

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΛΟΠΟΝΝΗΣΟΥ
ΤΜΗΜΑ ΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ & ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗΣ

**Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών στη Λογιστική και
Χρηματοοικονομική**



**Master of Science (M.Sc)
in Accounting and Finance**

Μεταπτυχιακή Διατριβή

Τίτλος Εργασίας MARKOV SWITCHING MODEL ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΣΤΑ
OIL&GAZ

Όνομα φοιτητή ΔΙΑΜΑΝΤΟΠΟΥΛΟΣ ΠΑΝΑΓΙΩΤΗΣ

Επιβλέπων Καθηγητής: ΓΙΑΚΟΥΜΑΤΟΣ ΣΤΕΦΑΝΟΣ

Διατριβή υποβληθείσα στο Τμήμα Λογιστικής & Χρηματοοικονομικής του Πανεπιστημίου Πελοποννήσου. Η παρούσα διατριβή αποτελεί μέρος των απαιτήσεων για την απόκτηση του Μεταπτυχιακού Διπλώματος στη Λογιστική και Χρηματοοικονομική

Καλαμάτα, Απρίλιος , 2022

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΛΟΠΟΝΝΗΣΟΥ
ΤΜΗΜΑ ΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ & ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗΣ
**Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών στη Λογιστική και
Χρηματοοικονομική**



**Master of Science (M.Sc)
in Accounting and Finance**

Τριμελής Εξεταστική Επιτροπή

ΓΙΑΚΟΥΜΑΤΟΣ ΣΤΕΦΑΝΟΣ

ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ , ΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ & ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ,

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΛΟΠΟΝΝΗΣΟΥ

ΜΑΥΡΙΔΟΓΛΟΥ ΓΕΩΡΓΙΟΣ

ΛΕΚΤΟΡΑΣ, ΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ & ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ,

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΛΟΠΟΝΝΗΣΟΥ

ΓΙΑΝΝΟΠΟΥΛΟΣ ΒΑΣΙΛΗΣ

ΕΠΙΚΟΥΡΟΣ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ, ΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ & ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ,

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΛΟΠΟΝΝΗΣΟΥ

Ο/Η Διαμαντόπουλος Παναγιώτης

δηλώνω υπεύθυνα ότι:

- 1) Είμαι ο κάτοχος των πνευματικών δικαιωμάτων της πρωτότυπης αυτής εργασίας και από όσο γνωρίζω η εργασία μου δε συκοφαντεί πρόσωπα, ούτε προσβάλλει τα πνευματικά δικαιώματα τρίτων.

- 2) Αποδέχομαι ότι το Τμήμα Λογιστικής & Χρηματοοικονομικής μπορεί, χωρίς να αλλάξει το περιεχόμενο της εργασίας μου, να τη διαθέσει σε ηλεκτρονική μορφή μέσα από τη ψηφιακή Βιβλιοθήκη του Ιδρύματος, να την αντιγράψει σε οποιοδήποτε μέσο ή/και σε οποιοδήποτε μορφότυπο καθώς και να κρατά περισσότερα από ένα αντίγραφα για λόγους συντήρησης και ασφάλειας.

Ευχαριστίες

Ευχαριστώ τον Καθηγητή μου, κ. Στέφανο Γιακουμάτο , για την καθοδήγηση και την επιστημονική βοήθεια που μου παρείχε.

Στους γονείς μου ,
Γεώργιο και Σταυρούλα

markov switching model

ΔΙΑΜΑΝΤΟΠΟΥΛΟΣ ΠΑΝΑΓΙΩΤΗΣ

Περίληψη

Συγκεκριμένα, ο στόχος αυτής της εργασίας είναι να αναδείξει ότι ένα Markov Switching Model είναι κατάλληλο για την εκτίμηση των τιμών των εμπορευμάτων. Για το σκοπό αυτό πραγματοποιήθηκε μία μελέτη όπου χρησιμοποιήθηκαν διάφορες εκδόσεις του Markov Switching Model καθώς και το μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης σε δεδομένα εμπορευμάτων. Αναλυτικά, χρησιμοποιήθηκαν εβδομαδιαία δεδομένα για δύο σημαντικά εμπορεύματα όπως είναι το πετρέλαιο και το φυσικό αέριο σε μια περίοδο 20 ετών (2000–2020), και πραγματοποιήθηκε εμπειρική ανάλυση. Για να γίνει σύγκριση μεταξύ των διαφόρων εκδόσεων των μοντέλων, χρησιμοποιήθηκε η προγνωστική ικανότητα του κάθε μοντέλου. Το τελικό αποτέλεσμα ανέδειξε ότι το Markov Switching Model δίνει καλύτερα αποτελέσματα από το αντίστοιχο μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης.

Λέξεις κλειδιά : Αξιοποίηση πετρελαίου, και αερίου ,εκβιομηχάνιση, θεσμοί, καθεστώτα μεταγωγής Markov.

Abstract

This is meant to prove that a model such as MSM is appropriate for estimating commodity prices. This work was conducted using different versions of Markov switching model as well as the linear regression model in commodity data. Analytically, weekly data were used for two major commodities such as oil and gas over a period of 20 years (2000- 2020) and empirical analysis was performed using statistical programs. To compare the different versions of our models, we used the predictive power of our models. The final result showed that the Markov switching model gives better results than linear regression model.

Keywords: Oil and gas exploitation, industrialization, institutions, Markov switching regime

Περιεχόμενα

Περίληψη.....	6
Εισαγωγή.....	9
1. Markov-switching Model.....	10
1.1 Ιστορικά.....	10
1.2 Μοντελοποίηση τιμών φυσικού αερίου.....	11
1.2.1 Αγορά φυσικού Αερίου.....	12
1.2.2 Τιμές Φυσικού Αερίου.....	13
1.3 Μοντελοποίηση τιμών πετρελαίου.....	16
2. Το Markov Switching Model.....	18
2.1 Μοντέλο Αλυσίδας διακριτού χρόνου Markov.....	18
3.Γραμμική Παλινδρόμηση.....	20
3.1 Η ευθεία παλινδρόμησης.....	20
3.2 Οι παράμετροι.....	22
4. Εφαρμογή Markov Switching Model και σύγκριση με Γραμμική Παλινδρόμηση.....	23
4.1. Εισαγωγή.....	23
4.2. Αποτελέσματα για Petrol Futures contacts.....	24
5. Αποτελέσματα για το Natural Gas Future contacts.....	35
6.4.Συμπεράσματα.....	46
Βιβλιογραφία.....	46

Εισαγωγή

Τα τελευταία χρόνια, έχει αναπτυχθεί μια μεγάλη ποικιλία μοντέλων για να επιτρέψουν στους οικονομολόγους να μελετήσουν την αγορά προϊόντων και να προβλέψουν τις μελλοντικές τιμές αυτών. Στην συγκεκριμένη εργασία, γίνεται μια προσπάθεια να συγκριθεί το Markov Switching Model με το μοντέλο της γραμμικής παλινδρόμησης, για δεδομένα που αφορούν Future contacts προϊόντων όπως το πετρέλαιο και το φυσικό αέριο. Για τον σκοπό αυτό, στο Κεφάλαιο 1, γίνεται μια αναφορά σε περιπτώσεις που χρησιμοποιήθηκε το Markov Switching Model, ώστε να αναδείξουμε την συμβολή που είχε στην πρόβλεψη τιμών από διάφορους ερευνητές καθώς και μια παρουσίαση των τιμών του φυσικού αερίου και του πετρελαίου αφού είναι ο πυρήνας της έρευνας μας. Στο Κεφάλαιο 2 γίνεται αναφορά στο θεωρητικό σκέλος του Markov Switching Model αφού είναι η πρώτη μέθοδος που χρησιμοποιήσαμε στην εμπειρική ανάλυση μας. Στο Κεφάλαιο 3 παρουσιάζεται το θεωρητικό σκέλος του μοντέλου της γραμμικής παλινδρόμησης καθώς και η ερμηνεία των συντελεστών της ευθείας που παριστάνει μια γραμμική παλινδρόμηση. Στο κεφάλαιο 4 ξεκινήσαμε την μελέτη των τιμών των future contacts για το πετρέλαιο. Πρώτα ελέγξαμε αν η χρονοσειρά είναι στάσιμη μελετώντας την γραφική της παράσταση και για επιβεβαίωση των παρατηρήσεων μας κάναμε KPSS έλεγχο. Έπειτα, χρησιμοποιήθηκαν οι πρώτες διαφορές στο Markov switching Model για να ξεπεράσουμε τον σκόπελο της στασιμότητας και εφαρμόσαμε το μοντέλο για δυο και τρεις καταστάσεις. Στην συνέχεια εφαρμόσαμε το μοντέλο της γραμμικής παλινδρόμησης και συγκρίναμε τα αποτελέσματα με την βοήθεια του λόγου πιθανοφάνειας. Σε όλες τις περιπτώσεις προέκυψε ότι το Markov Switching Model υπερτερεί. Στο κεφάλαιο 5, ακολουθήθηκε η ίδια διαδικασία για future contacts φυσικού αερίου, καταλήγοντας στα ίδια συμπεράσματα. Τέλος στο κεφάλαιο 6, εξάγουμε ένα γενικό συμπέρασμα ότι σε κάθε περίπτωση το Markov Switching Model έδωσε καλύτερα αποτελέσματα από το μοντέλο της γραμμικής παλινδρόμησης.

1. Markov-switching Model.

1.1 Ιστορικά

Όπως αναφέρθηκε, τα τελευταία χρόνια, έχει αναπτυχθεί μια μεγάλη ποικιλία μοντέλων για να επιτρέψουν στους οικονομολόγους να μελετήσουν την αγορά προϊόντων και να προβλέψουν πόσο θα κοστίσουν τα είδη για την κατασκευή τους. Ωστόσο, λόγω της ασυνέχειας που χαρακτηρίζει τη συμπεριφορά των χρονοσειρών των εμπορευμάτων σε πολλές καταστάσεις, οι ακαδημαϊκοί έχουν στραφεί σε μη γραμμικά μοντέλα για να εξηγήσουν τη συμπεριφορά των εμπορευμάτων.(Chenghan Hou, 2018) Το Markov switching Model είναι ένα από τα βασικά μοντέλα που χρησιμοποιούν οι αναλυτές για να κάνουν τις προβλέψεις τους αναφορικά με τιμές εμπορευμάτων και προϊόντων. (Massimo Guidolin,1994)Επίσης, έχει χρησιμοποιηθεί για τη μελέτη και την πρόβλεψη μιας ευρείας ποικιλίας οικονομικών και χρηματοοικονομικών πληροφοριών και συνεχίζει να χρησιμοποιείται μέχρι και σήμερα. (Massimo Guidolin,1994) Συνολικά στην βιβλιογραφία το μοντέλο αυτό συναντάται σε εφαρμογές αναφορικά με μια ευρεία ποικιλία περιστάσεων, συμπεριλαμβανομένων οικονομικών κρίσεων, απρόβλεπτων αλλαγών στην κυβερνητική πολιτική, φυσικών καταστροφών και άλλων περιστατικών.

Ένα μοντέλο Markov-switching είναι ένα μοντέλο χρονοσειράς στο οποίο οι παράμετροι σε κάθε καθεστώς υιοθετούν διαφορετικές τιμές για να αναπαραστήσουν διάφορα χαρακτηριστικά που προτείνονται από τα δεδομένα. Τις περισσότερες φορές, αναμένεται να ακολουθήσει μια αλυσίδα Markov και το μοντέλο που χρησιμοποιείται αναφέρεται ως μοντέλο Markov-switching. Κατά την αξιολόγηση αυτών των μοντέλων, το γεγονός ότι τα δεδομένα αλλαγής καθεστώτος είναι συχνά μη παρατηρήσιμα , κάνει το εγχείρημα ακόμα πιο δύσκολο. Ο Hamilton (1989) πρότεινε ένα μοντέλο Markov-switching διακριτής κατάστασης με σταθερή, χρονικά αμετάβλητη πιθανότητα μετάβασης ως λύση σε αυτό το ζήτημα και χρησιμοποίησε αυτό το μοντέλο για να διερευνήσει το πραγματικό Ακαθάριστο Εγχώριο Προϊόν στις Ηνωμένες Πολιτείες μετά τον Β' Παγκόσμιο Πόλεμο (ΑΕΠ). Από τη δημοσίευση του

έργου του Hamilton, τα μοντέλα Markov-switching που επινόησε έχουν χρησιμοποιηθεί σε μια ευρεία ποικιλία άλλων εφαρμογών. Για παράδειγμα, οι Bansal και Zhou (2002), διερεύνησαν τη σχέση μεταξύ των επιτοκίων και του πληθωρισμού χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο αλλαγής μεταβλητών. Οι Anderson και Davison (2008) μπόρεσαν να μοντελοποιήσουν τις αυξήσεις των τιμών στην ηλεκτρική ενέργεια κατασκευάζοντας ένα μοντέλο αλλαγής καθεστώτος. Αναπτύσσοντας ένα μοντέλο Markov-switching, οι Anderson και Davison (2008) μπόρεσαν να συλλάβουν τις αυξήσεις των τιμών στην ηλεκτρική ενέργεια. Οι Chen και Insley (2010) ερεύνησαν τη βιωσιμότητα της εφαρμογής ενός μοντέλου Markov-switching για την ανάλυση των προκλήσεων βέλτιστης απόδοσης. Ο Diebold και οι συνεργάτες του (1994) καθιέρωσαν ένα μοντέλο Markov-switching με πιθανότητα μετάβασης χρονικής μεταβλητής και ανέπτυξαν μια τεχνική, για την εκτίμηση των τιμών παραμέτρων για αυτό το μοντέλο. Ο Bazzi (2014) χρησιμοποίησε μια μέθοδο που βασίζεται στην παρατήρηση για τη βαθμονόμηση των χρονικά μεταβαλλόμενων πιθανοτήτων μετάβασης. Σύμφωνα με τον Asche (2015), διερευνήθηκαν οι διασυνδέσεις μεταξύ των περιοδικά αποσυνδεδεμένων αγορών πετρελαίου και φυσικού αερίου και αναπτύχθηκε ένα μοντέλο αλλαγής μεταβλητών για να αντικατοπτρίζει τόσο τις τιμές πετρελαίου όσο και ειδικές για το φυσικό αέριο.

1.2 Μοντελοποίηση τιμών φυσικού αερίου

Μια άλλη αξιοσημείωτη χρήση του Markov switching model είναι η μοντελοποίηση των τιμών του φυσικού αερίου.

Οι τιμές του φυσικού αερίου μπορεί να αυξηθούν ή να μειωθούν ανάλογα με τη διαθεσιμότητα και τη ζήτηση φυσικού αερίου. Ένας αυξανόμενος αριθμός μοντέλων Markov-switching έχει αναπτυχθεί τα τελευταία χρόνια για χρήση στην πρόβλεψη τιμών φυσικού αερίου και αυτά τα μοντέλα γίνονται όλο και πιο διαθέσιμα. Μετά την ανάπτυξη ενός μοντέλου Markov-switching ενός παράγοντα για την τιμολόγηση του φυσικού αερίου, οι Chen και Forsyth (2009) χρησιμοποίησαν το μοντέλο για να αξιολογήσουν την αξία της αποθήκευσης φυσικού αερίου καθώς και τη βέλτιστη λειτουργία της αποθήκευσης. Για παράδειγμα, οι Qin, Bessler, Leatham και Xu (2010) ανέπτυξαν ένα μοντέλο Markov-switching δύο καθεστώτων, το οποίο ονόμασαν μοντέλο Qin-Bessler, για να ελέγξουν την υπόθεση ότι η αγορά φυσικού αερίου στις

Ηνωμένες Πολιτείες αλλάζει μεταξύ ανοδικής και πτωτικής καταστάσεις και πτωτικές αγορές.

1.2.1 Αγορά φυσικού Αερίου

Το φυσικό αέριο είναι μια από τις πιο φιλικές προς το περιβάλλον και λειτουργικές πηγές ενέργειας που υπάρχουν (Ciesielczyk, 1996). Αποτελείται κυρίως από μεθάνιο, με ίχνη αιθάνιου, προπάνιου, βουτανίου και πεντανίου επίσης. Το φυσικό αέριο χρησιμοποιήθηκε κυρίως για τον φωτισμό δρόμων και κτιρίων κατά τη διάρκεια του 1800 και των αρχών του 1900. Το φυσικό αέριο χρησιμοποιείται πλέον εκτενώς σε ποικίλες εφαρμογές. Λόγω της αυξανόμενης ανάγκης για φυσικό αέριο για τη θέρμανση των σπιτιών και την παραγωγή ενέργειας, το φυσικό αέριο έχει αποκτήσει τόσο υψηλό βαθμό συνάφειας στη σημερινή κοινωνία. Κατά συνέπεια, το φυσικό αέριο αναδείχθηκε γρήγορα και έγινε ένα ζωτικής σημασίας παγκόσμιο εμπόρευμα που ανταλλάσσεται σε διαφορετικές τοποθεσίες λόγω των καθαρών και αποδοτικών ιδιοτήτων του.

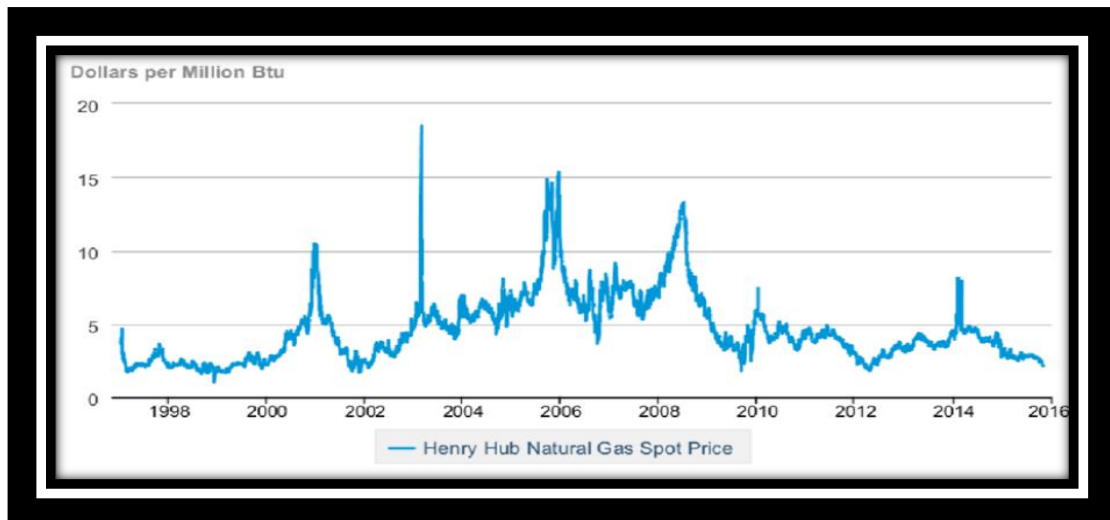
Σε γενικές γραμμές, η βιομηχανία φυσικού αερίου χωρίζεται στα ακόλουθα τμήματα: εξερεύνηση και παραγωγή, επεξεργασία, μεταφορά και αποθήκευση, τοπική διανομή και υδροποιημένο φυσικό αέριο. Πριν από τα μέσα της δεκαετίας του 1980, η επιχείρηση φυσικού αερίου είχε μια πολύ απλή οργανωτική δομή. Οι επιχειρήσεις εξερεύνησης και παραγωγής αναζητούν φυσικό αέριο και το πωλούν σε τεράστιες εταιρείες αγωγών μεταφοράς, οι οποίες μεταφέρουν το αέριο σε τοπικές επιχειρήσεις κοινής ωφέλειας και το πωλούν στο δημόσιο σύστημα κοινής ωφέλειας ως ενέργεια. Αυτές οι εταιρείες είναι υπεύθυνες για τη διανομή και την πώληση φυσικού αερίου σε πελάτες. Επειδή οι τιμές του φυσικού αερίου ελέγχονταν αυστηρά εκείνη την εποχή, υπήρχε μικρός ανταγωνισμός στην αγορά φυσικού αερίου. Ωστόσο, με την απορρύθμιση, οι σωλήνες μεταφοράς δεν δεσμεύονται πλέον και η τιμολόγηση δεν ελέγχεται όπως τις προηγούμενες δεκαετίες. Με περισσότερες επιλογές και περισσότερο ανταγωνισμό, η αγορά φυσικού αερίου γίνεται πιο ανταγωνιστική. Σήμερα, η τιμή του φυσικού αερίου καθορίζεται κυρίως από την ισορροπία μεταξύ ζήτησης και προσφοράς. Κατά συνέπεια, οι κατασκευαστές θα ενισχύσουν την παραγωγή τους προκειμένου να ενισχύσουν τα περιθώρια κέρδους τους. Εν τω μεταξύ, η μεγαλύτερη παραγωγή και προσφορά θα μειώσουν τις τιμές. (Speight, 2019)

Όταν η ζήτηση για φυσικό αέριο μειώνεται, ισχύει το αντίστροφο. Λόγω των χαμηλών τιμών, θα υπάρξει μείωση της παραγωγής και της εξερεύνησης. Η μειωμένη παραγωγή και η εξερεύνηση θα αυξήσουν τη ζήτηση, η οποία με τη σειρά της θα προωθήσει τις αυξήσεις των τιμών. Ως αποτέλεσμα, οι τιμές του φυσικού αερίου παρουσιάζουν ένα ουσιαστικό χαρακτηριστικό γνωστό ως μέση αναστροφή.

Το φυσικό αέριο διαπραγματεύεται σε δύο κύριες αγορές: την αγορά της ημέρας (spot) και την αγορά μελλοντικής εκπλήρωσης. Οι τιμές για μια συγκεκριμένη ημέρα καθορίζονται από τους παράγοντες ζήτησης και προσφοράς που υπήρχαν την προηγούμενη μέρα. Οι προθεσμιακές αγορές αποτελούνται από την αγορά και πώληση μιας καθορισμένης ποσότητας φυσικού αερίου που θα παραδοθεί σε μελλοντική ημερομηνία σε προκαθορισμένη τιμή σε μια συγκεκριμένη χρονική στιγμή. Αυτά τα μελλοντικά συμβόλαια διαπραγματεύονται σε χρηματιστήρια όπως το Χρηματιστήριο Εμπορευμάτων της Νέας Υόρκης, το Χρηματιστήριο Εμπορευμάτων του Σικάγο, το Χρηματιστήριο Εμπορευμάτων του Τορόντο και ούτω καθεξής. Ωστόσο, αξίζει να σημειωθεί ότι η συντριπτική πλειονότητα των χρηματοοικονομικών συναλλαγών φυσικού αερίου πραγματοποιείται σε αγορές εξ χρηματιστηριακών συναλλαγών (εξ χρηματιστηριακά). Οι αγορές που διαπραγματεύονται εξ χρηματιστηριακά δεν δεσμεύονται από τη νομοθεσία και τους κανόνες που διέπουν το χρηματιστήριο. Οι συναλλαγές πραγματοποιούνται απευθείας μεταξύ δύο μερών σε εξ χρηματιστηριακές αγορές. Ωστόσο, ο πιστωτικός κίνδυνος που σχετίζεται με την αθέτηση υποχρεώσεων ενός μέρους είναι πολύ μεγαλύτερος στις εξ χρηματιστηριακές αγορές από ό,τι στις αγορές συναλλάγματος.

1.2.2 Τιμές Φυσικού Αερίου

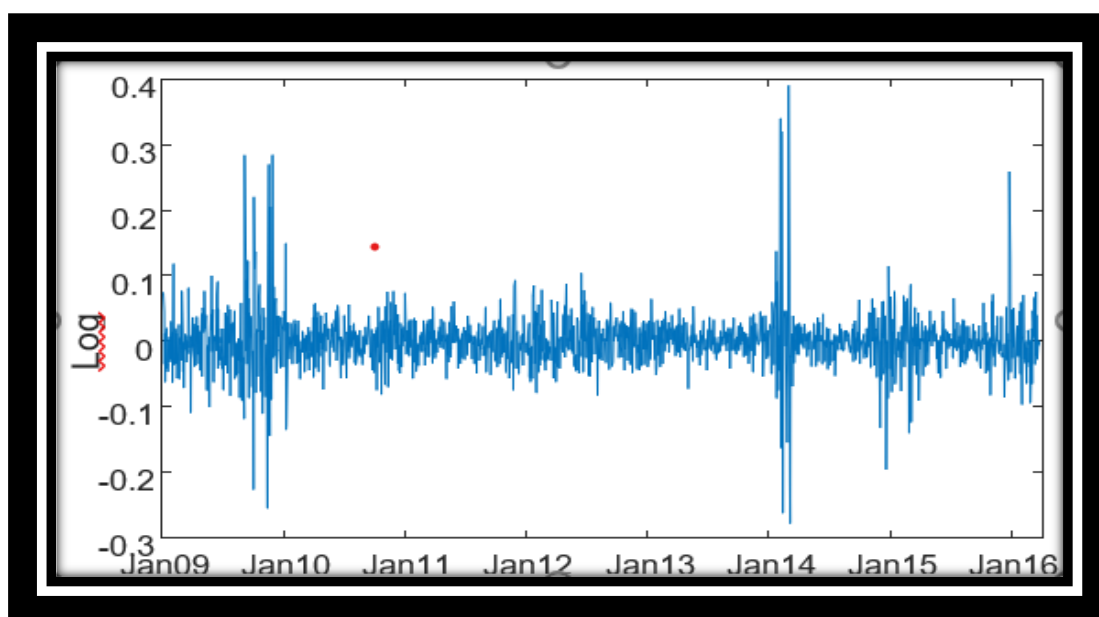
Οι τιμές του φυσικού αερίου καθορίζονται κυρίως από τη ζήτηση και την προσφορά της αγοράς, οι οποίες επηρεάζονται από διάφορους παράγοντες, όπως οικονομικές συνθήκες, καιρικές συνθήκες, πολιτικές, τεχνολογία, ποσότητες παραγωγής, επίπεδα αποθήκευσης κ.λπ.



Εικόνα 1.2.2.1 απεικονίζει τη γραφική παράσταση των τιμών spot φυσικού αερίου Henry Hub, τις τιμές της επόμενης ημέρας από το 1996 έως το 2016. Οι τιμές εδώ υπολογίζονται σε δολάρια ανά MMBTU (εκατομμύρια βρετανικές θερμικές μονάδες). (Πηγή : Mohamed El Hedi Arouni,2012)

Το Σχήμα 1.2.2.1 απεικονίζει τη γραφική παράσταση των log returns των τιμών spot του φυσικού αερίου Henry Hub, τις τιμές της επόμενης ημέρας από την 1η Ιανουαρίου 2009 έως τις 27 Μαρτίου 2016. Οι τιμές εδώ υπολογίζονται σε δολάρια ανά MMBTU (εκατομμύρια βρετανικές θερμικές μονάδες) Στα χρηματοοικονομικά ως log returns εννοούμε το κέρδος που λαμβάνουμε από μια επένδυση. Περιλαμβάνει οποιαδήποτε αλλαγή στην αξία της επένδυσης που λαμβάνει ο επενδυτής από αυτήν την επένδυση, όπως πληρωμές τόκων, κουπόνια, μερίσματα σε μετρητά, μερίσματα μετοχών ή αποπληρωμή από ένα παράγωγο. Μια ζημία αντί για ένα κέρδος περιγράφεται ως αρνητική απόδοση, με την προϋπόθεση ότι το ποσό που επενδύεται είναι μεγαλύτερο από μηδέν.

Log returns φυσικού αερίου Henry Hub Τιμές για την επόμενη ημέρα:



Εικόνα 1.2: Επιστροφές καταγραφής ημερήσιων τιμών φυσικού αερίου Henry Hub από την 1η Ιανουαρίου 2009 έως τις 27 Μαρτίου 2016. (Πηγή : Mohamed El Hedi Arouni,2012)

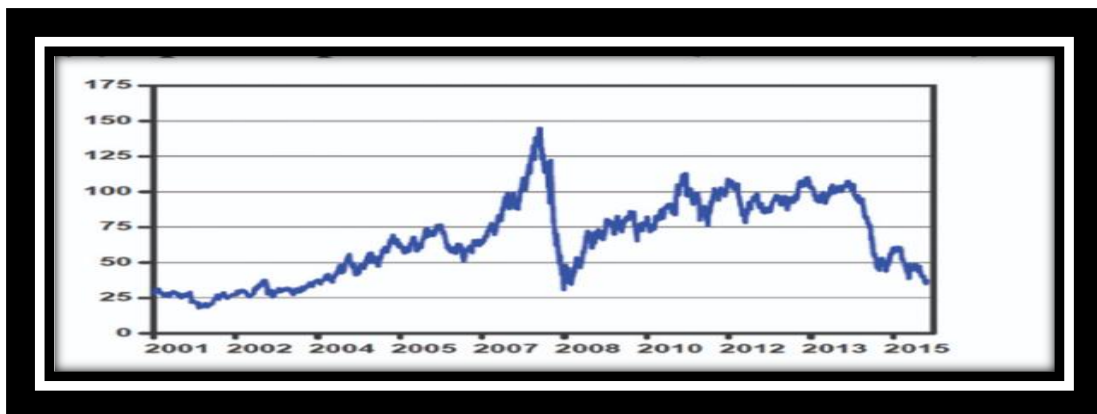
Μακροπρόθεσμα, η τιμή του αερίου ποικίλλει γύρω από μια μέση τιμή. Οι προηγούμενες τιμές και οι καταγραφές αρχείων μπορεί να παρατηρηθεί ότι επηρεάζονται μόνο από τη μέση αναστροφή στα παραπάνω παραδείγματα. Οι τιμές έχουν σημαντική τάση να επανέρχονται στο επίπεδο ισορροπίας τους στο άμεσο μέλλον, ανεξάρτητα από το τι είναι. Με άλλα λόγια, ο ρυθμός με τον οποίο η προσφορά και η ζήτηση επανέρχονται σε ισορροπία ορίζει την ταχύτητα της μέσης αναστροφής, γνωστή και ως μέσος ρυθμός αντιστροφής. Μακροπρόθεσμα, μπορεί να υπάρχει κάποια εποχικότητα, αλλά αυτή καθορίζεται ως επί το πλείστον από την ποσότητα της ζήτησης και το κόστος παραγωγής που είναι συνηθισμένα για τη χρονική περίοδο. Οι τιμές του φυσικού αερίου ενδέχεται να επηρεαστούν σημαντικά στο εγγύς μέλλον από αλλαγές στη ζήτηση και την προσφορά. Ως αποτέλεσμα της απαίτησης να αποκατασταθεί η ισορροπία μεταξύ ζήτησης και προσφοράς ενόψει σημαντικών βραχυπρόθεσμων διακυμάνσεων, όπως μεταβολές του καιρού ή διακοπές προσφοράς, ενδέχεται να προκύψουν μεγάλες διαφορές τιμών. Ο λόγος για διάφορες αυξήσεις τιμών στο παρελθόν μπορεί να οφείλεται σε αυτό.

1.3 Μοντελοποίηση τιμών πετρελαίου

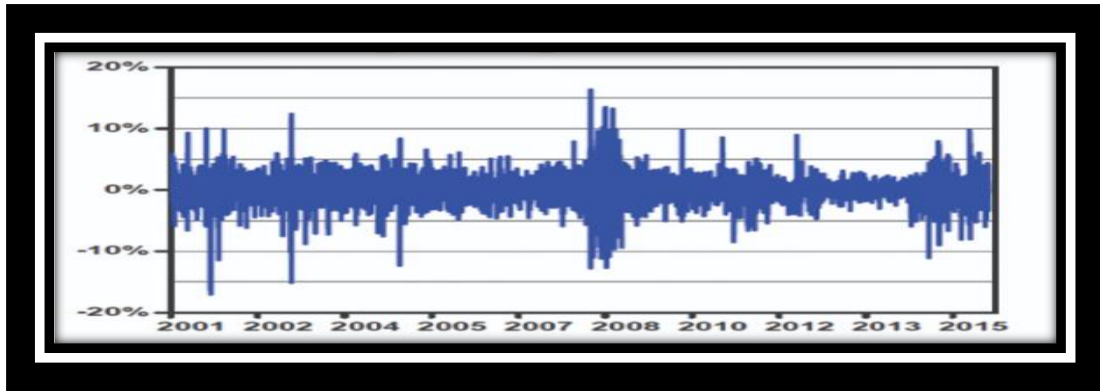
Κατά τη διάρκεια περιόδων υψηλής αστάθειας, υπάρχει πιθανότητα οι επενδυτές να υποστούν ζημιά με αποτέλεσμα να μην μπορούν να πραγματοποιήσουν επενδύσεις. Οι διακυμάνσεις των τιμών είναι οι πιο σημαντικοί παράγοντες για τον καθορισμό της τιμής του αργού πετρελαίου, ακόμη κι αν δεν είναι εξίσου σημαντικές για τον καθορισμό της αξίας του πετρελαίου. Η πρόβλεψη των τιμών του αργού πετρελαίου είναι ζωτικής σημασίας για τις οικονομίες πολλών εθνών σε όλο τον κόσμο. Όταν οι τιμές του αργού πετρελαίου κινούνται εντός και εκτός γραμμής, πολλοί άνθρωποι ανησυχούν για την αγορά καυσίμων. Οι τιμές του πετρελαίου είναι συχνά μη γραμμικής φύσης και ασταθείς, κυμαινόμενες ως αντίδραση στις αλλαγές στο περιβάλλον της αγοράς, και η αστάθεια της τιμής του αργού πετρελαίου επηρεάζεται από διάφορους παράγοντες, ορισμένοι από τους οποίους παρατίθενται εδώ. Ωστόσο, είναι απαραίτητο, να έχουμε ουσιαστική γνώση και κατανόηση της εξόρυξης δεδομένων και της μοντελοποίησης προκειμένου να δημιουργηθεί ένα σύστημα τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη των τιμών του αργού πετρελαίου.

Το ενδιαφέρον για ένα μοντέλο που θα μπορούσε να προβλέψει την τιμή του αργού πετρελαίου είναι υπέροχο αν μπορεί να επιτευχθεί. Προκειμένου να μετριαστεί ο αρνητικός αντίκτυπος στην οικονομία που προκαλείται από τις ασταθείς τιμές του αργού πετρελαίου, είναι σημαντικό να κατανοήσουμε τις διακυμάνσεις τους και να προετοιμαστούμε για αυτές.

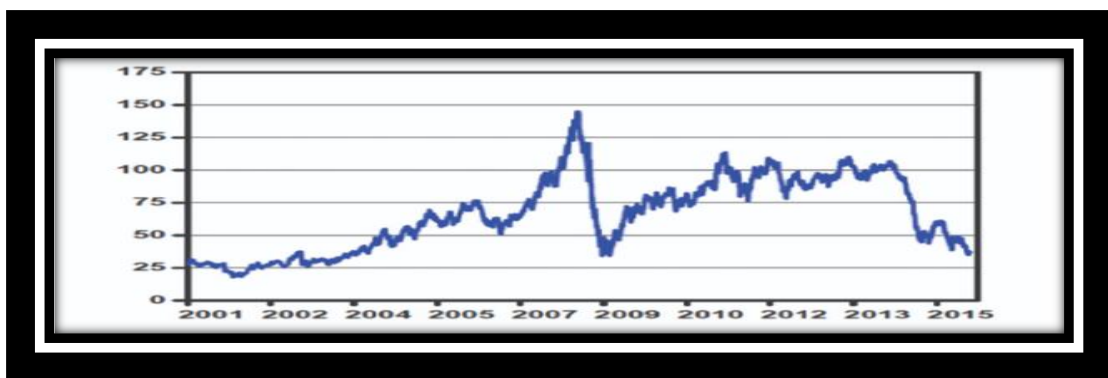
Τα δεδομένα καυσίμων είναι πολυδιάστατα και το μη γραμμικό μοντέλο αλυσίδας Markov είναι μια από τις στατιστικές τεχνικές που παίζουν σημαντικό ρόλο στην ανάλυση τέτοιου τύπου δεδομένων.



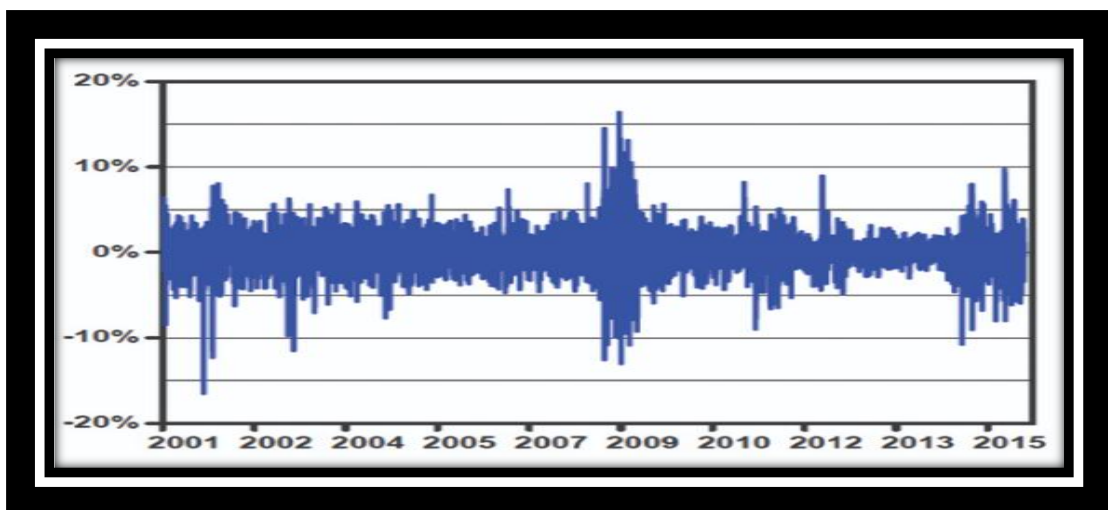
Εικόνα 1.3.1 : Απεικονίζει την γραφική παράσταση των τιμών spot του πετρελαίου από το 2001 μέχρι το 2015 (Πηγή: Mohamed El Hedi Arouni,2012)



Εικόνα 1.3.2 : Απεικονίζει την γραφική παράσταση των log returns του πετρελαίου από το 2001 μέχρι το 2015 (Πηγή: Mohamed El Hedi Arouni,2012)



Εικόνα 1.3.3 : Απεικονίζει την γραφική παράσταση των τιμών των future contracts του πετρελαίου από το 2001 μέχρι το 2015 (Πηγή: Mohamed El Hedi Arouni,2012)



Εικόνα 1.3.4 : Απεικονίζει την γραφική παράσταση των log returns των future contracts του πετρελαίου από το 2001 μέχρι το 2015 (Πηγή: Mohamed El Hedi Arouni,2012)

2. Το Markov Switching Model

Οι οικονομικές και χρηματοοικονομικές μεταβλητές έχουν ένα ευρύ φάσμα προτύπων, σύμφωνα με την έρευνα, η οποία είναι γνωστή ως συμπεριφορά χρονοσειράς. Εάν το μοντέλο συνδυάζει δύο ή περισσότερα μοντέλα μαζί, μπορεί να δημιουργήσει ένα μοντέλο Markov Switching .

2.1 Μοντέλο Αλυσίδας διακριτού χρόνου Markov

Μια κατηγορική χρονοσειρά μπορεί να περιγραφεί ως μια ακολουθία ανεξάρτητων και πανομοιότυπα κατανομημένων τυχαίων μεταβλητών $\{S_t\}_{t \geq 0}$ λαμβάνοντας τιμές στο μετρήσιμο σύνολο $M = \{1, 2, 3, \dots, m\}$, δηλαδή το σύνολο των πιθανών καταστάσεων της ακολουθίας μας.

(CHUNG-MING KUAN , 2002) Σε αυτό το πλαίσιο, το t αντιπροσωπεύει το χρόνο, αλλά γενικά, θα μπορούσε να αντιπροσωπεύει έναν χώρο ή κάτι άλλο. Εάν ο χρόνος t είναι διακριτός, τότε η διαδικασία είναι μια στοχαστική διαδικασία διακριτού χρόνου και την ονομάζουμε αλυσίδα Markov εάν για κάθε t , και $j, i_0, \dots, i_t \in M$

$$P(S_{t+1} = j | S_t = i_t, S_{t-1} = i_{t-1}, \dots, S_0 = i_0) = P(S_{t+1} = j | S_t = i_t). \quad (1)$$

Η ιδιότητα Markov (1) υποδεικνύει ότι η πιθανότητα να βρίσκεται στην κατάσταση j τη χρονική στιγμή $t+1$ εξαρτάται μόνο από την κατάσταση που καταλάμβανε η σειρά τη στιγμή t , ανεξάρτητα από το προηγούμενο ιστορικό. Έτσι, η μελλοντική συμπεριφορά ενός Markov είναι ανεξάρτητη από τις προηγούμενες καταστάσεις δεδομένης της τρέχουσας κατάστασης.

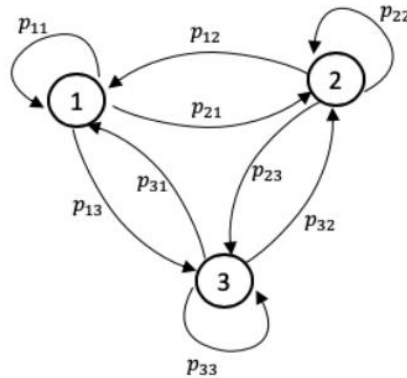
Όταν αυτή η συνθήκη είναι ανεξάρτητη από το χρόνο, η διαδικασία ονομάζεται ομογενής αλυσίδα Markov και η πιθανότητα

$$P(S_{t+1} = j | S_t = i) = p_{ij}, \quad (2)$$

αντιπροσωπεύει την πιθανότητα να μετακινηθεί από την κατάσταση i στην κατάσταση j σε οποιαδήποτε χρονική στιγμή.

Λαμβάνοντας υπόψη όλους τους πιθανούς συνδυασμούς αλλαγής από μια κατάσταση σε άλλη, στο σύνολο των καταστάσεων M , και σύμφωνα με τον τύπο (2), μπορούμε να δημιουργήσουμε τον πίνακα

$$P = \{p_{ij}\}_{i,j \in M} \text{ με στοιχεία } m^2, \text{ δηλαδή τον πίνακα πιθανοτήτων μετάβασης του}$$



Σχήμα 1: Παράδειγμα γραφήματος μετάβασης για αλυσίδα Markov 3 καταστάσεων. Οι κόμβοι αντιπροσωπεύουν τις καταστάσεις και οι ακμές έχουν βάρη που αντιπροσωπεύουν τις πιθανότητες p_{ij} του πίνακα μετάβασης.

$$\begin{array}{c}
 S_{t-1} \quad 1 \quad 2 \quad \dots \quad m \\
 P = \begin{array}{c} 1 \\ 2 \\ \vdots \\ m \end{array} \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \dots & p_{1m} \\ p_{21} & p_{22} & \dots & p_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{m1} & p_{m2} & \dots & p_{mm} \end{bmatrix} \quad (3)
 \end{array}$$

υπόκειται σε

$$0 \leq p_{ij} \leq 1, \forall i, j \in M, \quad (4\alpha)$$

$$\sum_{j=1}^m p_{ij} = 1, \forall i \in M. \quad (4\beta)$$

Ο πίνακας (3) ονομάζεται στοχαστικός πίνακας επειδή κάθε στοιχείο είναι μια πιθανότητα και κάθε αλλαγή από μια κατάσταση i πρέπει να καταλήγει σε μια κατάσταση j .

Ένας πίνακας μετάβασης μπορεί επίσης να αναπαρασταθεί από ένα γράφημα μετάβασης. Το γράφημα έχει κάθε κατάσταση που αντιπροσωπεύεται από έναν κόμβο και κάθε πιθανότητα από έναν σύνδεσμο (ή ακμή) που είναι προσανατολισμένος από την κατάσταση i στην κατάσταση j , σύμφωνα με την αντίστοιχη πιθανότητα p_{ij} . Το σχήμα 1 είναι ένα παράδειγμα αλυσίδας Markov 3 καταστάσεων με πιθανότητες μετάβασης $\{p_{ij}\}_{i,j \in M}$.

Μια αλυσίδα Markov ορίζεται πλήρως όταν γνωρίζουμε την αρχική κατάσταση με την κατανομή πιθανοτήτων και τον πίνακα πιθανοτήτων μετάβασης.

Έστω

$$u_t := [u_{t,1}, \dots, u_{t,m}], \quad (5)$$

είναι το διάνυσμα πιθανότητας όπου $u_{t,i} := P(S_t=i)$ είναι η πιθανότητα να είναι σε κατάσταση i σε χρόνο t , με $i \in M$, τότε

$$u_{t+1} = u_t P, \quad (6\alpha)$$

$$u_t = u_0 P^t, \quad (6\beta)$$

όπου u_0 είναι η αρχική κατανομή και P^t είναι ο πίνακας μετάβασης του βήματος t , και γενικά, είναι η t^{v} ισχύς του P .

3. Γραμμική Παλινδρόμηση

3.1 Η ευθεία παλινδρόμησης

Στον τομέα της αγοράς, η ανάλυση παλινδρόμησης είναι μια από τις πιο συχνά χρησιμοποιούμενες μεθόδους ως η πιο απλή ώστε να εξάγουμε συμπεράσματα (Fabozzi, 2006). Χρησιμοποιώντας την ανάλυση παλινδρόμησης, οι ερευνητές αγοράς μπορούν να μελετήσουν συσχετίσεις μεταξύ μιας ανεξάρτητης και μιας εξαρτημένης μεταβλητής. Η ανάλυση παλινδρόμησης είναι το πιο θεμελιώδες είδος στατιστικής ανάλυσης. Η εξαρτημένη μεταβλητή είναι συνήθως το αποτέλεσμα που ενδιαφέρει (για παράδειγμα, οι πωλήσεις) και οι ανεξάρτητες μεταβλητές είναι τα μέσα που έχουμε στη διάθεσή μας για να επιτύχουμε αυτά τα αποτελέσματα (π.χ. τιμολόγηση). Μπορεί να αποκτηθούν πληροφορίες από την ανάλυση παλινδρόμησης που είναι δύσκολο να αποκτηθούν μέσω άλλων μεθόδων. Μέσω της χρήσης της ανάλυσης παλινδρόμησης, είναι δυνατό να προσδιοριστεί εάν οι ανεξάρτητες μεταβλητές έχουν σημαντική συσχέτιση με μια εξαρτημένη μεταβλητή, η οποία είναι μια από τις πιο χρήσιμες εφαρμογές.

- Δίνει μια ένδειξη της σχετικής έντασης των επιδράσεων των διαφόρων ανεξάρτητων παραγόντων στην εξαρτημένη μεταβλητή (εάν ισχύει).
- Προετοιμάζεται κάνοντας εικασίες για το τι θα συμβεί.

Οι ερευνητές αγοράς μπορούν να ωφεληθούν από την κατανόηση των σχέσεων μεταξύ ανεξάρτητων και εξαρτημένων μεταβλητών με διάφορους τρόπους. Γνωρίζοντας, για παράδειγμα, ότι οι δραστηριότητες προώθησης έχουν σημαντικό αντίκτυπο στις πωλήσεις, μπορεί να βοηθήσει να εστιάσουν στις δαπάνες.

Είναι ωφέλιμο για τους επαγγελματίες να κατανοήσουν τη σχετική ισχύ των επιπτώσεων, καθώς μπορεί να βοηθήσει στην απάντηση σε ζητήματα όπως το εάν οι πωλήσεις εξαρτώνται περισσότερο από την τιμολόγηση παρά από τις προωθητικές ενέργειες. Ένα δεύτερο πλεονέκτημα της ανάλυσης παλινδρόμησης είναι ότι δίνει τη δυνατότητα να συγκρίνουν τις επιπτώσεις των μεταβλητών που καταγράφονται σε διάφορες κλίμακες, όπως η επίδραση των αλλαγών των τιμών (μετρούμενη σε δολάρια, για παράδειγμα) και οι συνολικές πωλήσεις.

Όταν πρόκειται για τη δημιουργία προβλέψεων, η ανάλυση παλινδρόμησης μπορεί να είναι χρήσιμη. Στην περίπτωση των δεδομένων πωλήσεων, τιμών και άλλων δραστηριοτήτων, μπορεί να χρησιμοποιηθεί ανάλυση παλινδρόμησης για να προσδιορίσει τι θα συνέβαινε με τις πωλήσεις εάν οι τιμές αυξάνονταν κατά 5 τοις εκατό και οι δραστηριότητες προώθησης αυξηθούν κατά 10 τοις εκατό. Όταν οι ερευνητές της αγοράς λαμβάνουν τέτοιες ακριβείς απαντήσεις, είναι καλύτερα εξοπλισμένοι να κάνουν τεκμηριωμένες κρίσεις. Επιπλέον, παρουσιάζοντας μια ποικιλία καταστάσεων, όπως η αξιολόγηση των συνεπειών των πωλήσεων 5 τοις εκατό, 10 τοις εκατό και 15 τοις εκατό, μπορούν να αναλύσουν καλύτερα σχέδια και να αναπτύξουν στρατηγικές μάρκετινγκ.

απλό μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης:

$$y = b_0 + bx + \varepsilon$$

η οποία είναι επίσης γνωστή ως εξαρτημένη ή μεταβλητή μελέτης και η οποία είναι επίσης γνωστή ως ανεξάρτητη ή επεξηγηματική μεταβλητή. Στην περίπτωση που έχουμε χρονοσειρές η ανεξάρτητη μεταβλητή είναι ο χρόνος (t). Οι παράμετροι του μοντέλου αντιπροσωπεύονται από τα b_0 και b_1 . Στις περισσότερες περιπτώσεις, αυτές οι παράμετροι αναφέρονται ως συντελεστές παλινδρόμησης. Η συνιστώσα μη παρατηρήσιμου σφάλματος ε που είναι υπεύθυνη για την αδυναμία πτώσης των δεδομένων σε ευθεία γραμμή και αντανακλά την ασυμφωνία μεταξύ της αληθινής και της παρατηρούμενης υλοποίησης της μεταβλητής y . Η αιτία αυτής της ασυμφωνίας μπορεί να οφείλεται σε διάφορους παράγοντες, όπως η επιρροή όλων των μεταβλητών που έχουν εξαλειφθεί στο μοντέλο. Σε αυτή την περίπτωση, υποθέτουμε ότι η παρατηρούμενη ε είναι μια τυχαία κατανομημένη τυχαία μεταβλητή με ανεξάρτητη και πανομοιότυπα κατανομημένη μέση και σταθερή διακύμανση. Σε αυτό το μοντέλο, το y αντιμετωπίζεται ως τυχαία μεταβλητή με άγνωστη κατανομή.

$$E(y) = b_0 + b_1x \text{ Και } v_{ar}(y) = \sigma^2$$

3.2 Οι παράμετροι

Όλοι οι άλλοι προγνωστικοί παράγοντες διατηρούνται σταθεροί και οι εκτιμήσεις παραμέτρων (γνωστές και ως συντελεστές) είναι οι αλλαγές στην απόκριση που σχετίζονται με μια αλλαγή μιας μονάδας στον προγνωστικό παράγοντα.

Είναι απαραίτητο να εκτιμηθούν οι άγνωστες παράμετροι του μοντέλου χρησιμοποιώντας εκτίμηση ελαχίστων τετραγώνων.

Ένας συντελεστής αντικατοπτρίζει το μέγεθος της συμβολής ενός προγνωστικού παράγοντα στην απόκριση. ένας συντελεστής που είναι κοντά στο 0 υποδηλώνει ότι η μεταβλητή έχει ελάχιστη επίδραση στην απόκριση. Η κατεύθυνση του συνδέσμου υποδεικνύεται με το πρόσημο του συντελεστή. Ωστόσο, το πρόσημο μπορεί να αλλάξει εάν προστεθούν νέοι όροι στο μοντέλο, καθιστώντας την ερμηνεία του συντελεστή όχι ιδιαίτερα χρήσιμη σε αυτήν την περίπτωση. Όταν τα λάθη υποτίθεται ότι κατανέμονται τακτικά, χρησιμοποιείται ένα διάστημα εμπιστοσύνης για να περιγράψει το επίπεδο αβεβαιότητας που σχετίζεται με μια εκτίμηση. Λόγω του κεντρικού οριακού θεωρήματος, εάν το μέγεθος του δείγματος είναι μέτριο, η παραβίαση της υπόθεσης της κανονικότητας δεν αποτελεί σημαντική ανησυχία.

Σύμφωνα με τον ποσοτικό ορισμό, ο συντελεστής είναι ο ρυθμός μεταβολής της απόκρισης για κάθε αλλαγή μονάδας στον προγνωστικό παράγοντα, υπό την προϋπόθεση ότι όλοι οι άλλοι προγνωστικοί παράγοντες παραμένουν σταθεροί. Ο συντελεστής μετριέται σε μονάδες απόκρισης ανά μονάδα πρόβλεψης, με τις μονάδες απόκρισης ανά μονάδα πρόβλεψης να είναι οι μονάδες μέτρησης. Μεταξύ των μεθόδων που χρησιμοποιούνται συχνά για την εκτίμηση των παραμέτρων b_0 και b_1 , η τεχνική των ελαχίστων τετραγώνων είναι η πιο ευρέως χρησιμοποιούμενη. Σε αυτήν την προσέγγιση, οι παράμετροι παλινδρόμησης εκτιμώνται ελαχιστοποιώντας το άθροισμα των τετραγωνικών σφαλμάτων, που είναι η κατακόρυφη απόσταση μεταξύ κάθε παρατηρούμενης απόκρισης και της γραμμής παλινδρόμησης, σε όλο το σύνολο δεδομένων. Η προσέγγιση των ελαχίστων τετραγώνων παράγει τις εξισώσεις 2 και 3, οι οποίες χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό των εκτιμώμενων παραμέτρων b_1 και b_0 για τα b_1 και b_0 , αντίστοιχα, χρησιμοποιώντας τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων.

$$b_1 = \frac{S(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{S(x_i - \bar{x})^2}$$

$$b_0 = \bar{y} - b_1 \bar{x}$$

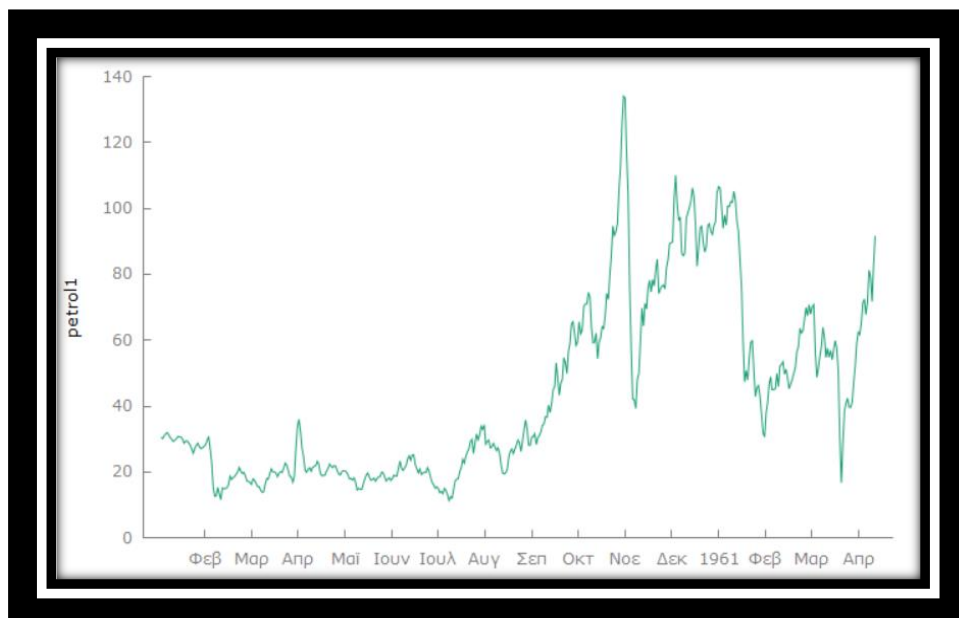
4. Εφαρμογή Markov Switching Model και σύγκριση με Γραμμική Παλινδρόμηση

4.1. Εισαγωγή

Σε αυτή την εργασία μελετάμε τη σχέση που υπάρχει μεταξύ των διαφόρων ναυτιλιακών future με την γραμμική παλινδρόμηση και στη συνέχεια μελετάμε πως αντιδρά η κάθε χρονοσειρά σε διαφορετικά καθεστώτα με τη χρήση των Markov-switching models. Η μεθοδολογία που ακολουθούμε είναι η εξής: Θα χρησιμοποιήσουμε τις μηνιαίες τιμές για τα Future contracts της μεταβλητής crude oil (μαζούτ), όπου είναι ένα χαμηλής ποιότητας πετρελαϊκό καύσιμο, από την περιοχή, Cushing της Οκλαχόμα. Θα τρέχουμε με τα προγράμματα STATA και GRETL τα δεδομένα χρησιμοποιώντας το μοντέλο του Markov και θα τα συγκρίνουμε με την γραμμική παλινδρόμηση αναζητώντας ποιο μοντέλο ερμηνεύει καλύτερα τα δεδομένα μας. Έπειτα, θα ακολουθήσουμε την ίδια διαδικασία για τα μηνιαία δεδομένα των Future contracts του Natural Gas (φυσικού αερίου). Για να είναι συγκρίσιμα τα αποτελέσματα στο μοντέλο του Markov θα πάρουμε τις πρώτες διαφορές και στην γραμμική παλινδρόμηση θα έχουμε ως εξαρτημένη μεταβλητή τις τιμές της κάθε χρονοσειράς και ανεξάρτητη μεταβλητή τον χρόνο.

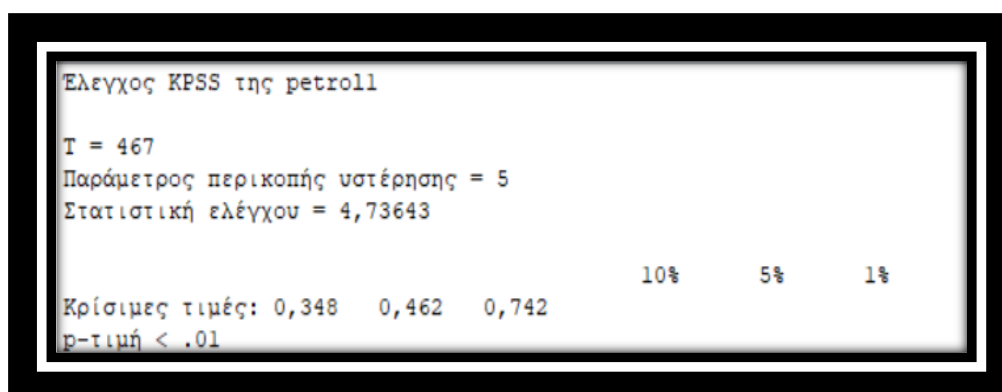
4.2. Αποτελέσματα για Petrol Futures contracts

Αρχικά , θα ασχοληθούμε με τα δεδομένα της χρόνο-σειράς petrol1, κάνοντας την γραφική της απεικόνιση για να έχουμε μια πρόχειρη άποψη για το αν είναι στάσιμη ή όχι γιατί μπορεί να καταλήξουμε σε νόθα παλινδρόμηση , έτσι μπορεί να έχουμε ικανοποιητικό προσαρμοσμένο R- τετράγωνο , αλλά μη ικανοποιητικό στατιστικά μοντέλο :



Εικόνα 4.2.1 : γραφική παράσταση των τιμών του πετρελαίου για τα δεδομένα του αρχείου petrol1

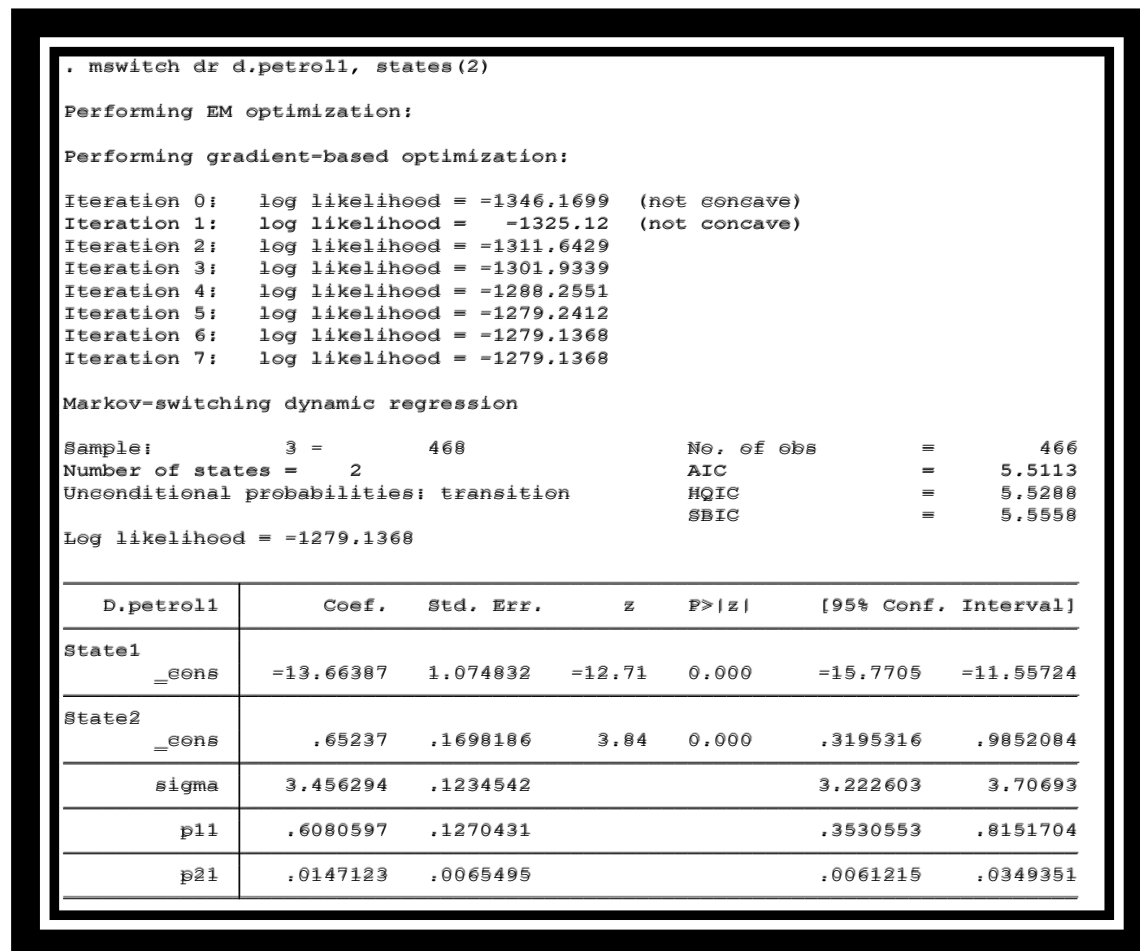
Παρατηρούμε από την παραπάνω γραφική παράσταση ότι , η χρονοσειρά μας δεν είναι στάσιμη. Αρχικά , οι τιμές είναι σταθεροποιημένες με έντονες διακυμάνσεις και μετά από μια περίοδο υπάρχει αυξητική τάση και παραμένει σε υψηλότερο επίπεδο με έντονες και πάλι διακυμάνσεις. Για να βεβαιωθούμε για τα συμπεράσματά μας με την βοήθεια του gretl θα κάνουμε έλεγχο στασιμότητας χρησιμοποιώντας τον έλεγχο KPSS και έχουμε τα εξής:



Εικόνα 4.2.2 : πίνακας ελέγχου στασιμότητας χρονοσειράς

Όλες οι κρίσιμες τιμές είναι μεγαλύτερες από την p-τιμή, άρα απορρίπτεται η μηδενική υπόθεση ότι η χρονοσειρά είναι στάσιμη . Άρα έχουμε εμφάνιση τάσης , που

υποδηλώνει ότι τα στατιστικά χαρακτηριστικά της χρονοσειράς αλλάζουν με τον χρόνο. Έτσι, θα εφαρμόσουμε τις πρώτες διαφορές στο μοντέλο του Markov για να γίνει η χρονοσειρά στάσιμη και να μπορεί να μελετηθεί. Αρχικά, θα εφαρμόσουμε το μοντέλο του Markov για δυο καταστάσεις και παίρνουμε τα εξής αποτελέσματα:



Εικόνα 4.2.3 : Αποτελέσματα Markov switching με πρώτες διαφορές για 2 καταστάσεις

Στο μοντέλο αυτό ζητήσαμε, να χωρίσει τα δεδομένα σε 2 καταστάσεις και αναζητούμε τις πιθανότητες παραμονής στην ίδια κατάσταση ή μετάβασης σε άλλη. Παρατηρούμε από τον παραπάνω πίνακα ότι οι πιθανότητες μετάβασης από την μία κατάσταση στην άλλη άλλαξαν στην περίπτωση που βρισκόμαστε στην κατάσταση 1. Έτσι, για να παραμείνει σε αυτήν έχουμε πιθανότητα πλέον 60% ενώ για να μεταβεί στην δεύτερη είναι 40%. Η μέση τιμή των πρώτων διαφορών της πρώτης κατάστασης είναι -13,66 ενώ της δεύτερης είναι 0,65.

Στην συνέχεια, πήραμε τις πρώτες διαφορές για 3 καταστάσεις και τρέξαμε το μοντέλο αναζητώντας ίσως μια καλύτερη προσέγγιση, και πήραμε τα εξής αποτελέσματα:

```

. mswitch dr d.petroll, states(3)
Performing EM optimization:
Performing gradient-based optimization:
Iteration 0: log likelihood = -1328.3649 (not concave)
Iteration 1: log likelihood = -1298.3262 (not concave)
Iteration 2: log likelihood = -1291.1305 (not concave)
Iteration 3: log likelihood = -1281.737
Iteration 4: log likelihood = -1263.5841 (not concave)
Iteration 5: log likelihood = -1255.3515
Iteration 6: log likelihood = -1251.9057
Iteration 7: log likelihood = -1251.3983
Iteration 8: log likelihood = -1251.394
Iteration 9: log likelihood = -1251.3938
Iteration 10: log likelihood = -1251.3938

Markov-switching dynamic regression
Sample: 3 - 468 No. of obs = 466
Number of states = 3 AIC = 5.4137
Unconditional probabilities: transition HQIC = 5.4487
Log likelihood = -1251.3938 SBIC = 5.5026

```

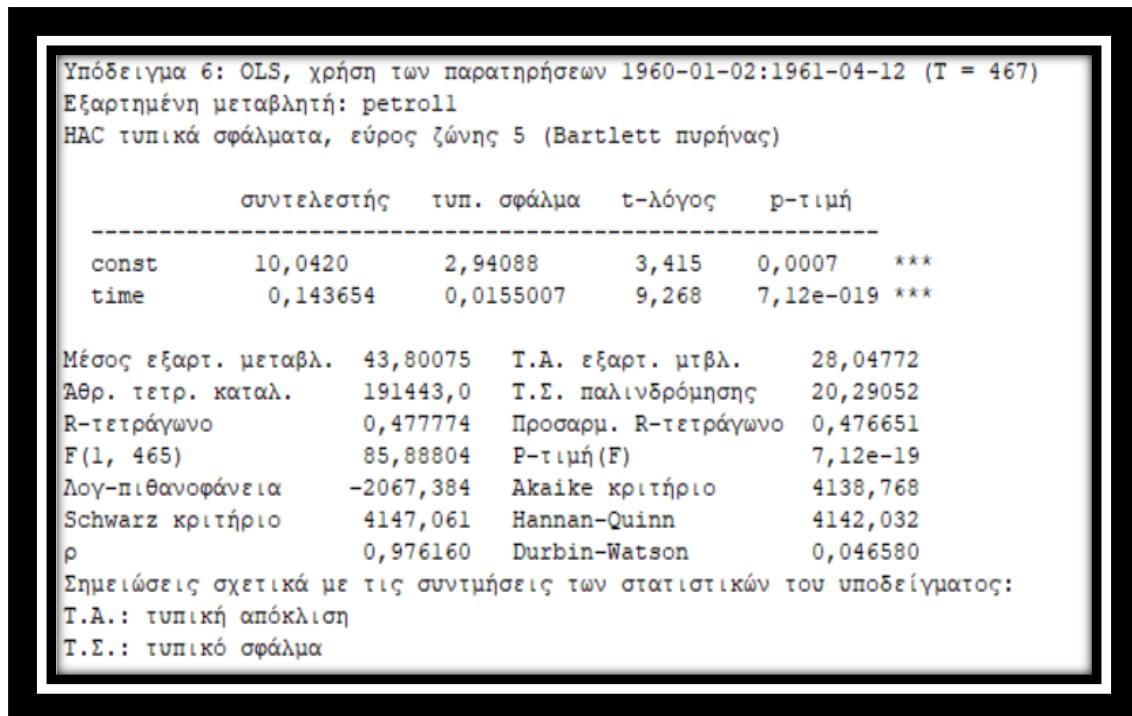
D.petroll	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
State1 _cons	-12.95274	.9908638	-13.07	0.000	-14.89479	-11.01068
State2 _cons	.1922262	.1787418	1.08	0.282	-.1581013	.5425537
State3 _cons	7.946686	.7920603	10.03	0.000	6.394276	9.499095
sigma	2.791116	.1350524			2.538582	3.068771
p11	.5594036	.1271917			.3158955	.7773315
p12	.3214581	.1364756			.1220247	.6175675
p21	.0208264	.0078901			.0098653	.043432
p22	.9458806	.015925			.9047534	.9698411
p31	.0036259	.0565648			1.71e-16	1
p32	.5186888	.1343946			.2728286	.7558202

Εικόνα 4.2.4 : Αποτελέσματα Markov switching σε πρώτες διαφορές για 3 καταστάσεις

Παρατηρούμε ότι στα κριτήρια AIC , HBIC και SBIC έχουμε μικρότερα αποτελέσματα και στο log likelihood μεγαλύτερα . Άρα και τα 4 κριτήρια συνηγορούν στο ότι τα δεδομένα έχουν προσαρμοστεί καλύτερα στο μοντέλο αυτό. Παρατηρούμε ότι οι πιθανότητα μετάβασης από την κατάσταση 1 στην κατάσταση 2 δίνει πιθανότητα 32% , να παραμείνει στην ίδια 55% και 13% να μεταβεί στην κατάσταση 3. Από την κατάσταση 2, υπάρχουν 94,5% πιθανότητες να παραμείνει στην ίδια κατάσταση ενώ από την κατάσταση 3το πιο πιθανό είναι να πάει στην κατάσταση 2 με πιθανότητα 51%.

Αναζητώντας ακόμα καλύτερη προσαρμογή για τα δεδομένα μας τρέξαμε το πρόγραμμα για 4 καταστάσεις αλλά διαπιστώσαμε ότι το μοντέλο δεν συγκλίνει. Οπότε θα μείνουμε στο παραπάνω ως βέλτιστη λύση.

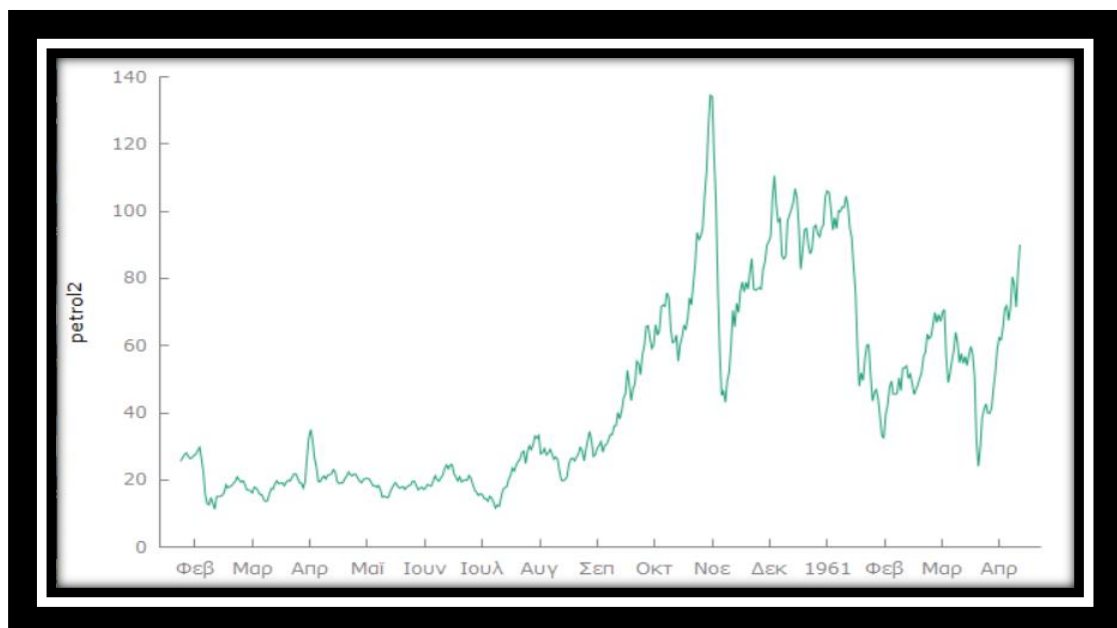
Τέλος, εφαρμόζοντας την γραμμική παλινδρόμηση παίρνουμε τα εξής αποτελέσματα:



Εικόνα 4.2.5 : Αποτελέσματα γραμμικής παλινδρόμησης με ανεξάρτητη μεταβλητή τον χρόνο

Στο μοντέλο αυτό παρατηρούμε ότι ο λόγος πιθανοφάνειας είναι -1348,108 , πιο αρνητικός από αυτόν του Markov οπότε καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι το μοντέλο του Markov ερμηνεύει τα δεδομένα καλύτερα.

Συνεχίζοντας , την ίδια διαδικασία με το Future contact 2 φτιάχνουμε την γραφική της παράσταση και ελέγχουμε αν είναι στάσιμη ή μη.



Εικόνα 4.2.6 : γραφική παράσταση των τιμών του πετρελαίου για τα δεδομένα του αρχείου petrol2

Και πάλι παρατηρούμε ότι οι τιμές είναι σταθεροποιημένες αρχικά με αρκετές διακυμάνσεις, όμως μετά από μια περίοδο υπάρχει αυξητική τάση όπου τελικά σταθεροποιείται σε ένα ανώτερο επίπεδο από το αρχικό με αρκετά μεγάλες και πάλι διακυμάνσεις. Η επιβεβαίωση ότι δεν είναι σταθερή έρχεται με τον έλεγχο στασιμότητας KPSS όπου παίρνουμε τα εξής αποτελέσματα:

```

Ελεγχος KPSS της petrol2

T = 446
Παράμετρος περικοπής υστέρησης = 5
Στατιστική ελέγχου = 4,68715

Κρίσιμες τιμές: 0,348    0,462    0,742           10%    5%    1%
p-τιμή < .01

```

Εικόνα 4.2.7 : πίνακας ελέγχου στασιμότητας χρονοσειράς

Και πάλι παρατηρούμε ότι οι κρίσιμες τιμές είναι μεγαλύτερες από την p- τιμή άρα απορρίπτεται η μηδενική υπόθεση ότι η χρονοσειρά είναι στάσιμη. Συνεχίζουμε λοιπόν με τις πρώτες διαφορές το μοντέλο του Markov για να εξαλείψουμε την τάση και παίρνουμε διαδοχικά τους εξής πίνακες για 2 και 3 καταστάσεις αντίστοιχα:

```

. mswitch dr d.petrol2, states(2)

Performing EM optimization:
Performing gradient-based optimization:

Iteration 0:  log likelihood = -1272.7379   (not concave)
Iteration 1:  log likelihood = -1249.2718   (not concave)
Iteration 2:  log likelihood = -1238.0346
Iteration 3:  log likelihood = -1214.9301
Iteration 4:  log likelihood = -1210.385
Iteration 5:  log likelihood = -1210.3791
Iteration 6:  log likelihood = -1210.3791

Markov-switching dynamic regression

Sample:      24 -          468           No. of obs   =          445
Number of states =      2           AIC          =          5.4624
Unconditional probabilities: transition   HQIC         =          5.4805
Log likelihood = -1210.3791              SBIC         =          5.5084

-----+-----
| D.petrol2 |      Coef.  Std. Err.      z    P>|z|     [95% Conf. Interval]
-----+-----
| State1   |             |             |             |             |             |
|   _cons  |  -12.77698  1.012589   -12.62  0.000   -14.76161   -10.79234
-----+-----
| State2   |             |             |             |             |             |
|   _cons  |   .6825049  .1692924    4.03   0.000    .3506979    1.014312
| sigma   |   3.344198  .1234128    3.110854  3.595045
| p11     |   .5956846  .124461    .3485695  .8022419
| p21     |   .0167129  .0071306    .0072093  .0382619
-----+-----

```

Εικόνα 4.2.8 : Αποτελέσματα Markov switching με πρώτες διαφορές για 2 καταστάσεις

```

. mswitch dr d.petrol2, states(3)

Performing EM optimization:

Performing gradient-based optimization:

Iteration 0:  log likelihood = -1246.8385 (not concave)
Iteration 1:  log likelihood = -1230.6209 (not concave)
Iteration 2:  log likelihood = -1226.4217 (not concave)
Iteration 3:  log likelihood = -1220.0002
Iteration 4:  log likelihood = -1207.2512 (not concave)
Iteration 5:  log likelihood = -1203.9671 (not concave)
Iteration 6:  log likelihood = -1196.6662 (not concave)
Iteration 7:  log likelihood = -1195.2977 (not concave)
Iteration 8:  log likelihood = -1192.8745
Iteration 9:  log likelihood = -1191.4424
Iteration 10: log likelihood = -1190.9405
Iteration 11: log likelihood = -1190.9359
Iteration 12: log likelihood = -1190.9359

Markov-switching dynamic regression

Sample:          24 -          468          No. of obs          =          445
Number of states = 3          AIC          =          5.3975
Unconditional probabilities: transition  HQIC          =          5.4338
Log likelihood = -1190.9359          SBIC          =          5.4896

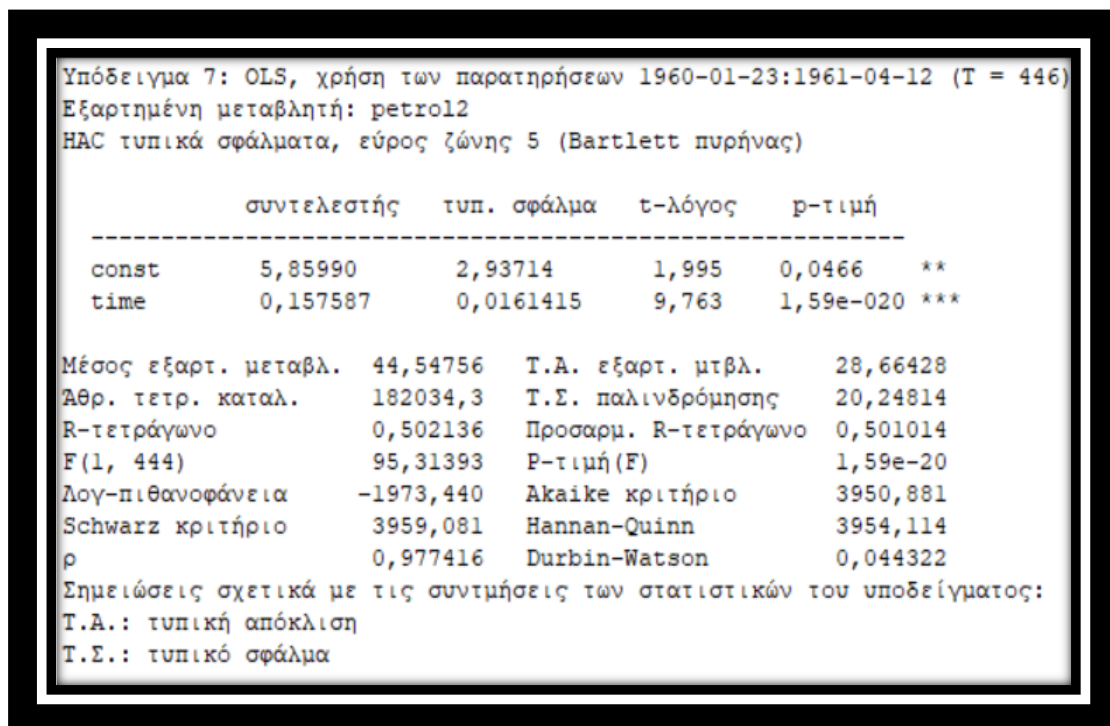
```

D.petrol2	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
State1 _cons	-12.15473	.7546139	-16.11	0.000	-13.63375	-10.67571
State2 _cons	.2536757	.1767342	1.44	0.151	-.092717	.6000685
State3 _cons	7.194325	.8335911	8.63	0.000	5.560517	8.828134
sigma	2.764305	.1327736			2.515947	3.037179
p11	.5511019	.1166255			.3276452	.7556733
p12	.3316058	.1265315			.1394539	.6029976
p21	.0218018	.0081422			.0104359	.0449837
p22	.9440406	.0177587			.8972172	.9702408
p31	.0238673	.0447295			.0005673	.5129639
p32	.4877513	.1253352			.262657	.7179257

Εικόνα 4.2.9 : Αποτελέσματα Markov switching σε πρώτες διαφορές για 3 καταστάσεις

Σε αυτήν την περίπτωση παρατηρούμε και πάλι ότι τα δεδομένα εξηγούνται καλύτερα όταν χωρίζονται σε 3 καταστάσεις. Κατά την προσπάθεια εκτέλεσης του Markov σε 4 καταστάσεις διαπιστώσαμε και πάλι ότι δεν συγκλίνει. Στον παραπάνω πίνακα παρατηρούμε ότι η πιθανότητα μετάβασης από την κατάσταση 1 στην κατάσταση 2 είναι 55% , η πιθανότητα μετάβασης από την 1 στην 2 είναι 33% και από την 1 στην 3 είναι 12% . Επιπλέον παρατηρούμε ότι από την κατάσταση 2 είναι σχεδόν βέβαιο ότι θα παραμείνει εκεί και από την κατάσταση 3 έχει πιθανότητα 48% να πάει στην 2 και 50% να παραμείνει στην 3. Το μοντέλο και πάλι το εφαρμόσαμε και για 4 καταστάσεις ελέγχοντας μήπως ερμηνεύεται καλύτερα αλλά και πάλι διαπιστώσαμε ότι δεν συγκλίνει.

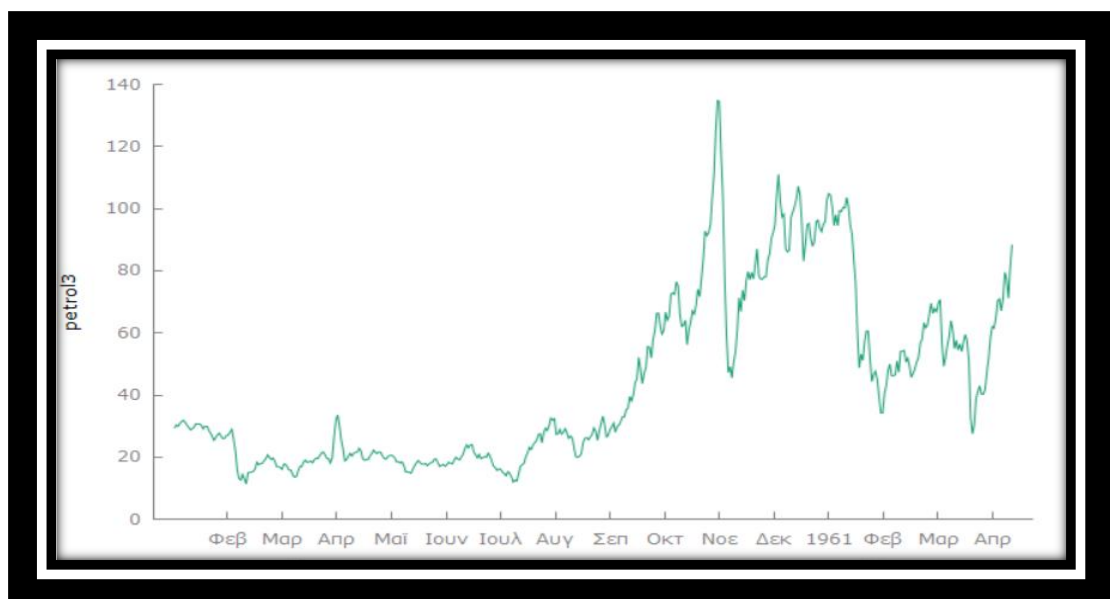
Αντίστοιχα η γραμμική παλινδρόμηση μας δίνει τα εξής αποτελέσματα:



Εικόνα 4.2.10 : Αποτελέσματα γραμμικής παλινδρόμησης με ανεξάρτητη μεταβλητή τον χρόνο

Και πάλι ο λόγος πιθανοφάνειας (-1973,440) είναι μικρότερος από αυτόν του Markov , άρα το μοντέλο του Markov είναι καλύτερο και για τα δεδομένα του future contact 2.

Για το future contact 3 έχουμε τους πίνακες αντίστοιχα:



Εικόνα 4.2.11 : γραφική παράσταση των τιμών του πετρελαίου για τα δεδομένα του αρχείου petrol3

```

Ελεγχος KPSS της petrol3

T = 468
Παράμετρος περικοπής υστέρησης = 5
Στατιστική ελέγχου = 4,83212

                                10%    5%    1%
Κρίσιμες τιμές: 0,348    0,462    0,742
p-τιμή < .01

```

Εικόνα 4.2.12 : πίνακας ελέγχου στασιμότητας χρονοσειράς

```

. mswitch dr d.petrol3, states(2)

Performing EM optimization:

Performing gradient-based optimization:

Iteration 0:  log likelihood = -1309.7668 (not concave)
Iteration 1:  log likelihood = -1288.3983 (not concave)
Iteration 2:  log likelihood = -1274.2429
Iteration 3:  log likelihood = -1260.6486
Iteration 4:  log likelihood = -1240.9312
Iteration 5:  log likelihood = -1240.7261
Iteration 6:  log likelihood = -1240.7247
Iteration 7:  log likelihood = -1240.7247

Markov-switching dynamic regression

Sample:          2 -          468          No. of obs      =          467
Number of states = 2          AIC              =          5.3350
Unconditional probabilities: transition  HQIC           =          5.3525
                                          SBIC            =          5.3794
Log likelihood = -1240.7247

```

D.petrol3	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
State1						
_cons	-12.65146	1.005188	-12.59	0.000	-14.62159	-10.68133
State2						
_cons	.6220439	.1549219	4.02	0.000	.3184027	.9256852
sigma	3.139964	.1125913			2.926865	3.368578
p11	.569149	.1261906			.3251448	.7836368
p21	.0166188	.0068986			.0073344	.0372152

Εικόνα 4.2.13 : Αποτελέσματα Markov switching με πρώτες διαφορές για 2 καταστάσεις


```

. mswitch dr d.petro13, states(3)
Performing EM optimization:
Performing gradient-based optimization:
Iteration 0: log likelihood = -1288.3481 (not concave)
Iteration 1: log likelihood = -1258.2164 (not concave)
Iteration 2: log likelihood = -1255.5915 (not concave)
Iteration 3: log likelihood = -1239.0221 (not concave)
Iteration 4: log likelihood = -1229.1543 (not concave)
Iteration 5: log likelihood = -1225.6623
Iteration 6: log likelihood = -1222.8411
Iteration 7: log likelihood = -1221.4561
Iteration 8: log likelihood = -1219.5924
Iteration 9: log likelihood = -1219.5026
Iteration 10: log likelihood = -1219.5026
Iteration 11: log likelihood = -1219.5026

Markov-switching dynamic regression
Sample: 2 - 468 No. of obs = 467
Number of states = 3 AIC = 5.2655
Unconditional probabilities: transition HQIC = 5.3005
Log likelihood = -1219.5026 SBIC = 5.3543

```

D.petro13	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
State1 _cons	-12.03882	.7012945	-17.17	0.000	-13.41333	-10.6643
State2 _cons	.2301347	.1687318	1.36	0.173	-.1005736	.560843
State3 _cons	6.911516	.8776059	7.88	0.000	5.19144	8.631592
sigma	2.592541	.1282955			2.352896	2.856594
p11	.5210217	.1151775			.3056707	.7288331
p12	.4200042	.1300296			.2027896	.6733635
p21	.0204185	.0074315			.0099626	.0413892
p22	.9433571	.0186153			.8937731	.9705589
p31	.0416974	.0467501			.0043735	.3011886
p32	.4840832	.1258251			.2590063	.7158081

Εικόνα 4.2.14 : Αποτελέσματα Markov switching σε πρώτες διαφορές για 3 καταστάσεις

Τα αποτελέσματα από την γραμμική παλινδρόμηση είναι :

```

Υπόδειγμα 8: OLS, χρήση των παρατηρήσεων 1960-01-01:1961-04-12 (T = 468)
Εξαρτημένη μεταβλητή: petro13
HAC τυπικά σφάλματα, εύρος ζώνης 5 (Bartlett πυρήνας)

```

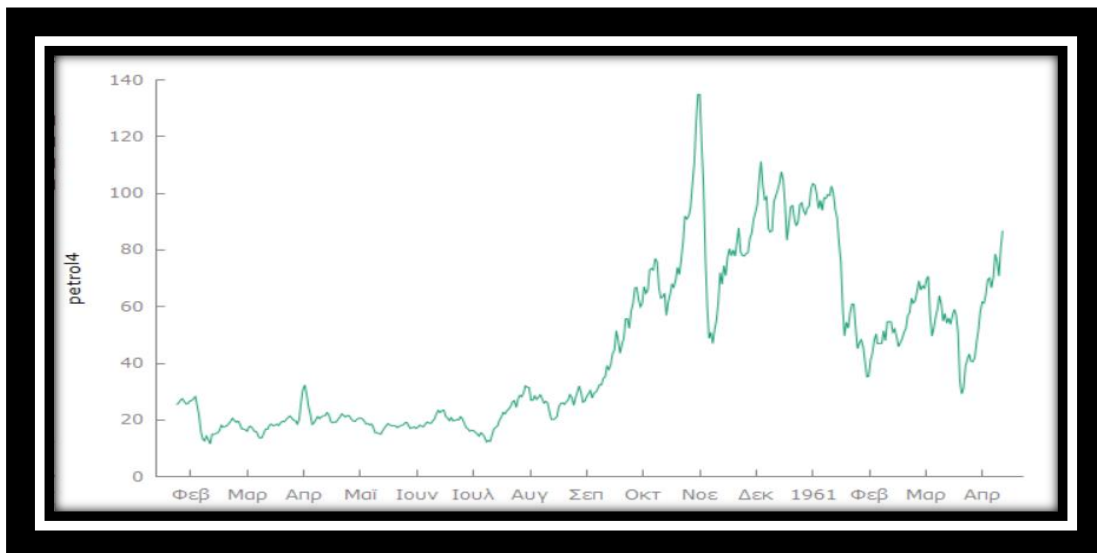
	συντελεστής	τυπ. σφάλμα	t-λόγος	p-τιμή	
const	9,66340	2,94031	3,287	0,0011	***
time	0,145949	0,0153535	9,506	1,05e-019	***
Μέσος εξαρτ. μεταβλ.	43,88848	T.A. εξαρτ. μβλ.	28,25001		
Aθρ. τετρ. καταλ.	190743,1	T.Σ. παλινδρόμησης	20,23166		
R-τετράγωνο	0,488206	Προσαρμ. R-τετράγωνο	0,487108		
F(1, 466)	90,36293	P-τιμή (F)	1,05e-19		
Λογ-πιθανοφάνεια	-2070,453	Akaike κριτήριο	4144,907		
Schwarz κριτήριο	4153,204	Hannan-Quinn	4148,172		
ρ	0,979454	Durbin-Watson	0,039644		

Σημειώσεις σχετικά με τις συντιμήσεις των στατιστικών του υποδείγματος:
 T.A.: τυπική απόκλιση
 T.Σ.: τυπικό σφάλμα

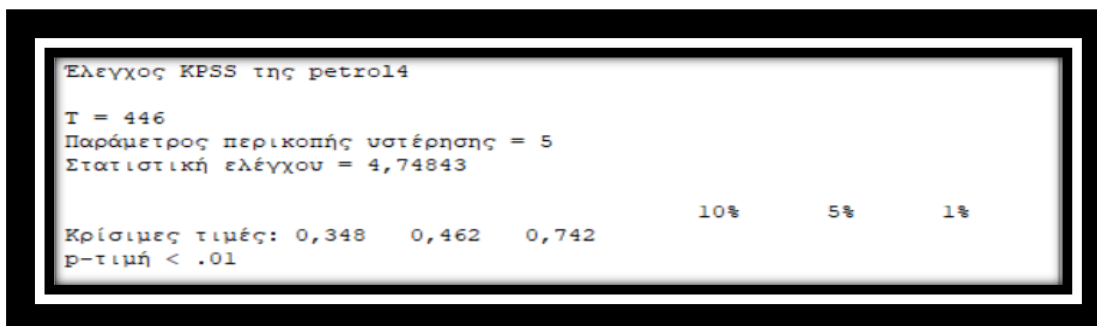
Εικόνα 4.2.15 : Αποτελέσματα γραμμικής παλινδρόμησης με ανεξάρτητη μεταβλητή τον χρόνο

Ο λόγος πιθανοφάνειας είναι $-2070,453$, αρνητικότερος αυτού του Markov άρα και σ αυτήν την περίπτωση είναι καλύτερο το μοντέλο του Markov.

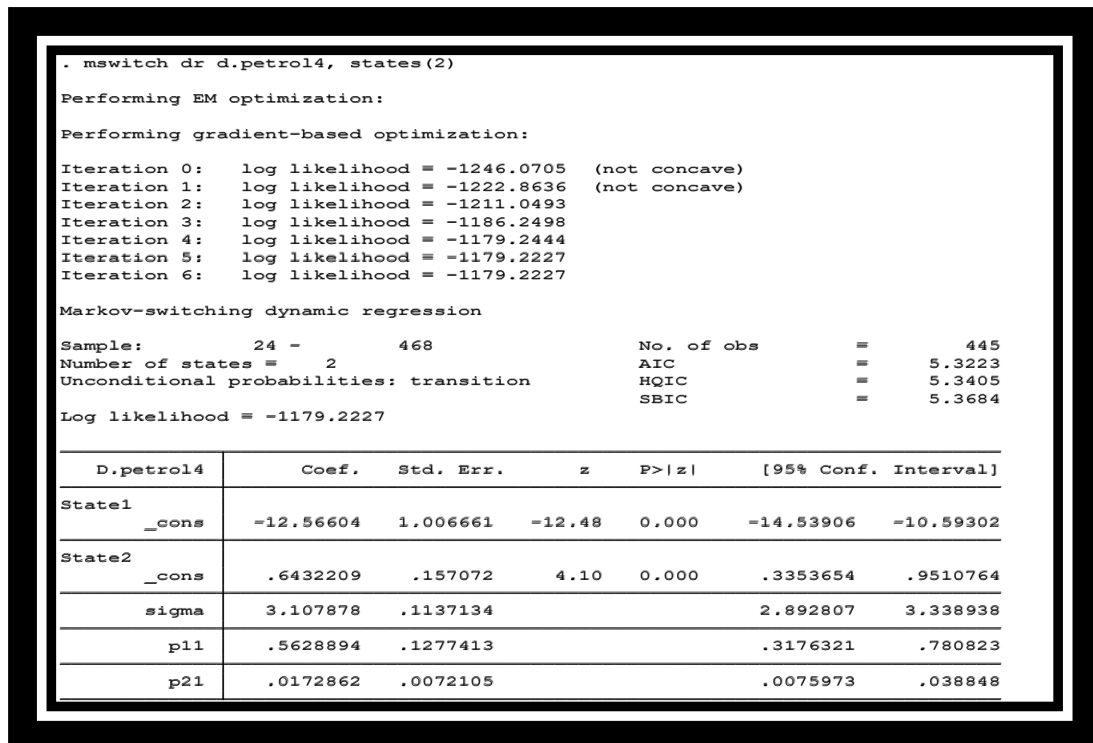
Ίδια συμπεράσματα βγάζουμε και από το future contact4 και προς επιβεβαίωση παραθέτουμε τους παρακάτω πίνακες.



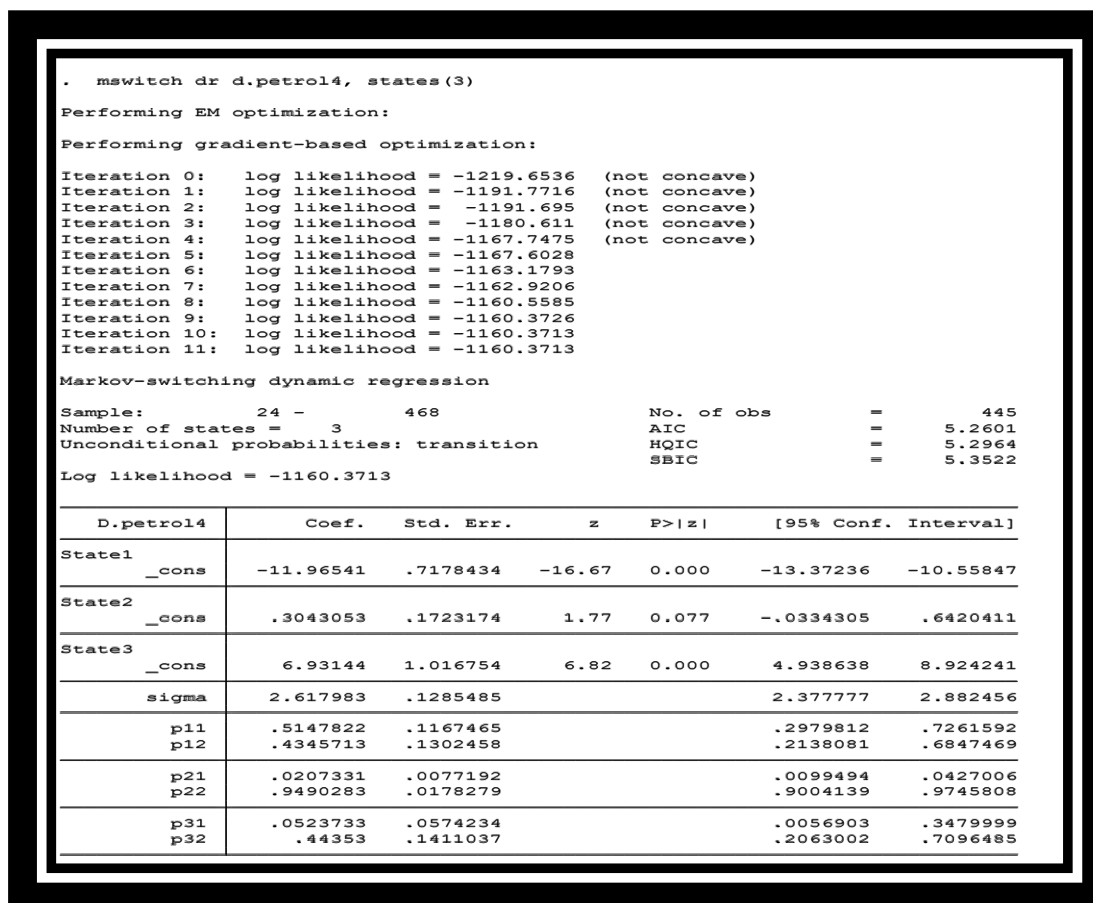
Εικόνα 4.2.16 : γραφική παράσταση των τιμών του πετρελαίου για τα δεδομένα του αρχείου petrol14



Εικόνα 4.2.17 : πίνακας ελέγχου στασιμότητας χρονοσειράς



Εικόνα 4.2.18 : Αποτελέσματα Markov switching με πρώτες διαφορές για 2 καταστάσεις



Εικόνα 4.2.19 : Αποτελέσματα Markov switching σε πρώτες διαφορές για 3 καταστάσεις

Υπόδειγμα 9: OLS, χρήση των παρατηρήσεων 1960-01-23:1961-04-12 (T = 446)
 Εξαρτημένη μεταβλητή: petrol4
 HAC τυπικά σφάλματα, εύρος ζώνης 5 (Bartlett πυρήνας)

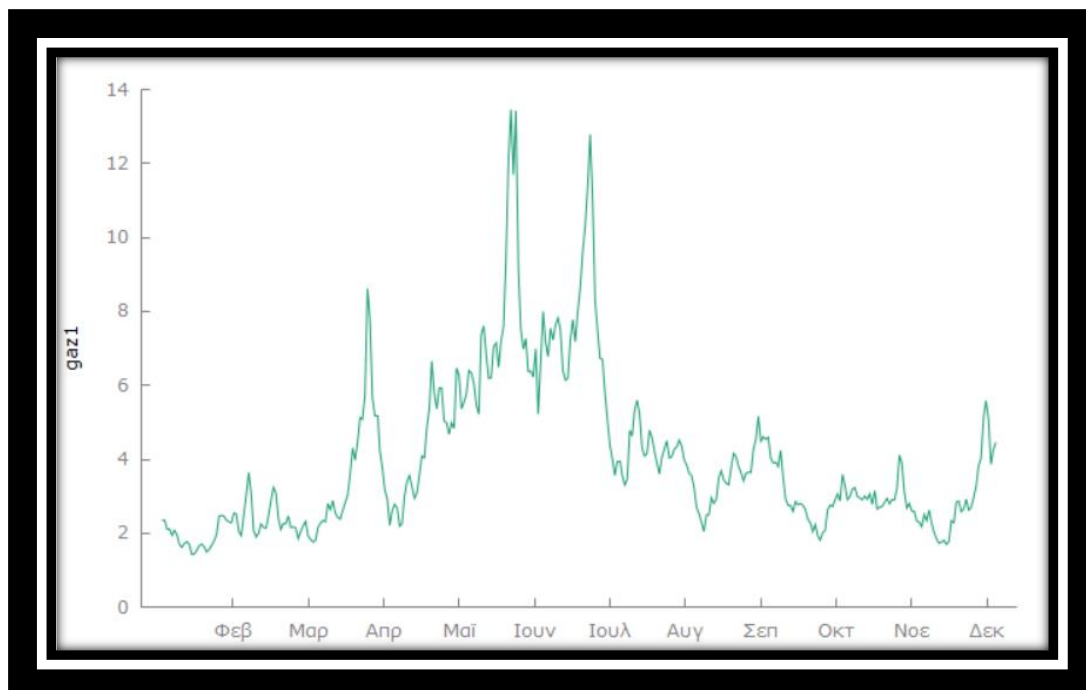
	συντελεστής	τυπ. σφάλμα	t-λόγος	p-τιμή	
const	5,38173	2,92039	1,843	0,0660	*
time	0,159661	0,0160213	9,966	3,03e-021	***
Μέσος εξαρτ. μεταβλ.	44,57841	T.A. εξαρτ. μτβλ.	28,82636		
Αθρ. τετρ. καταλ.	181317,9	T.Σ. παλινδρόμησης	20,20826		
R-τετράγωνο	0,509656	Προσαρμ. R-τετράγωνο	0,508551		
F(1, 444)	99,31124	P-τιμή (F)	3,03e-21		
Λογ-πιθανοφάνεια	-1972,561	Akaike κριτήριο	3949,122		
Schwarz κριτήριο	3957,323	Hannan-Quinn	3952,356		
ρ	0,979655	Durbin-Watson	0,039459		

Σημειώσεις σχετικά με τις συντιμήσεις των στατιστικών του υποδείγματος:
 T.A.: τυπική απόκλιση
 T.Σ.: τυπικό σφάλμα

Εικόνα 4.2.20 : Αποτελέσματα γραμμικής παλινδρόμησης με ανεξάρτητη μεταβλητή τον χρόνο

5. Αποτελέσματα για το Natural Gas Future contracts

Αντίστοιχη διαδικασία θα ακολουθήσουμε και για τα Future Contracts. Ξεκινώντας με το future contact1 παρατηρούμε και πάλι σε πρώτο στάδιο την γραφική παράσταση των τιμών του Gaz1 σε σχέση με τον χρόνο:



Εικόνα 5.1 γραφική παράσταση της χρονοσειράς των δεδομένων gaz1

Αντλαμβανόμαστε και πάλι ότι η σειρά δεν είναι στάσιμη. Αρχικά , ξεκινάει σε ένα επίπεδο τιμών μεταξύ 2-4 δολάρια και από μια περίοδο και μετά υπάρχει αυξητική τάση με πολύ έντονες διακυμάνσεις ανεβάζοντας το επίπεδο σταδιακά των τιμών από 4-8 δολάρια με ξαφνικές διακυμάνσεις που οδηγούν την τιμή μέχρι και στα 13 δολάρια. Έπειτα υπάρχει μια πτώση συνεχής επιστρέφουν οι τιμές στο εύρος 2 με 6 αλλά και πάλι οι διακυμάνσεις είναι πολύ έντονες. Η επιβεβαίωση της μη στασιμότητας έρχεται με τον έλεγχο KPSS και παίρνουμε τα εξής αποτελέσματα:

```

Ελεγχος KPSS της gaz1

T = 338
Παράμετρος περικοπής υστέρησης = 5
Στατιστική ελέγχου = 0,864463

Κρίσιμες τιμές: 0,348    0,462    0,741           10%    5%    1%
p-τιμή < .01

```

Εικόνα 5.2 Έλεγχος στασιμότητας της χρονοσειράς

Και πάλι παρατηρούμε ότι οι κρίσιμες τιμές είναι μεγαλύτερες από την P-τιμή άρα απορρίπτεται η μηδενική υπόθεση ότι η σειρά είναι στάσιμη. Έτσι , συνεχίζουμε με το μοντέλο του Markov παίρνοντας τις πρώτες διαφορές για 2 και 3 καταστάσεις αντίστοιχα ώστε να απαλλαγούμε από την τάση , και παίρνουμε τους παρακάτω πίνακες. Να σημειώσουμε και σ αυτήν την περίπτωση ότι το μοντέλο του Markov δεν συγκλίνει για 4 καταστάσεις .

```

. mswitch dr d.gaz1, states(2)
Performing EM optimization:
Performing gradient-based optimization:
Iteration 0:  log likelihood = -323.59185 (not concave)
Iteration 1:  log likelihood = -323.4602 (not concave)
Iteration 2:  log likelihood = -323.15899 (not concave)
Iteration 3:  log likelihood = -318.3952 (not concave)
Iteration 4:  log likelihood = -314.97174
Iteration 5:  log likelihood = -307.6275 (not concave)
Iteration 6:  log likelihood = -299.12901
Iteration 7:  log likelihood = -297.07412
Iteration 8:  log likelihood = -296.99823
Iteration 9:  log likelihood = -296.99809
Iteration 10: log likelihood = -296.99809

Markov-switching dynamic regression
Sample:          3 -          339          No. of obs          =          337
Number of states = 2          AIC          =          1.7923
Unconditional probabilities: transition          HQIC          =          1.8149
Log likelihood = -296.99809          SBIC          =          1.8490

+-----+-----+-----+-----+-----+-----+
|      D.gaz1      |      Coef.      |      Std. Err.      |      z      |      P>|z|      |      [95% Conf. Interval]      |
+-----+-----+-----+-----+-----+-----+
| State1          |      _cons      |      -2.370879      |      .2584754      |      -9.17      |      0.000      |      -2.877482      |      -1.864277      |
+-----+-----+-----+-----+-----+-----+
| State2          |      _cons      |      .0495216      |      .030501      |      1.62      |      0.104      |      -.0102594      |      .1093025      |
|                  |      sigma      |      .5448763      |      .0225278      |                  |                  |      .5024643      |      .5908683      |
|                  |      p11        |      .3206068      |      .2005663      |                  |                  |      .0720436      |      .7414933      |
|                  |      p21        |      .0123281      |      .0067657      |                  |                  |      .004183      |      .0357637      |
+-----+-----+-----+-----+-----+-----+

```

Εικόνα 5.3 Αποτελέσματα Markov switching 2 καταστάσεων για τα δεδομένα του αρχείου gaz1

```

.mswitch dr d.gaz1, states(3)

Performing EM optimization:

Performing gradient-based optimization:

Iteration 0:  log likelihood = -323.38875 (not concave)
Iteration 1:  log likelihood = -322.6199 (not concave)
Iteration 2:  log likelihood = -319.26551 (not concave)
Iteration 3:  log likelihood = -288.11263
Iteration 4:  log likelihood = -287.32865 (not concave)
Iteration 5:  log likelihood = -272.8824
Iteration 6:  log likelihood = -261.77634
Iteration 7:  log likelihood = -252.24623
Iteration 8:  log likelihood = -250.48595
Iteration 9:  log likelihood = -250.24304
Iteration 10: log likelihood = -250.24276
numerical derivatives are approximate
nearby values are missing
Iteration 11: log likelihood = -250.24275

Markov-switching dynamic regression

Sample:          3 -          339          No. of obs      =          337
Number of states = 3          AIC              =          1.5445
Unconditional probabilities: transition  HQIC           =          1.5896
                                          SBIC           =          1.6578

Log likelihood = -250.24275

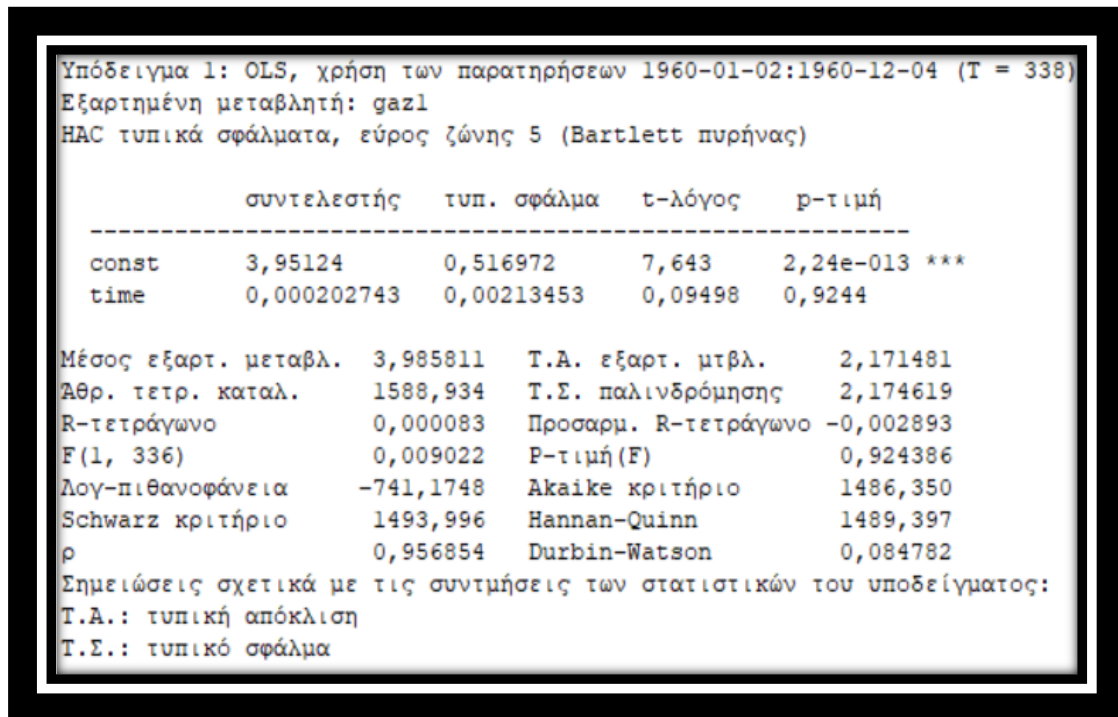
```

D.gaz1	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
State1 _cons	-2.092385	.1629093	-12.84	0.000	-2.411681	-1.773088
State2 _cons	-.0061442	.0252453	-0.24	0.808	-.0556241	.0433356
State3 _cons	1.650059	.14672	11.25	0.000	1.362494	1.937625
sigma	.4380932	.0180027			.4041921	.4748377
p11	.3731369	.1708185			.1245402	.7135228
p12	.3814829	.1719709			.1287849	.7201545
p21	1.37e-11	3.49e-07			.	1
p22	.9791758	.0087162			.9531482	.9908826
p31	.3972696	.1473835			.1647575	.687732
p32	.2813698	.1423887			.0896535	.608859

Εικόνα 5.4 Αποτελέσματα Markov switching 3 καταστάσεων για τα δεδομένα του αρχείου gaz1

Παρατηρούμε ότι η πιθανότητα να μεταβεί από την κατάσταση 1 στην κατάσταση 2 είναι 38%. Η πιθανότητα να παραμείνει στην κατάσταση 2 είναι 97%% και από την 3 να μεταβεί στην 1 έχει πιθανότητα 39% για να μεταβεί την 2 έχει πιθανότητα 28% και για να παραμείνει στην 3, έχει πιθανότητα 33%. Και σ αυτήν την περίπτωση το μοντέλο των 2 καταστάσεων εξηγεί καλύτερα τα δεδομένα αφού ο λόγος πιθανοφάνειας στις 3 καταστάσεις είναι -250.24275 και είναι μεγαλύτερος από αυτό

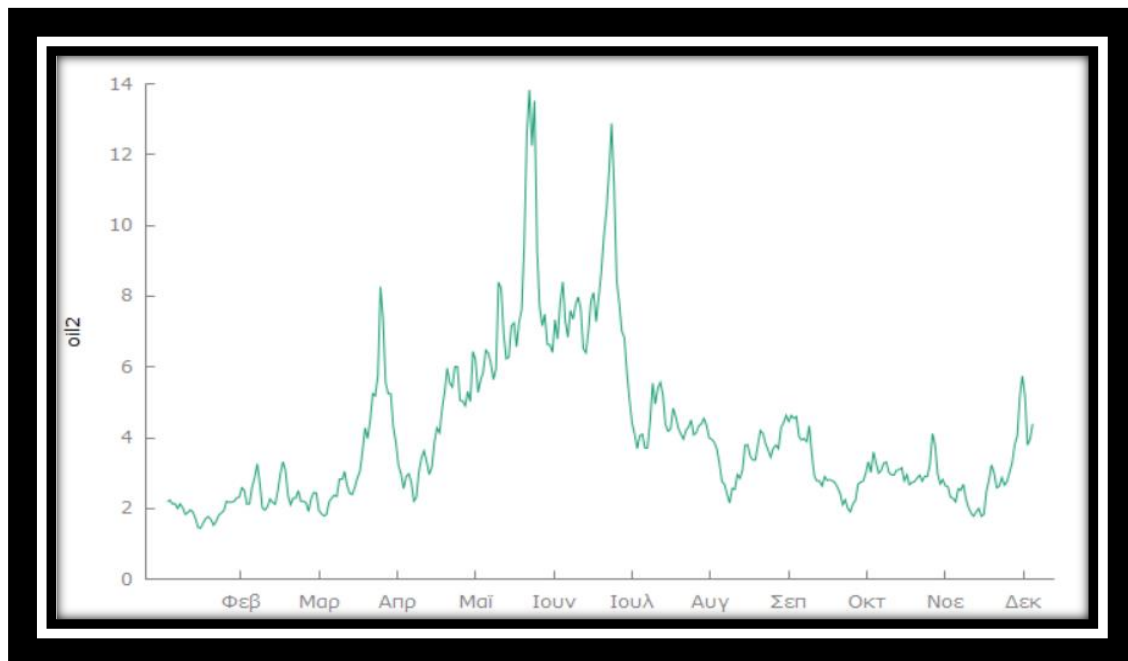
των 2 καταστάσεων . Τα αποτελέσματα από την γραμμική παλινδρόμηση είναι τα εξής:



Εικόνα 5.5 Αποτελέσματα γραμμικής παλινδρόμησης για τα δεδομένα του αρχείου gaz1

Και σε αυτήν την περίπτωση , ο λόγος πιθανοφάνειας είναι μικρότερος από αυτόν στο μοντέλο του Markov , άρα και σε αυτήν την περίπτωση προκρίνεται το μοντέλο του Markov.

Συνεχίζοντας με το future contact2 παίρνουμε διαδοχικά τους εξής πίνακες:



Εικόνα 5.6 γραφική παράσταση της χρονοσειράς των δεδομένων gaz1

```

Ελεγχος KPSS της oil2
T = 338
Παράμετρος περικοπής υστέρησης = 5
Στατιστική ελέγχου = 0,891782

Κρίσιμες τιμές: 0,348    0,462    0,741          10%    5%    1%
p-τιμή < .01

```

Εικόνα 5.7 Έλεγχος στασιμότητας της χρονοσειράς

```

. mswitch dz D.gaz2, states(2)
Performing EM optimization:
Performing gradient-based optimization:
Iteration 0:    log likelihood = -309.71896 (not concave)
Iteration 1:    log likelihood = -309.51458 (not concave)
Iteration 2:    log likelihood = -308.06586 (not concave)
Iteration 3:    log likelihood = -286.55084
Iteration 4:    log likelihood = -284.95289
Iteration 5:    log likelihood = -283.241
Iteration 6:    log likelihood = -283.16381
Iteration 7:    log likelihood = -283.1636
Iteration 8:    log likelihood = -283.1636

Markov-switching dynamic regression
Sample:          3 -          339          No. of obs      =          337
Number of states = 2          AIC              =          1.7102
Unconditional probabilities: transition    HQIC           =          1.7328
Log likelihood = -283.1636              SBIC           =          1.7668

```

	D.gaz2	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
State1						
	_cons	-2.469873	.3063484	-8.06	0.000	-3.070305 -1.869441
State2						
	_cons	.0403802	.0296686	1.36	0.173	-.0177691 .0985296
	sigma	.5334489	.0214852			.4929579 .5772658
	p11	.4192975	.2451275			.0912202 .8385543
	p21	.0079035	.0054661			.0020276 .0302898

Εικόνα 5.8 Αποτελέσματα Markov switching 2 καταστάσεων για τα δεδομένα του αρχείου gaz2


```

. . mswitch dr d.gaz2, states(3)
Performing EM optimization:
Performing gradient-based optimization:
Iteration 0:  log likelihood = -309.4582 (not concave)
Iteration 1:  log likelihood = -309.38022 (not concave)
numerical derivatives are approximate
flat or discontinuous region encountered
Iteration 2:  log likelihood = -301.84759 (not concave)
numerical derivatives are approximate
flat or discontinuous region encountered
Iteration 3:  log likelihood = -297.37402 (not concave)
numerical derivatives are approximate
flat or discontinuous region encountered
Iteration 4:  log likelihood = -256.65217 (not concave)
Iteration 5:  log likelihood = -256.34104 (not concave)
Iteration 6:  log likelihood = -249.39166
Iteration 7:  log likelihood = -245.24737
Iteration 8:  log likelihood = -240.12698
Iteration 9:  log likelihood = -239.34369
Iteration 10: log likelihood = -239.31944
Iteration 11: log likelihood = -239.31389
Iteration 12: log likelihood = -239.31269
Iteration 13: log likelihood = -239.31249
Iteration 14: log likelihood = -239.31247

Markov-switching dynamic regression

Sample:          3 -          339          No. of obs      =          337
Number of states =   3          AIC              =          1.4796
Unconditional probabilities: transition  HQIC           =          1.5248
                                          SBIC           =          1.5930
Log likelihood = -239.31247

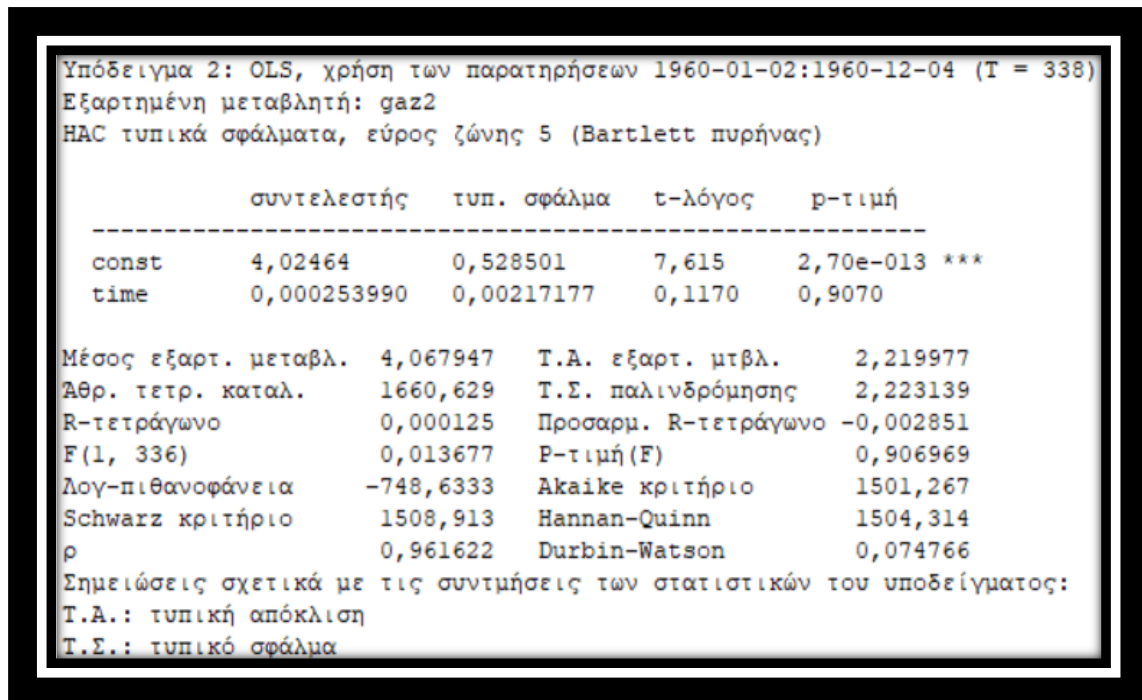
```

D.gaz2	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
State1 _cons	-2.078284	.1694995	-12.26	0.000	-2.410497	-1.746071
State2 _cons	.0058645	.0248712	0.24	0.814	-.0428822	.0546112
State3 _cons	1.87235	.1805052	10.37	0.000	1.518567	2.226134
sigma	.4428193	.0173244			.4101334	.4781102
p11	.4271166	.1867928			.1430917	.7689861
p12	.4307333	.1866858			.1454071	.7708943
p21	1.32e=08	6.47e=06			.	1
p22	.987058	.0064522			.9659176	.9951514
p31	.5038975	.1862805			.1907861	.8139814
p32	.1522267	.1380366			.0215914	.5936672

Εικόνα 5.9 Αποτελέσματα Markov switching 3 καταστάσεων για τα δεδομένα του αρχείου gaz2

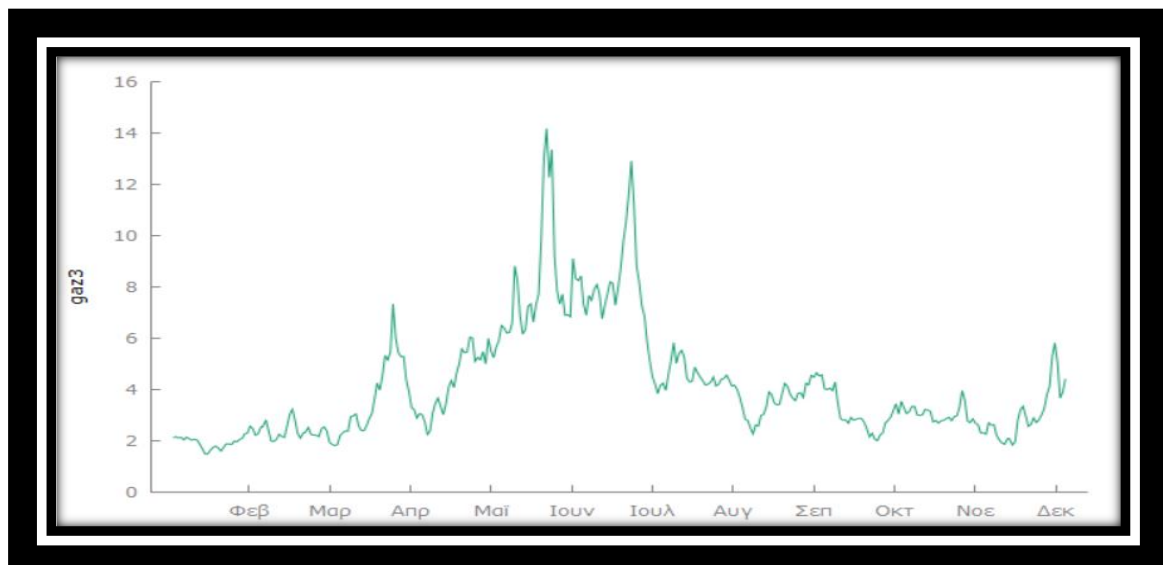
Και πάλι προκρίνεται το μοντέλο του Markov με πρώτες διαφορές και 3 καταστάσεις, γιατί παρουσιάζεται καλύτερο σε όλα τα κριτήρια.

Η γραμμική παλινδρόμηση στις πρώτες διαφορές δίνεται από τον παρακάτω πίνακα.

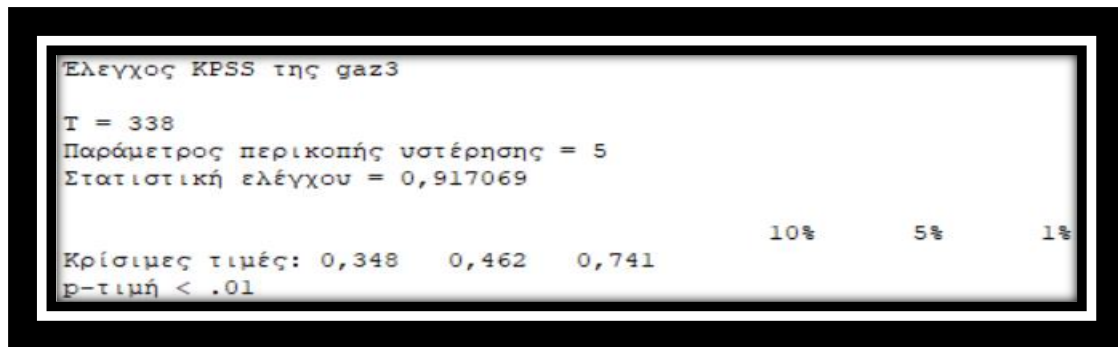


Εικόνα 5.10 Αποτελέσματα γραμμικής παλινδρόμησης για τα δεδομένα του αρχείου gaz2

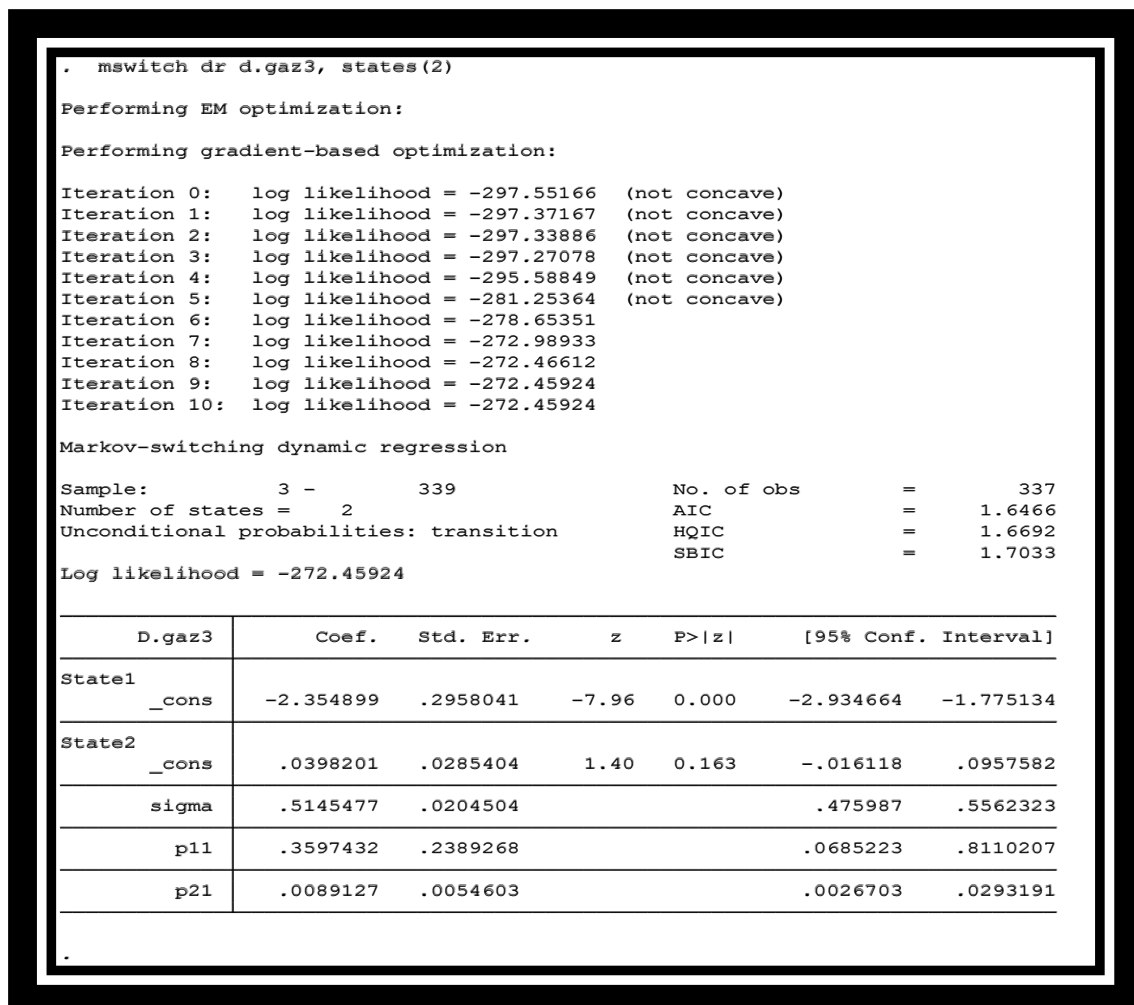
Το μοντέλο του Markov παρουσιάζει και πάλι καλύτερο λόγο πιθανοφάνειας. Άρα είναι καλύτερη μέθοδος και σε αυτήν την περίπτωση. Συνεχίζουμε με το future contact3 και παίρνουμε τα εξής αποτελέσματα:



Εικόνα 5.11 γραφική παράσταση της χρονοσειράς των δεδομένων gaz1



Εικόνα 5.12 Έλεγχος στασιμότητας της χρονοσειράς



Εικόνα 5.13 Αποτελέσματα Markov switching 2 καταστάσεων για τα δεδομένα του αρχείου gaz3

Στην περίπτωση αυτή σταματάμε σε 2 καταστάσεις με πρώτες διαφορές γιατί το μοντέλο δεν συγκλίνει για 3 καταστάσεις. Ο πίνακας της γραμμικής παλινδρόμησης σε πρώτες διαφορές μας δίνει κι εδώ τα εξής αποτελέσματα:

Υπόδειγμα 3: OLS, χρήση των παρατηρήσεων 1960-01-02:1960-12-04 (T = 338)
 Εξαρτημένη μεταβλητή: gaz3
 HAC τυπικά σφάλματα, εύρος ζώνης 5 (Bartlett πυρήνας)

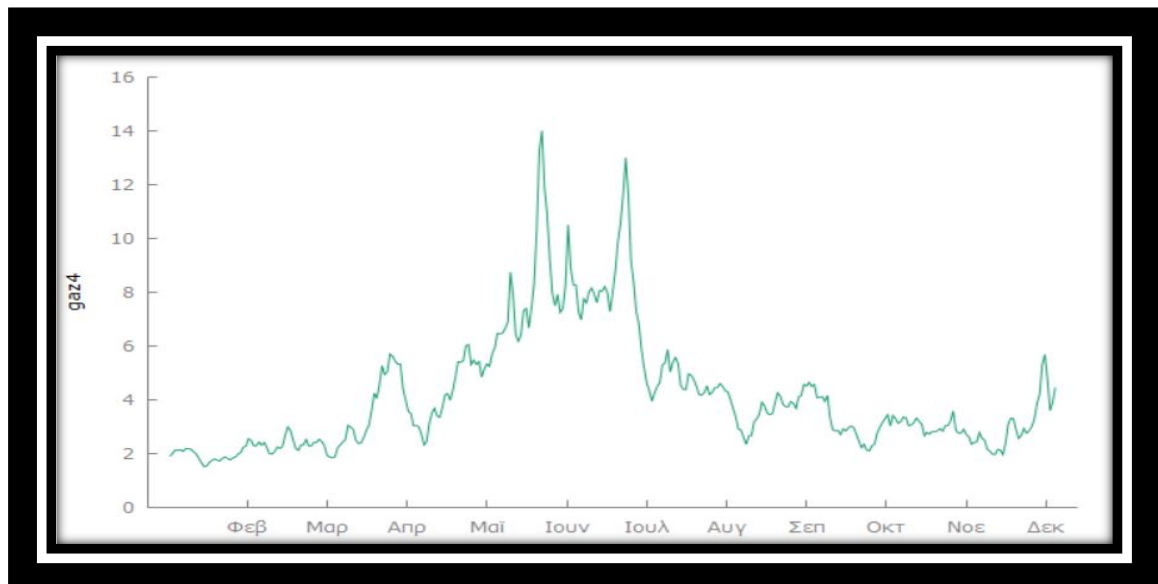
	συντελεστής	τυπ. σφάλμα	t-λόγος	p-τιμή
const	4,05649	0,535383	7,577	3,47e-013 ***
time	0,000435235	0,00219581	0,1982	0,8430

Μέσος εξαρτ. μεταβλ.	4,130695	T.A. εξαρτ. μτβλ.	2,260073
Αθρ. τετρ. καταλ.	1720,763	T.Σ. παλινδρόμησης	2,263033
R-τετράγωνο	0,000354	Προσαρμ. R-τετράγωνο	-0,002621
F(1, 336)	0,039288	P-τιμή (F)	0,842999
Λογ-πιθανοφάνεια	-754,6449	Akaike κριτήριο	1513,290
Schwarz κριτήριο	1520,936	Hannan-Quinn	1516,337
ρ	0,965360	Durbin-Watson	0,067115

Σημειώσεις σχετικά με τις συντμήσεις των στατιστικών του υποδείγματος:
 T.A.: τυπική απόκλιση
 T.Σ.: τυπικό σφάλμα

Εικόνα 5.14 Αποτελέσματα γραμμικής παλινδρόμησης για τα δεδομένα του αρχείου gaz2

Τα συμπεράσματα που προκύπτουν είναι όμοια με τα προηγούμενα. Στα δεδομένα του future contact4 τα αποτελέσματα είναι τα εξής:



Εικόνα 5.15 γραφική παράσταση της χρονοσειράς των δεδομένων gaz1

```

Ελεγχος KPSS της gaz4

T = 339
Παράμετρος περικοπής υστέρησης = 5
Στατιστική ελέγχου = 0,949727

Κρίσιμες τιμές: 0,348    0,462    0,741    10%    5%    1%
p-τιμή < .01

```

Εικόνα 5.16 Έλεγχος στασιμότητας της χρονοσειράς

```

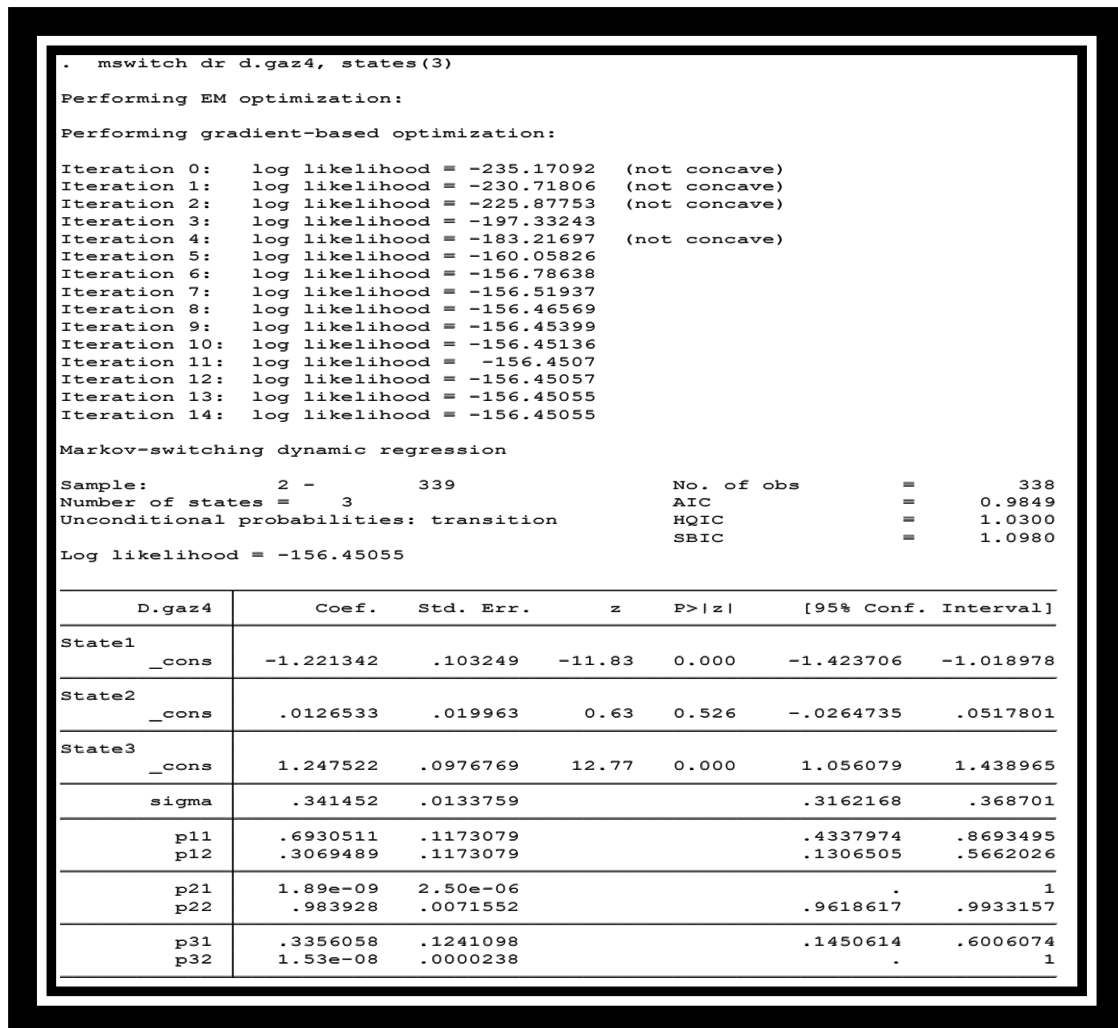
. mswitch dr d.gaz4, states(2)
Performing EM optimization:
Performing gradient-based optimization:
Iteration 0: log likelihood = -249.24679 (not concave)
Iteration 1: log likelihood = -248.92272 (not concave)
Iteration 2: log likelihood = -248.63924 (not concave)
Iteration 3: log likelihood = -237.84324 (not concave)
Iteration 4: log likelihood = -233.23711
Iteration 5: log likelihood = -224.13201
Iteration 6: log likelihood = -223.79635
Iteration 7: log likelihood = -223.796
Iteration 8: log likelihood = -223.796

Markov-switching dynamic regression
Sample: 2 - 339 No. of obs = 338
Number of states = 2 AIC = 1.3538
Unconditional probabilities: transition HQIC = 1.3764
Log likelihood = -223.796 SBIC = 1.4104

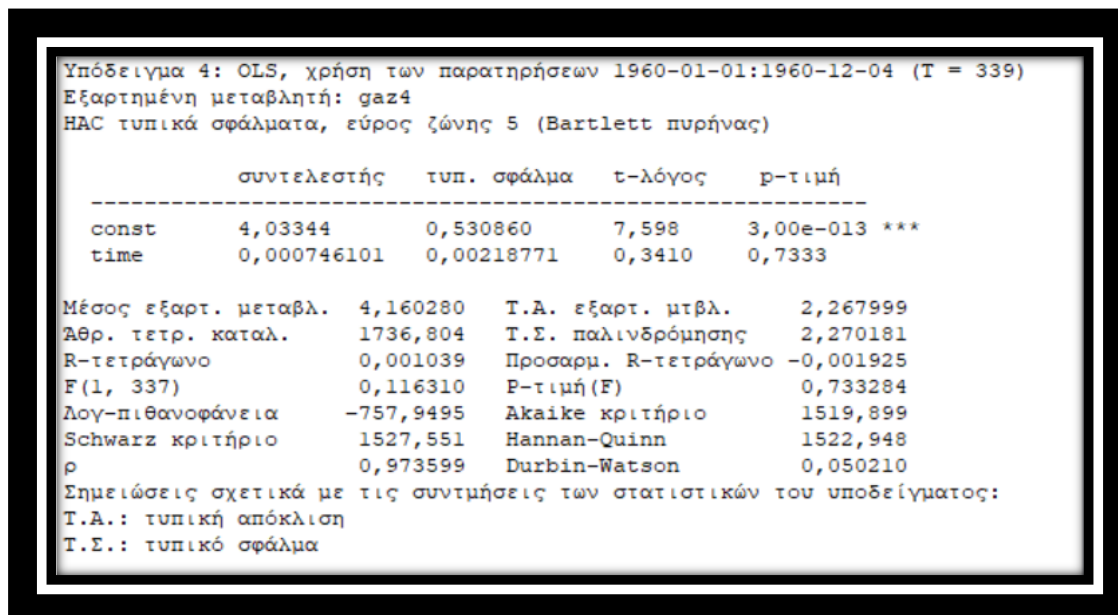
```

D.gaz4	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
State1 _cons	-.0420755	.0246613	-1.71	0.088	-.0904108 .0062597
State2 _cons	1.380409	.1649269	8.37	0.000	1.057158 1.70366
sigma	.4356853	.0171126			.4034036 .4705502
p11	.9871186	.0064713			.9658261 .9952103
p21	.359722	.1525257			.1330203 .6729091

Εικόνα 5.17 Αποτελέσματα Markov switching 2 καταστάσεων για τα δεδομένα του αρχείου gaz4



Εικόνα 5.18 Αποτελέσματα Markov switching 3 καταστάσεων για τα δεδομένα του αρχείου gaz4



Εικόνα 5.19 Αποτελέσματα γραμμικής παλινδρόμησης για τα δεδομένα του αρχείου gaz4

Το συμπέρασμα κι εδώ είναι ότι το μοντέλο του Markov υπερτερεί.

6.4. Συμπεράσματα

Συμπερασματικά , καταλήγουμε ότι όλα τα δεδομένα που χρησιμοποιήσαμε ερμηνεύονται καλύτερα με το μοντέλο του Markov .Επιπλέον , από τις γραφικές παραστάσεις παρατηρούμε ότι η τάση για αύξηση στα συμβόλαιά του πετρελαίου αυξάνονται την ίδια χρονική στιγμή και μειώνονται την ίδια. Αυτό είναι λογικό αφού και τα 4 συμβόλαια αφορούν το ίδιο προϊόν, το ίδιο συμβαίνει και με το φυσικό αέριο. Οι χρονοσειρές αυτές επειδή επηρεάζονται από πολλούς εξωτερικούς παράγοντες έχουν διαρκώς μεγάλες αυξομειώσεις στις τιμές και δεν μπορούν να περιγράψουν εύκολα από την γραμμική παλινδρόμηση. Η τάση αλλάζει κατεύθυνση αρκετές φορές οπότε και στην μελέτη με τάση δεν μπορεί να αντιπροσωπεύσει πολλές τιμές. Επιπλέον , δεν διακρίνεται από κάποια περιοδικότητα. Συνεπώς το μοντέλο του Markov μας δίνει καλύτερα αποτελέσματα.

Βιβλιογραφία

- Alizadeh A. H., Kavussanos M.G., & Menachof D. A. (2004). *Hedging against bunker price fluctuations using petroleum futures contracts: constant versus time varying hedge ratios. Applied Economics*, 36, 1337-1353
- Alizadeh A. H., & Nomikos, N. (2004). *A Markov regime switching approach for hedging stock indices. The Journal of Futures Markets*, 24, 649-674.
- Agnolucci, P. (2009). *Volatility in crude oil futures: a comparison of the predictive ability of GARCH and implied volatility models. Energy Economics*, 31(2), 316-321.
- S. M. J. (2013). *Evolving artificial neural network and imperialist competitive algorithm for prediction oil flow rate of the reservoir. Applied Soft Computing*, 13(2), 1085-1098.
- Basher, S. A., & Sadorsky, P. (2006). *Oil price risk and emerging stock markets. Global Finance Journal*, 17(2), 224 251.
- Bon, A. T., & Isah, N. (2016, November). *Hidden Markov Model and Forward-Backward Algorithm in Crude Oil*

- Benería, L., Berik, G., & Floro, M. (2015). *Gender, development and globalization: economics as if all people mattered*. Routledge.
- Bera, A., Garcia, P., & Roh, J. (1997). Estimation of time-varying hedge ratios for corn and soybeans: BGARCH and random coefficient approaches. *Sankhya: The Indian Journal of Statistics. Series B*, 59(3), 346-368.
- Bera, A. & Jarque, C. (1980). Efficient tests for normality, heteroscedasticity, and serial dependence of regression residuals. *Economic Letters*, 6, 255-259.
- Bystrom H.N.E. (2003). The hedging performance of electricity futures on the Nordic Power Exchange. *Applied Economics*, 35,1-11.
- Cai, J. (1994). A Markov model of switching regime-ARCH. *Journal of Business and Economic Statistics*, 12, 309-316.
- Chen, K. C., Sears R. S. & Tzang, D. (1987). Oil prices and energy futures. *The journal of futures markets*, 7, 501-518.
- Chouldry, T. (1997). Short run deviations and volatility in spot and futures stock returns: Evidence from Australia, Hong Kong, and Japan. *The Journal of Futures Markets*, 17, 689705.
- Dahl, A. C. (2011): *Energy Economics and International Energy Markets*. 730 p.
- Day, T. E., Lewis, C. M. (2004): *Margin Adequacy and Standards: An Analysis of the Crude Oil Futures Market*. *Journal of Business*, 77, 1, 101-135.
- Engle, C. (1994). Can the Markov switching model forecast exchange rates? *Journal of International Economics*, 36, 151-165.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of the United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50, 987-1008.
- Engle, R. F., & Granger, C. W. (1987). Cointegration and error correction: Representation, estimation, and testing. *Econometrica*, 55, 251-276.
- Engle, R. F., & Kroner, K. F. (1995). Multivariate simultaneous generalized ARCH. *Econometric Theory*, 11, 122-150.
- Figlewski, S. (1984). Hedging performance and basis risk in stock index futures. *Journal of Finance*, 39, 657-669.

- Fong, W. M., & See, K.H. (2002). A Markov switching model of the conditional volatility of crude oil prices. *Energy Economics*, 35, 71-95.
- Fong, W. M., & See, K.H. (2003). Basis Variations and Regime-Shifts in the oil futures market. *The European Journal of Finance*, 9, 499-513.
- Franckle, C.T. (1980). The hedging performance of the new futures markets: comment. *The Journal of Finance* 35, 1273–1279.
- Gardijan, M. (2010): Strategije trgovanja opcijama (Strategies of options trading). *Ekonomski pregled*, 62, 5-6, 311-337. (in Croatian)
- Kang, S. H., Yoon, S.-M. (2013): Modelling and forecasting the volatility of petroleum futures prices. *Energy Economics*, 36, 354-362.
- Karasalihoviü Sedlar, D., Barbir, G. Brkiü, V. (2017): Types of λ scal regime in hydrocarbon exploration and production. *The Mining-Geology-Petroleum Engineering Bulletin*, 32, 1, 45-53.
- Kyriakou, I., Pouliasis, P. K., Papapostolou, N. C. (2016): Jumps and stochastic volatility in crude oil prices and advances in average option pricing. *Quantitative Finance*, 16, 12, 1859-1873.
- Lazibat, T., Matiü, B. (2001) Strategije trgovanja opcijama na terminskim tržištima (Strategies of options trading on futures market). *Ekonomski pregled*, 52, 11-12, 1317-1344. (in Croatian)
- Maslyuk, S., Smyth, R. (2009): Cointegration between oil spot and future prices of the same and different grades in the presence of structural change. *Energy Policy*, 37, 5, 1687-1693.
- Price Forecasting. In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering* (Vol. 160, No. 1, p. 012067). IOP Publishing.
- Chatfield, C. (2016). *The analysis of time series: an introduction*. CRC press.
- Goldfeld, S.M. and R.E. Quandt (1973). A Markov model for switching regressions, *Journal of Econometrics*, 1, 3–16.
- Goodwin, T.H. (1993). Business-cycle analysis with a Markov switching model, *Journal of Business & Economic Statistics*, 11, 331–339.

- Granger, C.W.J. and T. Teräsvirta (1993). *Modelling Nonlinear Economic Relationships*, New York, NY: Oxford University Press.
- Gray, S.F. (1996). Modeling the conditional distribution of interest rates as a regimeswitching process, *Journal of Financial Economics*, **42**, 27–62.
- Hamilton, J.D. (1988). Rational-expectations econometric analysis of changes in regimes: An investigation of the term structure of interest rates, *Journal of Economic Dynamics and Control*, **12**, 385–423.
- Hamilton, J.D. (1989). A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle, *Econometrica*, **57**, 357–384.
- Hamilton, J.D. (1990). Analysis of time series subject to changes in regime, *Journal of Econometrics*, **45**, 39–70.
- Hamilton, J.D. (1994). *Time Series Analysis*, Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Hamilton, J.D. (1996). Specification testing in Markov-switching time series models, *Journal of Econometrics*, **70**, 127–157.
- Hamilton, J.D. and G. Lin (1996). Stock market volatility and the business cycle, *Journal of Applied Econometrics*, **11**, 573–593.
- Hamilton, J.D. and R. Susmel (1994). Autoregressive conditional heteroscedasticity and changes in regime, *Journal of Econometrics*, **64**, 307–333.
- Hansen, B.E. (1992). The likelihood ratio test under nonstandard conditions: Testing the Markov switching model of GNP, *Journal of Applied Econometrics*, **7**, S61–S82.
- Hansen, B.E. (1996a). Erratum: The likelihood ratio test under nonstandard conditions: Testing the Markov switching model of GNP, *Journal of Applied Econometrics*, **11**, 195–198.
- Gelman, A., Carlin, J. B., Stern, H. S., & Rubin, D. B. (2014). *Bayesian data analysis (Vol. 2)*. Boca Raton, FL, USA: Chapman & Hall/CRC.
- Kang, S. H., & Yoon, S. M. (2013). Modeling and forecasting the volatility of petroleum futures prices. *Energy Economics*, **36**, 354–362.

- Kaygusuz, K. (2012). *Energy for sustainable development: A case of developing countries*. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(2), 1116-1126.
- Kilian, L., & Murphy, D. P. (2014). *The role of inventories and speculative trading in the global market for crude oil*. *Journal of Applied Econometrics*, 29(3), 454-478.
- Krogh, A., Larsson, B., Von Heijne, G., & Sonnhammer, E. L. (2001). *Predicting transmembrane protein topology with a hidden Markov model: application to complete genomes*. *Journal of molecular biology*, 305(3), 567-580.
- Li, H., Pan, Y., & Zhou, Q. (2015). *Filter design for interval type-2 fuzzy systems with D stability constraints under a unified frame*. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 23(3), 719-725.
- Patterson, T. A., Basson, M., Bravington, M. V., & Gunn, J. S. (2009). *Classifying movement behaviour in relation to environmental conditions using hidden Markov models*. *Journal of Animal Ecology*, 78(6), 1113-1123.
- Teo, T. T., Logenthiran, T., & Woo, W. L. (2015,). *Forecasting of photovoltaic power using extreme learning machine*. In *Smart Grid Technologies-Asia (ISGT ASIA), 2015 IEEE Innovative* (pp. 1-6). IEEE.
- Wilson, A. D., & Bobick, A. F. (1999). *Parametric hidden markov models for gesture recognition*. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 21(9), 884-900.
- Yu, H., & Siskind, J. M. (2013). *Grounded Language Learning from Video Described with Sentences*. In *ACL (1)* (pp. 53-63).
- Yu, L., Zhao, Y., & Tang, L. (2014). *A compressed sensing based AI learning paradigm for crude oil price forecasting*. *Energy Economics*, 46, 236-245.
- Ching, W. K., Fung, E. S. and Michael, K. Ng.: *A Multivariate Markov Chain Model for Categorical Data Sequences and Its Applications in Demand Predictions*, *IMA Journal of Management Mathematics* 13 (2002) 187–199.

- Ching, W. K., Fung, E. S. and Michael, K. Ng.: *A Higher-Order Markov Chain for Newsboys Problem*, *Journal of the Operation research society* 54 (2003) 291–298.
- Ching, W. K., Fung, E. S. and Michael, K. Ng.: *Higher-Order Multivariate Markov Chains and Their Applications*, *Linear algebra and its Applications* 428 (2008) 492–507.
- Ching, W and Dong-Mei, Z.: *Note on the Stationary Property of High-dimensional Markov Chain Models*, *International Journal of Pure and Applied Mathematics* 66(3) (2011) 321–330.
- Ersoy Oz. and Erpolat, S.: *An Application of Multivariate Markov Chain Model on the Changes in Exchange Rates: Turkey Case*, *European Journal of Social Sciences* 18(4) (2011) 542–552.
- Hongxing, Y., Yutong Li., Lin Lu. and Ronghui Qi.: *First order multivariate Markov chain model for generating annual weather data for Hong Kong*, *Journal of Energy and Buildings* 43(9) (2011) 2371–2377.
- Horn, R. and Johnson, C.: *Matrix analysis*, Cambridge University Press, Cambridge, UK, 1985.
- Raftery, A.: *A Model for Higher Order Markov Chain*, *Journal of Royal Statistical Society, Series B* 47(3) (1985) 519–524.
- Raftery, A. and Tavaré, S.: *Estimated and Modeling Repeated Pattern in Higher Order Markov Chain with the Mixture Transition Distribution Model*, *Applied Statistics* 43(1) (1994) 179–199.
- Moschini, G., Myers, R. J. (2002). *Testing for constant hedge ratios in commodity markets: a multivariate GARCH approach*. *Journal of Empirical Finance*, 9 (5), 589-604.
- Myers, R. & Thompson, S. (1989). *Generalised optimal hedge ratio estimation*. *American Journal of Agricultural Economics* 71, 858–868.
- Newey, W., & West, K. (1987). *A simple positive semi-definite, heteroscedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix*, *Econometrica*, 55, 703-708

- Nomikos, N. (1999). *Price discovery, risk management and forecasting in the freights futures markets. Unpublished PhD thesis, City University Business School, London, UK.*
- Osterwald-Lenum, M. (1992). *A note with the quantiles of the asymptotic distribution of the ML cointegration rank test statistics. Oxford Bulletin of Economics and Statistics, 54, 461-472.*
- Park, T. & Switzer, L. (1995). *Bivariate GARCH estimation of the optimal hedge ratios for stock index futures: A note. Journal of Futures Markets, 15, 61-67.*
- Perez-Quiros, G., & Timmerman A. (2000). *Firm size and cyclical variations in stock returns. The Journal of Finance. LV, 1229-1262.*
- Phillips, P. & Perron, P. (1988). *Testing for a unit root in time series regressions. Biometrika, 75, 335-346.*
- Sarno, L., & Valente, G. (2000). *The cost of carry model and regime shifts in stock index futures markets; An empirical investigation. The Journal of Futures Markets, 20, 603-624.*
- Wilson, B., Aggarwal, R., & Inclan C. (1996). *Detecting volatility changes across the oil sector. The Journal of Futures Markets 47, 313-330.*
- Sarkar, A. and Dunson, D. B.: *Bayesian Nonparametric Modeling of Higher Order MarkovChains, Journal of American Statistical Association Accepted (2016) 1–17*
- Siu, T. K., Ching, W. K. and Fung, E. S.: *On a multivariate Markov chain model for creditrisk measurement, Quantitative Finance 5(6) (2011) 543-556.*
- Tie Liu .: *Application of Markov Chains to Analyze and Predict the Time Series, Modern Applied Science 4(5) (2010) 162–166.*
- Vasek Chavatal.: *Linear Programming, W.H. Freeman and Company, New York. 1983.*
- Wang, Z., Gong, Z., Zhao, W. and Zhu, W.: *On a multivariate Markov chain model for creditrisk measurement, Higher-order Multivariate Markov Chains Based in particle Swarm Optimization Algorithm for Air Pollution Forecasting, Asia-Pacific Conference on Information Processing. (2009) 42-46.*