταβλητών, και συγκεκριμένα όταν αυτές παρουσιάζουν μεγάλες τιμές (ένδειξη συσχέτισης).

## Ετεροσκεδαστικότητα

Προκύπτει, στην περίπτωση που οι τιμές του τυχαίου σφάλματος, δεν έχουν σταθερή διακύμανση (παραβίαση της σχέσης  $Var(u_t) = \sigma^2$ ). Με την ύπαρξη ετεροσκεδαστικότητα, οδηγούμαστε σε λανθασμένες εκτιμήσεις με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων (OLS), καθώς επίσης, δεν λαμβάνονται υπόψη ως εκτιμητές συντελεστών, εκείνοι με μικρή διακύμανση. Επιπρόσθετα, το εύρος των διαστημάτων εμπιστοσύνης των συντελεστών θα είναι μεγάλο και κατά συνέπεια θα απορρίπτεται η υπόθεση περί στατιστικής του σημαντικότητας.

## Αυτοσυσχέτιση

Όταν παραβιάζεται η σχέση  $E(u_t, u_j) = 0$ , παρατηρείται το φαινόμενο της αυτοσυσχέτισης, δηλαδή οι τιμές του τυχαίου σφάλματος δεν είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους. Η ύπαρξη της αυτοσυσχέτισης οφείλεται κυρίως στην παράλειψη σημαντικών ερμηνευτικών μεταβλητών στο υπόδειγμα, είτε στην λάθος μορφή του υποδείματος, είτε στην ύπαρξη χρονικών υστερήσεων. Μια από τις πιο συχνές μορφές αυτοσυσχέτισης, είναι η αυτοσυσχέτιση πρώτου βαθμού, κατά την οποία οι τιμές του τυχαίου σφάλματος ισαπέχουν μεταξύ τους, μία χρονική περίοδο. Το συγκεκριμένο φαινόμενο, επηρεάζει τις εκτιμήσεις, καθώς και τους στατιστικούς ελέγχους, οι οποίοι μπορεί να μην δίνουν ορθά αποτελέσματα.

### 5.1.1.2 Υποδείγματα αλλαγής σταδίου/καθεστώτος

Τα σημαντικότερα υποδείγματα αλλαγής σταδίου καθεστώτος είναι:

- ✓ Το υπόδειγμα Threshold Autoregressive
- ✓ Το υπόδειγμα Smooth Transition Exponential Smoothing

#### Το υπόδειγμα Threshold Autoregressive (TAR)

Προτάθηκε από τους Cao and Tsay (1992), οι οποίοι χωρίζουν τη μεταβλητότητα σε στάδια και για κάθε ένα από αυτά, πραγματοποιούν ξεχωριστή παλινδρόμηση. Αναφορικά, μάλιστα, με τη μελέτη τους, το παραπάνω υπόδειγμα παρέχει καλύτερα αποτελέσματα πρόβλεψης από τα EGARCH και GARCH παρόλο που έρχεται σε αντίθεση με την υπάρχουσα βιβλιογραφία.. Ο τύπος του μοντέλου TAR είναι ο εξής:

$$\hat{\sigma}_t = \varphi_0^{(i)} + \varphi_1^{(i)}\sigma_{t-1} + \dots + \varphi_p^{(i)}\sigma_{t-p}, \quad i=1,2, \dots, k$$

Η πρόβλεψη  $\hat{\sigma}_{t+1}$ , μπορεί να βασιστεί στο τρέχον έτος και να γίνει η υπόθεση ότι και στο μέλλον θα παραμείνει η ίδια, είτε να βασιστεί σε στοιχεία από όλα τα στάδια της μεταβλητότητας.

## Το υπόδειγμα Smooth Transition Exponential Smoothing (STES)

Το συγκεκριμένο υπόδειγμα, προτάθηκε από τον Taylor, J. (2004) και αφού το σύγκρινε, με μια σειρά υποδειγμάτων GARCH, αναφέρει, ότι δίνει ενθαρρυντικά αποτελέσματα. Το μοντέλο παρουσιάζεται ως εξής:

$$\hat{\sigma}_t = \alpha_{t-1} \varepsilon_{t-1}^2 + (1 - \alpha_{t-1}) \sigma_{t-1}^2 + u_t$$

όπου

$$\alpha_{t-1} = \frac{1}{1 + \exp(\beta + \gamma V_{t-1})}, \text{ (παράμετρος εξομάλυνσης)}$$

$$\text{και } V_{t-1} = a \varepsilon_{t-1} + b |\varepsilon_{t-1}|, \text{ (μεταβλητή μετάβασης)}$$

Συνολικά, από την αναφορά των μοντέλων που προηγήθηκε, παρατηρούμε την απλότητα των υποδειγμάτων και την ευκολία χρήσης τους. Παρά την απλότητά τους όμως παρέχουν πολύ καλά αποτελέσματα πρόβλεψης, σε μεσομακροπρόθεσους ορίζοντες όπως παρουσιάστηκε και στην ανασκόπηση σε σχετικά άρθρα (βλ. Dimson και Marsh (1990), Tse (1991), Tse and Tung (1992) ). Πρέπει να αναφέρουμε όμως, ότι στις περισσότερες έρευνες επισημαίνεται η διεξαγωγή πρόβλεψης της μεταβλητότητας για μεγάλους χρονικούς ορίζοντες, όπως ενδεικτικά και στα άρθρα των Figlewski (1997), Alford and Boatsman (1995) και επομένως τα παραπάνω μοντέλα παρέχουν διαφορούμενα αποτελέσματα, αιτία που συνέβαλε στην ανάπτυξη των εξελιγμένων μοντέλων ARCH/GARCH, τα οποία αναλύονται παρακάτω.

### 5.1.2 Υποδείγματα ARCH

#### 5.1.2.1 Γενικά

Στην πορεία της χρήσης των ιστορικών υποδειγμάτων, ανέκυψε η ανάγκη δημιουργίας νέων υποδειγμάτων τα οποία να παρέχουν τη δυνατότητα πρόβλεψης, δεδομένης της αστάθειας της διακύμανσης. Όπως παρατηρήθηκε, στις χρονοσειρές, εμφανίζεται το φαινόμενο “volatility clustering”, δηλαδή περιόδους αυξημένης μεταβλητότητας, καθώς επίσης το φαινόμενο της ασυμμετρίας και της κύρτωσης

(μακριές ουρές). Για την αντιμετώπιση των παραπάνω φαινομένων, τα οποία δεν μπορούσαν να ξεπεράσουν τα απλά υποδείγματα, δημιουργήθηκαν τα υποδείγματα αυτοπαλίνδρομης δεσμευμένης ετεροσκεδαστικότητας (ARCH).

Υπάρχουν αρκετές αναφορές για τα υποδείγματα ARCH στη διεθνή βιβλιογραφία, κάποιες από αυτές, είναι των Bollerslev et al (1992, 1994) , Bera and Higgins (1993), Engle (1995), Diebold and Lopez (1995), Franses and van Dijk (1996), Andersen and Bollerslev (1998), Poon and Granger (2003, 2005) και Degiannakis and Xekalaki (2004).

Πρώτος, ο Engle (1982), στη μελέτη που έκανε για τον πληθωρισμό της Μ. Βρετανίας, παρατήρησε, ότι οι διακυμάνσεις έχουν έναν τύπο ετεροσκεδαστικότητας, αφού τα σφάλματα πρόβλεψης εμφανίζονται κατά ομάδες. Για την αντιμετώπιση της αυτοπαλίνδρομης υπό συνθήκη ετεροσκεδαστικότητας, όπως την ονόμασε, εισάγει το μοντέλο ARCH. Μετέπειτα, ο Bollerslev (1986), έχοντας σαν αφετηρία τη μελέτη του Engle, κατασκευάζει τη γενικευμένη μορφή υποδειγμάτων ARCH, γνωστή ως Generalized Arch ή GARCH. Παρόλη τη διεύρυνση της βιβλιογραφίας με την εισαγωγή του γενικευμένου υποδείγματος ARCH, παρατηρήθηκε ότι τα υποδείγματα ARCH/GARCH, δεν ήταν σε θέση να ανταποκριθούν με ακρίβεια κάτω από ορισμένες συνθήκες, όπως η υπερβάλλουσα κύρτωση, ή η υψηλή μη γραμμικότητα, είτε το φαινόμενο “leverage effect” και συνεπώς, δημιουργήθηκε μια ολόκληρη οικογένεια υποδειγμάτων ARCH/GARCH, στα οποία ουσιαστικά τροποποιείται το βασικό υπόδειγμα, με σκοπό να προσαρμόζεται κάτω από οποιεσδήποτε συνθήκες.

Επομένως, με τα νέα υποδείγματα ARCH, προσφέρονται εργαλεία για τη μέτρηση του κινδύνου και τις επιπτώσεις αυτού στις αποδόσεις, καθώς και την τιμολόγηση προϊόντων όπως τα “option”, τα οποία δεν μπορούσαν να αξιολογηθούν με τα υπάρχοντα γραμμικά υποδείγματα. Εκτός των παραπάνω, τα ARCH χρησιμοποιούνται ευρέως και στη διαχείριση του πιστωτικού κινδύνου, καθώς και για την πραγματοποίηση προβλέψεων στις τιμές των αποδόσεων και των τιμών των μετοχών.

#### **5.1.2.2 Χαρακτηριστικά - Ιδιότητες των υποδειγμάτων ARCH/GARCH**

Τα υποδείγματα αυτοπαλίνδρομης υπό συνθήκη ετεροσκεδαστικότητας όπως ονομάζονται τα ARCH/GARCH, λαμβάνουν υπόψη τους ένα μεγάλο πλήθος

παρατηρήσεων παρελθόντων ετών, σταθμίζοντας ‘τες όμως, με τρόπο τέτοιο ώστε να δίνεται βαρύτητα στις πιο πρόσφατες παρατηρήσεις. Με τον τρόπο αυτό, οι πιο πρόσφατες παρατηρήσεις, έχουν μεγαλύτερο συντελεστή στάθμισης κι επομένως επηρεάζουν περισσότερο την μελλοντική, υπό εκτίμησης μεταβλητότητα. Πρέπει να αναφέρουμε ότι, αρχικά στο υπόδειγμα υπολογίζονται οι σταθμίσεις με βάση τα ιστορικά στοιχεία και στη συνέχεια τα υποδείγματα είναι έτοιμα να προβλέψουν τη μεταβλητότητα σε οποιαδήποτε μελλοντική χρονική στιγμή.

Παρακάτω, γίνεται αναφορά σε κάποια από τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα των υποδειγμάτων ARCH/GARCH.

Πλεονεκτήματα:

- ✓ Σε αντίθεση με τα ιστορικά μοντέλα, τα ARCH δεν χρησιμοποιούν τις τυπικές αποκλίσεις του δείγματος, αλλά σχηματίζουν την υπό συνθήκη διακύμανση  $h_t$  των αποδόσεων, μέσω της εκτίμησης μέγιστης πιθανοφάνειας. Συνεπώς η  $h_t$  είναι γνωστή τη στιγμή  $t-1$ , γεγονός που δίνει τη δυνατότητα πρόβλεψης της μεταβλητότητας για ένα βήμα μπροστά.

- ✓ Επίσης, είναι σε θέση, να αντιμετωπίσουν το φαινόμενο “volatility clustering”, σύμφωνα με το οποίο, όπως έχει παρατηρηθεί, υψηλές τιμές της μεταβλητότητας, τείνουν να ακολουθούνται από υψηλές τιμές, ενώ μικρές τιμές τείνουν, να ακολουθούνται από αντίστοιχα μικρές τιμές (ομαδοποίηση τιμών μεταβλητότητας).

- ✓ Επιπροσθέτως, μπορούν να παρακάμψουν το φαινόμενο “leverage effect”, ή φαινόμενο μόχλευσης, όπως αναφέρεται στην ελληνική βιβλιογραφία, σύμφωνα με το οποίο, μια αρνητική απόδοση ακολουθείται από μια υψηλότερη μεταβλητότητα συγκριτικά με μια θετική απόδοση ίδιου μεγέθους.

- ✓ Τέλος, ένα μεγάλο πλεονέκτημα των εν λόγω υποδειγμάτων, είναι ότι μπορούν να περιγράψουν τις παχιές ουρές (fat tails) των αποδόσεων των προϊόντων, που πραγματεύονται στο χρηματιστήριο.

Μειονεκτήματα:

- ✓ Τα υποδείγματα ARCH, δεν έχουν σχεδιαστεί για πρόβλεψη των αποδόσεων σε μακροπρόθεσμο ορίζοντα, αφού δεν είναι σε θέση να λάβουν υπόψη διαταραχές του μέλλοντος.



✓ Για την πραγματοποίηση εκτιμήσεων, απαιτούν μεγάλο αριθμό δεδομένων, πράγμα που απαιτεί αυξημένο χρόνο για τη συλλογή δεδομένο καθώς και οικονομικούς πόρους.

✓ Τέλος, τα κατάλοιπα των υποδειγμάτων ARCH, παρουσιάζουν κύρτωση, ανεξαρτήτως της κατανομής που χρησιμοποιείται.

### 5.1.2.3 Ανάλυση υποδειγμάτων ARCH/GARCH

#### *Γραμμικά υποδείγματα ARCH*

Στη διεθνή βιβλιογραφία, έχει αναπτυχθεί μια μεγάλη γκάμα υποδειγμάτων ARCH/GARCH, με εναλλακτικές ιδιαιτερότητες το καθένα από αυτά, με σκοπό την επεξήγηση διαφόρων χαρακτηριστικών των χρηματιστηριακών αγορών. Πρέπει να αναφέρουμε ότι, το πλήθος και οι παραμετροποιήσεις των μοντέλων είναι πάρα πολλές και σε καμία περίπτωση δεν είναι εφικτή η ανάπτυξη όλων των μοντέλων. Στην παρούσα εργασία, θα γίνει μία προσπάθεια παρουσίασης των πιο διαδεδομένων μοντέλων της οικογένειας ARCH, τα οποία συναντούμε και πιο συχνά στη βιβλιογραφία. Τα σημαντικότερα γραμμικά υποδείγματα ARCH είναι τα εξής:

- Υπόδειγμα ARCH
- Γενικευμένο Υπόδειγμα ARCH-GARCH
- Ολοκληρωμένο Υπόδειγμα GARCH- IGARCH (Integrated GARCH)

#### **Υπόδειγμα ARCH**

Ο Engle (1982), εισάγει τα ARCH μοντέλα και στη συνέχεια, αυτά διερευνούνται από ένα πλήθος μελετών, όπως αυτές των Bera and Higgins (1993), Bollerslev et al.(1992, 1994) και Poon and Granger (2003, 2005).

Οι αποδόσεις του υποδείγματος ARCH, ορίζονται ως εξής:

$$r_t = \mu + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t} z_t$$

όπου

$\varepsilon_t$  διαδικασία λευκού θορύβου,  $z_t \sim N(0,1)$  και  $h_t$  η υπό συνθήκη διακύμανση

Το υπόδειγμα ARCH(q) ορίζεται ως εξής:

$$h_t = \omega + \sum_{j=1}^q a_j \varepsilon_{t-j}^2$$

Ο Engle (1982), επομένως εκφράζει την υπό συνθήκη διακύμανση  $h_t$ , ως μια γραμμική συνάρτηση q προηγούμενων παρατηρήσεων, με  $\omega > 0$  και  $a_j \geq 0$ . Η  $h_t$  είναι γνωστή τη χρονική στιγμή t-1, επομένως, μπορούμε να προβλέψουμε τη μεταβλητότητα μελλοντικών χρονικών περιόδων, χρησιμοποιώντας τη σχέση:

$$E \{ \varepsilon_{t+\tau}^2 \} = h_{t+\tau}$$

και  $\sigma^2$  η απλή διακύμανση:

$$\sigma^2 = \frac{\omega}{1 - \sum_{j=1}^q a_j}$$

### Γενικευμένο Υπόδειγμα ARCH-GARCH

Για τη σωστή λειτουργία του ARCH, απαιτείται εκτίμηση πλήθους μεταβλητών, δηλαδή το q που δείχνει την τάξη του υποδείγματος, πρέπει να έχει μεγάλο μέγεθος. Στο συγκεκριμένο πρόβλημα, έδωσε λύση ο Bollerslev (1986), σε μια επέκταση του ARCH, το γενικευμένο υπόδειγμα ARCH ή GARCH. Στο GARCH(p,q), η υπό συνθήκη διακύμανση  $h_t$  εξαρτάται, εκτός από τις τετραγωνικές υπολειμματικές αποδόσεις του παρελθόντος και από τις παρελθούσες τιμές της για p χρονικές υστερήσεις, δηλαδή τις τιμές  $h_{t-1}, h_{t-2}, \dots, h_{t-p}$ . Πρέπει να αναφέρουμε ότι ο προσδιορισμός των τάξεων p και q είναι εξαιρετικά σημαντικός και πραγματοποιείται εμπειρικά από τον ερευνητή.

Το GARCH(p,q) έχει την εξής μορφή:

$$h_t = \omega + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-i} + \sum_{j=1}^q \alpha_j \varepsilon_{t-j}^2, \omega > 0$$

Η απλή διακύμανση είναι η εξής:

$$\sigma^2 = \frac{\omega}{1 - \sum_{i=1}^p \beta_i - \sum_{j=1}^q \alpha_j}$$

### Υπόδειγμα GARCH(1,1)

Για  $p = q = 1$ , προκύπτει, το πιο διαδεδομένο μοντέλο της οικογένειας ARCH το GARCH(1,1). Το συγκεκριμένο υπόδειγμα, έχει μόνο μία χρονική υστέρηση και είναι εύκολο στη χρήση, γι' αυτό και προτιμάται στη διεθνή βιβλιογραφία. Προκύπτει με επαναλαμβανόμενες αντικαταστάσεις ως εξής:

Εύκολα αποδεικνύεται ότι:  $E\{\varepsilon_t^2\} = h_t$

Επίσης, πραγματοποιώντας πρόβλεψη για μία περίοδο μπροστά  $\hat{h}_{t+1}$  με τον τύπο του GARCH θα έχουμε τα εξής:

$$\hat{h}_{t+1} = \omega + \alpha_1 \varepsilon_t^2 + \beta_1 h_t$$

Αντίστοιχα, για πρόβλεψη δύο περιόδων μπροστά θα έχουμε:

$$\hat{h}_{t+2} = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t+1}^2 + \beta_1 h_{t+1} = \omega + (\alpha_1 + \beta_1) h_{t+1}$$

Επίσης,

$$\begin{aligned} \hat{h}_{t+3} &= \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t+2}^2 + \beta_1 h_{t+2} = \omega + (\alpha_1 + \beta_1) h_{t+2} \\ &= \omega + \omega (\alpha_1 + \beta_1) + \omega (\alpha_1 + \beta_1)^2 h_{t+1} \\ &= \omega + \omega (\alpha_1 + \beta_1) + \omega (\alpha_1 + \beta_1)^2 + (\alpha_1 + \beta_1)^2 \{\alpha_1 \varepsilon_t^2 + \beta_1 h_t\} \end{aligned}$$

Ομοίως, για χρόνο  $\tau$

$$\hat{h}_{t+\tau} = \frac{\omega}{1 - \alpha_1 - \beta_1} + (\alpha_1 + \beta_1)^\tau \{\alpha_1 \varepsilon_t^2 + \beta_1 h_t\}$$

### **Ολοκληρωμένο Υπόδειγμα GARCH- IGARCH (Integrated GARCH)**

Οι Engle and Bollerslev (1986), παρατήρησαν ότι, πολύ συχνά, οι εκτιμήσεις του όρου  $\sum_{j=1}^q a_j + \sum_{i=1}^p \beta_i$  τείνουν στη μονάδα. Επομένως, εισάγουν το υπόδειγμα IGARCH, που αποτελεί επέκταση του GARCH με τον περιορισμό ότι  $\sum_{j=1}^q a_j + \sum_{i=1}^p \beta_i = 1$ .

Αν υποθέσουμε ότι  $\sum_{i=1}^p \beta_i = B(L)$  και  $\sum_{j=1}^q a_j = A(L)$ , τότε το υπόδειγμα θα έχει την εξής μορφή:

$$h_t = \omega + B(L)h_t^2 + A(L)\varepsilon_t^2, \quad B(L) + A(L) = 1$$

Πρέπει, να τονίσουμε ότι, η συνδυακόμενη των αποδόσεων, δεν είναι στάσιμη, ενώ η διακύμανση παραμένει στάσιμη.

### **Μη Γραμμικά υποδείγματα ARCH**

Τα μοντέλα GARCH(p,q), αντιμετωπίζουν, αρκετά χαρακτηριστικά των χρονοσειρών, όπως το φαινόμενο “volatility clustering” και τις παχιές ουρές (fat tails), όπως αναφέρθηκε και παραπάνω. Από την άλλη πλευρά, θέτουν ορισμένους περιορισμούς, σύμφωνα με τους οποίους, η διακύμανση, εξαρτάται μόνο από το μέγεθος και όχι από το πρόσημο, δηλαδή εάν οι αποδόσεις είναι θετικές ή αρνητικές. Κατά συνέπεια, δεν είναι σε θέση να αντιμετωπίσουν το φαινόμενο της μόχλευσης (leverage effect), κατά το οποίο, αρνητικές αποδόσεις, οδηγούν σε μεγαλύτερες διακυμάνσεις, από αυτές που οδηγούν θετικές αποδόσεις ίδιου μεγέθους. Για την αντιμετώπιση των παραπάνω ασυμμετριών, δημιουργήθηκε μια νέα τάξη μοντέλων, στην οποία, τα καλά και τα κακά νέα, έχουν διαφορετική επίπτωση στην διαδικασία της πρόβλεψης, της μελλοντικής μεταβλητότητας. Τα πιο διαδεδομένα μη συμμετρικά ή μη γραμμικά μοντέλα GARCH είναι τα εξής:

- Εκθετικό Υπόδειγμα GARCH- EGARCH (Exponential GARCH)
- Υπόδειγμα GJR-GARCH (Glosten Jagannathan and Runkle GARCH)
- Υπόδειγμα TGARCH (Threshold GARCH)
- Τετραγωνικό Υπόδειγμα GARCH - GQARCH (Quadratic GARCH)

### **Εκθετικό Υπόδειγμα GARCH- EGARCH (Exponential GARCH)**

Για την αντιμετώπιση των ασυμμετριών, τις οποίες δεν μπορούσε να ξεπεράσει το GARCH, ο Nelson(1991) πρότεινε το μοντέλο EGARCH που έχει την εξής μορφή:

$$\ln h_t = \alpha_0 \sum_{j=1}^q b_j \ln h_{t-1} + \sum_{k=1}^p \left( \theta_k \psi_{t-k} + \gamma_k |\psi_{t-k}| - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right)$$

Όπου  $\varepsilon_t = \psi_t \sqrt{h_t}$

Πρέπει, να αναφέρουμε ότι, το συγκεκριμένο υπόδειγμα περιγράφει το φαινόμενο της μόχλευσης, κατά το οποίο μια αρνητική διαταραχή, οδηγεί σε υψηλότερη μελλοντική μεταβλητότητα, σε σχέση με μια ίδιου μεγέθους θετική διαταραχή. Σημαντικό ρόλο, παίζει το γεγονός ότι η υπό συνθήκη διακύμανση εξαρτάται από το μέγεθος, αλλά και από το πρόσημο των καταλοίπων  $\varepsilon_t$ , εφόσον δεν είναι υψωμένα στο τετράγωνο, όπως στο υπόδειγμα GARCH. Επομένως, δεν χρειάζεται να τεθούν περιορισμοί στις τιμές των παραμέτρων, ώστε να αποφευχθεί η αρνητική διακύμανση. Επισημάνεται, ότι, το EGARCH έχει στάσιμη συνδιακύμανση αν ισχύει η συνθήκη  $\sum_{j=1}^q \beta_j < 1$ .

### **Υπόδειγμα GJR-GARCH (Glosten Jagannathan and Runkle GARCH)**

Ένα ακόμη από τα δημοφιλή υπόδειγμα για την αντιμετώπιση των ασυμμετριών, είναι το GJR-GARCH, το οποίο το εισάγουν οι Glosten et al.(1993).

Το GJR, έχει την δυνατότητα να λαμβάνει υπόψη θετικές και αρνητικές πληροφορίες την αγοράς και να τις ενσωματώνει στο μοντέλο, ως εξής :

$$h_t = \omega + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-i} + \sum_{j=1}^q a_j \varepsilon_{t-j}^2 + \delta_j D_{j,t-1} \varepsilon_{t-j}^2$$

$$\text{Με } D_{t-1} = \begin{cases} 1, & \text{αν } \varepsilon_{t-1} < 0 \text{ (κακά νέα)} \\ 0, & \text{αν } \varepsilon_{t-1} \geq 0 \text{ (καλά νέα)} \end{cases}$$

Ισχύει  $h_t > 0$  όταν ισχύουν οι συνθήκες:

$$a_1 > 0, a_i \geq 0, \beta_j \geq 0 \text{ και } a_i + \gamma_i \geq 0 \quad \text{για } i = 1, \dots, p \text{ και } j = 1, \dots, q$$

Το GJR-GARCH έχει στάσιμη συνδυακόμενη αν ισχύει η σχέση:

$$\sum_{j=1}^q \left( \alpha_j + \frac{1}{2} \gamma_j \right) + \sum_{k=1}^p \beta_k < 1$$

Το GJR(1,1) το είναι απλό μοντέλο και ευρύτερα διαδεδομένο, έχει τη μορφή :

$$\hat{h}_{t+1} = \omega + \alpha_1 \varepsilon_t^2 + \beta_1 h_t + \delta_1 \varepsilon_t^2 D_t$$

και πραγματοποιεί προβλέψεις για μία περίοδο μπροστά, ενώ η πρόβλεψη πολλών περιόδων του GJR(p,q) δίνεται από την παρακάτω σχέση, η οποία προκύπτει με συνεχή αντικατάσταση του όρου  $h_{t+\tau-1}$ .

$$\hat{h}_{t+\tau} = \omega + \left( \frac{1}{2} (\alpha_1 + \gamma_1) + \beta_1 \right) h_{t+\tau-1}$$

### Υπόδειγμα TGARCH (Threshold GARCH)

Το υπόδειγμα TGARCH, εισήχθη από τον Zakoian(1994). Το παραπάνω υπόδειγμα, είναι όμοιο με το GJR-GARCH, με τη διαφορά ότι αντί για τα τετράγωνα των καταλοίπων, χρησιμοποιούνται οι απόλυτες τιμές τους, όπως παρουσιάζονται και στον τύπο:

$$\sigma_t = \alpha_0 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j} + \sum_{i=1}^p a_i |\varepsilon_{t-i}| + \gamma_i D_{i,t-1} |\varepsilon_{t-j}|$$

Ισχύουν ακριβώς οι ίδιες συνθήκες που ισχύουν και στο GJR-GARCH .

### Τετραγωνικό Υπόδειγμα GARCH - GQARCH (Quadratic GARCH)

Ο Sentana(1994) εισάγει το μοντέλο GQARCH το οποίο είναι της μορφής:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q a_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \gamma_i \varepsilon_{t-i} + 2 \sum_{i=1}^q \sum_{j=i+1}^q a_{ij} \varepsilon_{t-i} \varepsilon_{t-j} + \sum_{j=1}^p b_j \sigma_{t-j}^2$$

## 5.2 Υποδείγματα Long Memory

Στα υποδείγματα ARCH/GARCH, παρατηρούμε ότι η αυτοσυσχέτιση των υπό συνθήκη διακυμάνσεων, φθίνει εκθετικά, κι επιπροσθέτως, οι αποδόσεις που εμφανίζονται είτε σε τετράγωνα, είτε σε απόλυτες τιμές, παρουσιάζουν συσχετίσεις, οι οποίες φθίνουν με αργό ρυθμό. Το συγκεκριμένο φαινόμενο, κατά το οποίο, μια διαταραχή της μεταβλητότητας έχει ισχυρή μνήμη, ώστε να επηρεάζει τη μελλοντική μεταβλητότητα για μεγάλο χρονικό διάστημα, ονομάζεται “long memory”. Το φαινόμενο “long memory” της μεταβλητότητας, έχει σημαντικές επιπτώσεις στην πρόβλεψη της μεταβλητότητας και γι’ αυτόν το σκοπό, αρκετοί ερευνητές, εισάγουν μοντέλα πρόβλεψης, τα οποία εκμεταλλεύονται τα χαρακτηριστικά “long memory” (βλ. Andersen, Bollerslev, Dieboldc and Labys (2002)).

Η ιδιότητα “long memory”, παρουσιάζεται, όταν οι επιδράσεις των διαταραχών της χρονοσειράς εξασθενούν με αργό ρυθμό, το οποίο και εμφανίζεται, μέσω των απόλυτων και τετραγωνικών αποδόσεων. Ο Taylor (1986), πρώτος παρατήρησε ότι η αυτοσυσχέτιση των απόλυτων αποδόσεων  $|r_t|$ , εξασθενεί με πιο αργό ρυθμό, από αυτή των τετραγωνικών αποδόσεων  $r^2$ . Τα πιο σημαντικά μοντέλα long memory παρουσιάζονται παρακάτω και είναι τα εξής:

- Κλασματικά Ολοκληρωμένο Υπόδειγμα GARCH- FIGARCH (Fractionally Integrated GARCH)
- Υπόδειγμα CGARCH (Component GARCH)
- Υπόδειγμα αλλαγής Σταδίου/Καθεστώς GARCH - RS-GARCH (Regime-Switching GARCH)
- Υπόδειγμα STGARCH (Smooth Transition GARCH)

### **Κλασματικά Ολοκληρωμένο Υπόδειγμα GARCH- FIGARCH (Fractionally Integrated GARCH)**

Όπως προαναφέρθηκε, το υπόδειγμα IGARCH, έχει την δυνατότητα να αντιμετωπίζει το φαινόμενο της ισχυρής μνήμης, αλλά την αδυναμία ότι μια διαταραχή της υπό συνθήκης διακύμανσης, θα επηρεάζει τις μελλοντικές προβλέψεις της μεταβλητότητας για άπειρο χρονικό διάστημα.

Οι Baillie et al.(1996), στην προσπάθειά τους να βελτιώσουν το IGARCH προτείνουν το FIGARCH(p, d, q), ενώ οι Bollerslev and Mikkelsen (1996) εισάγουν μια παραλλαγή του, το FEIGARCH(p, d, q).

Υπόδειγμα FIGARCH(1, d, 1):

$$h_t = \omega + [1 - \beta_1 L - (1 - \varphi_1)(1 - L)^d] \varepsilon_t^2 + \beta_1 h_{t-1}$$

Πρόβλεψη μιας περιόδου:

$$\hat{h}_{t+1} = \omega(1 - \beta_1)^{-1} + [1 - (1 - \beta_1 L)^{-1}(1 - \varphi_1 L)(1 - L)^d] \varepsilon_t^2$$

Ενώ για πρόβλεψη πολλών περιόδων μπροστά:

$$\hat{h}_{t+\tau} = \omega(1 - \beta_1)^{-1} + [1 - (1 - \beta_1 L)^{-1}(1 - \varphi_1 L)(1 - L)^d] \varepsilon_{t+\tau-1}^2$$



Πρέπει να αναφέρουμε ότι, στη μελέτη του ο Vilasuso(2002), παρατήρησε ότι, το υπόδειγμα FIGARCH παρουσιάζει μικρότερη επιμονή μεταβλητότητας από το IGARCH και μεγαλύτερη από το GARCH, ενώ δίνει καλύτερα αποτελέσματα και από τα δύο προαναφερθείσα μοντέλα.

Οι Bollerslev and Mikkelsen(1999), επεκτείνουν την ιδέα του ολοκληρωμένου υποδείγματος σε εκθετικό υπόδειγμα GARCH, δημιουργώντας μια παραλλαγή του FIGARCH το FIEGARCH(1, d, 1):

$$\ln h_t = \omega + \Phi(L)^{-1}(1 - L)^d [1 + A(L)]g(z_{t-1})$$

Από τη σχέση, παρατηρούμε ότι το FIEGARCH όπως και το EGARCH πραγματοποιούν προβλέψεις για τη λογαριθμική υπό συνθήκη διακύμανση  $\ln h_t$  και όχι για την υπό συνθήκη διακύμανση.

Όπως παρουσιάστηκε παραπάνω το FIGARCH, αποτελεί επέκταση του IGARCH και ανήκει στην κατηγορία των γραμμικών μοντέλων. Στην πρόσφατη βιβλιογραφία, έχουν αναπτυχθεί μια σειρά μη γραμμικών μοντέλων της οικογενείας GARCH, τα οποία μπορούν να ερμηνεύσουν το φαινόμενο long memory. Τρία από τα υποδείγματα αυτά, είναι τα CGARCH, RS-GARCH, STGARCH και παρουσιάζονται παρακάτω.

### **Υπόδειγμα CGARCH (Component GARCH)**

Ο Engle (1993) παρουσιάζει πρώτος το υπόδειγμα CGARCH, για να μελετήσει τις κινήσεις της μεταβλητότητας (long and short run). Το CGARCH(1,1), έχει την εξής μορφή:

$$u_t = (h_t - m_t) = a(\varepsilon_{t-1}^2 - m_{t-1}) + \beta(h_{t-1} - m_{t-1})$$

Όπου  $m_t$  είναι μία τάση, ή μονιμη διαδικασία που μεταβάλλεται με το χρόνο και επηρεάζεται από το σφάλμα της μεταβλητότητας, ενώ η διαφορά  $h_t - m_t$  αποτελεί ένα βραχυπρόθεσμο μεταβατικό στοιχείο. Για την πρόβλεψη μιας περιόδου χρησιμοποιείται ο τύπος:

$$\hat{h}_{t+1} = q_{t+1} + a(\varepsilon_t^2 - q_t) + \beta(h_t - q_t)$$

$$q_{t+1} = \omega + \rho q_t + \varphi(\varepsilon_t^2 - h_t)$$

Ενώ για την πρόβλεψη πολλών περιόδων :

$$\hat{h}_{t+\tau} = q_{t+\tau} - (\alpha + \beta)q_{t+\tau-1} + (\alpha + \beta)h_{t+\tau}$$

$$\text{Όπου } q_{t+\tau} = \omega + \rho q_{t+\tau-1}$$

Όπως παρουσιάζεται και από τον τύπο του CGARCH, η μεταβλητότητα εκφράζεται μέσα από το άθροισμα μιας διαδικασίας  $m_t$  και μιας μεταβατικής διαδικασίας, που συγκλίνει στο μέσο και φθίνει με γρήγορο ρυθμό. Επίσης παρατηρούμε ότι, το συγκεκριμένο υπόδειγμα, προσομοιάζει στο GARCH(1,1), με τη διαφορά ότι η υπό συνθήκη διακύμανση τείνει στο  $m_t$ , αντί να μεταβάλλεται σε σταθερή τιμή.

### **Υπόδειγμα αλλαγής Σταδίου/Καθεστώτος GARCH - RS-GARCH (Regime-Switching GARCH)**

Το υπόδειγμα RS-GARCH, είναι παρόμοιο με το υπόδειγμα Threshold Autoregressive των Cao and Tsay (1992), χωρίζοντας τα μοντέλα ARCH/GARCH σε στάδια μεταβλητότητας, με τη διαφορά ότι επιτρέπουν την ύπαρξη ετεροσκεδαστικότητας τύπου GARCH σε κάθε στάδιο, καθώς και οι πιθανότητες μετάβασης από ένα στάδιο σε άλλο, εξαρτώνται από τον χρόνο (Gray(1996), Klaassen (1998)). Το φαινόμενο που εξετάζει το συγκεκριμένο μοντέλο, είναι η διαφοροποίηση της αντίδρασης των αγορών, σε μικρές και σε μεγάλες διαταραχές (shocks). Αναλυτικότερα, κυριαρχεί η άποψη ότι ο ρυθμός επαναφοράς στο μέσο είναι ταχύτερος στις μεγάλες διαταραχές κι επομένως η μεταβλητότητα ακολουθεί δύο στάδια, το πρώτο υψηλής και το δεύτερο χαμηλής μεταβλητότητας. Στο πρώτο στάδιο παρατηρούμε μικρή επιμονή και ταχύτερη επαναφορά της μεταβλητότητας, ενώ στο δεύτερο μεγαλύτερη επιμονή και πιο αργή επαναφορά. Ο συνηθέστερος και πιο απλός τύπος, που χρησιμοποιείται για αυτό το υπόδειγμα, είναι ο εξής:

$$h_{t,s_{t-1}} = \omega_{s_{t-1}} + a_{s_{t-1}}\varepsilon_{t-1}^2 + \beta_{s_{t-1}}h_{t-1,s_{t-1}}$$

### Υπόδειγμα STGARCH (Smooth Transition GARCH)

Ο Hagerud (1997), εμπνευσμένος από το υπόδειγμα Smooth Transition, πρότεινε το Smooth Transition GARCH (p,q), το οποίο έχει την εξής μορφή:

$$h_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^q (a_i + \gamma_i F(\varepsilon_{t-i})) \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p b_j h_{t-j}^2$$

Όπου η  $F(\cdot)$ , είναι είτε λογιστική (Logistic-L), είτε εκθετική (Exponential-E) συνάρτηση όπως παρακάτω:

- Λογιστική συνάρτηση

$$F(\varepsilon_{t-i}) = (1 + \exp(-\theta \varepsilon_{t-i}))^{-1} - 0,5 \quad \theta > 0$$

- Εκθετική συνάρτηση

$$F(\varepsilon_{t-i}) = (1 - \exp(-\theta \varepsilon_{t-i}^2)) \quad \theta > 0$$

Τα δύο μοντέλα στα οποία καταλήγουμε, είναι το λογιστικό και το εκθετικό smooth transition GARCH, LST-GARCH(p,q) και EST-GARCH(p,q), αντίστοιχα, τα οποία έχουν τον ίδιο τύπο, με τη μόνη διαφορά τους τη συνάρτηση  $F$ .

### 5.3 Υποδείγματα Στοχαστικής Μεταβλητότητας

Τα υποδείγματα στοχαστικής μεταβλητότητας, πρωτοεμφανίστηκαν από τους Hull and White (1987), οι οποίοι πραγματοποιούν προσπάθεια τιμολόγησης δικαιωμάτων προαίρεσης Ευρωπαϊκού τύπου με τη χρήση υποδειγμάτων στοχαστικής μεταβλητότητας συνεχούς χρόνου, για το αγαθό. Τα συγκεκριμένα υποδείγματα συνδυάζουν τα χρηματοοικονομικά μαθηματικά και την οικονομετρία, για την πραγματοποίηση θεωρητικής πρόβλεψης της μεταβλητότητας και μια ολοκληρωμένη ανασκόπηση τους, εμπεριέχεται στη μελέτη των Ghysels et al (1996).

Τα παραπάνω μοντέλα αποτελούν θεωρητικά υποδείγματα και παρόλο που βασίζονται σε διαφορετική λογική από τα υποδείγματα ιστορικής μεταβλητότητας και

αρκετές φορές δίνουν καλύτερα αποτελέσματα αφού λαμβάνουν υπόψη τις σύγχρονες χρηματοοικονομικές θεωρίες, δεν προτιμούνται έκ των εναλλακτικών μοντέλων λόγω της δυσκολίας στην εφαρμογή τους και της μη πρακτικότητας των διαδικασιών. Αν βέβαια βρισκόμασταν σε ένα γραμμικό κόσμο με ιδανικές συνθήκες αυτά τα υποδείγματα θα έδιναν πολύ καλά αποτελέσματα, πράγμα που όμως δεν συμβαίνει. Πρέπει να αναφέρουμε ότι, τα υποδείγματα ARCH και τα υποδείγματα στοχαστικής μεταβλητότητας είναι στενά συνδεδεμένα και συνεχώς εξελισσόμενα.

Σύμφωνα με τους Poon and Granger (2005) η διαδικασία της στοχαστικής μεταβλητότητας διακριτού χρόνου ορίζεται από την παρακάτω σχέση:

$$r_t = \mu + \varepsilon_t,$$

$$\varepsilon_t = z_t \exp(0,5h_t),$$

$$h_t = \omega + \beta h_{t-1} + u_t$$

Παρόλο που τα υποδείγματα στοχαστικής μεταβλητότητας σχετίζονται με τα ARCH/GARCH, παρατηρούνται σημαντικές διαφορές. Τα πρώτα είναι πιο ευέλικτα και προσαρμόζονται καλύτερα στις μεταβολές των αποδόσεων των χρηματαγορών, ενώ τα κατάλοιπά τους ακολουθούν κατανομή που προσεγγίζει την κανονική.

Πρέπει να αναφερθεί όμως ότι, τα υπολείμματα της μεταβλητότητας είναι αυτά που κάνουν τα υποδείγματα πιο ευέλικτα, αλλά αυτό έχει σαν αποτέλεσμα τα υποδείγματα να μην έχουν κλειστή μορφή και κατά συνέπεια να μην μπορούν να εκτιμηθούν μέσω της μεθόδου μέγιστης πιθανοφάνειας, (Poon and Granger, 2003). Το παραπάνω χαρακτηριστικό κάνει τα υποδείγματα στοχαστικής μεταβλητότητας λιγότερο διάσημα στη διεθνή βιβλιογραφία.

Κάποιες ενδεικτικές μέθοδοι που έχουν προταθεί για την εκτίμηση των υποδειγμάτων στοχαστικής μεταβλητότητας είναι οι εξής:

- ✓ Μέθοδος της ψευδο-μέγιστης πιθανοφάνειας (Quasi-maximum likelihood estimation - QMLE), Harvey et al (1994),

- ✓ Γενικευμένη Μέθοδος Ροπών (Generalized method of moments - GMM), Melino και Turnbull (1990)

- ✓ Γενικευμένη μέθοδος ροπών με προσομοιώσεις (Generalized Method of Moments through Simulations-SMM) (Duffie και Singleton, 1993).
- ✓ Γενικευμένη μέθοδος ροπών με αναλυτικές λύσεις (Generalized Method of Moments through analytical solutions) (Singleton, 2001).
- ✓ Μέθοδος πιθανοφάνειας μέσω αριθμητικής ολοκλήρωσης (numerical integration) (Fridman και Harris, 1988).
- ✓ Ολοκλήρωση Monte Carlo, η οποία χρησιμοποιεί δειγματοληψία (Importance sampling) (Danielsson, 1994, Pitt και Shephard, 1997, Durbin και Koopman, 2000).
- ✓ Αποτελεσματική Μέθοδος Ροπών (Efficient Method of Moments (EMM)) (Gallant et al, 1993).
- ✓ Η τεχνική Monte Carlo μέγιστης πιθανοφάνειας (Monte Carlo maximum likelihood approach) (Sandmann και Koopman, 1998).

Στην παρούσα εργασία δεν θα αναφερθούμε αναλυτικότερα στα συγκεκριμένα υποδείγματα αφού παρουσιάζουν ιδιαιτερότητες στο χειρισμό τους και χρησιμοποιούνται κυρίως για την τιμολόγηση παραγώγων μέσω προσομοιώσεων Monte Carlo και όχι για την πρόβλεψη τιμής μετοχών.

#### 5.4 Υποδείγματα στις τιμές αγοράς των δικαιωμάτων προαίρεσης (options)

Στην υπάρχουσα βιβλιογραφία, σχετικά με τα υποδείγματα των αγοραίων τιμών των δικαιωμάτων προαίρεσης, παρατηρείται εξάρτηση της τιμής ενός δικαιώματος από τη μεταβλητότητα. Για τον υπολογισμό της δίκαιης τιμής ενός δικαιώματος εκτός των λοιπών μεταβλητών εισάγεται και η μεταβλητότητα στο εκάστοτε μοντέλο. Στην περίπτωση που αντί για τη μεταβλητότητα εισάγουμε την πραγματική τιμή του δικαιώματος σε ένα μοντέλο αποτίμησης μπορούμε να εξάγουμε την πραγματική μεταβλητότητα που στη διεθνή βιβλιογραφία εμφανίζεται με τον όρο τεκμαρτή μεταβλητότητα. Επομένως, η τεκμαρτή μεταβλητότητα αποτελεί την προβλεφθήσα πραγματική μεταβλητότητα στη διάρκεια ζωής του δικαιώματος προαίρεσης, (Poon and Granger, 2005).

Το δημοφιλέστερο υπόδειγμα αποτίμησης δικαιωμάτων προαίρεσης στη διεθνή βιβλιογραφία είναι αυτό των Black and Scholes (1973). Στις μελέτες των Mason and Merton (1985) και Bates (1996) πραγματοποιείται επισκόπηση των υποδειγμάτων τιμολόγησης των δικαιωμάτων και κάποια από αυτά ενδεικτικά είναι το υπόδειγμα διάχυσης αλμάτων, Merton (1976), τα στοχαστικά υποδείγματα τιμολόγησης δικαιωμάτων των Hull and White (1987), Scott (1987) και Wiggins (1987), το υπόδειγμα εναλλαγής σταδίων Naik (1993) και τα υποδείγματα τεκμαρτών διωνυμικών δέντρων Dupire (1994), Derman and Kani (1994) και Rubinstein (1994).

Παρόλη την εκτεταμένη χρήση των υποδειγμάτων αγοράς δικαιωμάτων προαίρεσης και ειδικότερα του υποδείγματος Black and Scholes, πρέπει να αναφέρουμε πως παρατηρούνται αδυναμίες. Το μειονέκτημα του παραπάνω μοντέλου είναι ότι θεωρεί την κατανομή των αποδόσεων λογαριθμοκανονική, ενώ αυτή στην πραγματικότητα παρουσιάζει λεπτόκυρτες ουρές, που δηλώνουν την μη κανονικότητα. Επομένως, τα δικαιώματα αγοράς με υψηλές τιμές εξάσκησης ή τα δικαιώματα πώλησης με χαμηλές τιμές εξάσκησης, δίνουν μεγαλύτερη πιθανότητα κατάληξης σε ένα χρηματικό ισοδύναμο, από αυτή που ορίζει η κανονική κατανομή. Για τον παραπάνω λόγο, καθώς και για την πολυπλοκότητα των υποδειγμάτων των δικαιωμάτων προαίρεσης, δεν χρησιμοποιούνται στην έρευνα που πραγματοποιούμε.

## 5.5 Μη παραμετρικά υποδείγματα

Στα μη παραμετρικά υποδείγματα ανήκουν εκτός των άλλων και τα νευρωνικά δίκτυα (Neural networks) τα οποία στη διεθνή βιβλιογραφία είναι ευρέως διαδεδομένα, παρόλο που έχουν μόλις λίγα χρόνια που χρησιμοποιούνται (Gottschling et al. (1999)). Πριν τα Νευρωνικά δίκτυα τα υποδείγματα πρόβλεψης ήταν κατά κύριο λόγο παραμετρικά, ενώ τα μη παραμετρικά πρωτοεμφανίστηκαν την τελευταία δεκαετία του 90' και συγκεκριμένα στη μελέτη των Pagan and Schwert (1990), τα οποία δεν παρείχαν αξιόλογες προβλέψεις της μεταβλητότητας.

Οι Poon and Granger (2003) πραγματοποιούν προσπάθειά καταγραφής των μη παραμετρικών μοντέλων, αναφέροντας τα εξής υποδείγματα:

- Ιωνυμική κατανομή (Binomial tree approach), Rubinstein (1994),
- Μέγιστη αρχή εντροπίας (Maximum entropy principle) Buchen και Kelly (1996), Κανονική Αποτίμηση (Canonical valuation), Stutzer (1996),
- Υπεργεωμετρικές εξισώσεις (Hypergeometric functions), Abadir (1999),
- Νευρωνικά δίκτυα (Neural networks), Gottschling et al (1999) και
- Ημιπαραμετρική πρόβλεψη κατανομής ουδέτερου ρίσκου (Semiparametric estimate of risk-neutral distribution), Ait-Sahalia και Lo (2000),
- Μη παραμετρική μέθοδος, Ait-Sahalia και Duarte (2003)
- Αλγόριθμοι Τόξου και ανύσματος πάνω σε λογαριθμικό πυρήνα τιμολόγησης (Splines on the log-pricing kernel), Gouriéroux και Monfort (2006).

## 5.6 Συμπεράσματα των μεθόδων πρόβλεψης

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα της μελέτης των Poon και Granger (2003-2005), οι οποίοι εξετάζουν μια σειρά άρθρων και ελέγχουν τις δυνατότητες πρόβλεψης των υφιστάμενων υποδειγμάτων για την πρόβλεψη της μεταβλητότητας, καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι, από τα υποδείγματα ιστορικής μεταβλητότητας ξεχωρίζουν τα υποδείγματα GARCH. Τα συγκεκριμένα μοντέλα παρέχουν ανώτερες προβλέψεις από τα μοντέλα ARCH και από τα απλά μοντέλα. Επίσης ορισμένα εξειδικευμένα μοντέλα όπως τα EGARCH και GJR-GARCH, τα οποία λαμβάνουν υπόψη τους την ασυμμετρία της μεταβλητότητας, δίνουν καλύτερα αποτελέσματα από τα GARCH. Τέλος, σε συγκεκριμένες μελέτες τις οποίες έχουμε παραθέσει παραπάνω, τα εξειδικευμένα Fractionally Integrated GARCH (FIGARCH) και Regime-Switching GARCH (RS-GARCH) παρέχουν καλύτερη πρόβλεψη της μεταβλητότητας.

## 5.7 Αξιολόγηση προβλέψεων - Μέτρηση σφαλμάτων

Με την διεξαγωγή των προβλέψεων της μεταβλητότητας, με τη χρήση ενός υποδείγματος πρόβλεψης παράγονται δεδομένα τα οποία όμως αποτελούν προσέγγιση των πραγματικών μελλοντικών τιμών και όχι πραγματικές αποδόσεις. Την αξιολόγηση των μοντέλων πρόβλεψης, καθώς και την σύγκριση μεταξύ τους έρχονται να ελέγξουν τα υποδείγματα μέτρησης σφάλματος, για τα οποία υπάρχει

σχετικά μικρή βιβλιογραφία. Ανασκόπηση των διαφόρων υποδειγμάτων ελέγχου παρουσιάζεται στον Συριόπουλο (1996).

### Συμμετρικές συναρτήσεις σφάλματος

Συμμετρικές είναι οι στατιστικές συναρτήσεις σφάλματος, οι οποίες δίνουν ίδια βαρύτητα τόσο στην υποεκτίμηση όσο και στην υπερεκτίμηση της μεταβλητότητας ίδιου όμως μεγέθους. Οι πιο γνωστές συναρτήσεις μέτρησης σφάλματος στη βιβλιογραφία είναι οι εξής:

- Μέσο Σφάλμα (Mean Error):

$$ME = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varepsilon_t$$

- Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (Mean Square Error):

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varepsilon_t^2$$

- Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (Root Mean Square Error):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varepsilon_t^2}$$

- Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (Mean Absolute Error):

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |\varepsilon_t|$$

- Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (Mean Absolute Percent Error):

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \frac{|\varepsilon_t|}{\sigma_t}$$

- Ετεροσκεδαστικό Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (Heteroskedacy Mean Square Error):

$$HMSE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left[ \frac{\sigma_t}{\hat{\sigma}_t} - 1 \right]^2$$



Οι Bollerslev and Ghysels (1996), προτείνουν το παραπάνω μοντέλο που αποτελεί προέκταση του MSE και λαμβάνει υπόψιν του την ετεροσκεδαστικότητα.

- Μέσος Λογάριθμος των Απόλυτων Σφαλμάτων (Mean Logarithm of Absolute Error):

$$MLAE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \ln |\varepsilon_t|$$

- Στατιστικό μοντέλο Theil – U:

$$\text{Theil} - U = \frac{\sum_{t=1}^n (\hat{\sigma}_t - \sigma_t)^2}{\sum_{t=1}^n (\hat{\sigma}_t^{BM} - \sigma_t)^2}$$

Το στατιστικό μοντέλο Theil – U χρησιμοποιεί σαν βάση του το σφάλμα ενός υποδείγματος που λαμβάνεται ως υπόδειγμα αναφοράς με  $\hat{\sigma}_t^{BM}$  την πρόβλεψη της μεταβλητότητας του υποδείγματος αναφοράς στην οποία ισχύει  $\text{Theil} - U = 1$ . Στους παραπάνω τύπους, θεωρούμε  $N$  το πλήθος των προβλέψεων της μεταβλητότητας,  $\sigma_t$  την πραγματική μεταβλητότητα τη χρονική στιγμή  $t$  και  $\hat{\sigma}_t$  την πρόβλεψη της μεταβλητότητας τη χρονική στιγμή  $t$ .

### Μη Συμμετρικές συναρτήσεις σφάλματος

Οι συμμετρικές συναρτήσεις δίνουν την ίδια βαρύτητα στις υπερεκτιμήσεις και στις υποεκτιμήσεις της μεταβλητότητας, όταν αυτές έχουν το ίδιο μέγεθος, πράγμα που δεν είναι απόλυτα ορθό, διότι πολλοί επενδυτές αποδίδουν σημασία σε αυτές. Οι Pagan and Schwert (1990) και οι Brailsford and Faff (1996) προτείνουν δύο στατιστικά μοντέλα σφάλματος, τα Μέσα Μικτά Σφάλματα (Mean Mixed Errors), στα οποία θετικά και αρνητικά σφάλματα σταθμίζονται διαφορετικά, όπου το  $MME(U)$  δίνει μεγαλύτερη βαρύτητα στη υποεκτίμηση  $U$ , ενώ το  $MME(O)$  δίνει μεγαλύτερη βαρύτητα στην υπερεκτίμηση  $O$ :

$$MME(U) : \frac{1}{N} \left[ \sum_{t=1}^O |\hat{\sigma}_t - \sigma_t| + \sum_{t=1}^U \sqrt{|\hat{\sigma}_t - \sigma_t|} \right]$$

$$MME(O) : \frac{1}{N} \left[ \sum_{t=1}^U |\hat{\sigma}_t - \sigma_t| + \sum_{t=1}^O \sqrt{|\hat{\sigma}_t - \sigma_t|} \right]$$

Ένα άλλο ευρέως διαδεδομένο στη διεθνή βιβλιογραφία κριτήριο αξιολόγησης είναι το LINEX :

$$\text{LINEX} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N [\exp\{-a(\hat{\sigma}_t - \sigma_t)\} + a(\hat{\sigma}_t - \sigma_t) - 1]$$

Η LINEX, σταθμίζει και αυτή διαφορετικά τα θετικά και τα αρνητικά σφάλματα σύμφωνα με το πρόσημο του  $a$ , η επιλογή του οποίου, είναι καθαρά υποκειμενική.

### **Κριτήρια Akaike (AIC) και Swcharz (SIC)**

Για την αξιολόγηση των μοντέλων πρόβλεψης της οικογένειας ARCH/GARCH, τα πιο διαδεδομένα κριτήρια αξιολόγησης των αποτελεσμάτων είναι τα AIC και SIC (Οικονόμου και Καρώνη, 2010).

#### ✓ Akaike's Information criterion (AIC)

Το AIC είναι κριτήριο επιλογής του καλύτερου μοντέλου στο οποίο να περιέχονται όσο το δυνατόν λιγότερες παράμετροι. Η γενική του μορφή παρουσιάζεται ως εξής:

$$AIC = 2d - 2\ln L$$

Όπου  $d$  το πλήθος των παραμέτρων του μοντέλου και  $L$  η μεγιστοποιημένη τιμή της συνάρτησης πιθανοφάνειας για το εκτιμηθέν μοντέλο. Το καταλληλότερο μοντέλο επιλέγεται με βάση το μικρότερο AIC.

#### ✓ Schwarz Information criterion (SIC)

Το SIC προτάθηκε από τον Schwarz (1978) και η λογική του είναι ίδια με αυτή του AIC. Η διαφορά τους είναι ότι, η εισαγωγή επιπλέον παραμέτρων αποθαρρύνεται σε μεγαλύτερο βαθμό απ' ό,τι στο AIC. Ο γενικός του τύπος είναι ο εξής:

$$SIC = d \ln n - 2 \ln L$$

Όπου  $n, L$  ομοίως με το AIC. Και στο συγκεκριμένο κριτήριο επιλέγεται το μοντέλο με το μικρότερο SIC.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

### 6. Ανάλυση Δεδομένων – Αποτελέσματα Έρευνας

#### 6.1 Μεθοδολογία εργασίας

Στην παρούσα εργασία, θα ασχοληθούμε με την πρόβλεψη των αποδόσεων των μετοχών, για τις τέσσερις ελληνικές τράπεζες. Αρχικά, πραγματοποιείται αξιολόγηση και ιεράρχηση των σύνθετων υποδειγμάτων ARCH/GARCH και κατόπιν διεξάγεται πρόβλεψη των αποδόσεων των χρηματιστηριακών τιμών των μετοχών.

Οι υπολογισμοί των αποδόσεων, γίνονται με τη χρήση ημερησίων τιμών κλεισίματος για τις τράπεζες που δραστηριοποιούνται στην ελληνική αγορά. Η χρονική περίοδος που εξετάζεται αφορά πέντε έτη, καλύπτοντας το διάστημα από 3<sup>η</sup> Ιανουαρίου 2012 έως 31<sup>η</sup> Δεκεμβρίου 2016 κατά την οποία ο τραπεζικός κλάδος της ελληνικής αγοράς χαρακτηρίζεται από ύφεση.

Οι προβλέψεις των αποδόσεων θα πραγματοποιηθούν με τα εξής μοντέλα:

- ✓ ARCH(1), ARCH(2), ARCH(3)
- ✓ GARCH(0,1), GARCH(1,1), GARCH(0,2)
- ✓ EGARCH(1,1)
- ✓ GJR-GARCH(1,1)

Τα μοντέλα ARCH/GARCH επιλέγονται λόγω της ακρίβειας των αποτελεσμάτων που δίνουν στην πρόβλεψη των αποδόσεων της τιμής των μετοχών, σύμφωνα με την επικρατούσα βιβλιογραφία που παρουσιάστηκε στο κεφάλαιο 4.

Ο λόγος που επιλέγονται οι ελληνικές τράπεζες είναι αφενός γιατί παρατηρήθηκε κενό στην ήδη υπάρχουσα βιβλιογραφία και αφετέρου διότι ο τραπεζικός κλάδος στην Ελλάδα έχει απασχολήσει και θα συνεχίσει να απασχολεί τόσο ερευνητές όσο και απλούς καταθέτες, οι οποίοι ενδιαφέρονται είτε για επενδύσεις, είτε για την ασφάλεια των καταθέσεων τους.

### 6.1.1 Δείγμα

Το δείγμα που χρησιμοποιούμε, αποτελείται από 1.329 ημερήσιες παρατηρήσεις (τιμές κλεισίματος) για κάθε τράπεζα, δηλαδή συνολικά 5.316 παρατηρήσεις και η υπό διερεύνηση περίοδος εκτείνεται από 3η Ιανουαρίου 2012 έως 31η Δεκεμβρίου 2016. Πηγή άντλησης των παραπάνω δεδομένων είναι η βάση δεδομένων Datastream. Οι υπό διερεύνηση τράπεζες καθώς και οι κωδικές ονομασίες αυτών παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα.

Πίνακας 1: Υπό διερεύνηση τράπεζες

Τράπεζα	Κωδική Ονομασία
Πειραιώς	ΠΕΙΡ
Εθνική	ΕΤΕ
Alpha	ΑΛΦΑ
Eurobank	ΕΥΡΩΒ

### 6.1.2 Υπολογισμός των αποδόσεων

Αρχικά, υπολογίζουμε τις ημερήσιες λογαριθμικές αποδόσεις των τιμών κλεισίματος των μετοχών, για τις τράπεζες που εξετάζουμε. Εκφράζονται ως ο νεπέριος λογάριθμος της μεταβολής της τιμής της μετοχής από την προηγούμενη ημέρα, (ημέρες κατά τις οποίες πραγματοποιούνται συναλλαγές στο χρηματιστήριο) σύμφωνα με τον παρακάτω τύπο:

$$r = \ln \frac{P_t}{P_{t-1}}$$

Όπου

$r$  είναι η λογαριθμική απόδοση της τιμής της μετοχής τη μέρα  $t$

$P_t$  είναι η τιμή κλεισίματος την ημέρα  $t$

$P_{t-1}$  είναι η τιμή κλεισίματος την ημέρα  $t-1$

Οι λόγοι που επιλέγουμε τις λογαριθμικές αποδόσεις και όχι τις καθαρές αποδόσεις  $r = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}}$  αναφέρονται παρακάτω:

➤ Οι λογαριθμικές και καθαρές αποδόσεις, είναι περίπου ίσες όταν αναφερόμαστε σε μικρές αποδόσεις, ενώ αυξάνονται όσο μεγαλώνουν οι ποσοστιαίες μεταβολές. Επομένως, με τις λογαριθμικές μπορούμε να συγκρίνουμε τις αλλαγές των τιμών, ακόμη και αν οι μετοχές έχουν διαφορετικές τιμές βάσης.

➤ Κατά τη χρησιμοποίηση των λογαρίθμων, η αποδοτικότητα των εκτιμήσεων αυξάνεται, επειδή η ετεροσκεδαστικότητα στην παλινδρόμηση μειώνεται.

➤ Οι λογαριθμικές αποδόσεις, σε αντίθεση με τις καθαρές είναι συμμετρικές. Επομένως, αν μια λογαριθμική απόδοση της τάξεως του +50% ακολουθηθεί από μια ισόποση αρνητική, τότε η τελική τιμή θα είναι το άθροισμα των δύο αποδόσεων.

Πρέπει να αναφέρουμε ότι σε υψηλής συχνότητας δεδομένα, όπως οι ημερήσιες παρατηρήσεις που χρησιμοποιούμε στη συγκεκριμένη εργασία, οι καθαρές αποδόσεις είναι πολύ κοντά στις λογαριθμικές.

## 6.2 Ερευνητικό κομμάτι

Για την πραγματοποίηση της έρευνας, θα πραγματοποιήσουμε για κάθε μία από τις τέσσερις τράπεζες, έλεγχο για “volatility clustering” και “Arch Effect”, ώστε να διαπιστώσουμε, εάν υπάρχει η δυνατότητα να χρησιμοποιήσουμε τα μοντέλα ARCH/GARCH. Για την χρήση της συγκεκριμένης οικογένειας μοντέλων, απαιτείται η ύπαρξη τόσο του φαινομένου “volatility clustering” όσο και του “Arch Effect”. Έπειτα, θα πραγματοποιήσουμε ελέγχους για το κάθε μοντέλο ξεχωριστά και θα τα ιεραρχήσουμε με βάση την προβλεπτική τους ικανότητα, η οποία προκύπτει μέσω των κριτηρίων Akaike (AIC) και Schwartz (SIC). Το υπόδειγμα που θα εμφανίσει τη

μικρότερη τιμή των ανωτέρω κριτηρίων, παρέχει καλύτερες προβλέψεις και συνεπώς είναι ιδανικότερο. Τέλος, αφού επιλέξουμε το κατάλληλο μοντέλο για κάθε μία τράπεζα χωριστά, από την οικογένεια ARCH/GARCH, θα πραγματοποιήσουμε προβλέψεις των αποδόσεων των τιμών των μετοχών για την περίοδο 1/1/2017 έως 31/12/2017.

Πριν πραγματοποιήσουμε οποιονδήποτε έλεγχο ή προβούμε σε προβλέψεις, πρέπει να μελετήσουμε τις χρονοσειρές που δημιουργήσαμε από τις λογαριθμικές αποδόσεις των μετοχών για στασιμότητα. Για τον παραπάνω έλεγχο, επιλέγουμε το κριτήριο Dickey-Fuller και θέτουμε τις εξής υποθέσεις:

$H_0$ : Υπάρχει μοναδιαία ρίζα και άρα η σειρά μας δεν είναι στάσιμη

$H_1$ : Δεν υπάρχει μοναδιαία ρίζα και άρα η σειρά μας είναι στάσιμη

Με τη βοήθεια του υπολογιστικού προγράμματος e-views παρατηρούμε ότι στις περιπτώσεις και των τεσσάρων τραπεζών η πιθανότητα “prob.” είναι  $0,000 < 0,05$ , επομένως απορρίπτουμε τη μηδενική υπόθεση και δεχόμαστε την εναλλακτική, δηλαδή ότι οι χρονοσειρές μας είναι στάσιμες.

Πίνακας 2: Έλεγχος στασιμότητας για τράπεζα Πειραιώς

Null Hypothesis: RETURNS has a unit root		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-30.92957	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.435157	
5% level	-2.863550	
10% level	-2.567890	

Πίνακας 3: Έλεγχος στασιμότητας για Εθνική τράπεζα

Null Hypothesis: RETURNS has a unit root		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-31.44545	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.435157	
5% level	-2.863550	
10% level	-2.567890	

Πίνακας 4: Έλεγχος στασιμότητας για Eurobank

Null Hypothesis: RETURNS has a unit root eurobank

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-31.25981	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.435157	
5% level	-2.863550	
10% level	-2.567890	

Πίνακας 5: Έλεγχος στασιμότητας για Alpha bank

Null Hypothesis: RETURNS has a unit root

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-32.68645	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.435157	
5% level	-2.863550	
10% level	-2.567890	

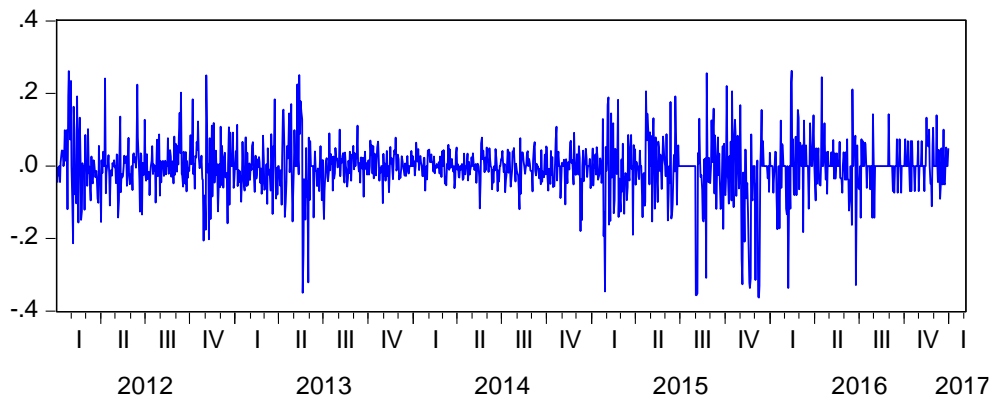
### Έλεγχοι για την τράπεζα Πειραιώς

✓ Έλεγχοι για *volatility clustering* και *arch effect*.

Αρχικά, πραγματοποιούμε παλινδρόμηση ανάμεσα στις αποδόσεις και ένα σταθερό όρο, “constant” (c) και παρουσιάζουμε το γράφημα των λογαριθμικών αποδόσεων των τιμών κλεισίματος για την τράπεζα Πειραιώς.

Διάγραμμα 1: Αποδόσεις τράπεζας Πειραιώς

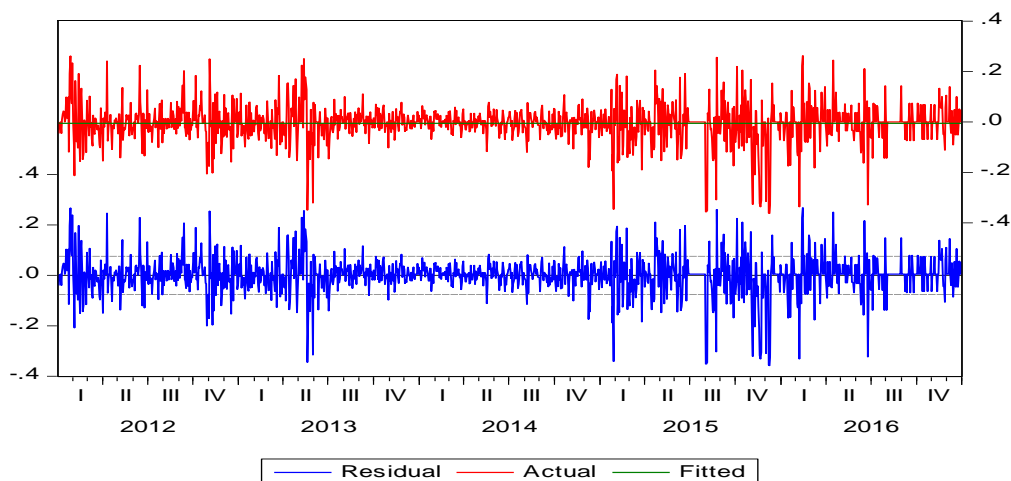
## RETURNS



Dependent Variable: RETURNS

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.005319	0.002102	-2.529978	0.0115
R-squared	0.000000	Mean dependent var		-0.005319
Adjusted R-squared	0.000000	S.D. dependent var		0.075921
S.E. of regression	0.075921	Akaike info criterion		-2.317473
Sum squared resid	7.510543	Schwarz criterion		-2.313506
Log likelihood	1511.993	Hannan-Quinn criter.		-2.315985
Durbin-Watson stat	1.694625			

*Διάγραμμα 2: Καταλοίπα τράπεζας Πειραιώς*



Από το διάγραμμα των καταλοίπων “residuals” παρατηρούμε ότι περίοδοι υψηλής μεταβλητότητας ακολουθούνται από περιόδους υψηλής μεταβλητότητας, ενώ περίοδοι χαμηλής μεταβλητότητας, ακολουθούνται αντίστοιχα από περιόδους χαμηλής μεταβλητότητας, γεγονός που μας παραθέτει την ύπαρξη “volatility clustering”.



Στη συνέχεια πραγματοποιούμε έλεγχο για ετεροσκεδαστικότητα “ARCH effect” του μοντέλου. Οι δύο υποθέσεις που κάνουμε, είναι οι εξής:

$H_0$ : ΔΕΝ υπάρχει ARCH effect

$H_1$ : Υπάρχει ARCH effect

Για την χρήση των μοντέλων ARCH/GARCH καθώς και των εξελιγμένων και πιο περίπλοκων EGARCH και GJR-GARCH, θα πρέπει να απορρίψουμε τη μηδενική υπόθεση  $H_0$  και να δεχτούμε την εναλλακτική  $H_1$ .

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	215.4951	Prob. F(1,1301)	0.0000
Obs*R-squared	185.1573	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα του ελέγχου για ετεροσκεδαστικότητα, απορρίπτουμε τη μηδενική υπόθεση, αφού το ποσοστό του Chi-Square είναι μικρότερο του 5% ( $0 < 0,05$ ). Συνεπώς, ισχύει η υπόθεση  $H_1$ , σύμφωνα με την οποία, υπάρχει ετεροσκεδαστικότητα κι επομένως μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τα μοντέλα της οικογένειας ARCH/GARCH.

Έχοντας πραγματοποιήσει τους απαραίτητους ελέγχους, διαπιστώνουμε ότι στις αποδόσεις των μετοχών, για την τράπεζα Πειραιώς, παρατηρούνται τα φαινόμενα “volatility clustering” και “ARCH effect”, επομένως πληρούνται οι προϋποθέσεις για την χρήση των υποδειγμάτων GARCH.

Παρακάτω, θα γίνει παρουσίαση των αποτελεσμάτων των μοντέλων για τις λογαριθμικές αποδόσεις της τράπεζας Πειραιώς. Για τον έλεγχο του καταλληλότερου μοντέλου, εξετάζουμε τα κριτήρια Akaike info criterion (AIC) και Schwarz criterion (SIC) και ιεραρχούμε τα μοντέλα, με βάση το μικρότερο AIC και SIC.

✓ Αποτελέσματα κατά την εφαρμογή των μοντέλων

**ARCH(1)**

Dependent Variable: RETURNS  
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution  
GARCH = C(2) + C(3)\*RESID(-1)^2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.003582	0.001842	-1.944466	0.0518
Variance Equation				
C	0.003884	9.88E-05	39.32126	0.0000
RESID(-1)^2	0.311216	0.035686	8.721017	0.0000
R-squared	-0.000524	Mean dependent var		-0.005319
Adjusted R-squared	-0.000524	S.D. dependent var		0.075921
S.E. of regression	0.075941	Akaike info criterion		-2.460339
Sum squared resid	7.514477	Schwarz criterion		-2.448438
Log likelihood	1607.141	Hannan-Quinn criter.		-2.455874
Durbin-Watson stat	1.693738			

**ARCH(2)**

Dependent Variable: RETURNS  
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution  
GARCH = C(2) + C(3)\*RESID(-1)^2 + C(4)\*RESID(-2)^2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.001613	0.001761	-0.916188	0.3596
Variance Equation				
C	0.003242	8.81E-05	36.80914	0.0000
RESID(-1)^2	0.249700	0.035625	7.009132	0.0000
RESID(-2)^2	0.197090	0.026840	7.343238	0.0000
R-squared	-0.002385	Mean dependent var		-0.005319
Adjusted R-squared	-0.002385	S.D. dependent var		0.075921
S.E. of regression	0.076012	Akaike info criterion		-2.487531
Sum squared resid	7.528452	Schwarz criterion		-2.471662
Log likelihood	1625.870	Hannan-Quinn criter.		-2.481578
Durbin-Watson stat	1.690594			

### ARCH(3)

Dependent Variable: RETURNS

Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution

GARCH = C(2) + C(3)\*RESID(-1)^2 + C(4)\*RESID(-2)^2 + C(5)\*RESID(-3)^2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.001739	0.001656	-1.050208	0.2936
Variance Equation				
C	0.002744	7.76E-05	35.36088	0.0000
RESID(-1)^2	0.209516	0.031939	6.559973	0.0000
RESID(-2)^2	0.156367	0.025768	6.068307	0.0000
RESID(-3)^2	0.172730	0.030174	5.724439	0.0000
R-squared	-0.002226	Mean dependent var		-0.005319
Adjusted R-squared	-0.002226	S.D. dependent var		0.075921
S.E. of regression	0.076006	Akaike info criterion		-2.519193
Sum squared resid	7.527259	Schwarz criterion		-2.499357
Log likelihood	1647.514	Hannan-Quinn criter.		-2.511752
Durbin-Watson stat	1.690862			

### GARCH(0,1)

Dependent Variable: RETURNS

Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution

GARCH = C(2) + C(3)\*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.005389	0.002226	-2.420383	0.0155
Variance Equation				
C	0.001001	0.001030	0.971229	0.3314
GARCH(-1)	0.826671	0.179234	4.612251	0.0000
R-squared	-0.000001	Mean dependent var		-0.005319
Adjusted R-squared	-0.000001	S.D. dependent var		0.075921
S.E. of regression	0.075921	Akaike info criterion		-2.316486
Sum squared resid	7.510549	Schwarz criterion		-2.304585
Log likelihood	1513.349	Hannan-Quinn criter.		-2.312021
Durbin-Watson stat	1.694624			

### GARCH(0,2)

Dependent Variable: RETURNS  
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution  
GARCH = C(2) + C(3)\*GARCH(-1) + C(4)\*GARCH(-2)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.005783	0.002127	-2.718633	0.0066
Variance Equation				
C	9.49E-05	2.21E-06	42.90744	0.0000
GARCH(-1)	1.977113	0.001122	1762.026	0.0000
GARCH(-2)	-0.993717	0.001117	-889.5517	0.0000
R-squared	-0.000037	Mean dependent var		-0.005319
Adjusted R-squared	-0.000037	S.D. dependent var		0.075921
S.E. of regression	0.075923	Akaike info criterion		-2.345204
Sum squared resid	7.510823	Schwarz criterion		-2.329336
Log likelihood	1533.073	Hannan-Quinn criter.		-2.339251
Durbin-Watson stat	1.694562			

### GARCH(1,1)

Dependent Variable: RETURNS  
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution  
GARCH = C(2) + C(3)\*RESID(-1)^2 + C(4)\*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.001561	0.001663	-0.938656	0.3479
Variance Equation				
C	0.000359	3.64E-05	9.855652	0.0000
RESID(-1)^2	0.154071	0.017070	9.025933	0.0000
GARCH(-1)	0.781368	0.019642	39.77965	0.0000
R-squared	-0.002453	Mean dependent var		-0.005319
Adjusted R-squared	-0.002453	S.D. dependent var		0.075921
S.E. of regression	0.076014	Akaike info criterion		-2.606625
Sum squared resid	7.528965	Schwarz criterion		-2.590757
Log likelihood	1703.520	Hannan-Quinn criter.		-2.600672
Durbin-Watson stat	1.690479			

### **GJR-GARCH(1,1,1)**

Dependent Variable: RETURNS

Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution

GARCH = C(2) + C(3)\*RESID(-1)^2 + C(4)\*RESID(-1)^2\*(RESID(-1)<0) +  
C(5)\*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.002670	0.001698	-1.572407	0.1159
Variance Equation				
C	0.000382	3.89E-05	9.803439	0.0000
RESID(-1)^2	0.118773	0.017665	6.723614	0.0000
RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	0.076910	0.025838	2.976638	0.0029
GARCH(-1)	0.772218	0.020808	37.11193	0.0000
R-squared	-0.001218	Mean dependent var		-0.005319
Adjusted R-squared	-0.001218	S.D. dependent var		0.075921
S.E. of regression	0.075967	Akaike info criterion		-2.609528
Sum squared resid	7.519692	Schwarz criterion		-2.589692
Log likelihood	1706.412	Hannan-Quinn criter.		-2.602087
Durbin-Watson stat	1.692563			

### **EGARCH(1,1)**

Dependent Variable: RETURNS

Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution

LOG(GARCH) = C(2) + C(3)\*ABS(RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1))) + C(4)  
\*RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1)) + C(5)\*LOG(GARCH(-1))

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.007782	0.001524	-5.105914	0.0000
Variance Equation				
C(2)	-0.772076	0.069757	-11.06806	0.0000
C(3)	0.266337	0.022010	12.10074	0.0000
C(4)	-0.073638	0.014764	-4.987611	0.0000
C(5)	0.890304	0.010982	81.07092	0.0000
R-squared	-0.001053	Mean dependent var		-0.005319
Adjusted R-squared	-0.001053	S.D. dependent var		0.075921
S.E. of regression	0.075961	Akaike info criterion		-2.574455
Sum squared resid	7.518453	Schwarz criterion		-2.554619
Log likelihood	1683.545	Hannan-Quinn criter.		-2.567014
Durbin-Watson stat	1.692842			

Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για τις αποδόσεις της μετοχής της τράπεζας Πειραιώς κατά την εφαρμογή των μοντέλων ARCH/GARCH και ιεραρχούνται σύμφωνα με τα κριτήρια AIC και SIC.

Πίνακας 6: Ιεράρχηση μοντέλων για την τράπεζα Πειραιώς

<i>ΜΟΝΤΕΛΟ</i>	<i>AIC</i>	<i>SIC</i>
<b>GJR-GARCH(1,1)</b>	-2.609528	-2.589692
<b>GARCH(1,1)</b>	-2.606625	-2.590757
<b>EGARCH(1,1)</b>	-2.574455	-2.554619
<b>ARCH(3)</b>	-2.519193	-2.499357
<b>ARCH(2)</b>	-2.487531	-2.471662
<b>ARCH(1)</b>	-2.460339	-2.448438
<b>GARCH(0,2)</b>	-2.345204	-2.329336
<b>GARCH(0,1)</b>	-2.316486	-2.304585

Παρατηρούμε λοιπόν ότι, καλύτερα αποτελέσματα δίνει το μοντέλο GJR-GARCH(1,1), ενώ δεύτερο καλύτερο με μικρές διαφορές έρχεται το GARCH(1,1). Για να ολοκληρώσουμε τη διαδικασία επιλογής του καταλληλότερου μοντέλου για την πραγματοποίηση προβλέψεων για την τράπεζα Πειραιώς, θα πρέπει να ελέγξουμε εάν υπάρχει συσχέτιση μεταξύ των τιμών των καταλοίπων, καθώς επίσης, αν υπάρχει Arch effect και αν αυτά ακολουθούν την κανονική κατανομή.

✓ Ελεγχοι στα κατάλοιπα

Ο πρώτος έλεγχος αφορά τις *συσχετίσεις των καταλοίπων* για τις οποίες κάνουμε τις εξής δύο υποθέσεις:

*H0: ΔΕΝ υπάρχει συσχέτιση*

*H1: Υπάρχει συσχέτιση*

Από τα αποτελέσματα του κορелоγράμματος, που παραθέτουμε παρακάτω, παρατηρούμε ότι, στη στήλη Prob(p-value) τα ποσοστά είναι μεγαλύτερα του 5%, επομένως μπορούμε να αποδεχτούμε τη μηδενική υπόθεση περί μη ύπαρξης αυτοσυσχέτισης, που είναι και το επιθυμητό αποτέλεσμα.

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.022	0.022	0.6440	0.422
		2	0.008	0.007	0.7206	0.697
		3	0.010	0.010	0.8483	0.838
		4	-0.007	-0.008	0.9161	0.922
		5	-0.006	-0.006	0.9669	0.965
		6	-0.018	-0.017	1.3715	0.968
		7	-0.016	-0.015	1.7132	0.974
		8	0.011	0.012	1.8659	0.985
		9	-0.015	-0.015	2.1542	0.989
		10	-0.002	-0.001	2.1591	0.995

				11	-0.001	-0.001	2.1595	0.998
				12	-0.004	-0.004	2.1853	0.999
				13	0.016	0.015	2.5066	0.999
				14	-0.005	-0.006	2.5445	1.000
				15	0.050	0.050	5.8751	0.982
				16	0.019	0.016	6.3652	0.984
				17	-0.011	-0.012	6.5224	0.989
				18	-0.027	-0.028	7.4793	0.985
				19	0.001	0.003	7.4802	0.991
				20	-0.014	-0.013	7.7479	0.993
				21	-0.014	-0.012	8.0211	0.995
				22	0.001	0.004	8.0226	0.997
				23	-0.004	-0.006	8.0489	0.998
				24	0.001	0.001	8.0494	0.999
				25	0.012	0.012	8.2457	0.999
				26	0.011	0.010	8.4003	1.000
				27	0.012	0.010	8.5809	1.000
				28	0.012	0.009	8.7658	1.000
				29	-0.019	-0.020	9.2469	1.000
				30	0.040	0.038	11.417	0.999
				31	-0.014	-0.016	11.668	0.999
				32	0.003	0.004	11.677	1.000
				33	-0.004	-0.001	11.694	1.000
				34	-0.006	-0.004	11.744	1.000
				35	0.021	0.021	12.314	1.000
				36	0.043	0.044	14.753	0.999

Ο δεύτερος έλεγχος αφορά την ύπαρξη *Arch effect* στα κατάλοιπα σύμφωνα με τις εξής υποθέσεις:

$H_0$ : ΔΕΝ υπάρχει ARCH effect

$H_1$ : Υπάρχει ARCH effect

Heteroskedasticity Test: ARCH

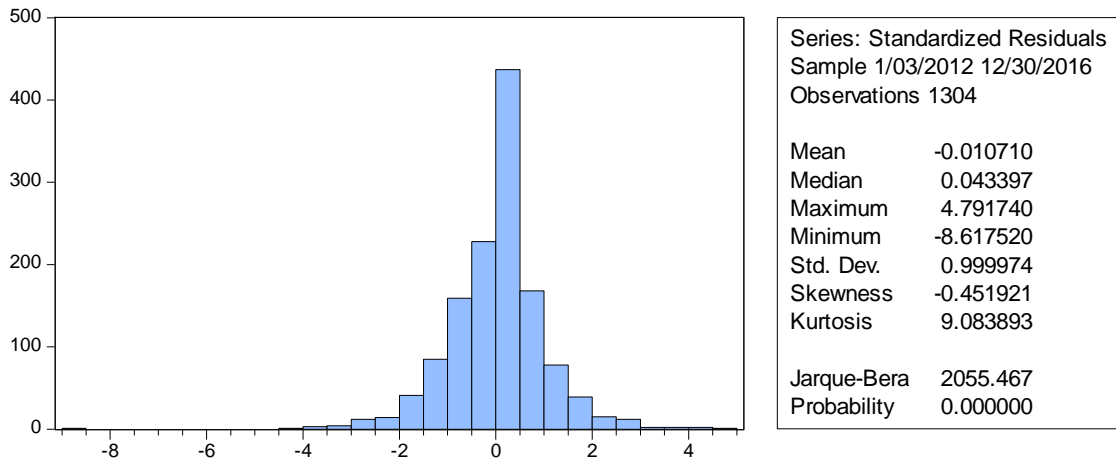
F-statistic	0.641405	Prob. F(1,1301)	0.4233
Obs*R-squared	0.642075	Prob. Chi-Square(1)	0.4230

Παρατηρούμε ότι η μηδενική υπόθεση, υπερισχύει της εναλλακτικής, αφού σύμφωνα με το Chi-Square η πιθανότητα είναι 0,423 που είναι μεγαλύτερη του 0,05.

Ο τελευταίος έλεγχος, που οφείλουμε να πραγματοποιήσουμε για τα κατάλοιπα, είναι, εάν αυτά ακολουθούν την κανονική κατανομή, συνθήκη επιθυμητή αλλά όχι αναγκαία.

$H_0$ : τα residuals ακολουθούν την κανονική κατανομή

$H_1$ : τα residuals ΔΕΝ ακολουθούν την κανονική κατανομή



Από το γράφημα, παρατηρούμε ότι τα κατάλοιπα δεν ακολουθούν την κανονική κατανομή. Επιπροσθέτως, η μηδενική υπόθεση απορρίπτεται διότι υπάρχει κύρτωση και ασυμμετρία στο δείγμα μας, ενώ στην κανονική κατανομή οι παραπάνω τιμές είναι μηδέν. Τέλος, βλέπουμε ότι η τιμή Jarque-Bera είναι αρκετά μεγάλη και η τιμή p-value είναι ίση με το μηδέν. Για τους παραπάνω λόγους συμπεραίνουμε ότι τα κατάλοιπα δεν ακολουθούν την κανονική κατανομή.

Πάραυτα, τα αποτελέσματα μας δείχνουν ότι, στα κατάλοιπα δεν υπάρχει συσχέτιση και Arch effect, που αποτελούν και τις σημαντικότερες υποθέσεις. Επομένως, το μοντέλο GJR-GARCH(1,1), που επιλέξαμε μπορεί να δώσει προβλέψεις στατιστικά σημαντικότερες, σε σύγκριση με τα υπόλοιπα μοντέλα.

#### ✓ Πραγματοποίηση προβλέψεων

Αφού πραγματοποιήσαμε τους απαραίτητους ελέγχους, καταλήξαμε ότι, το μοντέλο GJR-GARCH(1,1) παρέχει τη δυνατότητα πραγματοποίησης των καλύτερων προβλέψεων. Στη συνέχεια, διεξάγουμε τις προβλέψεις και παρουσιάζουμε τις ημερήσιες αποδόσεις για το έτος 2017.

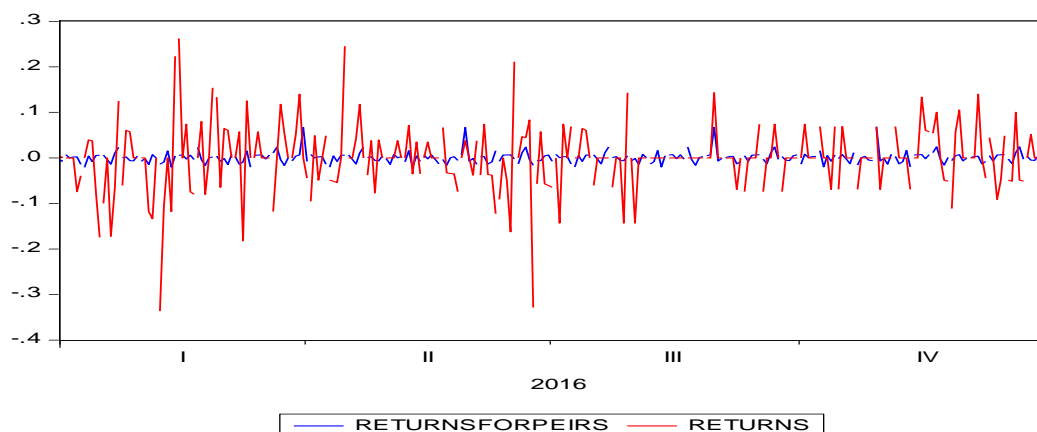
Πρέπει να επισημάνουμε ότι, το οικονομετρικό πρόγραμμα enviews παρέχει τη δυνατότητα δυναμικής αλλά και στατικής πρόβλεψης (Kozhan, 2010). Σύμφωνα με τη δυναμική πρόβλεψη χρησιμοποιούμε τα στοιχεία του δείγματος, στην



προκειμένη περίπτωση τις ημερήσιες αποδόσεις για το διάστημα 3/1/2012 έως 31/12/2016, και πραγματοποιούμε προβλέψεις για το διάστημα 1/1/2017 έως 31/12/2017 χωρίς να λαμβάνονται υπόψη οι τιμές που εξάγονται από τη διαδικασία πρόβλεψης. Από την άλλη πλευρά, στη διαδικασία στατικής πρόβλεψης, κάθε παρατήρηση που εξάγεται από αυτή, λαμβάνεται υπόψη για την πρόβλεψη της κάθε επόμενης τιμής. Στην παρούσα εργασία εξετάσαμε τόσο τη δυναμική, όσο και τη στατική διαδικασία πρόβλεψης και καταλήξαμε ότι οι δύο μέθοδοι δίνουν πανομοιότυπα σχεδόν αποτελέσματα με σφάλματα που απέχουν ελάχιστα μεταξύ τους, με μια μικρή διάκριση της στατικής διαδικασίας. Επομένως επιλέγουμε την τελευταία πρακτική, για την πραγματοποίηση προβλέψεων.

Αρχικά, για να ελέγξουμε το «πόσο κοντά» πέφτουμε στις προβλέψεις μας, πραγματοποιούμε πρόβλεψη εντός του δείγματός μας, για το έτος 2016. Συγκεκριμένα, εισάγουμε τις αποδόσεις για το χρονικό διάστημα 3/1/2012 έως 31/12/2016 και εξάγουμε προβλέψεις για το διάστημα 1/1/2016 έως 31/12/2016 όπως παρουσιάζονται στο παρακάτω διάγραμμα:

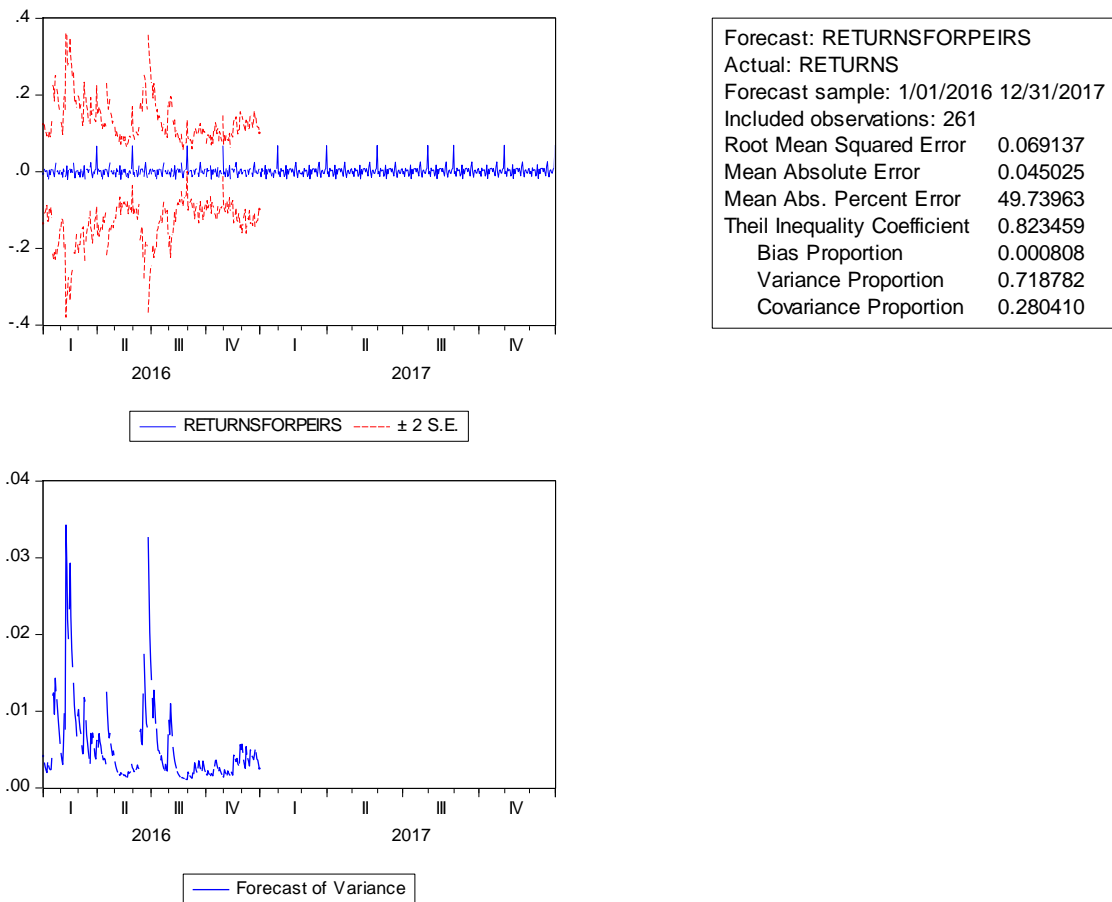
Διάγραμμα 3: Προβλέψεις και πραγματικές τιμές της τράπεζας Πειραιώς



Από το διάγραμμα παρατηρούμε ότι οι αποδόσεις που προβλέψαμε (RETURNSFORPEIRS) ακολουθούν την πορεία των πραγματικών αποδόσεων (RETURNS).

✓ Στατική πρόβλεψη

Διάγραμμα 4: Έλεγχος προβλέψεων της τράπεζας Πειραιώς



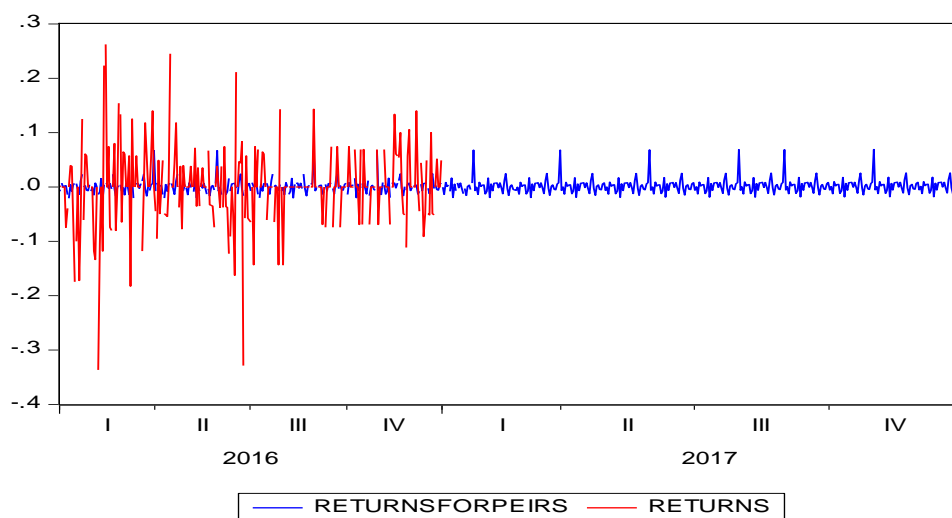
Μετά τη διεξαγωγή της πρόβλεψης παρατηρούμε τα εξής:

- i. Το Root Mean Square Error (RMSE) είναι πολύ μικρό της τάξεως του 0,069137 που σημαίνει ότι η τυπική απόκλιση (standard deviation) των λαθών πρόβλεψης είναι πολύ μικρή.
- ii. Το Bias Proportion είναι επίσης πολύ μικρό (0,000808), που δείχνει ότι ο μέσος των προβλέψεων είναι πολύ κοντά στον μέσο των πραγματικών αποδόσεων.
- iii. Τέλος από το διάγραμμα παρατηρούμε ότι, οι προβλέψεις μας είναι εντός των κόκκινων ορίων, πράγμα που σημαίνει ότι οι προβλέψεις έχουν αξιοπιστία 95%.

Από τις παραπάνω παρατηρήσεις, καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι, τα αποτελέσματα στα οποία καταλήξαμε, είναι αξιόπιστα και οι αποδόσεις που προβλέψαμε είναι πολύ κοντά στις πραγματικές. Παρακάτω, παραθέτουμε τα

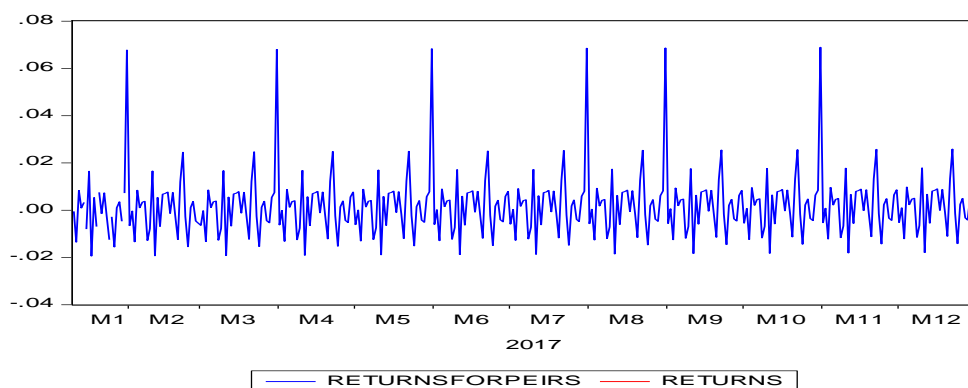
αποτελέσματα της πρόβλεψης για το διάστημα 1/1/2016 έως 31/12/2016 (ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ 5), όπου με κόκκινο χρώμα παρουσιάζονται οι πραγματικές τιμές των αποδόσεων (RETURNSFORPEIRS), ενώ με μπλέ χρώμα οι αποδόσεις που προβλέψαμε (RETURNS).

Διάγραμμα 5: προβλέψεις αποδόσεων για τα έτη 2016- 2017 της τράπεζας Πειραιώς



Κλείνοντας παραθέτουμε το διάγραμμα με τις αποδόσεις που προβλέψαμε για το έτος 2017.

Διάγραμμα 6: προβλέψεις αποδόσεων για το έτος 2017 της τράπεζας Πειραιώς



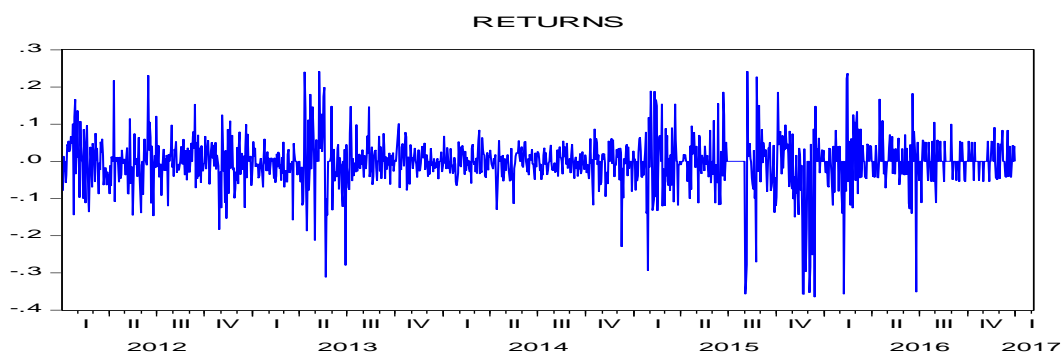
Ομοίως, παρακάτω, θα μελετήσουμε και τις υπόλοιπες ελληνικές τράπεζες (Εθνική, Eurobank, Alpha bank) και αφού πραγματοποιήσουμε τους απαραίτητους ελέγχους και επιλέξουμε το κατάλληλο μοντέλο, θα παραθέσουμε τις προβλέψεις για τις αποδόσεις των τιμών των μετοχών για κάθε μία τράπεζα χωριστά.

### Έλεγχοι για την Εθνική τράπεζα

✓ Έλεγχοι για *volatility clustering* και *arch effect*.

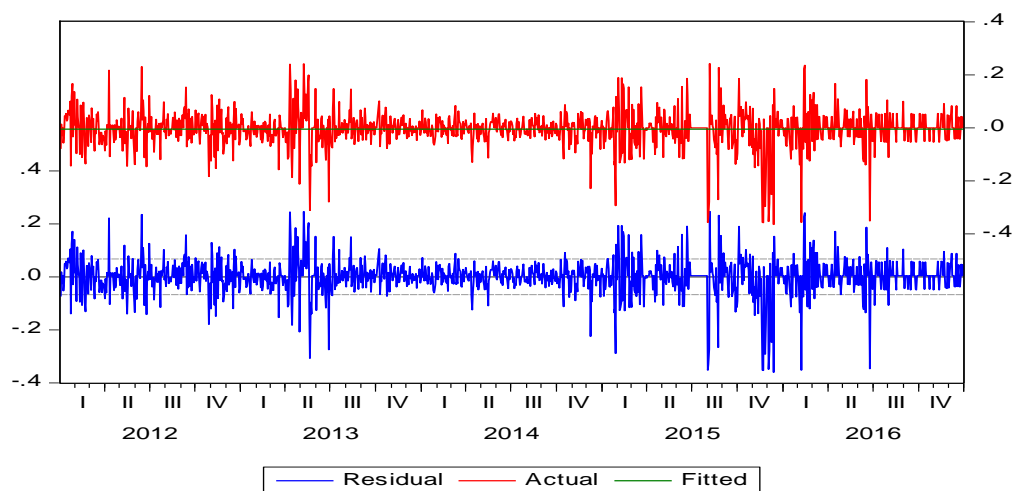
Οι αποδόσεις των μετοχών της Εθνικής τράπεζας, για το δείγμα μας, παρουσιάζονται στο παρακάτω διάγραμμα:

Διάγραμμα 7: Αποδόσεις Εθνικής τράπεζας



Μετά από τους ελέγχους για “volatility clustering” και “arch effect” παρατηρούμε ότι και στις δύο περιπτώσεις, απορρίπτεται η μηδενική υπόθεση και γίνεται δεκτή η εναλλακτική, δηλαδή παρατηρείται το φαινόμενο της ετεροσκεδαστικότητας καθώς και του “volatility clustering”.

Διάγραμμα 8: Κατάλοιπα Εθνικής τράπεζας



Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	183.6572	Prob. F(1,1301)	0.0000
Obs*R-squared	161.1856	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

✓ *Αποτελέσματα κατά την εφαρμογή των μοντέλων*

Σύμφωνα με τα κριτήρια AIC και SIC ιεραρχούμε τα μοντέλα όπως παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 7: Ιεράρχηση μοντέλων για την Εθνική τράπεζα

<i>ΜΟΝΤΕΛΟ</i>	<i>AIC</i>	<i>SIC</i>
<b>GJR-GARCH(1,1)</b>	-2.884843	-2.865007
<b>GARCH(1,1)</b>	-2.872118	-2.856250
<b>EGARCH(1,1)</b>	-2.844341	-2.824505
<b>ARCH(3)</b>	-2.790469	-2.770633
<b>ARCH(2)</b>	-2.771305	-2.755436
<b>ARCH(1)</b>	-2.712487	-2.700586
<b>GARCH(0,1)</b>	-2.555557	-2.543655
<b>GARCH(0,2)</b>	-2.554334	-2.538466

Για τις αποδόσεις της Εθνικής τράπεζας όπως και για την Πειραιώς, καλύτερα αποτελέσματα παρέχει το μοντέλο GJR-GARCH(1,1), από την οικογένεια ARCH/GARCH, το οποίο έχει μικρό προβάδισμα, έναντι του GARCH(1,1), ενώ τα χειρότερα αποτελέσματα δίνουν τα μοντέλα GARCH(0,1) και GARCH(0,2). Έπειτα, από τους ελέγχους για την καταλληλότητα του GJR-GARCH(1,1), προκύπτει ότι παρόλο που τα κατάλοιπά του δεν ακολουθούν την κανονική κατανομή (probability 0%), δεν έχουν ετεροσκεδαστικότητα (Chi-Square 0,7884 > 5%), καθώς επίσης και από το κορελόγραμμα παρατηρούμε ότι δεν υπάρχει το φαινόμενο της αυτοσυσχέτισης. Επομένως, το συγκεκριμένο υπόδειγμα είναι κατάλληλο για την πραγματοποίηση προβλέψεων όπως παρουσιάζονται στη συνέχεια.

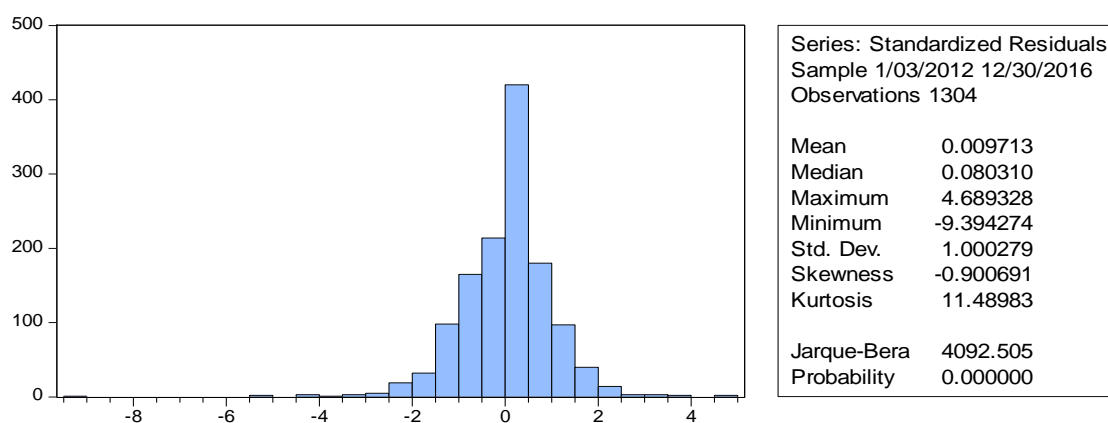
✓ *Έλεγχοι στα κατάλοιπα*

*Έλεγχος ετεροσκεδαστικότητας για τα κατάλοιπα.*

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	0.071946	Prob. F(1,1301)	0.7886
Obs*R-squared	0.072053	Prob. Chi-Square(1)	0.7884

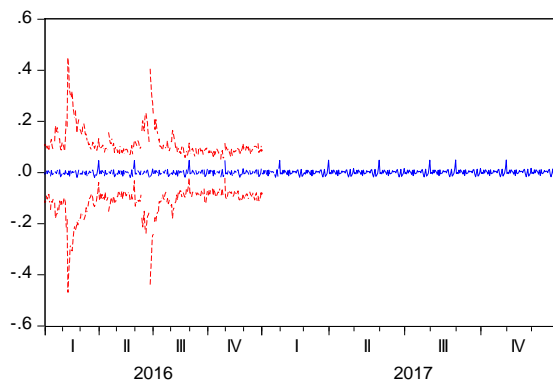
	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
			1	0.007	0.007	0.0723	0.788
			2	-0.002	-0.002	0.0783	0.962
			3	-0.003	-0.003	0.0867	0.993
			4	-0.006	-0.006	0.1390	0.998
			5	-0.008	-0.008	0.2152	0.999
			6	-0.003	-0.003	0.2280	1.000
			7	-0.003	-0.004	0.2440	1.000
			8	-0.021	-0.021	0.8137	0.999
			9	-0.001	-0.001	0.8159	1.000
			10	-0.001	-0.001	0.8175	1.000
			11	-0.003	-0.003	0.8303	1.000



✓ Πραγματοποίηση προβλέψεων

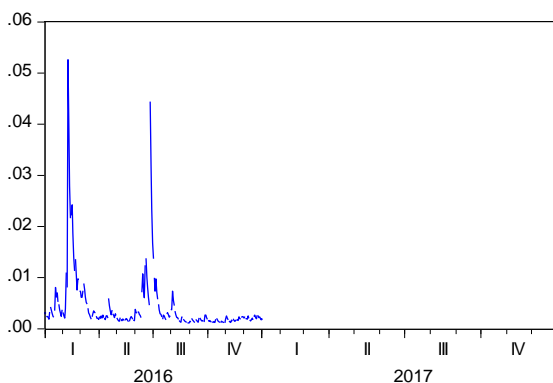
Μετά από τη διεξαγωγή προβλέψεων παρατηρούμε ότι τα αποτελέσματά μας πλησιάζουν στα πραγματικά δεδομένα αφού το RMSE και το Bias Proportion είναι αρκετά μικρά, 0,060397 και 0,000128 αντίστοιχα, όπως παρουσιάζεται στον πίνακα των αποτελεσμάτων που ακολουθεί.

Διάγραμμα 9: Έλεγχος προβλέψεων της Εθνικής τράπεζας



— RETURNSFORETES - - - ± 2 S.E.

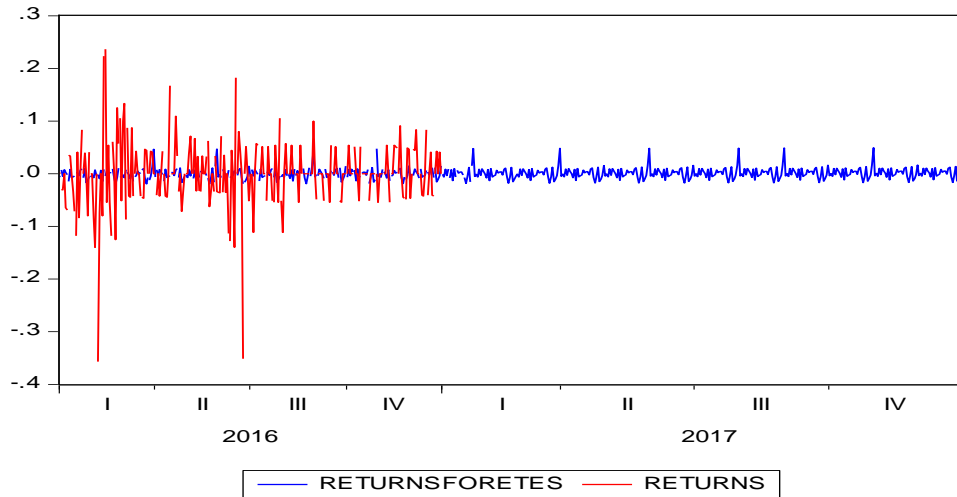
Forecast:	RETURNSFORETES
Actual:	RETURNS
Forecast sample:	1/01/2016 12/31/2017
Included observations:	261
Root Mean Squared Error	0.060397
Mean Absolute Error	0.038868
Mean Abs. Percent Error	53.18477
Theil Inequality Coefficient	0.844613
Bias Proportion	0.000128
Variance Proportion	0.721237
Covariance Proportion	0.278635



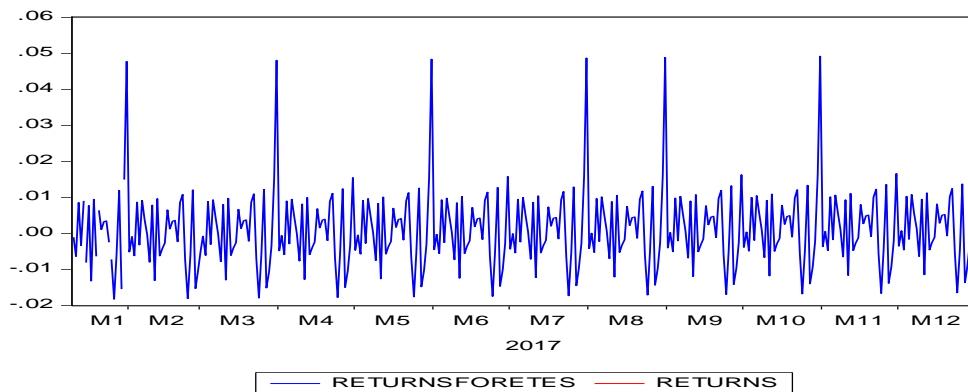
— Forecast of Variance

Τέλος παραθέτουμε τα γραφήματα που αφορούν, το πρώτο τη σύγκριση των προβλέψεων για τη διαδικασία “forecast in sample” (πρόβλεψη εντός δείγματος) όπου, όπως παρατηρούμε οι αποδόσεις που εξάγονται από τη διαδικασία πρόβλεψης (RETURNSFORETES) ακολουθούν τις πραγματικές αποδόσεις (RETURNS), ενώ στο δεύτερο διάγραμμα παρουσιάζονται οι προβλεφθήσες αποδόσεις για το έτος 2017.

Διάγραμμα 10: Προβλέψεις αποδόσεων για τα έτη 2016- 2017 της Εθνικής τράπεζας



Διάγραμμα 11: Προβλέψεις αποδόσεων για το έτος 2017 της Εθνικής τράπεζας



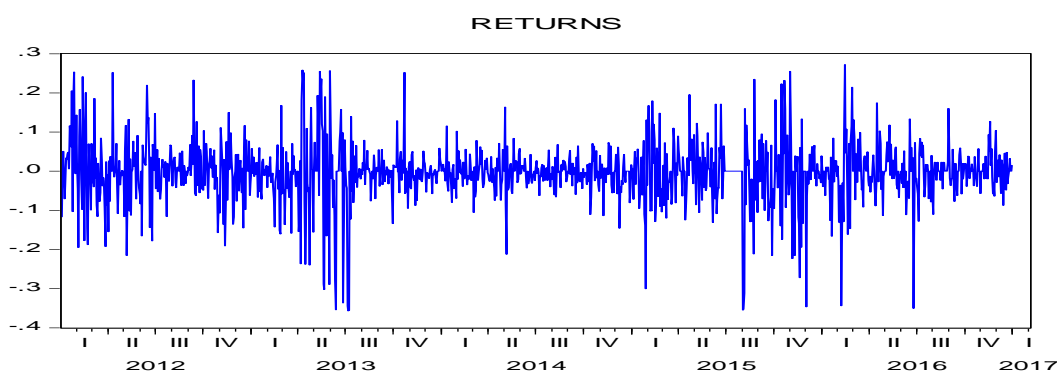


## Έλεγχοι για την Eurobank

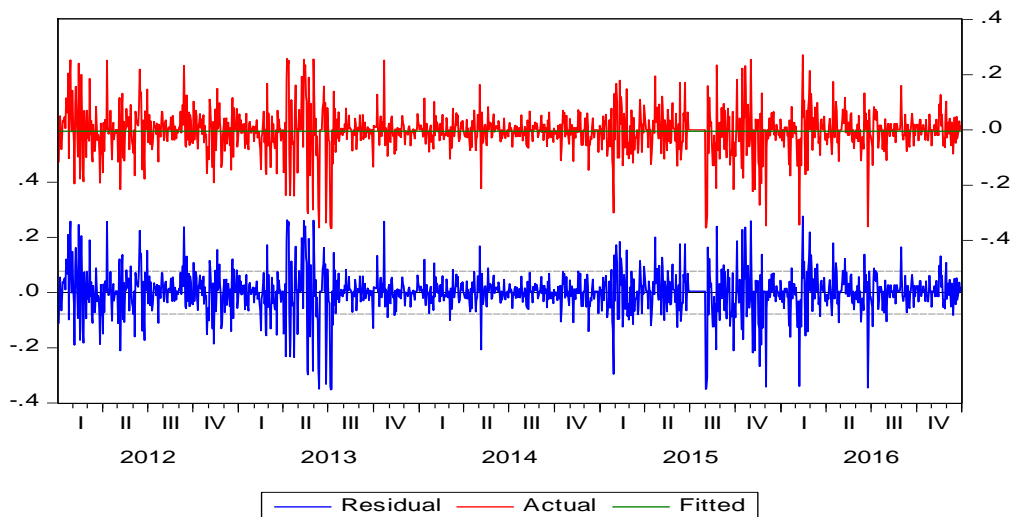
✓ Έλεγχοι για *volatility clustering* και *arch effect*

Από το γράφημα των λογαριθμικών αποδόσεων της Eurobank, καταλήγουμε στα ίδια συμπεράσματα με αυτά που καταλήξαμε για τις τράπεζες Εθνική και Πειραιώς. Από το δεύτερο γράφημα, που αφορά την κίνηση των καταλοίπων, παρατηρούμε το φαινόμενο “volatility clustering”.

Διάγραμμα 12: Αποδόσεις Eurobank



Διάγραμμα 13: Κατάλοιπα τράπεζας Eurobank



Σύμφωνα με τον έλεγχο ARCH προκύπτει ότι, υπάρχει υπό συνθήκη ετεροσκεδαστικότητα, (Prob. Chi-Square = 0.0000), επομένως είμαστε ελεύθεροι να χρησιμοποιήσουμε τα μοντέλα ARCH/GARCH.

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	194.4058	Prob. F(1,1301)	0.0000
Obs*R-squared	169.3927	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

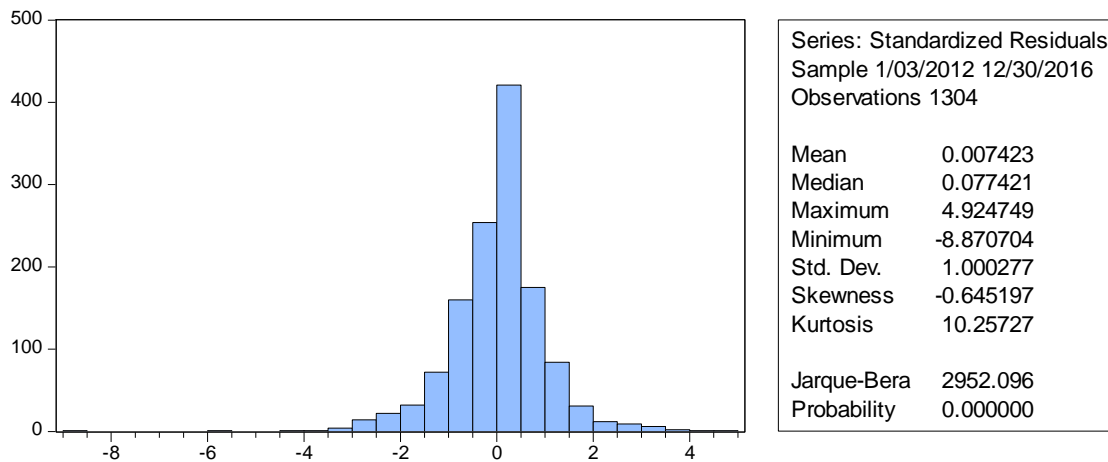
Το υπόδειγμα GJR-GARCH(1,1) για ακόμη μία φορά δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα προβλέψεων, οριακά βέβαια, έναντι του GARCH(1,1) όπως παρουσιάζονται ιεραρχημένα στον πίνακα που ακολουθεί:

Πίνακας 8: Ιεράρχηση μοντέλων για την Eurobank

<i>MONTEAO</i>	<i>AIC</i>	<i>SIC</i>
<b>GJR-GARCH(1,1)</b>	-2.581890	-2.562054
<b>GARCH(1,1)</b>	-2.579489	-2.563620
<b>EGARCH(1,1)</b>	-2.545711	-2.525875
<b>ARCH(3)</b>	-2.483188	-2.463352
<b>ARCH(2)</b>	-2.457289	-2.441420
<b>ARCH(1)</b>	-2.421985	-2.410083
<b>GARCH(0,1)</b>	-2.267230	-2.255329
<b>GARCH(0,2)</b>	-2.265722	-2.249853

✓ Έλεγχοι στα κατάλοιπα

Ελέγχοντας τα κατάλοιπα, παρατηρούμε ότι, δεν ακολουθούν την κανονική κατανομή, αφού η τιμή Jarque-Bera είναι μεγάλη κι επίσης υπάρχει κύρτωση και σκέδαση. Παρ' αυτά, ο έλεγχος για ετεροσκεδαστικότητα μας δίνει θετικά αποτελέσματα (απόρριψη της μηδενικής υπόθεσης, αρά δεν υπάρχει ετεροσκεδαστικότητα) και οι τιμές των πιθανοτήτων του κορελλογράμματος προσεγγίζουν τη μονάδα (δεν υπάρχει αυτοσυσχέτιση).



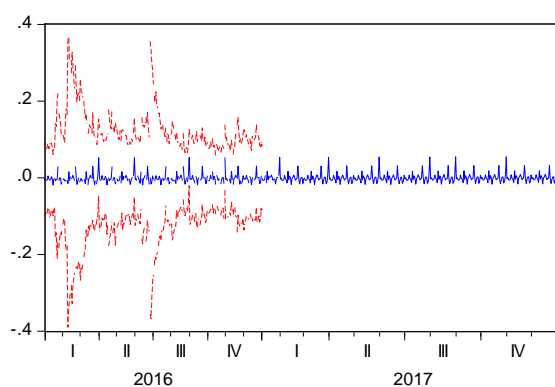
Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	0.329032	Prob. F(1,1301)	0.5663
Obs*R-squared	0.329455	Prob. Chi-Square(1)	0.5660

	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
			1	0.016	0.016	0.3304	0.565
			2	0.008	0.007	0.4076	0.816
			3	-0.002	-0.002	0.4113	0.938
			4	-0.025	-0.025	1.2155	0.876
			5	-0.000	0.001	1.2156	0.943
			6	-0.001	-0.001	1.2184	0.976
			7	-0.011	-0.011	1.3692	0.986
			8	-0.018	-0.018	1.7852	0.987
			9	-0.008	-0.008	1.8751	0.993
			10	0.024	0.025	2.6464	0.989
			11	-0.006	-0.007	2.6967	0.994
			12	-0.017	-0.018	3.0611	0.995
			13	0.001	0.001	3.0624	0.998
			14	-0.016	-0.014	3.3797	0.998

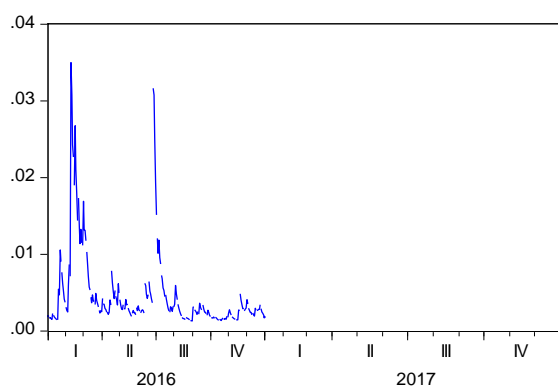
Επομένως, το υπόδειγμα GJR-GARCH(1,1) είναι κατάλληλο για την πραγματοποίηση προβλέψεων, όπως παρουσιάζονται στη συνέχεια. Μετά από τη διεξαγωγή προβλέψεων, παρατηρούμε ότι τα αποτελέσματά μας πλησιάζουν στα πραγματικά δεδομένα, αφού το RMSE και το Bias Proportion είναι αρκετά μικρά, 0,064033 και 0,000004 όπως παρουσιάζεται στον πίνακα αποτελεσμάτων του διαγράμματος που ακολουθεί.

Διάγραμμα 14: Έλεγχος προβλέψεων της Eurobank



Forecast: RETURNSFOREUROS	
Actual: RETURNS	
Forecast sample: 1/01/2016 12/31/2017	
Included observations: 261	
Root Mean Squared Error	0.064033
Mean Absolute Error	0.042722
Mean Abs. Percent Error	78.91306
Theil Inequality Coefficient	0.828967
Bias Proportion	0.000004
Variance Proportion	0.701300
Covariance Proportion	0.298696

— RETURNSFOREUROS    - - - ± 2 S.E.

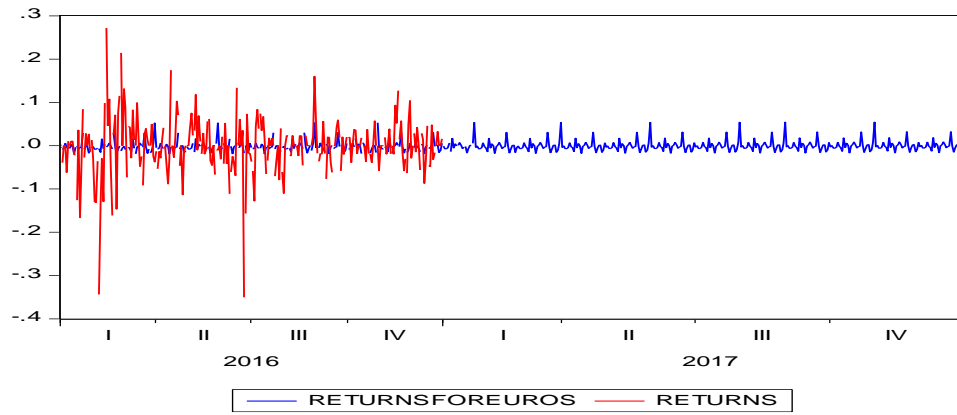


— Forecast of Variance

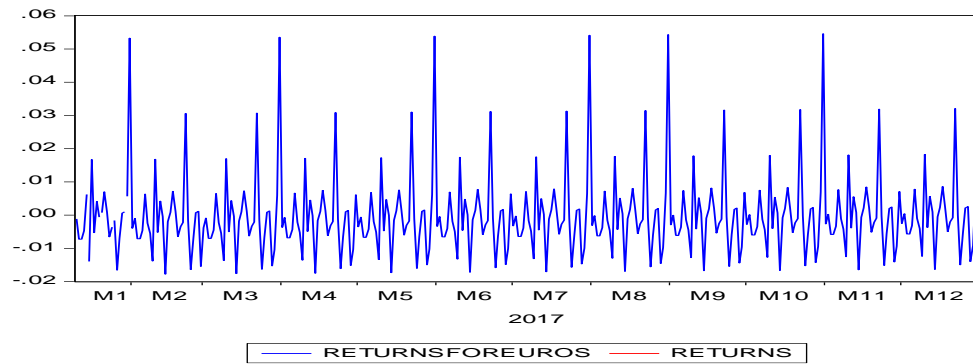
✓ Πραγματοποίηση προβλέψεων

Τα γραφήματα που ακολουθούν δείχνουν, το πρώτο τη σύγκριση των προβλέψεων για τη διαδικασία “forecast in sample” (πρόβλεψη εντός δείγματος) όπου, όπως παρατηρούμε, οι αποδόσεις που εξάγονται από τη διαδικασία πρόβλεψης (RETURNSFOREUROS) ακολουθούν τις πραγματικές αποδόσεις (RETURNS), ενώ στο δεύτερο διάγραμμα, παρουσιάζονται οι τιμές των αποδόσεων που προβλέφθηκαν για το έτος 2017.

Διάγραμμα 15: προβλέψεις αποδόσεων για τα έτη 2016-2017 της Eurobank



Διάγραμμα 16: προβλέψεις αποδόσεων για το έτος 2017 της Eurobank

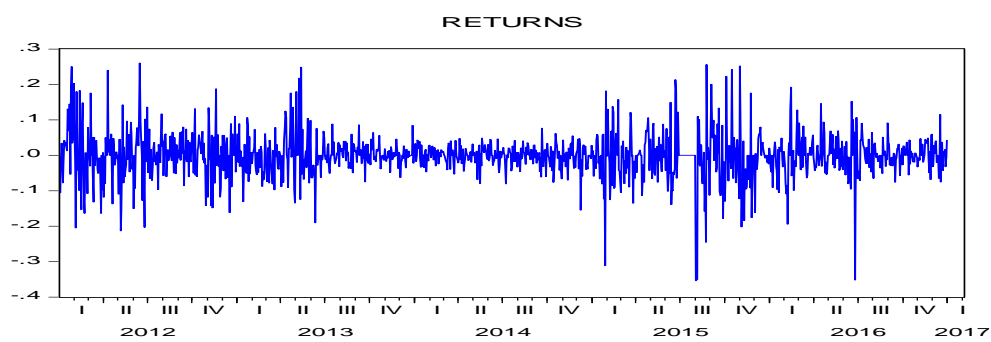


### Έλεγχοι για την Alpha bank

Στο παρακάτω γράφημα παρουσιάζονται οι λογαριθμικές αποδόσεις της μετοχής της Alpha bank, για το χρονικό διάστημα 2012-2016.

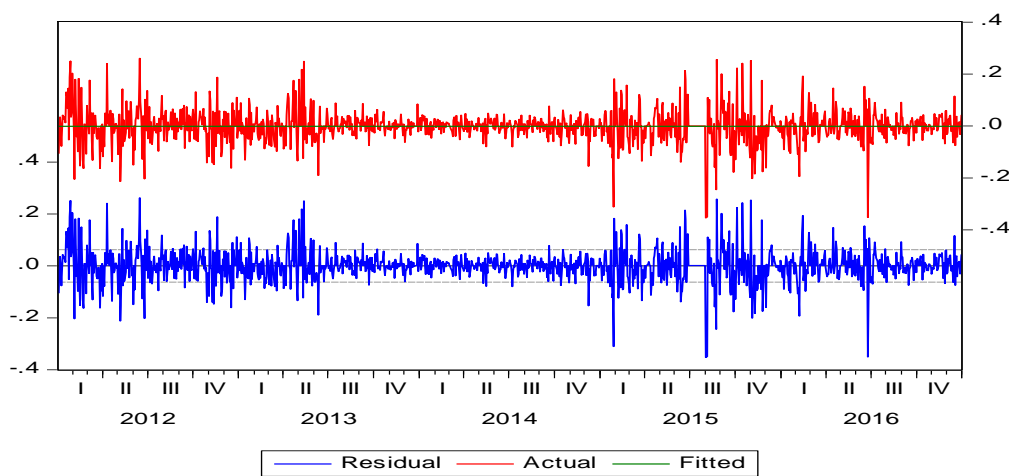
✓ Έλεγχοι για *volatility clustering* και *arch effect*.

Διάγραμμα 17: Αποδόσεις τράπεζας Alpha bank



Τόσο από το παραπάνω γράφημα, όσο και από αυτό των καταλοίπων, που ακολουθεί, παρατηρούμε ότι υπάρχει έντονο το φαινόμενο “volatility clustering”.

Διάγραμμα 18: Κατάλοιπα τράπεζας Alpha bank



Επίσης, η πιθανότητα του ελέγχου για ύπαρξη υπό συνθήκης ετεροσκεδαστικότητας είναι μηδέν, επομένως δεν μπορούμε να απορρίψουμε τη μηδενική υπόθεση περί μη ύπαρξής της. Αφού ολοκληρώσαμε τα test καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τα μοντέλα ARCH/GARCH.

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	160.8985	Prob. F(1,1301)	0.0000
Obs*R-squared	143.4099	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

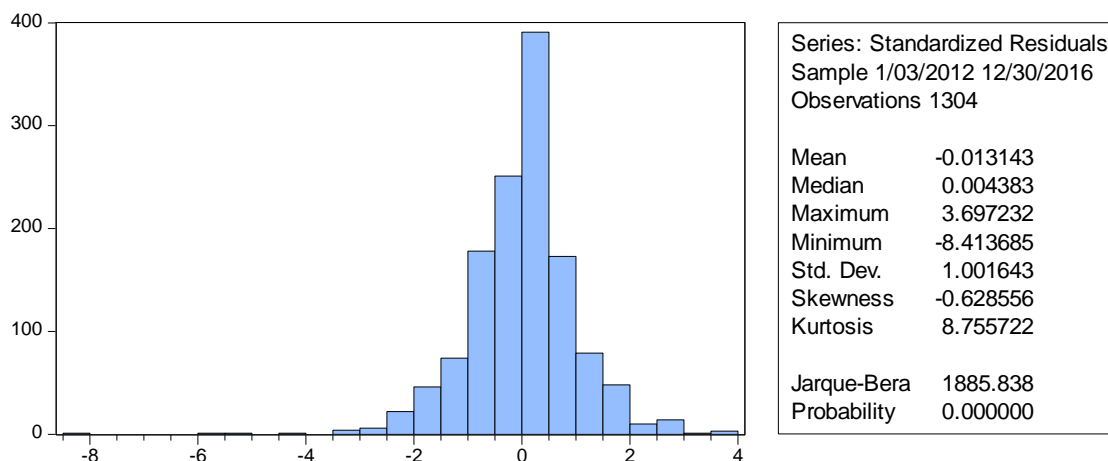
Ενώ στις προηγούμενες τράπεζες οι έλεγχοι των μοντέλων για την επιλογή του καταλληλότερου κατέληξαν στο GJR-GARCH(1,1), στην Alpha bank παρατηρούμε ότι τις μικρότερες τιμές στα κριτήρια AIC και SIC τις παρουσιάζει το μοντέλο GARCH(1,1) αφήνοντας δεύτερο το GJR-GARCH(1,1) όπως παρουσιάζεται στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 9: Ιεράρχηση μοντέλων για την Alpha bank

ΜΟΝΤΕΛΟ	AIC	SIC
<b>GARCH(1,1)</b>	-3.051259	-3.035391
<b>GJR-GARCH(1,1)</b>	-3.049788	-3.029952
<b>EGARCH(1,1)</b>	-3.006331	-2.986495
<b>ARCH(3)</b>	-2.916889	-2.897053
<b>ARCH(2)</b>	-2.870989	-2.855120
<b>ARCH(1)</b>	-2.838008	-2.826107
<b>GARCH(0,2)</b>	-2.731871	-2.716003
<b>GARCH(0,1)</b>	-2.713033	-2.701131

✓ Έλεγχοι στα κατάλοιπα

Εφαρμόζοντας τους ελέγχους στα κατάλοιπα, παρατηρούμε ότι, αυτά δεν ακολουθούν την κανονική κατανομή συνθήκη, η οποία δεν μας επηρεάζει, αλλά επίσης, παρατηρούμε από το κορελλόγραμμα, συσχέτιση στις εννιά πρώτες σειρές, αλλά από τη δέκατη σειρά, η πιθανότητα ξεπερνά το 5%, άρα δεν υπάρχει αυτοσυσχέτιση, στοιχείο θετικό για την δυναμική του μοντέλου.



Date: 02/12/17 Time: 22:27  
 Sample: 1/03/2012 12/30/2016  
 Included observations: 1304

	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
*		*	1	0.104	0.104	14.105	0.000
			2	0.047	0.037	17.034	0.000
			3	0.009	0.001	17.144	0.001
			4	0.006	0.003	17.188	0.002
			5	0.007	0.006	17.254	0.004
			6	-0.010	-0.011	17.375	0.008
			7	-0.002	-0.000	17.378	0.015
			8	-0.012	-0.011	17.577	0.025
			9	-0.010	-0.007	17.697	0.039
			10	-0.016	-0.014	18.038	0.054
			11	-0.019	-0.015	18.505	0.071
			12	0.001	0.006	18.507	0.101
			13	-0.002	-0.001	18.514	0.139
			14	-0.016	-0.016	18.831	0.171
			15	0.001	0.004	18.832	0.221
			16	0.003	0.003	18.843	0.277
			17	-0.029	-0.030	19.923	0.278
			18	-0.029	-0.024	21.023	0.278
			19	-0.002	0.005	21.028	0.335
			20	-0.005	-0.004	21.068	0.393
			21	-0.029	-0.028	22.160	0.390
			22	-0.023	-0.017	22.864	0.409
			23	-0.018	-0.012	23.273	0.445
			24	-0.023	-0.019	23.976	0.463
			25	-0.018	-0.013	24.388	0.497
			26	-0.018	-0.013	24.801	0.530
			27	-0.029	-0.026	25.915	0.523
			28	0.003	0.007	25.926	0.577
			29	-0.002	-0.002	25.934	0.629
			30	0.032	0.032	27.335	0.606
			31	-0.009	-0.018	27.434	0.650
			32	-0.005	-0.008	27.469	0.695
			33	-0.028	-0.028	28.503	0.691
			34	-0.002	0.002	28.507	0.734
			35	-0.001	-0.004	28.510	0.773
			36	0.061	0.062	33.544	0.586

Στον τελευταίο έλεγχο για “Arch effect” στα κατάλοιπα, παρατηρούμε ότι, παραβιάζεται η συνθήκη, αφού η πιθανότητα είναι πολύ κοντά στο μηδέν (0,0002) κι επομένως υπάρχει υπό συνθήκη ετεροσκεδαστικότητα.

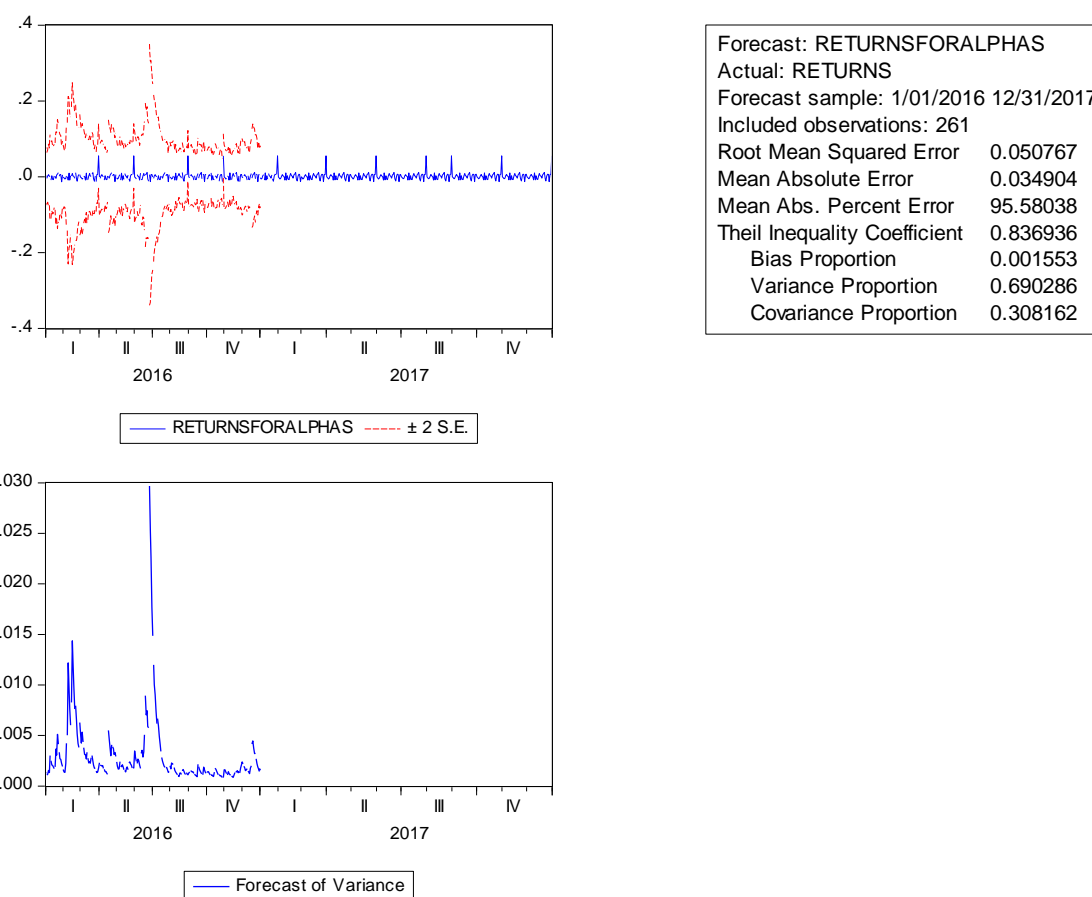
Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	14.19598	Prob. F(1,1301)	0.0002
Obs*R-squared	14.06433	Prob. Chi-Square(1)	0.0002



Παρά την παραβίαση της παραπάνω συνθήκης για ύπαρξη ετεροσκεδαστικότητας στα κατάλοιπα του μοντέλου, εκτελούμε με επιφύλαξη προβλέψεις για το έτος 2016 (in sample) και για το έτος 2017 (out of sample) και παραθέτουμε τα αποτελέσματα παρακάτω.

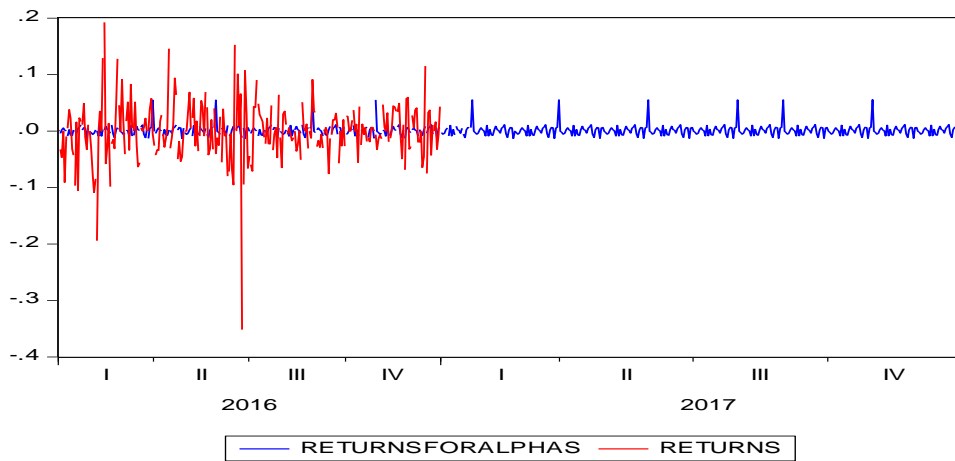
Διάγραμμα 19: Έλεγχος προβλέψεων της τράπεζας Alpha bank



Από τα αποτελέσματα της πρόβλεψης, βλέπουμε ότι, οι τιμές των RMSE και Bias είναι μικρές, 0,050767 και 0,001563 αντίστοιχα, καθώς επίσης ότι οι τιμές των προβλέψεων βρίσκονται μέσα στο διάστημα εμπιστοσύνης. Επομένως, θεωρούμε ότι, τα αποτελέσματα μας είναι σωστά και οι τιμές πλησιάζουν τις πραγματικές.

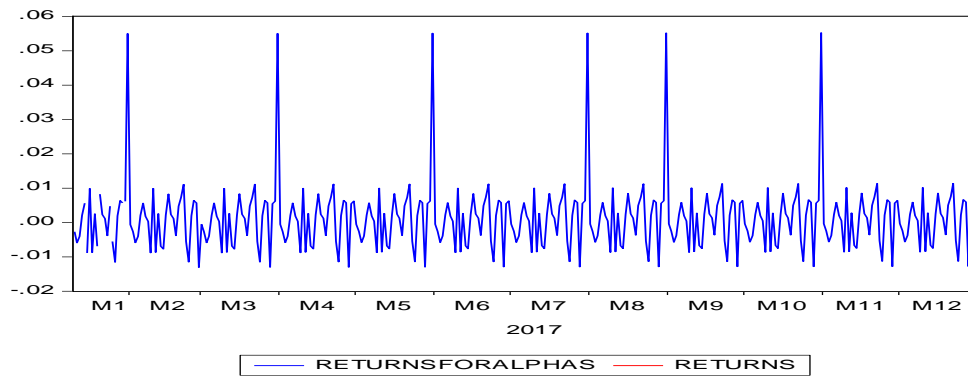
Στο πρώτο από τα δύο γραφήματα που ακολουθούν, παρουσιάζονται οι αποδόσεις που προβλέφθηκαν (RETURNSFORALPHAS) με κόκκινο χρώμα και συγκρίνονται με τις πραγματικές αποδόσεις (RETURNS) οι οποίες παρουσιάζονται με μπλέ χρώμα. Φαίνεται, πως ακολουθούν την ίδια πορεία εξηγώντας και τα αποτελέσματα που αναφέραμε παραπάνω.

Διάγραμμα 20: προβλέψεις αποδόσεων για τα έτη 2016- 2017 της τράπεζας Alpha bank



Στο τελευταίο γράφημα που ακολουθεί δείχνουμε τις λογαριθμικές αποδόσεις που προβλέψαμε για το έτος 2017.

Διάγραμμα 21: προβλέψεις αποδόσεων για το έτος 2017 της τράπεζας Πειραιώς



### 6.3 Συμπεράσματα

Στην έρευνα που πραγματοποιούμε, για την επιλογή του ιδανικότερου μοντέλου πρόβλεψης, ιεραρχούμε τις μεθόδους με βάση τα κριτήρια AIC και SIC. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι καλύτερη προβλεπτική ικανότητα παρέχουν τα μοντέλα GJR-GARCH(1,1) και GARCH(1,1) αφήνοντας στην τρίτη θέση το EGARCH(1,1). Πιο συγκεκριμένα, για το δείγμα μας που αποτελείται από ημερήσιες λογαριθμικές αποδόσεις για την περίοδο 3/1/2012 έως 31/12/2016 το μοντέλο GJR-GARCH(1,1) υπερισχύει έναντι των εναλλακτικών, με μικρότερα κριτήρια AIC και SIC, στις τράπεζες Πειραιώς, Εθνική και Eurobank, ενώ για την τράπεζα Alpha bank καλύτερα αποτελέσματα πρόβλεψης παρέχει το μοντέλο GARCH(1,1).

Μετά την επιλογή του μοντέλου, πραγματοποιούνται οι προβλέψεις για το διάστημα 1/1/2016 έως 31/12/2017 για κάθε μία τράπεζα χωριστά. Από την πρόβλεψη εντός δείγματος, δηλαδή για το διάστημα 1/1/2016 έως 31/12/2016, τα στοιχεία που προκύπτουν έχουν μικρό μέσο τετραγωνικό σφάλμα, το οποίο σημαίνει ότι οι αποδόσεις που εξάγονται από τη διαδικασία της πρόβλεψης είναι κοντά στις πραγματικές αποδόσεις, τόσο για το διάστημα εντός δείγματος, όσο και για αυτό εκτός δείγματος (1/1/2016 έως 31/12/2016).

Πρέπει να επισημάνουμε ότι τα αποτελέσματα που προέκυψαν, έρχονται σε συμφωνία με αυτά των Pan and Zhang, (2006) και αυτά των Cecconi, Gallo and Lombardi, (2002) οι οποίοι χρησιμοποιώντας ημερήσια στοιχεία καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι, τα υποδείγματα GJR-GARCH και EGARCH είναι τα καταλληλότερα για πραγματοποίηση προβλέψεων. Επιπρόσθετα, και η μελέτη των Magnus and Fosu, (2006), οι οποίοι προτείνουν το υπόδειγμα GARCH(1,1), συνάδει με τα αποτελέσματα που εξάγουμε για την Alpha bank. Τέλος, πρέπει να αναφέρουμε πως η συχνότητα των δεδομένων παίζει σημαντικό ρόλο στα αποτελέσματα μας. Οι προβλέψεις που θα λαμβάναμε καθώς και η αποτελεσματικότητα του εκάστοτε μοντέλου, θα ήταν εντελώς διαφορετική εάν αντί για ημερήσια στοιχεία χρησιμοποιούσαμε εβδομαδιαία ή μηνιαία. Συνεπώς, τα αποτελέσματα εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από τη συχνότητα των δεδομένων.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7

### 7. Ανακεφαλαίωση – Συμπεράσματα

Στη διεθνή βιβλιογραφία έχει μελετηθεί εις βάθος η δυνατότητα πρόβλεψης των αποδόσεων των μετοχών καθώς και τα μοντέλα πρόβλεψης αυτών. Έχουν προταθεί διάφορα μοντέλα από τα πιο απλά ιστορικά μοντέλα μέχρι τα πιο σύνθετα μοντέλα της οικογένειας ARCH/GARCH.

Το συμπέρασμα που προκύπτει από την παρούσα εργασία και έρχεται σε συνάφεια με τη βιβλιογραφία είναι ότι τα μοντέλα GARCH παρέχουν μεγάλες δυνατότητες πρόβλεψης για τις αποδόσεις τιμής μετοχών.

Στην παρούσα έρευνα γίνεται προσπάθεια συνεισφοράς στην ήδη υπάρχουσα βιβλιογραφία και συγκεκριμένα πραγματοποιούνται προβλέψεις για το έτος 2016 και 2017 λαμβάνοντας σαν δείγμα τις ημερήσιες λογαριθμικές αποδόσεις της περιόδου 2012 – 2016 των τεσσάρων ελληνικών τραπεζών (Πειραιώς, Εθνική, Alpha bank, Eurobank) όπως αυτές διαμορφώνονται στο Χρηματιστήριο Αθηνών.

Αρχικά γίνεται επιλογή του καταλληλότερου μοντέλου (μικρότερο κριτήριο AIC, SIC) ανάμεσα στα ARCH(1), ARCH(2), ARCH(3), GARCH(0,1), GARCH(1,1), GARCH(0,2), EGARCH(1,1) και GJR-GARCH(1,1) και στη συνέχεια πρόβλεψη των αποδόσεων. Από τα μοντέλα που αξιολογήθηκαν, επιλέχθηκε το GJR-GARCH(1,1) για τις τράπεζες Πειραιώς, Εθνική και Eurobank, ενώ για την Alpha bank, το GARCH(1,1). Τέλος, στα αποτελέσματα στις προβλέψεις παρατηρούμε ότι ο μέσος των προβλέψεων είναι πολύ κοντά στο μέσο των πραγματικών αποδόσεων, επομένως οι αποδόσεις μας ακολουθούν τις πραγματικές.

Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιήσαμε τα μοντέλα ARCH/GARCH και συγκεκριμένα μια σειρά μοντέλων της οικογένειας. Πρόταση για περαιτέρω έρευνα θα μπορούσε να είναι η χρήση των νευρωνικών δικτύων σε συνδυασμό με τα απλά ιστορικά μοντέλα και τα υποδείγματα GARCH, στα οποία κάθε μοντέλο θα είχε διαφορετική βαρύτητα για την εξαγωγή προβλέψεων, ενώ το τελικό αποτέλεσμα θα έπαιρνε στοιχεία από όλες τις μεθόδους πρόβλεψης.

## Παραρτήματα

Πίνακας Π1: Πραγματικές και προβλεφθείσες αποδόσεις για τα έτη 2016- 2017 για την τράπεζα Πειραιώς.

Ημ/νίες	Προβλέψεις αποδόσεων	Πραγματικές Αποδόσεις	Ημ/νίες	Προβλέψεις αποδόσεων
1/1/2016	-0.007752	0.000000	1/2/2017	-0.000481
1/4/2016	0.007181	0.000000	1/3/2017	-0.013511
1/5/2016	-0.000240	0.000000	1/4/2017	0.008329
1/6/2016	0.002138	0.000000	1/5/2017	0.000908
1/7/2016	0.002491	-0.074108	1/6/2017	0.003286
1/8/2016	-0.014031	-0.039221	1/9/2017	-0.007986
1/11/2016	-0.020544	0.000000	1/10/2017	0.016462
1/12/2016	0.004116	0.039221	1/11/2017	-0.019397
1/13/2016	-0.008066	0.037740	1/12/2017	0.005264
1/14/2016	0.005506	-0.076961	1/13/2017	-0.006918
1/15/2016	0.005822	-0.174353	1/16/2017	0.007562
1/18/2016	0.006138	-0.100083	1/17/2017	-0.001454
1/19/2016	-0.003486	0.000000	1/18/2017	0.007285
1/20/2016	-0.013636	-0.171850	1/19/2017	-0.002338
1/21/2016	0.010748	-0.064539	1/20/2017	-0.012489
1/22/2016	0.023250	0.125163	1/23/2017	-0.002799
1/25/2016	-0.000137	-0.060625	1/24/2017	-0.015590
1/26/2016	0.002341	0.060625	1/25/2017	0.001010
1/27/2016	-0.005868	0.057158	1/26/2017	0.003489
1/28/2016	-0.006760	0.000000	1/27/2017	-0.004720
1/29/2016	0.004028	0.000000	1/30/2017	0.007237
2/1/2016	-0.007660	0.000000	1/31/2017	0.067728
2/2/2016	-0.001528	0.000000	2/1/2017	-0.006512
2/3/2016	-0.014558	-0.117783	2/2/2017	-0.000380
2/4/2016	0.007282	-0.133531	2/3/2017	-0.013410
2/5/2016	-0.000139	0.000000	2/4/2017	0.008430
2/8/2016	-0.013939	-0.336472	2/5/2017	0.001009
2/9/2016	-0.009033	-0.105361	2/6/2017	0.003386
2/10/2016	0.015415	0.000000	2/7/2017	0.003739
2/11/2016	-0.020444	-0.117783	2/8/2017	-0.012783
2/12/2016	0.004217	0.223144	2/9/2017	-0.007877
2/15/2016	0.005914	0.262364	2/10/2017	0.016572
2/16/2016	0.006515	0.000000	2/11/2017	-0.019287
2/17/2016	-0.002501	0.074108	2/12/2017	0.005373
2/18/2016	0.006238	-0.074108	2/13/2017	-0.006809
2/19/2016	-0.003385	-0.080043	2/14/2017	0.006763
2/22/2016	0.023342	0.000000	2/15/2017	0.007079
2/23/2016	-0.003846	0.080043	2/16/2017	0.007680
2/24/2016	-0.016637	-0.080043	2/17/2017	-0.001336
2/25/2016	-3.63E-05	0.000000	2/18/2017	0.007403
2/26/2016	0.002442	0.154151	2/19/2017	-0.002220

2/29/2016	0.004120	0.133531	2/20/2017	-0.012370
3/1/2016	-0.007568	-0.064539	2/21/2017	0.012014
3/2/2016	-0.001436	0.064539	2/22/2017	0.024516
3/3/2016	-0.014466	0.060625	2/23/2017	-0.002672
3/4/2016	0.007374	0.000000	2/24/2017	-0.015463
3/7/2016	0.002675	0.000000	2/25/2017	0.001137
3/8/2016	-0.013847	0.057158	2/26/2017	0.003616
3/9/2016	-0.008941	-0.182322	2/27/2017	-0.004593
3/10/2016	0.015507	0.125163	2/28/2017	-0.005485
3/11/2016	-0.020352	0.000000	3/1/2017	-0.006390
3/14/2016	0.005690	0.000000	3/2/2017	-0.000258
3/15/2016	0.006006	0.057158	3/3/2017	-0.013288
3/16/2016	0.006607	0.000000	3/4/2017	0.008552
3/17/2016	-0.002409	0.000000	3/5/2017	0.001131
3/18/2016	0.006330	0.000000	3/6/2017	0.003509
3/21/2016	0.010932	-0.117783	3/7/2017	0.003862
3/22/2016	0.023434	0.000000	3/8/2017	-0.012660
3/23/2016	-0.003754	0.117783	3/9/2017	-0.007754
3/24/2016	-0.016545	0.054067	3/10/2017	0.016694
3/25/2016	5.57E-05	0.000000	3/11/2017	-0.019165
3/28/2016	-0.006576	0.000000	3/12/2017	0.005496
3/29/2016	0.004212	0.051293	3/13/2017	-0.006686
3/30/2016	0.006282	0.139762	3/14/2017	0.006886
3/31/2016	0.066773	0.000000	3/15/2017	0.007201
4/1/2016	-0.007467	-0.044452	3/16/2017	0.007803
4/4/2016	0.007466	-0.095310	3/17/2017	-0.001213
4/5/2016	4.51E-05	0.048790	3/18/2017	0.007526
4/6/2016	0.002423	-0.048790	3/19/2017	-0.002097
4/7/2016	0.002775	0.000000	3/20/2017	-0.012248
4/8/2016	-0.013747	0.048790	3/21/2017	0.012137
4/11/2016	-0.020260	-0.048790	3/22/2017	0.024639
4/12/2016	0.004401	-0.051293	3/23/2017	-0.002549
4/13/2016	-0.007781	-0.054067	3/24/2017	-0.015341
4/14/2016	0.005791	0.000000	3/25/2017	0.001260
4/15/2016	0.006106	0.245122	3/26/2017	0.003738
4/18/2016	0.006422	0.000000	3/27/2017	-0.004471
4/19/2016	-0.003201	0.000000	3/28/2017	-0.005362
4/20/2016	-0.013351	0.042560	3/29/2017	0.005425
4/21/2016	0.011033	0.117783	3/30/2017	0.007495
4/22/2016	0.023535	0.000000	3/31/2017	0.067986
4/25/2016	0.000148	-0.037740	4/1/2017	-0.006254
4/26/2016	0.002626	0.037740	4/2/2017	-0.000122
4/27/2016	-0.005583	-0.076961	4/3/2017	-0.013152
4/28/2016	-0.006475	0.039221	4/4/2017	0.008688
4/29/2016	0.004313	0.000000	4/5/2017	0.001267
5/2/2016	-0.001248	0.000000	4/6/2017	0.003645

5/3/2016	-0.014277	0.000000	4/7/2017	0.003997
5/4/2016	0.007562	0.000000	4/8/2017	-0.012525
5/5/2016	0.000141	0.037740	4/9/2017	-0.007618
5/6/2016	0.002519	0.000000	4/10/2017	0.016830
5/9/2016	-0.008752	0.000000	4/11/2017	-0.019029
5/10/2016	0.015696	0.071459	4/12/2017	0.005632
5/11/2016	-0.020163	-0.035091	4/13/2017	-0.006550
5/12/2016	0.004497	0.035091	4/14/2017	0.007021
5/13/2016	-0.007685	-0.035091	4/15/2017	0.007337
5/16/2016	0.006796	0.000000	4/16/2017	0.007939
5/17/2016	-0.002220	0.035091	4/17/2017	-0.001077
5/18/2016	0.006519	0.000000	4/18/2017	0.007662
5/19/2016	-0.003105	0.000000	4/19/2017	-0.001962
5/20/2016	-0.013255	0.000000	4/20/2017	-0.012112
5/23/2016	-0.003565	0.066691	4/21/2017	0.012272
5/24/2016	-0.016357	-0.032790	4/22/2017	0.024775
5/25/2016	0.000244	-0.033902	4/23/2017	-0.002413
5/26/2016	0.002722	-0.035091	4/24/2017	-0.015205
5/27/2016	-0.005487	-0.074108	4/25/2017	0.001396
5/30/2016	0.006471	0.000000	4/26/2017	0.003874
5/31/2016	0.066961	0.037740	4/27/2017	-0.004335
6/1/2016	-0.007279	0.000000	4/28/2017	-0.005227
6/2/2016	-0.001147	-0.037740	4/29/2017	0.005561
6/3/2016	-0.014177	0.037740	4/30/2017	0.007631
6/6/2016	0.002611	-0.037740	5/1/2017	-0.006123
6/7/2016	0.002964	0.074108	5/2/2017	9.32E-06
6/8/2016	-0.013558	-0.036368	5/3/2017	-0.013020
6/9/2016	-0.008652	-0.037740	5/4/2017	0.008819
6/10/2016	0.015796	-0.122602	5/5/2017	0.001398
6/13/2016	-0.007593	-0.090972	5/6/2017	0.003776
6/14/2016	0.005979	0.000000	5/7/2017	0.004129
6/15/2016	0.006295	-0.048790	5/8/2017	-0.012393
6/16/2016	0.006896	-0.162519	5/9/2017	-0.007487
6/17/2016	-0.002120	0.211309	5/10/2017	0.016961
6/20/2016	-0.013163	0.000000	5/11/2017	-0.018898
6/21/2016	0.011221	0.046520	5/12/2017	0.005763
6/22/2016	0.023723	0.044452	5/13/2017	-0.006419
6/23/2016	-0.003465	0.083382	5/14/2017	0.007153
6/24/2016	-0.016256	-0.328504	5/15/2017	0.007469
6/27/2016	-0.005395	-0.057158	5/16/2017	0.008070
6/28/2016	-0.006287	0.057158	5/17/2017	-0.000946
6/29/2016	0.004501	-0.057158	5/18/2017	0.007793
6/30/2016	0.006571	-0.060625	5/19/2017	-0.001830
7/1/2016	-0.007183	-0.064539	5/20/2017	-0.011981
7/4/2016	0.007751	0.000000	5/21/2017	0.012404
7/5/2016	0.000330	-0.143101	5/22/2017	0.024906
7/6/2016	0.002708	0.074108	5/23/2017	-0.002282



7/7/2016	0.003060	0.000000	5/24/2017	-0.015074
7/8/2016	-0.013462	0.068993	5/25/2017	0.001527
7/11/2016	-0.019975	0.000000	5/26/2017	0.004005
7/12/2016	0.004686	0.000000	5/27/2017	-0.004204
7/13/2016	-0.007496	0.064539	5/28/2017	-0.005095
7/14/2016	0.006075	0.060625	5/29/2017	0.005693
7/15/2016	0.006391	0.000000	5/30/2017	0.007763
7/18/2016	0.006707	-0.060625	5/31/2017	0.068253
7/19/2016	-0.002916	0.000000	6/1/2017	-0.005987
7/20/2016	-0.013067	0.000000	6/2/2017	0.000145
7/21/2016	0.011318	0.000000	6/3/2017	-0.012885
7/22/2016	0.023820	0.000000	6/4/2017	0.008955
7/25/2016	0.000432	-0.064539	6/5/2017	0.001534
7/26/2016	0.002911	0.000000	6/6/2017	0.003912
7/27/2016	-0.005298	0.000000	6/7/2017	0.004265
7/28/2016	-0.006190	-0.143101	6/8/2017	-0.012257
7/29/2016	0.004598	0.143101	6/9/2017	-0.007351
8/1/2016	-0.007091	0.000000	6/10/2017	0.017097
8/2/2016	-0.000959	-0.143101	6/11/2017	-0.018762
8/3/2016	-0.013988	0.000000	6/12/2017	0.005899
8/4/2016	0.007851	0.000000	6/13/2017	-0.006283
8/5/2016	0.000430	0.000000	6/14/2017	0.007288
8/8/2016	-0.013370	0.000000	6/15/2017	0.007604
8/9/2016	-0.008463	0.000000	6/16/2017	0.008206
8/10/2016	0.015985	0.000000	6/17/2017	-0.000810
8/11/2016	-0.019874	0.000000	6/18/2017	0.007929
8/12/2016	0.004786	0.000000	6/19/2017	-0.001694
8/15/2016	0.006483	0.000000	6/20/2017	-0.011845
8/16/2016	0.007085	0.000000	6/21/2017	0.012539
8/17/2016	-0.001931	0.000000	6/22/2017	0.025042
8/18/2016	0.006808	0.000000	6/23/2017	-0.002146
8/19/2016	-0.002816	0.000000	6/24/2017	-0.014938
8/22/2016	0.023912	0.000000	6/25/2017	0.001663
8/23/2016	-0.003276	0.000000	6/26/2017	0.004141
8/24/2016	-0.016068	0.000000	6/27/2017	-0.004068
8/25/2016	0.000533	0.000000	6/28/2017	-0.004959
8/26/2016	0.003011	0.000000	6/29/2017	0.005828
8/29/2016	0.004690	0.000000	6/30/2017	0.007898
8/30/2016	0.006760	0.000000	7/1/2017	-0.005855
8/31/2016	0.067250	0.143101	7/2/2017	0.000276
9/1/2016	-0.006990	0.000000	7/3/2017	-0.012753
9/2/2016	-0.000858	0.000000	7/4/2017	0.009086
9/5/2016	0.000522	0.000000	7/5/2017	0.001666
9/6/2016	0.002900	0.000000	7/6/2017	0.004043
9/7/2016	0.003253	0.000000	7/7/2017	0.004396
9/8/2016	-0.013269	-0.068993	7/8/2017	-0.012126
9/9/2016	-0.008363	0.000000	7/9/2017	-0.007220

9/12/2016	0.004878	-0.074108	7/10/2017	0.017229
9/13/2016	-0.007304	0.000000	7/11/2017	-0.018630
9/14/2016	0.006268	0.000000	7/12/2017	0.006030
9/15/2016	0.006584	0.000000	7/13/2017	-0.006152
9/16/2016	0.007186	0.074108	7/14/2017	0.007420
9/19/2016	-0.002724	-0.074108	7/15/2017	0.007736
9/20/2016	-0.012874	0.000000	7/16/2017	0.008337
9/21/2016	0.011510	0.000000	7/17/2017	-0.000679
9/22/2016	0.024013	0.074108	7/18/2017	0.008060
9/23/2016	-0.003175	0.000000	7/19/2017	-0.001563
9/26/2016	0.003103	-0.074108	7/20/2017	-0.011713
9/27/2016	-0.005106	0.000000	7/21/2017	0.012671
9/28/2016	-0.005997	0.000000	7/22/2017	0.025173
9/29/2016	0.004790	0.000000	7/23/2017	-0.002015
9/30/2016	0.006860	0.000000	7/24/2017	-0.014807
10/3/2016	-0.013800	0.000000	7/25/2017	0.001794
10/4/2016	0.008040	0.074108	7/26/2017	0.004273
10/5/2016	0.000619	0.000000	7/27/2017	-0.003936
10/6/2016	0.002997	0.000000	7/28/2017	-0.004828
10/7/2016	0.003349	0.000000	7/29/2017	0.005960
10/10/2016	0.016173	0.068993	7/30/2017	0.008030
10/11/2016	-0.019686	0.000000	7/31/2017	0.068520
10/12/2016	0.004975	0.000000	8/1/2017	-0.005720
10/13/2016	-0.007207	-0.068993	8/2/2017	0.000412
10/14/2016	0.006364	0.068993	8/3/2017	-0.012618
10/17/2016	-0.001743	-0.068993	8/4/2017	0.009222
10/18/2016	0.006996	0.068993	8/5/2017	0.001801
10/19/2016	-0.002627	0.000000	8/6/2017	0.004179
10/20/2016	-0.012778	0.000000	8/7/2017	0.004532
10/21/2016	0.011607	0.000000	8/8/2017	-0.011990
10/24/2016	-0.015880	-0.068993	8/9/2017	-0.007084
10/25/2016	0.000721	0.000000	8/10/2017	0.017364
10/26/2016	0.003200	0.000000	8/11/2017	-0.018495
10/27/2016	-0.005009	0.000000	8/12/2017	0.006166
10/28/2016	-0.005901	0.000000	8/13/2017	-0.006016
10/31/2016	0.067439	0.068993	8/14/2017	0.007556
11/1/2016	-0.006801	-0.068993	8/15/2017	0.007872
11/2/2016	-0.000670	0.000000	8/16/2017	0.008473
11/3/2016	-0.013699	0.000000	8/17/2017	-0.000543
11/4/2016	0.008140	0.000000	8/18/2017	0.008196
11/7/2016	0.003441	0.068993	8/19/2017	-0.001427
11/8/2016	-0.013081	0.000000	8/20/2017	-0.011578
11/9/2016	-0.008174	0.000000	8/21/2017	0.012807
11/10/2016	0.016274	0.000000	8/22/2017	0.025309
11/11/2016	-0.019585	-0.068993	8/23/2017	-0.001879
11/14/2016	0.006456	0.000000	8/24/2017	-0.014671
11/15/2016	0.006772	0.000000	8/25/2017	0.001930

11/16/2016	0.007374	0.133531	8/26/2017	0.004408
11/17/2016	-0.001642	0.060625	8/27/2017	-0.003801
11/18/2016	0.007097	0.057158	8/28/2017	-0.004692
11/21/2016	0.011699	0.054067	8/29/2017	0.006095
11/22/2016	0.024201	0.100083	8/30/2017	0.008165
11/23/2016	-0.002987	0.000000	8/31/2017	0.068656
11/24/2016	-0.015779	-0.048790	9/1/2017	-0.005584
11/25/2016	0.000822	-0.051293	9/2/2017	0.000548
11/28/2016	-0.005809	-0.111226	9/3/2017	-0.012482
11/29/2016	0.004979	0.057158	9/4/2017	0.009358
11/30/2016	0.007049	0.105361	9/5/2017	0.001937
12/1/2016	-0.006705	0.000000	9/6/2017	0.004315
12/2/2016	-0.000573	0.000000	9/7/2017	0.004668
12/5/2016	0.000807	0.000000	9/8/2017	-0.011854
12/6/2016	0.003185	0.000000	9/9/2017	-0.006948
12/7/2016	0.003538	0.139762	9/10/2017	0.017500
12/8/2016	-0.012984	0.000000	9/11/2017	-0.018359
12/9/2016	-0.008078	-0.044452	9/12/2017	0.006302
12/12/2016	0.005163	0.044452	9/13/2017	-0.005880
12/13/2016	-0.007019	0.000000	9/14/2017	0.007691
12/14/2016	0.006553	-0.090972	9/15/2017	0.008007
12/15/2016	0.006869	-0.048790	9/16/2017	0.008609
12/16/2016	0.007470	0.048790	9/17/2017	-0.000407
12/19/2016	-0.002439	-0.048790	9/18/2017	0.008332
12/20/2016	-0.012589	-0.051293	9/19/2017	-0.001291
12/21/2016	0.011795	0.100083	9/20/2017	-0.011442
12/22/2016	0.024297	-0.048790	9/21/2017	0.012942
12/23/2016	-0.002891	-0.051293	9/22/2017	0.025445
12/26/2016	0.003388	0.000000	9/23/2017	-0.001743
12/27/2016	-0.004821	0.051293	9/24/2017	-0.014535
12/28/2016	-0.005713	0.000000	9/25/2017	0.002066
12/29/2016	0.005075	0.000000	9/26/2017	0.004544
12/30/2016	0.007145	0.048790	9/27/2017	-0.003665
			9/28/2017	-0.004557
			9/29/2017	0.006231
			9/30/2017	0.008301
			10/1/2017	-0.005453
			10/2/2017	0.000679
			10/3/2017	-0.012350
			10/4/2017	0.009489
			10/5/2017	0.002069
			10/6/2017	0.004446
			10/7/2017	0.004799
			10/8/2017	-0.011723
			10/9/2017	-0.006817
			10/10/2017	0.017632
			10/11/2017	-0.018227

10/12/2017	0.006433
10/13/2017	-0.005749
10/14/2017	0.007823
10/15/2017	0.008139
10/16/2017	0.008740
10/17/2017	-0.000276
10/18/2017	0.008463
10/19/2017	-0.001160
10/20/2017	-0.011311
10/21/2017	0.013074
10/22/2017	0.025576
10/23/2017	-0.001612
10/24/2017	-0.014404
10/25/2017	0.002197
10/26/2017	0.004676
10/27/2017	-0.003533
10/28/2017	-0.004425
10/29/2017	0.006363
10/30/2017	0.008433
10/31/2017	0.068923
11/1/2017	-0.005317
11/2/2017	0.000815
11/3/2017	-0.012215
11/4/2017	0.009625
11/5/2017	0.002204
11/6/2017	0.004582
11/7/2017	0.004935
11/8/2017	-0.011587
11/9/2017	-0.006681
11/10/2017	0.017767
11/11/2017	-0.018092
11/12/2017	0.006569
11/13/2017	-0.005613
11/14/2017	0.007959
11/15/2017	0.008274
11/16/2017	0.008876
11/17/2017	-0.000140
11/18/2017	0.008599
11/19/2017	-0.001024
11/20/2017	-0.011175
11/21/2017	0.013210
11/22/2017	0.025712
11/23/2017	-0.001476
11/24/2017	-0.014268
11/25/2017	0.002333
11/26/2017	0.004811
11/27/2017	-0.003398

11/28/2017	-0.004289
11/29/2017	0.006498
11/30/2017	0.008568
12/1/2017	-0.005185
12/2/2017	0.000947
12/3/2017	-0.012083
12/4/2017	0.009757
12/5/2017	0.002336
12/6/2017	0.004714
12/7/2017	0.005066
12/8/2017	-0.011456
12/9/2017	-0.006549
12/10/2017	0.017899
12/11/2017	-0.017960
12/12/2017	0.006700
12/13/2017	-0.005482
12/14/2017	0.008090
12/15/2017	0.008406
12/16/2017	0.009007
12/17/2017	-8.61E-06
12/18/2017	0.008731
12/19/2017	-0.000893
12/20/2017	-0.011043
12/21/2017	0.013341
12/22/2017	0.025843
12/23/2017	-0.001345
12/24/2017	-0.014136
12/25/2017	0.002465
12/26/2017	0.004943
12/27/2017	-0.003266
12/28/2017	-0.004158
12/29/2017	0.006630
12/30/2017	0.008700
12/31/2017	0.069191

Πίνακας Π2: Πραγματικές και προβλεφθείσες αποδόσεις για τα έτη 2016- 2017 για την Εθνική τράπεζα.

Ημ/νίες	Προβλέψεις αποδόσεων	Πραγματικές Αποδόσεις	Ημ/νίες	Προβλέψεις αποδόσεων
1/1/2016	-0.006664	0.000000	1/2/2017	-0.001027
1/4/2016	0.007163	-0.029853	1/3/2017	-0.006333
1/5/2016	-0.004721	-0.030772	1/4/2017	0.008568
1/6/2016	0.007640	0.000000	1/5/2017	-0.003316
1/7/2016	0.002487	-0.064539	1/6/2017	0.009045

1/8/2016	-0.001847	-0.068993	1/9/2017	-0.008094
1/11/2016	-0.014618	0.035091	1/10/2017	0.007724
1/12/2016	0.008084	0.033902	1/11/2017	-0.013213
1/13/2016	-0.007753	0.000000	1/12/2017	0.009489
1/14/2016	-0.005740	-0.033902	1/13/2017	-0.006348
1/15/2016	-0.004240	-0.071459	1/16/2017	0.006394
1/18/2016	0.001882	-0.117783	1/17/2017	0.001108
1/19/2016	0.002090	0.040822	1/18/2017	0.003287
1/20/2016	-0.003849	-0.083382	1/19/2017	0.003495
1/21/2016	0.007009	0.000000	1/20/2017	-0.002444
1/22/2016	0.009262	0.083382	1/23/2017	-0.007231
1/25/2016	-0.007557	0.000000	1/24/2017	-0.018244
1/26/2016	0.010539	0.039221	1/25/2017	-0.006152
1/27/2016	-0.016859	0.000000	1/26/2017	0.011943
1/28/2016	-0.012278	-0.080043	1/27/2017	-0.015454
1/29/2016	-0.005143	0.040822	1/30/2017	0.014977
2/1/2016	-0.006551	0.000000	1/31/2017	0.047753
2/2/2016	-0.002309	0.000000	2/1/2017	-0.005146
2/3/2016	-0.007615	-0.083382	2/2/2017	-0.000904
2/4/2016	0.007286	-0.139762	2/3/2017	-0.006210
2/5/2016	-0.004598	0.000000	2/4/2017	0.008691
2/8/2016	-0.001734	-0.356675	2/5/2017	-0.003193
2/9/2016	-0.009375	-0.074108	2/6/2017	0.009168
2/10/2016	0.006442	0.000000	2/7/2017	0.004015
2/11/2016	-0.014494	-0.080043	2/8/2017	-0.000318
2/12/2016	0.008207	0.223144	2/9/2017	-0.007960
2/15/2016	-0.004127	0.236389	2/10/2017	0.007858
2/16/2016	0.005112	-0.054067	2/11/2017	-0.013079
2/17/2016	-0.000173	0.054067	2/12/2017	0.009623
2/18/2016	0.002005	-0.054067	2/13/2017	-0.006214
2/19/2016	0.002214	-0.117783	2/14/2017	-0.004201
2/22/2016	0.009374	0.060625	2/15/2017	-0.002701
2/23/2016	-0.008513	0.000000	2/16/2017	0.006538
2/24/2016	-0.019525	-0.125163	2/17/2017	0.001253
2/25/2016	-0.007434	0.125163	2/18/2017	0.003432
2/26/2016	0.010662	0.057158	2/19/2017	0.003640
2/29/2016	-0.005030	0.105361	2/20/2017	-0.002299
3/1/2016	-0.006438	-0.051293	2/21/2017	0.008558
3/2/2016	-0.002196	0.100083	2/22/2017	0.010811
3/3/2016	-0.007502	0.133531	2/23/2017	-0.007076
3/4/2016	0.007399	-0.087011	2/24/2017	-0.018088
3/7/2016	0.002712	0.087011	2/25/2017	-0.005997
3/8/2016	-0.001621	-0.042560	2/26/2017	0.012099
3/9/2016	-0.009263	-0.044452	2/27/2017	-0.015298
3/10/2016	0.006555	0.087011	2/28/2017	-0.010717
3/11/2016	-0.014382	-0.042560	3/1/2017	-0.004996
3/14/2016	-0.005515	0.000000	3/2/2017	-0.000754

3/15/2016	-0.004015	0.042560	3/3/2017	-0.006060
3/16/2016	0.005225	0.000000	3/4/2017	0.008841
3/17/2016	-6.09E-05	0.000000	3/5/2017	-0.003043
3/18/2016	0.002118	-0.042560	3/6/2017	0.009318
3/21/2016	0.007234	-0.044452	3/7/2017	0.004166
3/22/2016	0.009487	-0.046520	3/8/2017	-0.000168
3/23/2016	-0.008400	0.046520	3/9/2017	-0.007810
3/24/2016	-0.019413	0.044452	3/10/2017	0.008008
3/25/2016	-0.007321	0.000000	3/11/2017	-0.012929
3/28/2016	-0.012053	0.000000	3/12/2017	0.009773
3/29/2016	-0.004917	0.042560	3/13/2017	-0.006064
3/30/2016	0.013808	0.040822	3/14/2017	-0.004051
3/31/2016	0.046585	0.000000	3/15/2017	-0.002551
4/1/2016	-0.006315	0.000000	3/16/2017	0.006689
4/4/2016	0.007512	-0.040822	3/17/2017	0.001403
4/5/2016	-0.004373	0.000000	3/18/2017	0.003582
4/6/2016	0.007988	-0.042560	3/19/2017	0.003790
4/7/2016	0.002836	0.000000	3/20/2017	-0.002149
4/8/2016	-0.001498	0.042560	3/21/2017	0.008708
4/11/2016	-0.014269	0.000000	3/22/2017	0.010962
4/12/2016	0.008433	-0.042560	3/23/2017	-0.006926
4/13/2016	-0.007405	-0.044452	3/24/2017	-0.017938
4/14/2016	-0.005391	0.000000	3/25/2017	-0.005847
4/15/2016	-0.003891	0.167054	3/26/2017	0.012249
4/18/2016	0.002230	0.000000	3/27/2017	-0.015148
4/19/2016	0.002439	0.000000	3/28/2017	-0.010567
4/20/2016	-0.003501	0.000000	3/29/2017	-0.003432
4/21/2016	0.007357	0.109199	3/30/2017	0.015293
4/22/2016	0.009610	0.033902	3/31/2017	0.048070
4/25/2016	-0.007209	-0.033902	4/1/2017	-0.004830
4/26/2016	0.010887	0.000000	4/2/2017	-0.000587
4/27/2016	-0.016510	-0.071459	4/3/2017	-0.005893
4/28/2016	-0.011929	-0.037740	4/4/2017	0.009008
4/29/2016	-0.004794	0.000000	4/5/2017	-0.002877
5/2/2016	-0.001965	0.000000	4/6/2017	0.009484
5/3/2016	-0.007271	0.000000	4/7/2017	0.004332
5/4/2016	0.007630	0.037740	4/8/2017	-2.08E-06
5/5/2016	-0.004255	0.071459	4/9/2017	-0.007643
5/6/2016	0.008106	0.000000	4/10/2017	0.008174
5/9/2016	-0.009032	0.000000	4/11/2017	-0.012762
5/10/2016	0.006785	0.066691	4/12/2017	0.009939
5/11/2016	-0.014151	-0.032790	4/13/2017	-0.005898
5/12/2016	0.008551	0.032790	4/14/2017	-0.003885
5/13/2016	-0.007287	-0.032790	4/15/2017	-0.002385
5/16/2016	0.005455	-0.033902	4/16/2017	0.006855
5/17/2016	0.000170	0.033902	4/17/2017	0.001569
5/18/2016	0.002348	0.000000	4/18/2017	0.003748

5/19/2016	0.002557	0.000000	4/19/2017	0.003956
5/20/2016	-0.003383	0.032790	4/20/2017	-0.001983
5/23/2016	-0.008169	0.062520	4/21/2017	0.008874
5/24/2016	-0.019182	-0.062520	4/22/2017	0.011128
5/25/2016	-0.007091	-0.032790	4/23/2017	-0.006759
5/26/2016	0.011005	0.000000	4/24/2017	-0.017772
5/27/2016	-0.016392	-0.033902	4/25/2017	-0.005681
5/30/2016	0.014038	0.033902	4/26/2017	0.012415
5/31/2016	0.046815	-0.033902	4/27/2017	-0.014982
6/1/2016	-0.006085	-0.035091	4/28/2017	-0.010401
6/2/2016	-0.001842	-0.036368	4/29/2017	-0.003266
6/3/2016	-0.007148	0.071459	4/30/2017	0.015459
6/6/2016	0.008219	-0.035091	5/1/2017	-0.004669
6/7/2016	0.003066	0.035091	5/2/2017	-0.000426
6/8/2016	-0.001268	-0.035091	5/3/2017	-0.005732
6/9/2016	-0.008909	0.000000	5/4/2017	0.009168
6/10/2016	0.006909	-0.113329	5/5/2017	-0.002716
6/13/2016	-0.007174	-0.127833	5/6/2017	0.009645
6/14/2016	-0.005161	0.044452	5/7/2017	0.004493
6/15/2016	-0.003661	0.000000	5/8/2017	0.000159
6/16/2016	0.005579	-0.139762	5/9/2017	-0.007482
6/17/2016	0.000293	0.182322	5/10/2017	0.008335
6/20/2016	-0.003270	0.000000	5/11/2017	-0.012602
6/21/2016	0.007588	0.080043	5/12/2017	0.010100
6/22/2016	0.009841	0.037740	5/13/2017	-0.005737
6/23/2016	-0.008046	0.000000	5/14/2017	-0.003724
6/24/2016	-0.019059	-0.351398	5/15/2017	-0.002224
6/27/2016	-0.016280	0.000000	5/16/2017	0.007016
6/28/2016	-0.011699	0.051293	5/17/2017	0.001730
6/29/2016	-0.004563	0.000000	5/18/2017	0.003909
6/30/2016	0.014162	-0.051293	5/19/2017	0.004117
7/1/2016	-0.005967	0.000000	5/20/2017	-0.001822
7/4/2016	0.007860	0.000000	5/21/2017	0.009035
7/5/2016	-0.004024	-0.111226	5/22/2017	0.011289
7/6/2016	0.008337	0.000000	5/23/2017	-0.006598
7/7/2016	0.003184	0.057158	5/24/2017	-0.017611
7/8/2016	-0.001150	0.054067	5/25/2017	-0.005520
7/11/2016	-0.013921	0.000000	5/26/2017	0.012576
7/12/2016	0.008781	0.000000	5/27/2017	-0.014821
7/13/2016	-0.007056	0.051293	5/28/2017	-0.010240
7/14/2016	-0.005043	0.000000	5/29/2017	-0.003105
7/15/2016	-0.003543	0.000000	5/30/2017	0.015620
7/18/2016	0.002579	-0.051293	5/31/2017	0.048397
7/19/2016	0.002787	0.051293	6/1/2017	-0.004503
7/20/2016	-0.003152	0.000000	6/2/2017	-0.000260
7/21/2016	0.007706	0.000000	6/3/2017	-0.005566
7/22/2016	0.009959	-0.051293	6/4/2017	0.009335



7/25/2016	-0.006860	-0.054067	6/5/2017	-0.002550
7/26/2016	0.011236	0.054067	6/6/2017	0.009811
7/27/2016	-0.016162	0.000000	6/7/2017	0.004659
7/28/2016	-0.011581	-0.054067	6/8/2017	0.000325
7/29/2016	-0.004446	0.105361	6/9/2017	-0.007316
8/1/2016	-0.005854	-0.051293	6/10/2017	0.008501
8/2/2016	-0.001611	-0.111226	6/11/2017	-0.012435
8/3/2016	-0.006917	0.000000	6/12/2017	0.010266
8/4/2016	0.007983	0.057158	6/13/2017	-0.005571
8/5/2016	-0.003901	0.000000	6/14/2017	-0.003558
8/8/2016	-0.001037	0.000000	6/15/2017	-0.002058
8/9/2016	-0.008678	0.000000	6/16/2017	0.007182
8/10/2016	0.007139	0.054067	6/17/2017	0.001896
8/11/2016	-0.013797	0.000000	6/18/2017	0.004075
8/12/2016	0.008904	0.000000	6/19/2017	0.004283
8/15/2016	-0.003430	0.000000	6/20/2017	-0.001656
8/16/2016	0.005809	0.000000	6/21/2017	0.009202
8/17/2016	0.000524	-0.054067	6/22/2017	0.011455
8/18/2016	0.002702	0.054067	6/23/2017	-0.006432
8/19/2016	0.002911	0.000000	6/24/2017	-0.017445
8/22/2016	0.010072	0.000000	6/25/2017	-0.005354
8/23/2016	-0.007816	0.000000	6/26/2017	0.012742
8/24/2016	-0.018828	0.000000	6/27/2017	-0.014655
8/25/2016	-0.006737	0.000000	6/28/2017	-0.010074
8/26/2016	0.011359	0.000000	6/29/2017	-0.002939
8/29/2016	-0.004333	0.000000	6/30/2017	0.015786
8/30/2016	0.014392	0.000000	7/1/2017	-0.004342
8/31/2016	0.047169	0.100083	7/2/2017	-9.94E-05
9/1/2016	-0.005731	0.000000	7/3/2017	-0.005405
9/2/2016	-0.001488	-0.048790	7/4/2017	0.009496
9/5/2016	-0.003788	0.000000	7/5/2017	-0.002389
9/6/2016	0.008573	0.000000	7/6/2017	0.009972
9/7/2016	0.003420	0.000000	7/7/2017	0.004820
9/8/2016	-0.000914	0.000000	7/8/2017	0.000486
9/9/2016	-0.008555	-0.051293	7/9/2017	-0.007155
9/12/2016	0.009017	0.000000	7/10/2017	0.008662
9/13/2016	-0.006820	0.000000	7/11/2017	-0.012274
9/14/2016	-0.004807	0.000000	7/12/2017	0.010427
9/15/2016	-0.003307	-0.054067	7/13/2017	-0.005410
9/16/2016	0.005933	0.054067	7/14/2017	-0.003397
9/19/2016	0.003023	0.000000	7/15/2017	-0.001897
9/20/2016	-0.002916	0.000000	7/16/2017	0.007343
9/21/2016	0.007941	0.051293	7/17/2017	0.002057
9/22/2016	0.010195	0.000000	7/18/2017	0.004236
9/23/2016	-0.007692	0.000000	7/19/2017	0.004444
9/26/2016	0.011472	-0.051293	7/20/2017	-0.001495
9/27/2016	-0.015926	-0.054067	7/21/2017	0.009362

9/28/2016	-0.011345	0.000000	7/22/2017	0.011616
9/29/2016	-0.004210	0.000000	7/23/2017	-0.006271
9/30/2016	0.014516	0.000000	7/24/2017	-0.017284
10/3/2016	-0.006687	0.000000	7/25/2017	-0.005193
10/4/2016	0.008214	0.054067	7/26/2017	0.012903
10/5/2016	-0.003670	0.000000	7/27/2017	-0.014494
10/6/2016	0.008691	0.000000	7/28/2017	-0.009913
10/7/2016	0.003538	0.000000	7/29/2017	-0.002778
10/10/2016	0.007370	0.051293	7/30/2017	0.015947
10/11/2016	-0.013567	0.000000	7/31/2017	0.048724
10/12/2016	0.009135	0.000000	8/1/2017	-0.004176
10/13/2016	-0.006702	-0.051293	8/2/2017	6.68E-05
10/14/2016	-0.004689	0.051293	8/3/2017	-0.005239
10/17/2016	0.000754	0.000000	8/4/2017	0.009662
10/18/2016	0.002933	0.000000	8/5/2017	-0.002222
10/19/2016	0.003141	0.000000	8/6/2017	0.010139
10/20/2016	-0.002798	0.000000	8/7/2017	0.004986
10/21/2016	0.008059	0.000000	8/8/2017	0.000652
10/24/2016	-0.018598	-0.051293	8/9/2017	-0.006989
10/25/2016	-0.006506	0.000000	8/10/2017	0.008828
10/26/2016	0.011590	0.000000	8/11/2017	-0.012108
10/27/2016	-0.015808	0.000000	8/12/2017	0.010594
10/28/2016	-0.011227	0.000000	8/13/2017	-0.005244
10/31/2016	0.047400	0.000000	8/14/2017	-0.003230
11/1/2016	-0.005500	-0.054067	8/15/2017	-0.001730
11/2/2016	-0.001258	0.000000	8/16/2017	0.007509
11/3/2016	-0.006564	0.000000	8/17/2017	0.002223
11/4/2016	0.008337	0.000000	8/18/2017	0.004402
11/7/2016	0.003651	0.000000	8/19/2017	0.004610
11/8/2016	-0.000683	0.000000	8/20/2017	-0.001329
11/9/2016	-0.008324	0.054067	8/21/2017	0.009529
11/10/2016	0.007493	0.000000	8/22/2017	0.011782
11/11/2016	-0.013443	-0.054067	8/23/2017	-0.006105
11/14/2016	-0.004576	0.000000	8/24/2017	-0.017118
11/15/2016	-0.003076	0.000000	8/25/2017	-0.005026
11/16/2016	0.006163	0.054067	8/26/2017	0.013069
11/17/2016	0.000877	0.051293	8/27/2017	-0.014328
11/18/2016	0.003056	0.048790	8/28/2017	-0.009747
11/21/2016	0.008172	0.000000	8/29/2017	-0.002612
11/22/2016	0.010425	0.090972	8/30/2017	0.016114
11/23/2016	-0.007462	0.000000	8/31/2017	0.048890
11/24/2016	-0.018474	-0.044452	9/1/2017	-0.004009
11/25/2016	-0.006383	-0.046520	9/2/2017	0.000233
11/28/2016	-0.011114	-0.048790	9/3/2017	-0.005073
11/29/2016	-0.003979	0.048790	9/4/2017	0.009828
11/30/2016	0.014746	0.046520	9/5/2017	-0.002056
12/1/2016	-0.005382	-0.046520	9/6/2017	0.010305

12/2/2016	-0.001140	0.000000	9/7/2017	0.005152
12/5/2016	-0.003440	0.046520	9/8/2017	0.000818
12/6/2016	0.008921	0.044452	9/9/2017	-0.006823
12/7/2016	0.003769	0.083382	9/10/2017	0.008995
12/8/2016	-0.000565	0.000000	9/11/2017	-0.011942
12/9/2016	-0.008206	0.000000	9/12/2017	0.010760
12/12/2016	0.009366	0.000000	9/13/2017	-0.005078
12/13/2016	-0.006472	-0.040822	9/14/2017	-0.003064
12/14/2016	-0.004458	-0.042560	9/15/2017	-0.001564
12/15/2016	-0.002958	0.000000	9/16/2017	0.007675
12/16/2016	0.006281	0.083382	9/17/2017	0.002390
12/19/2016	0.003372	-0.040822	9/18/2017	0.004568
12/20/2016	-0.002568	0.000000	9/19/2017	0.004777
12/21/2016	0.008290	0.040822	9/20/2017	-0.001163
12/22/2016	0.010543	-0.040822	9/21/2017	0.009695
12/23/2016	-0.007344	-0.042560	9/22/2017	0.011948
12/26/2016	0.011820	0.000000	9/23/2017	-0.005939
12/27/2016	-0.015577	0.042560	9/24/2017	-0.016952
12/28/2016	-0.010996	0.000000	9/25/2017	-0.004860
12/29/2016	-0.003861	0.040822	9/26/2017	0.013236
12/30/2016	0.014864	0.000000	9/27/2017	-0.014162
			9/28/2017	-0.009581
			9/29/2017	-0.002446
			9/30/2017	0.016280
			10/1/2017	-0.003849
			10/2/2017	0.000394
			10/3/2017	-0.004912
			10/4/2017	0.009989
			10/5/2017	-0.001895
			10/6/2017	0.010466
			10/7/2017	0.005313
			10/8/2017	0.000979
			10/9/2017	-0.006662
			10/10/2017	0.009155
			10/11/2017	-0.011781
			10/12/2017	0.010921
			10/13/2017	-0.004917
			10/14/2017	-0.002903
			10/15/2017	-0.001403
			10/16/2017	0.007836
			10/17/2017	0.002550
			10/18/2017	0.004729
			10/19/2017	0.004937
			10/20/2017	-0.001002
			10/21/2017	0.009856
			10/22/2017	0.012109
			10/23/2017	-0.005778

10/24/2017	-0.016791
10/25/2017	-0.004699
10/26/2017	0.013397
10/27/2017	-0.014001
10/28/2017	-0.009420
10/29/2017	-0.002285
10/30/2017	0.016441
10/31/2017	0.049217
11/1/2017	-0.003682
11/2/2017	0.000560
11/3/2017	-0.004746
11/4/2017	0.010155
11/5/2017	-0.001729
11/6/2017	0.010632
11/7/2017	0.005479
11/8/2017	0.001145
11/9/2017	-0.006496
11/10/2017	0.009322
11/11/2017	-0.011615
11/12/2017	0.011087
11/13/2017	-0.004751
11/14/2017	-0.002737
11/15/2017	-0.001237
11/16/2017	0.008002
11/17/2017	0.002717
11/18/2017	0.004895
11/19/2017	0.005104
11/20/2017	-0.000836
11/21/2017	0.010022
11/22/2017	0.012275
11/23/2017	-0.005612
11/24/2017	-0.016624
11/25/2017	-0.004533
11/26/2017	0.013563
11/27/2017	-0.013835
11/28/2017	-0.009254
11/29/2017	-0.002118
11/30/2017	0.016607
12/1/2017	-0.003521
12/2/2017	0.000721
12/3/2017	-0.004585
12/4/2017	0.010316
12/5/2017	-0.001568
12/6/2017	0.010793
12/7/2017	0.005640
12/8/2017	0.001306
12/9/2017	-0.006335

12/10/2017	0.009483
12/11/2017	-0.011454
12/12/2017	0.011248
12/13/2017	-0.004590
12/14/2017	-0.002576
12/15/2017	-0.001076
12/16/2017	0.008163
12/17/2017	0.002878
12/18/2017	0.005056
12/19/2017	0.005264
12/20/2017	-0.000675
12/21/2017	0.010183
12/22/2017	0.012436
12/23/2017	-0.005451
12/24/2017	-0.016464
12/25/2017	-0.004372
12/26/2017	0.013724
12/27/2017	-0.013674
12/28/2017	-0.009093
12/29/2017	-0.001958
12/30/2017	0.016768
12/31/2017	0.049544

Πίνακας Π3: Πραγματικές και προβλεφθείσες αποδόσεις για τα έτη 2016- 2017 για την τράπεζα Eurobank.

Ημ/νίες	Προβλέψεις αποδόσεων	Πραγματικές Αποδόσεις	Ημ/νίες	Προβλέψεις αποδόσεων
1/1/2016	-0.005276	0.000000	1/2/2017	-0.001161
1/4/2016	-0.008494	-0.039221	1/3/2017	-0.007245
1/5/2016	-0.005992	0.000000	1/4/2017	-0.007251
1/6/2016	0.004985	0.000000	1/5/2017	-0.004749
1/7/2016	-0.003766	-0.061875	1/6/2017	0.006227
1/8/2016	-0.006871	0.010582	1/9/2017	-0.013947
1/11/2016	-0.006525	0.000000	1/10/2017	0.016704
1/12/2016	0.002838	0.010471	1/11/2017	-0.005283
1/13/2016	-0.001844	0.010363	1/12/2017	0.004081
1/14/2016	-0.019130	-0.020834	1/13/2017	-0.000602
1/15/2016	-0.003321	-0.021277	1/16/2017	0.000733
1/18/2016	-0.000282	-0.125880	1/17/2017	0.007020
1/19/2016	-0.007787	0.035932	1/18/2017	0.000961
1/20/2016	-0.004866	-0.165985	1/19/2017	-0.006544
1/21/2016	-0.003594	-0.057158	1/20/2017	-0.003623
1/22/2016	0.029228	0.084557	1/23/2017	-0.001624
1/25/2016	-0.008271	-0.027399	1/24/2017	-0.016552
1/26/2016	-0.000658	0.027399	1/25/2017	-0.007029

1/27/2016	-0.000258	0.000000	1/26/2017	0.000585
1/28/2016	-0.016795	0.026668	1/27/2017	0.000985
1/29/2016	-0.012018	-0.013245	1/30/2017	0.005653
2/1/2016	-0.005176	0.013245	1/31/2017	0.053299
2/2/2016	-0.002295	-0.026668	2/1/2017	-0.003934
2/3/2016	-0.008379	-0.129678	2/2/2017	-0.001052
2/4/2016	-0.008385	-0.131336	2/3/2017	-0.007136
2/5/2016	-0.005883	-0.035718	2/4/2017	-0.007142
2/8/2016	-0.006771	-0.343772	2/5/2017	-0.004640
2/9/2016	-0.015081	-0.137201	2/6/2017	0.006336
2/10/2016	0.015571	-0.029853	2/7/2017	-0.002414
2/11/2016	-0.006416	-0.129212	2/8/2017	-0.005519
2/12/2016	0.002947	0.098440	2/9/2017	-0.013829
2/15/2016	-0.003222	0.271934	2/10/2017	0.016823
2/16/2016	-0.000401	0.046520	2/11/2017	-0.005164
2/17/2016	0.005887	0.107631	2/12/2017	0.004199
2/18/2016	-0.000173	-0.041673	2/13/2017	-0.000483
2/19/2016	-0.007678	-0.161268	2/14/2017	-0.017769
2/22/2016	0.029327	0.024693	2/15/2017	-0.001960
2/23/2016	-0.002757	0.070618	2/16/2017	0.000861
2/24/2016	-0.017686	-0.146603	2/17/2017	0.007148
2/25/2016	-0.008162	0.075986	2/18/2017	0.001089
2/26/2016	-0.000549	0.115069	2/19/2017	-0.006416
2/29/2016	-0.011919	0.214410	2/20/2017	-0.003495
3/1/2016	-0.005077	0.000000	2/21/2017	-0.002223
3/2/2016	-0.002195	0.131336	2/22/2017	0.030598
3/3/2016	-0.008279	0.088293	2/23/2017	-0.001486
3/4/2016	-0.008285	-0.073025	2/24/2017	-0.016415
3/7/2016	-0.003567	0.044452	2/25/2017	-0.006891
3/8/2016	-0.006671	0.042560	2/26/2017	0.000722
3/9/2016	-0.014981	-0.028171	2/27/2017	0.001122
3/10/2016	0.015670	0.082238	2/28/2017	-0.015415
3/11/2016	-0.006317	0.013072	3/1/2017	-0.003801
3/14/2016	-0.018931	0.000000	3/2/2017	-0.000919
3/15/2016	-0.003122	0.098846	3/3/2017	-0.007003
3/16/2016	-0.000301	0.011696	3/4/2017	-0.007009
3/17/2016	0.005986	-0.047628	3/5/2017	-0.004507
3/18/2016	-7.31E-05	-0.024693	3/6/2017	0.006469
3/21/2016	-0.003395	-0.091567	3/7/2017	-0.002282
3/22/2016	0.029427	0.027029	3/8/2017	-0.005386
3/23/2016	-0.002658	0.039221	3/9/2017	-0.013696
3/24/2016	-0.017586	0.012739	3/10/2017	0.016956
3/25/2016	-0.008063	0.000000	3/11/2017	-0.005031
3/28/2016	-0.016596	0.000000	3/12/2017	0.004332
3/29/2016	-0.011819	0.049393	3/13/2017	-0.000350
3/30/2016	0.004619	-0.024391	3/14/2017	-0.017636
3/31/2016	0.052265	-0.037740	3/15/2017	-0.001827

4/1/2016	-0.004968	-0.012903	3/16/2017	0.000994
4/4/2016	-0.008185	-0.053346	3/17/2017	0.007281
4/5/2016	-0.005684	-0.013793	3/18/2017	0.001222
4/6/2016	0.005293	-0.028171	3/19/2017	-0.006284
4/7/2016	-0.003458	0.014185	3/20/2017	-0.003362
4/8/2016	-0.006562	0.041385	3/21/2017	-0.002090
4/11/2016	-0.006217	0.000000	3/22/2017	0.030731
4/12/2016	0.003146	-0.041385	3/23/2017	-0.001353
4/13/2016	-0.001536	-0.088293	3/24/2017	-0.016282
4/14/2016	-0.018821	-0.031253	3/25/2017	-0.006759
4/15/2016	-0.003013	0.174353	3/26/2017	0.000855
4/18/2016	2.65E-05	0.000000	3/27/2017	0.001255
4/19/2016	-0.007479	-0.027029	3/28/2017	-0.015282
4/20/2016	-0.004558	0.013606	3/29/2017	-0.010506
4/21/2016	-0.003286	0.102654	3/30/2017	0.005933
4/22/2016	0.029536	0.070618	3/31/2017	0.053579
4/25/2016	-0.007963	-0.046520	4/1/2017	-0.003654
4/26/2016	-0.000350	0.000000	4/2/2017	-0.000772
4/27/2016	5.02E-05	-0.113329	4/3/2017	-0.006856
4/28/2016	-0.016487	-0.013423	4/4/2017	-0.006862
4/29/2016	-0.011710	0.000000	4/5/2017	-0.004360
5/2/2016	-0.001991	0.000000	4/6/2017	0.006616
5/3/2016	-0.008075	0.000000	4/7/2017	-0.002135
5/4/2016	-0.008081	0.039740	4/8/2017	-0.005239
5/5/2016	-0.005579	0.075035	4/9/2017	-0.013549
5/6/2016	0.005397	0.023811	4/10/2017	0.017103
5/9/2016	-0.014777	0.034686	4/11/2017	-0.004884
5/10/2016	0.015874	0.117783	4/12/2017	0.004479
5/11/2016	-0.006113	-0.010152	4/13/2017	-0.000203
5/12/2016	0.003251	0.068993	4/14/2017	-0.017489
5/13/2016	-0.001432	0.009479	4/15/2017	-0.001680
5/16/2016	-9.72E-05	-0.019048	4/16/2017	0.001141
5/17/2016	0.006190	0.028438	4/17/2017	0.007428
5/18/2016	0.000131	-0.018868	4/18/2017	0.001369
5/19/2016	-0.007374	-0.009569	4/19/2017	-0.006137
5/20/2016	-0.004453	0.056089	4/20/2017	-0.003215
5/23/2016	-0.002454	0.061694	4/21/2017	-0.001943
5/24/2016	-0.017382	-0.034786	4/22/2017	0.030878
5/25/2016	-0.007859	-0.045257	4/23/2017	-0.001206
5/26/2016	-0.000245	0.000000	4/24/2017	-0.016135
5/27/2016	0.000155	-0.067011	4/25/2017	-0.006612
5/30/2016	0.004823	-0.009950	4/26/2017	0.001002
5/31/2016	0.052469	-0.010050	4/27/2017	0.001402
6/1/2016	-0.004764	0.000000	4/28/2017	-0.015135
6/2/2016	-0.001882	-0.030772	4/29/2017	-0.010359
6/3/2016	-0.007966	0.020619	4/30/2017	0.006080
6/6/2016	0.005497	-0.041673	5/1/2017	-0.003512

6/7/2016	-0.003254	0.051825	5/2/2017	-0.000630
6/8/2016	-0.006358	-0.041243	5/3/2017	-0.006714
6/9/2016	-0.014668	0.000000	5/4/2017	-0.006720
6/10/2016	0.015984	-0.111226	5/5/2017	-0.004218
6/13/2016	-0.001332	-0.060625	5/6/2017	0.006758
6/14/2016	-0.018618	-0.025318	5/7/2017	-0.001992
6/15/2016	-0.002809	-0.039221	5/8/2017	-0.005097
6/16/2016	1.19E-05	-0.068993	5/9/2017	-0.013407
6/17/2016	0.006299	0.133531	5/10/2017	0.017245
6/20/2016	-0.004354	0.000000	5/11/2017	-0.004742
6/21/2016	-0.003082	0.060625	5/12/2017	0.004621
6/22/2016	0.029740	0.000000	5/13/2017	-6.10E-05
6/23/2016	-0.002345	0.034686	5/14/2017	-0.017346
6/24/2016	-0.017273	-0.350202	5/15/2017	-0.001538
6/27/2016	0.000254	-0.156842	5/16/2017	0.001283
6/28/2016	-0.016283	0.072759	5/17/2017	0.007570
6/29/2016	-0.011506	-0.017700	5/18/2017	0.001511
6/30/2016	0.004932	-0.018019	5/19/2017	-0.005994
7/1/2016	-0.004659	-0.037041	5/20/2017	-0.003073
7/4/2016	-0.007877	-0.058269	5/21/2017	-0.001801
7/5/2016	-0.005375	-0.127833	5/22/2017	0.031020
7/6/2016	0.005601	0.044452	5/23/2017	-0.001064
7/7/2016	-0.003149	0.083382	5/24/2017	-0.015993
7/8/2016	-0.006254	0.039221	5/25/2017	-0.006469
7/11/2016	-0.005909	0.074108	5/26/2017	0.001144
7/12/2016	0.003455	0.035091	5/27/2017	0.001544
7/13/2016	-0.001228	0.066691	5/28/2017	-0.014993
7/14/2016	-0.018513	0.016000	5/29/2017	-0.010216
7/15/2016	-0.002705	-0.065597	5/30/2017	0.006222
7/18/2016	0.000335	-0.034486	5/31/2017	0.053868
7/19/2016	-0.007171	0.017392	6/1/2017	-0.003364
7/20/2016	-0.004249	0.000000	6/2/2017	-0.000483
7/21/2016	-0.002977	0.017094	6/3/2017	-0.006567
7/22/2016	0.029844	0.000000	6/4/2017	-0.006573
7/25/2016	-0.007655	-0.070204	6/5/2017	-0.004071
7/26/2016	-4.14E-05	-0.037041	6/6/2017	0.006905
7/27/2016	0.000358	0.000000	6/7/2017	-0.001845
7/28/2016	-0.016179	-0.078472	6/8/2017	-0.004950
7/29/2016	-0.011402	0.040005	6/9/2017	-0.013260
8/1/2016	-0.004560	-0.060625	6/10/2017	0.017392
8/2/2016	-0.001678	-0.110001	6/11/2017	-0.004595
8/3/2016	-0.007762	0.000000	6/12/2017	0.004768
8/4/2016	-0.007768	0.022990	6/13/2017	8.60E-05
8/5/2016	-0.005266	0.022473	6/14/2017	-0.017199
8/8/2016	-0.006155	-0.022473	6/15/2017	-0.001391
8/9/2016	-0.014464	-0.022990	6/16/2017	0.001430
8/10/2016	0.016187	0.022990	6/17/2017	0.007717



8/11/2016	-0.005800	0.000000	6/18/2017	0.001658
8/12/2016	0.003564	0.000000	6/19/2017	-0.005847
8/15/2016	-0.002605	0.000000	6/20/2017	-0.002926
8/16/2016	0.000216	-0.022990	6/21/2017	-0.001654
8/17/2016	0.006503	0.022990	6/22/2017	0.031168
8/18/2016	0.000444	0.022473	6/23/2017	-0.000917
8/19/2016	-0.007061	-0.045462	6/24/2017	-0.015846
8/22/2016	0.029944	0.022990	6/25/2017	-0.006322
8/23/2016	-0.002141	0.022473	6/26/2017	0.001291
8/24/2016	-0.017069	0.000000	6/27/2017	0.001691
8/25/2016	-0.007546	0.000000	6/28/2017	-0.014846
8/26/2016	6.77E-05	0.000000	6/29/2017	-0.010069
8/29/2016	-0.011302	0.000000	6/30/2017	0.006369
8/30/2016	0.005136	0.021979	7/1/2017	-0.003222
8/31/2016	0.052782	0.160343	7/2/2017	-0.000340
9/1/2016	-0.004451	0.054067	7/3/2017	-0.006425
9/2/2016	-0.001569	-0.017700	7/4/2017	-0.006431
9/5/2016	-0.005167	-0.036368	7/5/2017	-0.003929
9/6/2016	0.005810	-0.018692	7/6/2017	0.007048
9/7/2016	-0.002941	-0.019048	7/7/2017	-0.001703
9/8/2016	-0.006045	0.056089	7/8/2017	-0.004808
9/9/2016	-0.014355	-0.018349	7/9/2017	-0.013117
9/12/2016	0.003663	-0.076961	7/10/2017	0.017534
9/13/2016	-0.001019	0.019803	7/11/2017	-0.004453
9/14/2016	-0.018304	0.019418	7/12/2017	0.004911
9/15/2016	-0.002496	-0.039221	7/13/2017	0.000228
9/16/2016	0.000325	-0.061875	7/14/2017	-0.017057
9/19/2016	-0.006962	0.000000	7/15/2017	-0.001249
9/20/2016	-0.004041	0.000000	7/16/2017	0.001572
9/21/2016	-0.002769	0.041673	7/17/2017	0.007860
9/22/2016	0.030053	0.059423	7/18/2017	0.001800
9/23/2016	-0.002032	0.019048	7/19/2017	-0.005705
9/26/2016	0.000167	-0.058269	7/20/2017	-0.002784
9/27/2016	0.000567	0.019803	7/21/2017	-0.001512
9/28/2016	-0.015970	-0.019803	7/22/2017	0.031310
9/29/2016	-0.011193	0.000000	7/23/2017	-0.000775
9/30/2016	0.005245	0.019803	7/24/2017	-0.015703
10/3/2016	-0.007558	0.019418	7/25/2017	-0.006180
10/4/2016	-0.007564	0.019048	7/26/2017	0.001434
10/5/2016	-0.005062	-0.038466	7/27/2017	0.001833
10/6/2016	0.005914	0.000000	7/28/2017	-0.014704
10/7/2016	-0.002836	0.038466	7/29/2017	-0.009927
10/10/2016	0.016391	0.037041	7/30/2017	0.006512
10/11/2016	-0.005596	-0.018349	7/31/2017	0.054158
10/12/2016	0.003768	0.000000	8/1/2017	-0.003075
10/13/2016	-0.000915	0.000000	8/2/2017	-0.000193
10/14/2016	-0.018200	0.018349	8/3/2017	-0.006278

10/17/2016	0.006707	0.000000	8/4/2017	-0.006284
10/18/2016	0.000648	0.000000	8/5/2017	-0.003782
10/19/2016	-0.006858	-0.037041	8/6/2017	0.007195
10/20/2016	-0.003936	0.037041	8/7/2017	-0.001556
10/21/2016	-0.002664	-0.018349	8/8/2017	-0.004661
10/24/2016	-0.016865	-0.018692	8/9/2017	-0.012970
10/25/2016	-0.007342	-0.038466	8/10/2017	0.017681
10/26/2016	0.000272	0.000000	8/11/2017	-0.004306
10/27/2016	0.000672	0.057158	8/12/2017	0.005058
10/28/2016	-0.015866	0.000000	8/13/2017	0.000375
10/31/2016	0.052986	0.000000	8/14/2017	-0.016910
11/1/2016	-0.004247	-0.057158	8/15/2017	-0.001102
11/2/2016	-0.001365	0.000000	8/16/2017	0.001719
11/3/2016	-0.007449	0.000000	8/17/2017	0.008007
11/4/2016	-0.007455	0.000000	8/18/2017	0.001947
11/7/2016	-0.002737	0.019418	8/19/2017	-0.005558
11/8/2016	-0.005842	-0.019418	8/20/2017	-0.002637
11/9/2016	-0.014151	0.000000	8/21/2017	-0.001365
11/10/2016	0.016500	0.038466	8/22/2017	0.031457
11/11/2016	-0.005487	-0.019048	8/23/2017	-0.000628
11/14/2016	-0.018101	0.000000	8/24/2017	-0.015556
11/15/2016	-0.002292	-0.019418	8/25/2017	-0.006033
11/16/2016	0.000529	0.093526	8/26/2017	0.001581
11/17/2016	0.006816	0.052186	8/27/2017	0.001981
11/18/2016	0.000757	0.127155	8/28/2017	-0.014557
11/21/2016	-0.002565	0.014815	8/29/2017	-0.009780
11/22/2016	0.030257	0.057158	8/30/2017	0.006659
11/23/2016	-0.001828	-0.013986	8/31/2017	0.054305
11/24/2016	-0.016756	-0.057987	9/1/2017	-0.002928
11/25/2016	-0.007233	-0.030305	9/2/2017	-4.64E-05
11/28/2016	-0.015766	-0.063513	9/3/2017	-0.006131
11/29/2016	-0.010989	0.048009	9/4/2017	-0.006137
11/30/2016	0.005449	0.103797	9/5/2017	-0.003635
12/1/2016	-0.004142	-0.028573	9/6/2017	0.007342
12/2/2016	-0.001261	0.000000	9/7/2017	-0.001409
12/5/2016	-0.004858	0.028573	9/8/2017	-0.004514
12/6/2016	0.006118	-0.014185	9/9/2017	-0.012823
12/7/2016	-0.002633	0.041964	9/10/2017	0.017828
12/8/2016	-0.005737	0.000000	9/11/2017	-0.004159
12/9/2016	-0.014047	-0.056353	9/12/2017	0.005205
12/12/2016	0.003972	0.028573	9/13/2017	0.000522
12/13/2016	-0.000711	0.013986	9/14/2017	-0.016763
12/14/2016	-0.017996	-0.087011	9/15/2017	-0.000955
12/15/2016	-0.002188	-0.030772	9/16/2017	0.001866
12/16/2016	0.000633	0.045810	9/17/2017	0.008154
12/19/2016	-0.006654	-0.045810	9/18/2017	0.002094
12/20/2016	-0.003732	-0.048009	9/19/2017	-0.005411

12/21/2016	-0.002460	0.048009	9/20/2017	-0.002490
12/22/2016	0.030361	-0.031749	9/21/2017	-0.001218
12/23/2016	-0.001723	-0.016261	9/22/2017	0.031604
12/26/2016	0.000476	0.000000	9/23/2017	-0.000481
12/27/2016	0.000875	0.032261	9/24/2017	-0.015409
12/28/2016	-0.015662	0.000000	9/25/2017	-0.005886
12/29/2016	-0.010885	0.000000	9/26/2017	0.001728
12/30/2016	0.005554	0.015748	9/27/2017	0.002128
			9/28/2017	-0.014410
			9/29/2017	-0.009633
			9/30/2017	0.006806
			10/1/2017	-0.002786
			10/2/2017	9.58E-05
			10/3/2017	-0.005988
			10/4/2017	-0.005994
			10/5/2017	-0.003492
			10/6/2017	0.007484
			10/7/2017	-0.001267
			10/8/2017	-0.004371
			10/9/2017	-0.012681
			10/10/2017	0.017971
			10/11/2017	-0.004016
			10/12/2017	0.005347
			10/13/2017	0.000665
			10/14/2017	-0.016621
			10/15/2017	-0.000812
			10/16/2017	0.002009
			10/17/2017	0.008296
			10/18/2017	0.002237
			10/19/2017	-0.005269
			10/20/2017	-0.002347
			10/21/2017	-0.001075
			10/22/2017	0.031746
			10/23/2017	-0.000339
			10/24/2017	-0.015267
			10/25/2017	-0.005744
			10/26/2017	0.001870
			10/27/2017	0.002270
			10/28/2017	-0.014267
			10/29/2017	-0.009491
			10/30/2017	0.006948
			10/31/2017	0.054594
			11/1/2017	-0.002639
			11/2/2017	0.000243
			11/3/2017	-0.005841
			11/4/2017	-0.005847
			11/5/2017	-0.003345

11/6/2017	0.007631
11/7/2017	-0.001120
11/8/2017	-0.004224
11/9/2017	-0.012534
11/10/2017	0.018118
11/11/2017	-0.003869
11/12/2017	0.005494
11/13/2017	0.000812
11/14/2017	-0.016474
11/15/2017	-0.000665
11/16/2017	0.002156
11/17/2017	0.008443
11/18/2017	0.002384
11/19/2017	-0.005122
11/20/2017	-0.002200
11/21/2017	-0.000928
11/22/2017	0.031893
11/23/2017	-0.000191
11/24/2017	-0.015120
11/25/2017	-0.005597
11/26/2017	0.002017
11/27/2017	0.002417
11/28/2017	-0.014120
11/29/2017	-0.009344
11/30/2017	0.007095
12/1/2017	-0.002497
12/2/2017	0.000385
12/3/2017	-0.005699
12/4/2017	-0.005705
12/5/2017	-0.003203
12/6/2017	0.007773
12/7/2017	-0.000977
12/8/2017	-0.004082
12/9/2017	-0.012392
12/10/2017	0.018260
12/11/2017	-0.003727
12/12/2017	0.005636
12/13/2017	0.000954
12/14/2017	-0.016332
12/15/2017	-0.000523
12/16/2017	0.002298
12/17/2017	0.008585
12/18/2017	0.002526
12/19/2017	-0.004979
12/20/2017	-0.002058
12/21/2017	-0.000786
12/22/2017	0.032035

12/23/2017	-4.92E-05
12/24/2017	-0.014978
12/25/2017	-0.005454
12/26/2017	0.002159
12/27/2017	0.002559
12/28/2017	-0.013978
12/29/2017	-0.009201
12/30/2017	0.007237
12/31/2017	0.054883

Πίνακας Π4: Πραγματικές και προβλεφθείσες αποδόσεις για τα έτη 2016- 2017 για την τράπεζα Alphabank.

Ημ/νίες	Προβλέψεις αποδόσεων	Πραγματικές Αποδόσεις	Ημ/νίες	Προβλέψεις αποδόσεων
1/1/2016	-0.000826	0.000000	1/2/2017	-0.002687
1/4/2016	-0.004264	-0.032656	1/3/2017	-0.005903
1/5/2016	0.001843	-0.046718	1/4/2017	-0.004044
1/6/2016	0.005391	0.000000	1/5/2017	0.002063
1/7/2016	0.001556	-0.090972	1/6/2017	0.005611
1/8/2016	5.60E-05	-0.009569	1/9/2017	-0.008859
1/11/2016	-0.008917	0.004796	1/10/2017	0.009884
1/12/2016	0.002310	0.037563	1/11/2017	-0.008697
1/13/2016	-0.007126	0.022780	1/12/2017	0.002529
1/14/2016	-0.007982	-0.032039	1/13/2017	-0.006906
1/15/2016	0.001959	-0.042762	1/16/2017	0.008276
1/18/2016	0.000901	-0.096768	1/17/2017	0.002329
1/19/2016	-0.004067	0.015915	1/18/2017	0.001121
1/20/2016	0.004517	-0.105361	1/19/2017	-0.003847
1/21/2016	0.007003	0.023122	1/20/2017	0.004737
1/22/2016	0.010868	0.016998	1/23/2017	-0.005543
1/25/2016	0.001699	0.011173	1/24/2017	-0.011543
1/26/2016	0.006149	0.048790	1/25/2017	0.001919
1/27/2016	0.005468	-0.010638	1/26/2017	0.006369
1/28/2016	-0.013287	-0.032612	1/27/2017	0.005688
1/29/2016	0.005179	0.010989	1/30/2017	0.006165
2/1/2016	-0.000808	0.000000	1/31/2017	0.055019
2/2/2016	-0.002888	-0.027703	2/1/2017	-0.000588
2/3/2016	-0.006103	-0.075838	2/2/2017	-0.002668
2/4/2016	-0.004245	-0.108733	2/3/2017	-0.005883
2/5/2016	0.001863	-0.084557	2/4/2017	-0.004025
2/8/2016	7.37E-05	-0.194156	2/5/2017	0.002083
2/9/2016	-0.009060	0.000000	2/6/2017	0.005630
2/10/2016	0.009683	0.035091	2/7/2017	0.001795
2/11/2016	-0.008898	0.000000	2/8/2017	0.000295
2/12/2016	0.002329	0.129212	2/9/2017	-0.008838
2/15/2016	0.001976	0.192372	2/10/2017	0.009905

2/16/2016	0.008075	-0.057894	2/11/2017	-0.008676
2/17/2016	0.002128	-0.026847	2/12/2017	0.002550
2/18/2016	0.000921	0.013514	2/13/2017	-0.006885
2/19/2016	-0.004048	-0.098672	2/14/2017	-0.007741
2/22/2016	0.010885	-0.022473	2/15/2017	0.002199
2/23/2016	-0.005744	-0.015267	2/16/2017	0.008298
2/24/2016	-0.011743	-0.031253	2/17/2017	0.002351
2/25/2016	0.001719	0.046520	2/18/2017	0.001144
2/26/2016	0.006168	0.127833	2/19/2017	-0.003825
2/29/2016	0.005196	0.045611	2/20/2017	0.004760
3/1/2016	-0.000791	0.000000	2/21/2017	0.007246
3/2/2016	-0.002870	0.091249	2/22/2017	0.011110
3/3/2016	-0.006086	0.017291	2/23/2017	-0.005519
3/4/2016	-0.004227	-0.040822	2/24/2017	-0.011518
3/7/2016	0.001591	0.017700	2/25/2017	0.001944
3/8/2016	9.13E-05	0.051293	2/26/2017	0.006393
3/9/2016	-0.009042	-0.033902	2/27/2017	0.005713
3/10/2016	0.009701	0.082692	2/28/2017	-0.013043
3/11/2016	-0.008880	0.005277	3/1/2017	-0.000565
3/14/2016	-0.007947	0.000000	3/2/2017	-0.002644
3/15/2016	0.001994	0.051293	3/3/2017	-0.005860
3/16/2016	0.008093	-0.025318	3/4/2017	-0.004002
3/17/2016	0.002146	-0.063513	3/5/2017	0.002106
3/18/2016	0.000938	-0.056195	3/6/2017	0.005653
3/21/2016	0.007039	0.005764	3/7/2017	0.001818
3/22/2016	0.010903	0.000000	3/8/2017	0.000319
3/23/2016	-0.005726	0.005731	3/9/2017	-0.008815
3/24/2016	-0.011726	0.022600	3/10/2017	0.009928
3/25/2016	0.001736	0.000000	3/11/2017	-0.008652
3/28/2016	-0.013252	0.000000	3/12/2017	0.002574
3/29/2016	0.005214	0.038361	3/13/2017	-0.006862
3/30/2016	0.005982	0.057457	3/14/2017	-0.007718
3/31/2016	0.054836	-0.005089	3/15/2017	0.002223
4/1/2016	-0.000771	-0.025841	3/16/2017	0.008322
4/4/2016	-0.004210	-0.042787	3/17/2017	0.002375
4/5/2016	0.001898	-0.033336	3/18/2017	0.001167
4/6/2016	0.005445	-0.034486	3/19/2017	-0.003801
4/7/2016	0.001610	0.017392	3/20/2017	0.004783
4/8/2016	0.000111	0.028331	3/21/2017	0.007270
4/11/2016	-0.008862	-0.005602	3/22/2017	0.011134
4/12/2016	0.002364	-0.028492	3/23/2017	-0.005495
4/13/2016	-0.007071	-0.011628	3/24/2017	-0.011495
4/14/2016	-0.007928	0.005831	3/25/2017	0.001967
4/15/2016	0.002013	0.145810	3/26/2017	0.006417
4/18/2016	0.000956	-0.030615	3/27/2017	0.005736
4/19/2016	-0.004013	-0.010417	3/28/2017	-0.013019
4/20/2016	0.004572	0.010417	3/29/2017	0.005446

4/21/2016	0.007058	0.093896	3/30/2017	0.006215
4/22/2016	0.010922	0.063949	3/31/2017	0.055068
4/25/2016	0.001754	-0.049897	4/1/2017	-0.000539
4/26/2016	0.006203	-0.018780	4/2/2017	-0.002618
4/27/2016	0.005523	-0.053541	4/3/2017	-0.005834
4/28/2016	-0.013233	-0.046044	4/4/2017	-0.003976
4/29/2016	0.005233	0.000000	4/5/2017	0.002132
5/2/2016	-0.002834	0.000000	4/6/2017	0.005679
5/3/2016	-0.006049	0.000000	4/7/2017	0.001844
5/4/2016	-0.004191	0.030930	4/8/2017	0.000345
5/5/2016	0.001916	0.068654	4/9/2017	-0.008789
5/6/2016	0.005464	0.004728	4/10/2017	0.009954
5/9/2016	-0.009006	0.023311	4/11/2017	-0.008626
5/10/2016	0.009737	0.058182	4/12/2017	0.002600
5/11/2016	-0.008844	-0.026433	4/13/2017	-0.006836
5/12/2016	0.002383	0.017700	4/14/2017	-0.007692
5/13/2016	-0.007053	-0.035718	4/15/2017	0.002249
5/16/2016	0.008129	-0.009132	4/16/2017	0.008348
5/17/2016	0.002182	0.053584	4/17/2017	0.002401
5/18/2016	0.000974	0.042560	4/18/2017	0.001193
5/19/2016	-0.003994	-0.008368	4/19/2017	-0.003775
5/20/2016	0.004590	0.068993	4/20/2017	0.004809
5/23/2016	-0.005690	0.042233	4/21/2017	0.007296
5/24/2016	-0.011690	-0.042233	4/22/2017	0.011160
5/25/2016	0.001772	-0.031875	4/23/2017	-0.005469
5/26/2016	0.006222	0.020041	4/24/2017	-0.011469
5/27/2016	0.005542	-0.032261	4/25/2017	0.001993
5/30/2016	0.006018	0.040166	4/26/2017	0.006443
5/31/2016	0.054872	-0.040166	4/27/2017	0.005762
6/1/2016	-0.000735	-0.012371	4/28/2017	-0.012993
6/2/2016	-0.002815	-0.025211	4/29/2017	0.005472
6/3/2016	-0.006030	0.025211	4/30/2017	0.006241
6/6/2016	0.005481	-0.055451	5/1/2017	-0.000514
6/7/2016	0.001646	0.038715	5/2/2017	-0.002593
6/8/2016	0.000147	-0.008475	5/3/2017	-0.005809
6/9/2016	-0.008987	-0.004264	5/4/2017	-0.003950
6/10/2016	0.009756	-0.080043	5/5/2017	0.002157
6/13/2016	-0.007035	-0.071973	5/6/2017	0.005705
6/14/2016	-0.007891	-0.004988	5/7/2017	0.001870
6/15/2016	0.002049	-0.067209	5/8/2017	0.000370
6/16/2016	0.008148	-0.095310	5/9/2017	-0.008763
6/17/2016	0.002201	0.152469	5/10/2017	0.009980
6/20/2016	0.004608	0.000000	5/11/2017	-0.008601
6/21/2016	0.007094	0.100805	5/12/2017	0.002625
6/22/2016	0.010958	0.009091	5/13/2017	-0.006810
6/23/2016	-0.005671	0.065669	5/14/2017	-0.007666
6/24/2016	-0.011670	-0.351844	5/15/2017	0.002274

6/27/2016	0.005559	-0.094708	5/16/2017	0.008373
6/28/2016	-0.013197	0.106684	5/17/2017	0.002426
6/29/2016	0.005269	0.029328	5/18/2017	0.001219
6/30/2016	0.006038	-0.065695	5/19/2017	-0.003750
7/1/2016	-0.000717	-0.044171	5/20/2017	0.004834
7/4/2016	-0.004155	-0.059818	5/21/2017	0.007321
7/5/2016	0.001952	-0.070952	5/22/2017	0.011185
7/6/2016	0.005500	0.043172	5/23/2017	-0.005444
7/7/2016	0.001665	0.041385	5/24/2017	-0.011444
7/8/2016	0.000165	0.090384	5/25/2017	0.002018
7/11/2016	-0.008808	0.048202	5/26/2017	0.006468
7/12/2016	0.002419	0.028988	5/27/2017	0.005787
7/13/2016	-0.007017	0.022600	5/28/2017	-0.012968
7/14/2016	-0.007873	0.016621	5/29/2017	0.005498
7/15/2016	0.002068	-0.011050	5/30/2017	0.006266
7/18/2016	0.001010	-0.022473	5/31/2017	0.055120
7/19/2016	-0.003958	0.022473	6/1/2017	-0.000488
7/20/2016	0.004626	-0.022473	6/2/2017	-0.002567
7/21/2016	0.007113	-0.022990	6/3/2017	-0.005783
7/22/2016	0.010977	0.045462	6/4/2017	-0.003924
7/25/2016	0.001808	-0.033902	6/5/2017	0.002183
7/26/2016	0.006258	-0.005764	6/6/2017	0.005731
7/27/2016	0.005578	0.005764	6/7/2017	0.001896
7/28/2016	-0.013178	-0.047068	6/8/2017	0.000396
7/29/2016	0.005288	0.064162	6/9/2017	-0.008737
8/1/2016	-0.000699	-0.011364	6/10/2017	0.010006
8/2/2016	-0.002779	-0.064920	6/11/2017	-0.008575
8/3/2016	-0.005994	0.030032	6/12/2017	0.002651
8/4/2016	-0.004136	0.034887	6/13/2017	-0.006784
8/5/2016	0.001972	0.011364	6/14/2017	-0.007640
8/8/2016	0.000183	-0.005666	6/15/2017	0.002300
8/9/2016	-0.008951	0.005666	6/16/2017	0.008399
8/10/2016	0.009792	-0.005666	6/17/2017	0.002452
8/11/2016	-0.008788	-0.017192	6/18/2017	0.001245
8/12/2016	0.002438	-0.011628	6/19/2017	-0.003724
8/15/2016	0.002085	0.000000	6/20/2017	0.004860
8/16/2016	0.008184	-0.035718	6/21/2017	0.007347
8/17/2016	0.002237	-0.024541	6/22/2017	0.011211
8/18/2016	0.001030	0.000000	6/23/2017	-0.005418
8/19/2016	-0.003939	-0.050966	6/24/2017	-0.011418
8/22/2016	0.010994	0.050966	6/25/2017	0.002044
8/23/2016	-0.005634	0.006192	6/26/2017	0.006494
8/24/2016	-0.011634	0.000000	6/27/2017	0.005813
8/25/2016	0.001828	0.012270	6/28/2017	-0.012942
8/26/2016	0.006277	-0.030962	6/29/2017	0.005524
8/29/2016	0.005305	0.000000	6/30/2017	0.006292
8/30/2016	0.006074	-0.012658	7/1/2017	-0.000462



8/31/2016	0.054927	0.091249	7/2/2017	-0.002542
9/1/2016	-0.000680	0.034289	7/3/2017	-0.005757
9/2/2016	-0.002759	0.033152	7/4/2017	-0.003899
9/5/2016	0.001989	-0.027550	7/5/2017	0.002208
9/6/2016	0.005537	-0.016902	7/6/2017	0.005756
9/7/2016	0.001702	-0.028820	7/7/2017	0.001921
9/8/2016	0.000202	-0.005865	7/8/2017	0.000421
9/9/2016	-0.008931	-0.029853	7/9/2017	-0.008712
9/12/2016	0.002456	-0.006079	7/10/2017	0.010031
9/13/2016	-0.006980	0.006079	7/11/2017	-0.008550
9/14/2016	-0.007836	0.000000	7/12/2017	0.002676
9/15/2016	0.002105	-0.075508	7/13/2017	-0.006759
9/16/2016	0.008203	-0.013158	7/14/2017	-0.007615
9/19/2016	-0.003921	-0.006645	7/15/2017	0.002325
9/20/2016	0.004663	0.019803	7/16/2017	0.008424
9/21/2016	0.007150	0.019418	7/17/2017	0.002477
9/22/2016	0.011014	0.031548	7/18/2017	0.001270
9/23/2016	-0.005615	0.006192	7/19/2017	-0.003699
9/26/2016	0.006295	-0.057158	7/20/2017	0.004886
9/27/2016	0.005615	0.000000	7/21/2017	0.007372
9/28/2016	-0.013141	-0.026492	7/22/2017	0.011236
9/29/2016	0.005325	0.019934	7/23/2017	-0.005393
9/30/2016	0.006093	-0.026668	7/24/2017	-0.011393
10/3/2016	-0.005958	0.026668	7/25/2017	0.002069
10/4/2016	-0.004100	0.025975	7/26/2017	0.006519
10/5/2016	0.002008	0.000000	7/27/2017	0.005839
10/6/2016	0.005555	0.000000	7/28/2017	-0.012917
10/7/2016	0.001720	0.019048	7/29/2017	0.005549
10/10/2016	0.009828	0.037041	7/30/2017	0.006317
10/11/2016	-0.008752	0.000000	7/31/2017	0.055171
10/12/2016	0.002474	0.012048	8/1/2017	-0.000436
10/13/2016	-0.006961	-0.055399	8/2/2017	-0.002516
10/14/2016	-0.007818	0.043350	8/3/2017	-0.005731
10/17/2016	0.002273	-0.024541	8/4/2017	-0.003873
10/18/2016	0.001066	0.012346	8/5/2017	0.002234
10/19/2016	-0.003903	-0.006154	8/6/2017	0.005782
10/20/2016	0.004682	0.006154	8/7/2017	0.001947
10/21/2016	0.007168	-0.018576	8/8/2017	0.000447
10/24/2016	-0.011598	-0.012579	8/9/2017	-0.008686
10/25/2016	0.001864	-0.019170	8/10/2017	0.010057
10/26/2016	0.006313	0.006431	8/11/2017	-0.008524
10/27/2016	0.005633	0.006390	8/12/2017	0.002702
10/28/2016	-0.013123	0.000000	8/13/2017	-0.006733
10/31/2016	0.054963	-0.006390	8/14/2017	-0.007589
11/1/2016	-0.000644	-0.032576	8/15/2017	0.002351
11/2/2016	-0.002723	-0.013334	8/16/2017	0.008450
11/3/2016	-0.005939	-0.006734	8/17/2017	0.002503

11/4/2016	-0.004081	-0.013606	8/18/2017	0.001296
11/7/2016	0.001738	0.046831	8/19/2017	-0.003673
11/8/2016	0.000238	0.006515	8/20/2017	0.004912
11/9/2016	-0.008895	0.000000	8/21/2017	0.007398
11/10/2016	0.009848	0.031952	8/22/2017	0.011262
11/11/2016	-0.008733	-0.019048	8/23/2017	-0.005367
11/14/2016	-0.007800	-0.012903	8/24/2017	-0.011367
11/15/2016	0.002141	0.000000	8/25/2017	0.002095
11/16/2016	0.008239	0.044452	8/26/2017	0.006545
11/17/2016	0.002292	0.042560	8/27/2017	0.005865
11/18/2016	0.001085	0.035091	8/28/2017	-0.012891
11/21/2016	0.007186	0.033902	8/29/2017	0.005575
11/22/2016	0.011050	0.048790	8/30/2017	0.006343
11/23/2016	-0.005579	-0.005305	8/31/2017	0.055197
11/24/2016	-0.011579	-0.049056	9/1/2017	-0.000410
11/25/2016	0.001883	0.011111	9/2/2017	-0.002490
11/28/2016	-0.013105	-0.068598	9/3/2017	-0.005705
11/29/2016	0.005361	0.057487	9/4/2017	-0.003847
11/30/2016	0.006129	0.059638	9/5/2017	0.002260
12/1/2016	-0.000625	-0.032088	9/6/2017	0.005808
12/2/2016	-0.002705	-0.027550	9/7/2017	0.001973
12/5/2016	0.002044	0.027550	9/8/2017	0.000473
12/6/2016	0.005591	0.005420	9/9/2017	-0.008660
12/7/2016	0.001756	0.037140	9/10/2017	0.010083
12/8/2016	0.000257	0.040822	9/11/2017	-0.008498
12/9/2016	-0.008877	-0.020203	9/12/2017	0.002728
12/12/2016	0.002510	-0.020619	9/13/2017	-0.006707
12/13/2016	-0.006925	0.000000	9/14/2017	-0.007563
12/14/2016	-0.007781	-0.064539	9/15/2017	0.002377
12/15/2016	0.002159	-0.045462	9/16/2017	0.008476
12/16/2016	0.008258	0.115196	9/17/2017	0.002529
12/19/2016	-0.003867	-0.075304	9/18/2017	0.001322
12/20/2016	0.004718	0.032970	9/19/2017	-0.003647
12/21/2016	0.007204	0.037140	9/20/2017	0.004938
12/22/2016	0.011068	-0.042560	9/21/2017	0.007424
12/23/2016	-0.005561	0.010811	9/22/2017	0.011288
12/26/2016	0.006350	0.000000	9/23/2017	-0.005341
12/27/2016	0.005669	0.016000	9/24/2017	-0.011341
12/28/2016	-0.013087	-0.032261	9/25/2017	0.002121
12/29/2016	0.005379	-0.005479	9/26/2017	0.006571
12/30/2016	0.006148	0.043017	9/27/2017	0.005891
			9/28/2017	-0.012865
			9/29/2017	0.005601
			9/30/2017	0.006369
			10/1/2017	-0.000385
			10/2/2017	-0.002465
			10/3/2017	-0.005680

10/4/2017	-0.003822
10/5/2017	0.002286
10/6/2017	0.005833
10/7/2017	0.001998
10/8/2017	0.000498
10/9/2017	-0.008635
10/10/2017	0.010108
10/11/2017	-0.008473
10/12/2017	0.002754
10/13/2017	-0.006682
10/14/2017	-0.007538
10/15/2017	0.002403
10/16/2017	0.008501
10/17/2017	0.002554
10/18/2017	0.001347
10/19/2017	-0.003622
10/20/2017	0.004963
10/21/2017	0.007449
10/22/2017	0.011313
10/23/2017	-0.005316
10/24/2017	-0.011315
10/25/2017	0.002147
10/26/2017	0.006596
10/27/2017	0.005916
10/28/2017	-0.012840
10/29/2017	0.005626
10/30/2017	0.006394
10/31/2017	0.055248
11/1/2017	-0.000359
11/2/2017	-0.002439
11/3/2017	-0.005654
11/4/2017	-0.003796
11/5/2017	0.002312
11/6/2017	0.005859
11/7/2017	0.002024
11/8/2017	0.000524
11/9/2017	-0.008609
11/10/2017	0.010134
11/11/2017	-0.008447
11/12/2017	0.002780
11/13/2017	-0.006656
11/14/2017	-0.007512
11/15/2017	0.002429
11/16/2017	0.008527
11/17/2017	0.002580
11/18/2017	0.001373
11/19/2017	-0.003596

11/20/2017	0.004989
11/21/2017	0.007475
11/22/2017	0.011339
11/23/2017	-0.005289
11/24/2017	-0.011289
11/25/2017	0.002173
11/26/2017	0.006622
11/27/2017	0.005942
11/28/2017	-0.012814
11/29/2017	0.005652
11/30/2017	0.006420
12/1/2017	-0.000334
12/2/2017	-0.002414
12/3/2017	-0.005629
12/4/2017	-0.003771
12/5/2017	0.002337
12/6/2017	0.005884
12/7/2017	0.002049
12/8/2017	0.000550
12/9/2017	-0.008584
12/10/2017	0.010159
12/11/2017	-0.008422
12/12/2017	0.002805
12/13/2017	-0.006631
12/14/2017	-0.007487
12/15/2017	0.002454
12/16/2017	0.008553
12/17/2017	0.002606
12/18/2017	0.001398
12/19/2017	-0.003570
12/20/2017	0.005014
12/21/2017	0.007500
12/22/2017	0.011364
12/23/2017	-0.005264
12/24/2017	-0.011264
12/25/2017	0.002198
12/26/2017	0.006648
12/27/2017	0.005967
12/28/2017	-0.012789
12/29/2017	0.005677
12/30/2017	0.006446
12/31/2017	0.055299

## Βιβλιογραφία

1. Ang, A. and G. Bekaert, (2007). Return predictability: is it there? *Rev. Financ. Stud.* 20(3), 651–707.
2. Ang, A. and Bekaert, G. (2001). Stock Return Predictability: Is it There?
3. Akgiray, V. (1989). Conditional Heteroscedasticity in Time Series of Stock Returns: Evidence and Forecasts. *Journal of Business*, 62(1), 55-80.
4. Andersen T. G. and Bollerslev, T. (1998a). Deutsche Mark – Dollar Volatility: Intraday Activity Patterns, Macroeconomic Announcements, and Longer Run Dependencies. *Journal of Finance*, 53(1), 219-265.
5. Andersen, T. G., Bollerslev, T., Diebold, F.X. and Labys, P. (2002). Modeling and forecasting realized volatility. Working paper, North Western University, Duke University and University of Pennsylvania.
6. Andersen, T.G., Bollerslev, T. and Lange, S. (1999). Forecasting Financial Market Volatility: Sampling Frequency vis-a-vis Forecast Horizon. *Journal of Empirical Finance*, 6, 457-477.
7. Asarkya, (2010). Forecasting Volatility of Instabul Stock Exchange, Instabul Bigli University.
8. Arowolo, W.B (2013). Predicting Stock Prices Returns Using Garch Model *The International Journal Of Engineering And Science (IJES)*, 32-37
9. Aydemir, A., (1998), Volatility modeling in finance, in *Forecasting Volatility in the Financial Markets*, J. Knight and S. Satchell, eds. Butterworth Heinemann, 1, 1– 46.
10. Alford, A.W., and Boatsman, J.R. (1995). Predicting long-term stock return volatility: Implications for accounting and valuation of equity derivatives, *Accounting Review*, 70(4), 599–618.
11. Abadir, K. (1999). An introduction to hypergeometric functions for economists. *Econometric Reviews*, 18(3), 287-330.
12. Ait-Sahalia, Y. and Lo, A.W. (2000). Nonparametric risk management and implied risk aversion. *Journal of Econometrics*, 94(1-2), 9-51.
13. Ait-Sahalia, Y. and Duarte, J. (2003). Nonparametric option pricing under shape restrictions. *Journal of Econometrics*, 116(1-2), 9-47.

14. Blattberg, R.C., and Gonedes N.J. (1974). A Comparison of the Stable and Student Distributions as Statistical Models for Stock Prices. *Journal of Business*, 47, 244-280.
15. Bollerslev, T. and Melvin, M, (1994). Bid–ask spreads and the volatility in the foreign exchange market: an empirical analysis. *J. Int. Economics*, 36, 355–72
16. Black, F., (1976). Studies in Stock Price Volatility Changes. Proceedings of the 1976 Business Meeting of the Business and Economic Statistics Section, American Statistical Association, 177-181.
17. Binsbergen, J.H. and Koijen, R.S. (2010). Predictive regressions: a present-value approach, *J. Finance*, 65(4), 1439–1471.
18. Boudoukh, J., Richardson, M. and Whitelaw, R.F., (2008). The Myth of Long-Horizon Predictability, *The Review of Financial Studies*, v 21
19. Bollerslev, T., (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity, *Journal of Econometrics*, 31, 307-328.
20. Bollerslev, T., Chou, R. and Kroner, K. (1992). ARCH modeling in Finance: a review of the theory and empirical evidence. *Journal of Econometrics*, 52, 5-59.
21. Brailsford, T.J. and Faff, R.W. (1996), An evaluation of volatility forecasting techniques, *Journal of Banking and Finance*.
22. Blair, B.J., Poon, S. and Taylor, S.J. (2001). Forecasting S&P 100 Volatility: The Incremental Information Content of Implied Volatilities and High Frequency Index Returns. *Journal of Econometrics*, 105, 5-26.
23. Bluhm and Yu (2001). Forecasting Volatility:Evidence from the German Stock Market, working paper.
24. Brown, S., (1990), Estimating volatility, in *Financial Options: From Theory to Practice*, S. Figlewski, W. Silber and M. Subrahmanyam, eds. Chicago: Irwin.
25. Box, G., and Jenkins, G. (1970). *Time series analysis: Forecasting and control*, Holden-Day: San Francisco.
26. Bera, A.K., and Higgins, M.L. (1993). ARCH models: properties, estimation and testing, *Journal of Economic Surveys*, 7(4), 305–365.

27. Baillie, R.T., Bollerslev T. and Mikkelsen, H.O. (1996). Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity, *Journal of Econometrics*, 74(1), 3–30.
28. Bollerslev, T., and Mikkelsen, H.O. (1996). Modeling and pricing long memory in stock market volatility, *Journal of Econometrics*, 73, (1), 151–184.
29. Bollerslev, T., and Mikkelsen, H.O. (1999). Long-term equity anticipation securities and stock market volatility dynamics, *Journal of Econometrics*, 92, 75–99.
30. Bates, D.S. (1996). Testing option pricing models, in Maddala G.S. and C.R. Rao eds. *Handbook of Statistics, v.14: Statistical methods in Finance*, Elsevier, Amsterdam: North Holland, 567-611.
31. Black, F. and Scholes, M. (1973). The pricing of options and corporate liabilities. *Journal of Political Economy*, 81, 637-659.
32. Buchen, P.W. and Kelly, M.F. (1996). The maximum entropy distribution of an asset inferred from option prices. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 31, 143-159.
33. Brooks, C. (1998). Predicting Stock Market Volatility: Can Market Volume Help? *Journal of Forecasting*, 17(1), 59-80.
34. Campbell, J.Y. and S.B. Thompson, (2008). Predicting the equity premium out of sample: can anything beat the historical average? *Rev. Financ. Stud.*, 21, 1509–1531.
35. Cao, C.Q., and Tsay, R.S. (1992). Nonlinear time-series analysis of stock volatilities, *Journal of Applied Econometrics*, December, Supplement, 1, 165–185.
36. Campbell, J.Y. and Shiller, R. (1989). The dividend-price ratio and expectations of future dividends and discount factors, *Rev. Financ. Stud.*, 1(3), 195–228.
37. Campbell, J.Y. and Shiller, R., (1998). Valuation Ratios and the Long-Run Stock Market Outlook, *The Journal of Portfolio Management*, 24(2).
38. Cochrane, J.H., (1999). New facts in finance, *Economic Perspectives*, Federal Reserve Bank of Chicago, issue Q III, 36-58
39. Cochrane, J.H., (2008). The dog that did not bark: a defense of return predictability, *Rev. Financ. Stud.* 21, 1533–1575

40. Campbell, J.Y. and Thompson, S.B., (2008). Predicting the equity premium out of sample: can anything beat the historical average? *The Review of Financial Studies*, 21(4).
41. Chen, L. (2009). On the reversal of return and dividend growth predictability: A tale of two periods, *Journal of Financial Economics*, 92, 128–151.
42. Campbell, J.Y. and Yogo, M. (2003). Efficient Tests of Stock Return Predictability
43. Cao, C.Q. and Tsay, R.S., (1992). Nonlinear Time-Series Analysis of Stock Volatilities. *Journal of Applied Econometrics*, 1, 165-185.
44. Cecconi, G. M., Gallo and Lombardi, M. J. (2002). GARCH-based Volatility Forecasts for Implied Volatility Indices.
45. Cumby, R., Figlewski, S. and Hasbrouck, J., (1993). Forecasting Volatilities and Correlations with EGARCH Models. *Journal of Derivatives*, 1, 51-63.
46. Dimson, E., and Marsh, P. (1990). Volatility forecasting without data-snooping, *Journal of Banking and Finance*, 14, (2–3), 399–421.
47. Diebold, F.X., and Lopez, J.A. (1995), Modeling volatility dynamics, in: Hoover, K. (ed.), *Macroeconomics: Developments, Tensions and Prospects*, Kluwer, Dordrecht, 427–466.
48. Dimson, E. and Marsh, P. (1990). Volatility Forecasting without data-snooping, *Journal Of Banking and Finance*.
49. David McMillan, Alan Speight and Owain Apgwilym (2006). Forecasting UK stock market volatility. *Applied Financial Economics*, 10(4), 435-448.
50. Degiannakis, S. and Xekalaki, E., (2004). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH) Models: A Review. *Quality Technology & Quantitative Management*, 1(2), 271-324.
51. Duffie, D. and Singleton, K.J. (1993). Simulated moments estimation of Markov models of asset prices. *Econometrica*, 61, 929-952
52. Danielsson, J. (1994). Stochastic volatility in asset prices: Estimation with simulated maximum likelihood. *Journal of Econometrics*, 64, 375-400.
53. Durbin, J. and Koopman, S.J. (2000). Time series analysis of non-Gaussian observations based on state space models from both classical and Bayesian perspectives. *Journal of Royal Statistical Society Series*, 62(1), 3-56.
54. Dupire, B. (1994) Pricing with a Smile. *Risk*, 7, 18-20.
55. Derman, E. and Kani, I. (1994). Riding on a smile. *Risk*, 7, 32-39.
56. Fama, E. F., (1965). The behavior of stock-market prices, *J. Business*, 38, 34–105.
57. Engle, R.F. and Patton, A.J. (2001). What good is a volatility model? *Quantitative Finance*, 1, 237–245.



58. Engle, R.F. and Ng, V. (1993). Measuring and Testing the Impact of News on Volatility, *Journal of Finance*, 48, 1749-1778.
59. Engle, R.F., Ito T. and Lin W.L. (1990a). Meteor showers or heat waves? Heteroscedastic intra-daily volatility in the foreign exchange market, *Econometrica*, 58, 525–542
60. Engle, R.F., and Rothschild, M. (1990b). Asset pricing with a factor-ARCH covariance structure, *J. Econometrics*, 45, 235–7.
61. Engle, R.F. (1982). Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1007.
62. Ederington and Guan (2004). *Forecasting Volatility*.
63. Engle, R.F., (1993). Statistical models for financial volatility, *Financial Analysts Journal*, 49(1), 72–78.
64. Engle, R.F., and Bollerslev, T. (1986). Modeling the persistence of conditional variances, *Econometric Reviews*, 5, 1–50.
65. Figlewski, S., (1997), *Forecasting volatility*, *Financial Markets, Institutions and Instruments (New York University Salomon Center)*, 6, (1), 1–88.
66. Franses, P.H. and van Dijk, D. (1996). Forecasting stock market volatility using (non-linear) GARCH models. *Journal of Forecasting*, 15(3), 229-235.
67. Franses, P.H. and Ghijssels, H. (1999). Additive Outliers GARCH and Forecasting Volatility. *International Journal of Forecasting*, 15, 1-9.
68. Fridman, M. and Harris, L. (1998). A maximum likelihood approach for non Gaussian stochastic volatility models. *Journal of Business and Economic Statistics*, 16, 284-291.
69. Figlewski, S. (2004). *Forecasting Volatility*, Working paper, New York University, Stern School of Business.
70. Fama, E.F. and French, K.R. (1988). Dividend yields and expected stock returns, *J. Financ. Econ.*, 22(1), 3–25
71. Gallant R., Rossi, P. and Tauchen, G. (1993). Nonlinear dynamic structures. *Econometrica*, 61(4), 871-907.
72. Granger, C.W.J, Ding, Z. and Spear, S. (2000). Stylized Facts on the Temporal and Distributional Properties of Absolute Returns: An Update. Working paper, UC-San Diego.

73. Glosten, L.R., Jagannathan, R. and Runkle, D.E. (1993). On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Returns on Stocks, *Journal of Finance*, 48(5), 1779-1801.
74. Goyal, A. and Welch, I., (2007). A Comprehensive Look at The Empirical Performance of Equity Premium Prediction.
75. Glosten, L.R., Jagannathan R. and Runkle, D.E. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks, *Journal of Finance*, 48, 1779–1801.
76. Gray, S.F., (1996). Modeling the conditional distribution of interest rates as a regime-switching process, *Journal of Financial Economics*, 42,(1), 27–62.
77. Ghysels, E., Harvey A. and Renault, E. (1996). Stochastic volatility, 119– 191, in: Maddala, G.S., and C.R. Rao (eds), *Handbook of Statistics: Statistical Methods in Finance*, Vol. 14, Elsevier Science, Amsterdam.
78. Gouriéroux, C. and Monfort, A. (2006). Pricing with Splines. *Annales d'Economie et de Statistique*, 82, 3-33.
79. Gottschling, A., Haefke, C. and White, H (1999). Closed Form Integration of Artificial Neural Networks with Some Applications to Finance. University of California at San Diego, Economics Working Paper Series 99-24, Department of Economics, UC San Diego.
80. Hagerud, G.E. (1997) 'A new non-linear GARCH Model', PhD thesis, IFE, Stockholm School of Economics.
81. Hull, C. J., (2002). *Options, Futures and Other Derivatives*, 3rd Edition, Prentice Hall: New York.
82. Hull, J. and White, A. (1987). The pricing of options on assets with stochastic volatilities. *Journal of Finance*, 42, 281-300.
83. Hull, J., and White A., (1987). The pricing of options on assets with stochastic volatilities, *Journal of Finance*, 42,(2), 281–300.
84. Harvey, A.C., Ruiz E. and Shephard, N. (1994). Multivariate stochastic variance models, *Review of Economic Studies*, 61, 247–264.
85. Kozhan, R. (2010). *Financial Econometrics with eviews*, Ventus Publishing ApS.
86. King, M. A., Sentana, E. and Wadhvani, S. (1994). Volatility and links between national stock markets, *Econometrica*, 62, 901-934.
87. Klaassen, (1998). 'Improving GARCH volatility Forecasts', Working Paper Tilburg University.

88. Kon, S. (1984). Models of Stock Returns—A Comparison, *Journal of Finance*, 39, 147-165.
89. Lamont, O., (1998). Earnings and Expected Returns, *Journal of Finance*, 53(5), 1563-1587.
90. Lacerda, F. and Santa-Clara, P., (2010). Forecasting Dividend Growth to Better Predict Returns.
91. Lux and Kaizoji, (2004). Forecasting volatility and volume in the Tokyo stock market: The advantage of long memory models, working paper.
92. Magnus, F.J. and Fosu, O.E., (2006). Modelling and Forecasting Volatility of Returns on the Ghana Stock Exchange Using Garch Models, *American Journal of Applied Sciences*, 3 (10), 2042-2048.
93. Magnus and Fosu, (2006). Modelling and Forecasting Volatility of Returns on the Ghana Stock Exchange Using Garch Models. *American Journal of Applied Sciences* 3(10), 2042-2048.
94. Maris. K., Pantou, G., Nikolopoulos, K., Pagourtzi, E. and Assimakopoulos, V., (2004). A study of financial volatility forecasting techniques in the FTSE/ASE 20 index. *Applied Economics Letters*, 11(7), 453 - 457.
95. Mason, S.P. and Merton, R.C. (1985). The role of contingent claims analysis in corporate finance. In *Recent Advances in Corporate Finance*, Altman E, Subrahmantam M (eds). RD Irwin: Homewood, IL.,153-160.
96. Merton, R.C. (1976). Option Pricing When Underlying Stock Returns are Discontinuous. *Journal of Financial Economics*, 3(1), 125-144.
97. Mandelbrot, B., (1963). The variation of certain speculative prices, *J. Business*, 36, 394–419.
98. Mishkin, F.S., (2010). *The economics of money banking and financial markets*, 25.
99. Melino, A. and Turnbull, S. M. (1990). Pricing foreign currency options with stochastic volatility. *Journal of Econometrics*, 45, 239-265.
100. Naik, V. (1993). Option valuation and hedging strategies with jumps in the volatility of asset returns. *Journal of Finance*, 48(5), 1969-1984.
101. Nelson, D.B., (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach, *Econometrica*, 59(2), 347–370.
102. Pagan, A.R. and Schwert, G. W. (1990). Alternative Models for Conditional Stock Volatility. *Journal of Econometrics*, 45(1), 267–290.

103. Potesman, A.M., (2000). Forecasting future volatility from option prices, Working paper, University of Illinois at Urbana-Champaign.
104. Pereira, (2004). Forecasting Portuguese Stock Market Volatility.
105. Pan, H. and Zhang, Z., (2006). Forecasting Financial Volatility: Evidence From Chinese Stock Market, Durham Business School Working Paper Series.
106. Pitt, M.J. and Shephard, N. (1997). Likelihood analysis of non-Gaussian measurement time series. *Biometrika*, 84, 653-667.
107. Poon, S. and Granger, C.W.J., (2003). Forecasting volatility in financial markets: a review. *Journal of Economic Literature*, 41, 478-539.
108. Poon, S.H. and Granger, C.W.J., (2005). Practical issues in forecasting volatility. *Financial Analysts Journal*, 61(1), 45-56.
109. Psychoyios, D., Skiadopoulos G., and Alexakis P., (2003). A Review of Stochastic Volatility Processes: Properties and Implications, *Journal of Risk Finance*, 4, 43–59.
110. Rubinstein, M. (1994). Implied binomial trees. *Journal of Finance*, 49, 771-818.
111. Rounaghi, M.M. and Nassir Zadeh, F., (2016). Investigation of market efficiency and Financial Stability between S&P 500 and London Stock Exchange: Monthly and yearly Forecasting of Time Series Stock Returns using ARMA model, *Physica A*, 456, 10–21.
112. Sandmann, G. and Koopman, S. (1998). Estimation of stochastic volatility models via Monte Carlo maximum likelihood. *Journal of Econometrics*, 87(2), 271-301.
113. Scott, L.O. (1987). Option pricing when the variance changes randomly: theory, estimation, and an application. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 22, 419-438.
114. Stutzer, M. (1996). A Simple Nonparametric Approach to Derivative Security Valuation. *Journal of Finance*, 51(5), 1633-1652.
115. Singleton, K. (2001). Estimation of affine asset pricing models using the empirical characteristic function. *Journal of Econometrics*, 102, 111-141.
116. Sharpe, W.F. (1964). Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium Under Conditions of Risk. *Journal of Finance*, 19, 425-442.
117. Tse, Y.K. and Tung Slew Hoong, (1992). Forecasting Volatility in the Singapore Stock Market. *Asia Pacific Journal of Management*, 9(1), 1-13

118. Tse, Y.K., (1991). Stock Returns Volatility in the Tokyo Stock Exchange, Japan and The World Economy, 3, 285-298.
119. Taylor, J.W., (2004). Volatility forecasting with smooth transition exponential smoothing, International Journal of Forecasting, 20, 273- 286.
120. Taylor, S.J., (1986). Modelling Financial Time Series, John Wiley & Sons Ltd, Chichester
121. Vilasuso, J., (2002), Forecasting exchange rate volatility, Economics Letters, 76, 59–64.
122. Wiggins, J. B. (1987). Option values under stochastic volatility: theory and empirical estimates. Journal of Financial Economics, 19, 351-377.
123. Yu, J., (2002). Forecasting volatility in the New Zealand stock market. Applied Financial Economics, 12, 193-202.
124. Zakoian, J.-M., (1994). Threshold heteroskedastic models, Journal of Economic Dynamics and Control, 18(5), 931–955.
125. Ευθύμογλου, Π. και Μπάλλας, Α., (2000). Χρηματοδοτικοί οργανισμοί και αγορές, Εκδόσεις Μπένος, Αθήνα.
126. Σπύρου, Σ., (2003). Αγορές χρήματος και κεφαλαίου, Εκδόσεις Μπένος, Αθήνα.
127. Αγγελόπουλος, Π., (2005). Εισαγωγή στα Παράγωγα Χρηματοοικονομικά Προϊόντα, β' έκδοση, Εκδόσεις Σταμούλη, Αθήνα.
128. (<http://www.helex.gr>)
129. Συριόπουλος, Κ. (1996). Ανάλυση και Έλεγχοι Μονομεταβλητών Χρηματοοικονομικών Χρονολογικών Σειρών. Εκδόσεις Τυπωθήτω
130. Οικονόμου Π. και Καρώνη Χ., (2010). Στατιστικά Μοντέλα Παλινδρόμησης. Εκδόσεις Συμεών.