



وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
جامعة القادسية
كلية الإدارة والاقتصاد
الدراسات العليا

تقدير نموذج GARCH المتكامل كسرياً مع التطبيق

رسالة مقدمة

إلى مجلس كلية الإدارة والاقتصاد – جامعة القادسية
وهي جزء من متطلبات نيل درجة الماجستير علوم في الإحصاء

من الطالبة

حنان عباس حمزة جلاب الراشدي

إشراف

أ.د محمد حبيب كاظم الشاروط

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

وَمَنْ يَتَوَكَّلْ عَلَى اللَّهِ فَهُوَ حَسْبُهُ إِنَّ اللَّهَ بَالِغُ أَمْرِهِ
قَدْ جَعَلَ اللَّهُ لِكُلِّ شَيْءٍ قَدْرًا

صدق الله العظيم

سورة الطلاق - الآية (3)

الإهداء

الى معلم البشرية ومنبع العلم، الى من أنار الدرب للعالم
أجمع، نبينا محمد صلى الله عليه وسلم

إلى اليد الطاهرة التي أزالتي من أمامنا أشواك الطريق
ورسمت لنا المستقبل بخطوط من الأمل والثقة ، الى من
كافح وعانى وأمدنا بالقوة والعزيمة ، أبي الغالي حفظه الله .

الى القلب الحنون المعطاء ، يا من حرمت نفسك من أبسط
الأشياء لأجلي ولأجل إخوتي يا من علقت الصبر وأفنيت
جسدك وعمرك كي نصل وها قد وصلنا، أمي الحبيبة .

إلى الروح التي سكنت روحي وتحملت المتاعب من أجلي
الرفيق لدربي زوجي

الى من جمعهم معي ظلمة الرحمالى من يعيش في
ظل وجودهم املي اخوتي واخواتي .

اليهم جميعاً أهدى ثمرة جهدي هذا داعياً الله سبحانه وتعالى
يحفظهم ويحميهم جميعاً .

شكر وامتنان

{ رب أوزعني ان اشكر نعمتك التي انعمت على وعلى والدي
وان اعمل صالحا ترضاه وأدخلني برحمتك في عبادك
الصالحين } (الاية 19 من سورة النمل)

الحمد والشكر لله سبحانه وتعالى اولاً، فله الفضل والنعمة
والشكر دائماً وابدأ ، ومن ثم اتقدم بجزيل الشكر والامتنان
إلى من مد لي يد العون والمساعدة للبدء في إعداد هذه
الرسالة وحتى الانتهاء استاذي الفاضل الدكتور محمد حبيب

الشاروط الذي شرفني بالموافقة على الإشراف على هذه الرسالة والذي كان لتوجيهاته وملحوظاته الأثر البالغ في إخراج هذه الرسالة على هذا النحو أسأل الله عز وجل له التوفيق والصحة والعمر المديد.

وأسجل شكري وتقديري الى السادة رئيس لجنة المناقشة واعضائها الكرام لتفضلهم بقبول مناقشة رسالتي ولما سيبدون من ملاحظات قيمة تسهم في اغناء الرسالة . كذلك اوجه الشكر والتقدير الى الاساتذة الافاضل كل من رئيس واساتذة قسم الاحصاء الذين اسهموا في تدريسي خلال فترة دراستي . والشكر ايضاً الى جميع زملائي وزميلاتي في الدراسة والعمل وكل من مد لي يد العون وادعو الله ان يوفقهم الى كل ما فيه خير وصلاح .

حنان

المحتويات

الصفحة	الموضوع
أ	الآية القرآنية
ب	الإهداء
ج	شكر وامتنان
د، هـ، و	المحتويات
ز	قائمة المختصرات
ح	قائمة الاشكال
ط	قائمة الجداول
ي	قائمة الملاحق
ك، ل	مستخلص البحث
1-12	الفصل الأول : المقدمة وهدف البحث والاستعراض المرجعي
1	المقدمة
3	1.1 مشكلة البحث
3	2.1 هدف البحث
3-10	3.1 الاستعراض المرجعي
51-11	الفصل الثاني : الجانب النظري

21-11	المبحث الاول : مفاهيم عامة واسباسية	
11	تمهيد	
12	مفاهيم اساسية عن السلاسل الزمنية	1.2
12	الاستقرارية في السلاسل الزمنية	1.1.2
13	التغاير الذاتي والارتباط الذاتي	2.1.2
14	دالة الارتباط الذاتي	3.1.2
15	دالة الارتباط الذاتي الجزئي	4.1.2
15	السلسلة غير المستقرة	5.1.2
16	اختبار ديكي فولر المطور	6.1.2
16	عملية الضوضاء البيضاء	7.1.2
17	مؤثر الازاحة الخلفي او عامل الازاحة	8.1.2
20-17	منهجية بوكس جينكينز	9.1.2
17	نموذج الانحدار الذاتي العام (AR)	1.9.1.2
18	نموذج العام للأوساط المتحركة (MA)	2.9.1.2
19	نموذج الانحدار الذاتي والأوساط المتحركة (ARMA)	3.9.1.2
20	نموذج الانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك المتكامل (ARIMA)	4.9.1.2
20	التقلب	10.1.2
21	مشكلة عدم تجانس التباين	11.1.2
21	سلسلة العوائد	12.1.2
51-22	المبحث الثاني نماذج الانحدار الذاتي المعمم المتكاملة جزئياً المشروط بعدم تجانس التباين	
22	نموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس التباين . ARCH	1.2.2
24	نماذج الانحدار الذاتي المعمم المشروط بعدم تجانس التباين . GARCH	2.2.2
25	نموذج الانحدار الذاتي المعمم الاسي المشروط بعدم تجانس التباين . EGARCH	3.2.2
27	نموذج الانحدار الذاتي المعمم العتبة المشروط بعدم تجانس التباين .TGARCH	4.2.2
28	نموذج الانحدار الذاتي المعمم المتكامل المشروط بعدم تجانس التباين . IGARCH	5.2.2
29	مفهوم الذاكرة الطويلة Long Memory	6.2.2
30	نموذج الانحدار الذاتي المعمم المتكامل الجزئي المشروط بعدم تجانس التباين FIGARCH	7.2.2
33	نماذج ARMA - FIGARCH	8.2.2
33	مراحل بناء نماذج FIGARCH	9.2.2
38-33	التشخيص Identification	1.9.2.2
42-38	الكشف عن الذاكرة الطويلة Detection of Long Memory	2.9.2.2
43-42	التقدير Estimation	10. 2.2
45-43	معايير اختيار النموذج Model selection criteria	11.2.2

45	فحص مدى ملاءمة النموذج	12.2.2
51-48	التنبؤ Forecasting	13.2.2
84-52	الفصل الثالث : الجانب التطبيقي	
52	المقدمة	
52	وصف البيانات	1.3
54	تحليل بيانات السلسلة	2.3
55	التحقق من وجود الاستقرار في البيانات للسلسلة الزمنية	3.3
55	اختبار ديكي فولر المطور لسلسلة أسعار النفط	1.3.3
56	اختبار عدم تجانس التباين لسلسلة الزمنية لأسعار النفط اليومية	2.3.3
57	اختبار وجود ارتباط ذاتي بين الأخطاء لسلسلة أسعار النفط .	3.3.3
58	سلسلة العوائد	4.3
59	الإحصاء الوصفي واختبار التوزيع الطبيعي لسلسلة العوائد	1. 4.3
60	اختبار الاستقرار لسلسلة العوائد	2.4.3
61	اختبار وجود ارتباط ذاتي بين الأخطاء لسلسلة العوائد	3.4.3
62	اختبار تجانس التباين لسلسلة العوائد	4.4.3
62	اختبارات الذاكرة الطويلة Long Memory Tests	5.3
68-63	تقدير نماذج FIGARCH لسلسلة العوائد لأسعار النفط	6.3
70-68	بناء نماذج ARMA(p,q) لسلسلة العوائد لأسعار النفط اليومية	7.3
71	تشخيص البواقي لنموذج ARMA(p,q)	1.7.3
72	اختبار وجود تأثير ARCH-LM	2.7.3
73-72	اختبار Ljung-Box test	3.7.3
74	اختبار BDS	4.7.3
75	نماذج ARMA-FIGARCH أحادية المتغير غير الخطية	8.3
76	اختيار النموذج المناسب	9.3
77	تقدير النموذج المناسب لسلسلة العوائد لأسعار النفط	1.9.3
79-78	اختبارات تشخيص النموذج	2.9.3
80	التنبؤ	10.3
84-81	معايير اختبار دقة التنبؤ	11.3
86-85	الفصل الرابع : الاستنتاجات و التوصيات	
85	تمهيد	

85	الاستنتاجات	1.4
86	التوصيات	2.4
97-87	المصادر	
112-98	الملاحق	

قائمة المختصرات

Term	Meaning	Symbol
Autoregressive Conditional Heteroskedastic	ARCH	الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس التباين
Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedastic	GARCH	الانحدار الذاتي المعمم المشروط بعدم تجانس التباين
Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedastic	EGARCH	الانحدار الذاتي المعمم الاسي المشروط بعدم تجانس التباين
Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic	TGARCH	الانحدار الذاتي المعمم ذو العتبة المشروط بعدم تجانس التباين
Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic	IGARCH	الانحدار الذاتي المعمم المتكامل المشروط بعدم تجانس التباين
Fractionally Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedastic	FIGARCH	الانحدار الذاتي المعمم المتكامل جزئياً المشروط بعدم تجانس التباين
Autocorrelation Function	ACF	دالة الارتباط الذاتي
Partial Auto Correlation Function	PACF	دالة الارتباط الذاتي الجزئي
Augmented Dickey-Fuller	ADF	اختبار ديكي فولر المطور
Autoregressive- Moving Average	ARMA	الانحدار الذاتي للأوساط المتحركة
Lagrange Multiplier	LM	مضاعف لاغرانج
Rescaled - Range Analysis	R/S statistic	احصاءه تحليل R/S
Geweke and Porter-Hudak	GPH	اختبار GPH
Akaike Information criterion	AIC	معيار معلومات اكاكي
Bayesian Information criterion	BIC	معيار معلومات بيز
Hannan- Quinn Criterion	HQC	معيار المعلومات لـ حنان كوين
Brok-Declhert Scheinkman Test	BDS	اختبار BDS
Root Mean Square Error	RMSE	جذر متوسط مربع الخطأ

Mean Absolute Error	MAE	متوسط الخطأ المطلق
Mean Absolute Percentage Error	MAPE	متوسط مطلق الخطأ النسبي
Quasi - Maximum Likelihood Estimator	QMLE	التقدير بدالة شبه الامكان الاعظم

قائمة الاشكال

الصفحة	عنوان الشكل	رقم الشكل
53	الرسم البياني لسلسلة اسعار النفط اليومية من (2003/01/2) لغاية (2022/03/31)	1.3
54	الاحصاء الوصفي لبيانات السلسلة الزمنية لأسعار النفط اليومية	2.3
57	يوضح قيم دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي ونتائج اختبار Box-Ljung للسلسلة الزمنية	3.3

58	يوضح سلسلة العوائد لأسعار النفط اليومية	4.3
59	يوضح بعض المقاييس الوصفية لسلسلة العوائد	5.3
61	يوضح قيم دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي واختبار Ljung-Box لسلسلة العوائد	6.3
70	يوضح المقارنة للبواقي النموذج وبواقي القيم الفعلية	7.3
70	يوضح البواقي للنموذج ARMA(2,2)	8.3
71	مجمّل الاحصاءات الوصفية لسلسلة البواقي للنموذج ARMA(p,q)	9.3
78	يوضح بواقي نموذج ARMA(2,2)-FIGARCH(1,d,2)	10.3
80	يوضح القيم المتنبئ بها للسلسلة العودة داخل العينة	11.3
80	يوضح التنبؤ بالتقلبات لسلسلة العودة لأسعار النفط داخل العينة	12.3
81	يوضح التنبؤات خارج العينة لسلسلة العودة لأسعار النفط	13.3

قائمة الجداول

الصفحة	عنوان الجدول	رقم الجدول
55	يوضح نتائج اختبار Augmented Dickey Fuller	1.3
56	يوضح نتائج اختبار عدم تجانس التباين لسلسلة اسعار النفط اليومية	2.3
60	يوضح نتائج اختبار ديكي فولر المطور لسلسلة عوائد أسعار النفط	3.3

62	يبيّن نتائج اختبار عدم تجانس التباين ARCH LM-test	4.3
63	يوضح اختبارات الذاكرة الطويلة	5.3
64	نتائج تقدير نماذج FIGARCH (p,d,q) بطريقة Q-MLE لسلسلة العود لأسعار النفط في حالة توزيع الخطأ توزيع طبيعي	6.3
65	نتائج تقدير نماذج FIGARCH (p,d,q) بطريقة Q-MLE لسلسلة العود لأسعار النفط في حالة توزيع الخطأ توزيع Student distribution(t)	7.3
67	يوضح مقارنة النماذج المقترحة باختلاف توزيع الخطأ	8.3
68	يوضح مقارنة النماذج المقترحة ARMA لسلسلة العوائد	9.3
69	يوضح تقدير معاملات انموذج ARMA(2,2)	10.3
71	اختبار Arch-LM لبواقي نموذج ARMA	11.3
72	يوضح معاملات Ljung-Box test لقيم سلسلة البواقي	12.3
73	يوضح معاملات Ljung-Box test لقيم مربعات سلسلة البواقي	13.3
74	يبيّن نتائج اختبار BDS لسلسلة البواقي	14.3
76	يوضح مقارنة النماذج المقترحة باختلاف توزيع الخطأ	15.3
76	يوضح مقارنة النماذج الخطية واللاخطية والمختلطة	16.3
77	يوضح تقدير النموذج ARMA(2,2)-FIGARCH(1,d,2) الذي يكون الخطأ فيه يتبع توزيع t	17.3
79	اختبار Arch-LM لبواقي نموذج ARMA(2,2) لسلسلة العود لأسعار النفط FIGARCH(1,d,2)	18.3
79	اختبار Ljung-Box لبواقي نموذج ARMA(2,2) FIGARCH(1,d,2)	19.3
82	يبيّن المقارنة بين التنبؤ داخل وخارج العينة لأفضل نموذج لسلسلة عائدات النفط	20.3
83	يوضح القيم التنبؤية المستقبلية مع حدي الثقة للنموذج خارج العينة لـ 60 خطوة مستقبلية	21.3

قائمة الملاحق

الصفحة	عنوان الملحق	رقم الملحق
98	اختبار ديكي فولر المطور	ملحق رقم -1-
99	اختبار الاستقلالية للبواقي	ملحق رقم -2-

100	دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي	ملحق رقم -3-
101	تقديرات نموذج ARMA (2, 2) - FIGARCH (p, d, q)	ملحق رقم -4-
110	يوضح القيم التنبؤية المستقبلية للنموذج مع حدي الثقة	ملحق رقم -5-

المستخلص

نظراً لتطور تطبيق نماذج السلاسل الزمنية بشكل ملحوظ في أواخر العقد الأخير من القرن الماضي ، و لا سيما في مجال أسواق الأوراق المالية .
تعد نمذجة التقلبات والتنبؤ والاعتماد الزمني في التباين الشرطي موضع اهتمام العديد من الاقتصاديين والمحللين الماليين . ومن الاساليب الأكثر شيوعا في هذا الاطار هي انموذج

الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس التباين (ARCH) الذي قدمه (Engle,1982) وانموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس التباين المعمم (GARCH) المقدم من قبل (Bollerslev,1986). ولكون اسعار الكثير من المنتجات تتحرك بتقلبات مستمرة خلال بعض الفترات ولوجود الذاكرة الطويلة فيها ، تم ادخال مصطلح عرف بنموذج الذاكرة الطويلة للعملية (GARCH) الذي قدم من قبل الباحثين Baillie, Bollerslev, Mikkelsen, ((1996)) بعنوان انموذج (FIGARCH), حيث تعد نماذج يمكن استعمالها في الحالة التي يكون فيها تناقص بطيء للارتباطات الذاتية على المدى الطويل للسلسلة الزمنية و سيتم تقدير النموذج بطريقة شبه الامكان الأعظم (QMLE) لتقدير معاملات النموذج FIGARCH بافتراض ان توزيع الاخطاء يتبع توزيعين (التوزيع الطبيعي ، توزيع T) .

و كان الهدف الرئيس الآخر هو التحقيق في نماذج ARMA (الخطية) ونماذج FIGARCH (غير الخطية) المختلطة ، ويتم تقدير النماذج باستخدام طريقة شبه الامكان الاعظم QMLE بعد ذلك ، نستخدم هذه النماذج لنمذجة تقلبات عوائد اسعار النفط اليومية وتم إجراء مقارنة النتائج واختيار أفضل نموذج مناسب من بين العديد من النماذج الأخرى للتنبؤ بالتقلب ، اعتمادا على أقل قيمة لمعلومات معيار Akaike (AIC) و معيار معلومات شوارتز (SIC) وحنان كوين (HQ) علاوة على ذلك يجب أن تكون المعلمات معنوية وذات دلالة احصائية ، ولا تحتوي البواقي على الارتباط التسلسلي وتأثير ARCH . أخيرا نختار افضل نموذج مناسب للتنبؤ بالتقلب لسلسلة اسعار النفط اليومية ، اعتمادا على ثلاثة مقاييس دقة تنبؤ RMSE و MAE و MAPE. اذ تبين ان افضل نموذج يناسب تقلب سلسلة اسعار عوائد النفط اليومية هو نموذج ARMA(2,2)-FIGARCH(1,d,2) مع توزيع (Student's-t) لكونه اعطى اقل القيم لمعايير جودة الانموذج وكفاءة التنبؤ.

Introduction

المقدمة

ان موضوع الذاكرة الطويلة (Long memory) من المواضيع المهمة التي نالت الاهتمام الكبير من قبل الباحثين في السنوات الأخيرة إذ تطور هذا المفهوم بسرعة وظهر في مجالات علمية مختلفة لاسيما المجالات المالية و الاقتصادية وغيرها وهذا ما دفع الإحصائيين للاهتمام

به من خلال دراسة السلوك الديناميكي للمتغيرات المالية وتوظيف المقاييس الاحصائية بغرض دراسة وتحليل سلوكيات هذه الظواهر ، ولعل من اهم هذه المقاييس التي يتواكب حدوثها مع الذاكرة الطويلة هي المتسلسلات الزمنية التي تعرف بانها مجموعة من المشاهدات المرتبطة مع بعضها لظاهرة ما لوحظت بصورة متعاقبة خلال فترة زمنية محددة والتي يكون نشوؤها من علاقتها بالزمن t ، وان الهدف من تحليلها هو وصف ملامح الظاهرة التي تولد هذه السلسلة وبناء أنموذج قياسي لتفسير سلوكها واعتماد هذا الأنموذج للتنبؤ بالقيم ولمدد مستقبلية بالاعتماد على القيم لمدد سابقة . إذ شهد تحليل السلاسل الزمنية تطورا ملحوظا بعدما قدم العالمان (Box-Jenkins) منهجية حديثة في مطلع النصف الثاني من القرن العشرين والتي أثبتت كفاءة عالية وأصبحت مدخلا حقيقيا للتحليل الحديث للسلاسل الزمنية لما تتضمنه من نظريات إحصائية وطرائق ووسائل بيانية وحسابية، وقد اتخذ الخبراء والباحثون هذه المنهجية مرجعاً رئيساً لهم للتعرف على النموذج الملائم وتقدير معلماته وتشخيصه واستعماله في التنبؤ بالمشاهدات المستقبلية المتمثلة بنموذج الانحدار الذاتي والايوساط المتحركة ARMA التي اصبح لها استخدام واسع في تحليل و نمذجة السلاسل الزمنية الخطية الا انها لا تستطيع تفسير التقلبات والتغيرات في بعض الظواهر والتي تتميز بكثرة تقلباتها الزمنية وعليه فان النموذج الخطي يصبح غير ملائم مع مجموعة البيانات الحقيقية للظاهرة اضافة الى ذلك فأنها تتطلب بعض الافتراضات الخاصة بالخطأ العشوائي منها أن متوسط الأخطاء يساوي صفراً وتباين الأخطاء ثابت مع مرور الزمن وأن الأخطاء مستقلة عن بعضها لكن نلاحظ في كثير من السلاسل الزمنية انها لا تتحقق الشروط السابقة إذ ان التباين يكون غير ثابت كما في السلاسل الزمنية المالية بالتالي يؤدي الى عدم كفاءة النموذج في عملية التنبؤ مما فرض تحدياً جديداً على العلماء في ايجاد الحل البديل ، إذ تم اقتراح نماذج غير خطية تأخذ بالاعتبار هذه الفرضيات وعدم تحقق هذه الشروط وتعتبر هذه النماذج وتطويراته المختلفة احدى الطرائق المهمة لتصف التغيرات الزمنية خاصة الظواهر التي تتضمن قدراً كبيراً من عدم اليقين او عدم التأكد ، إذ ان هذه النماذج تأخذ بنظر الاعتبار معالجة مشكلة التقلبات في السلسلة الزمنية وكذلك لتحسين مطابقة النموذج للبيانات وتعطي بذلك تفسيراً للتذبذبات التي تحصل في ظواهر السلاسل الزمنية المختلفة و بعد سلسلة من التطورات قدم الباحث روبرت انجل (Robert F. Engle) عام (1982م) فئة جديدة من النماذج اطلق عليها نماذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس التباين (ARCH)^[57] إذ اراد الباحث من خلالها معالجة المشاكل التي تعاني منه نماذج (ARMA) السابقة ،

لاسيما في السلاسل الزمنية المالية التي تتميز بسرعة التقلبات (Volatility) المرتبطة بالزمن ، وقد تم تعميم هذا النموذج من قبل بولرسلوف 1986م (Bollerslev) نموذج الانحدار الذاتي المعمم المشروط بعدم تجانس التباين ^[41](GARCH) لمعالجة مشكلة قيود نموذج ARCH على المعلمات وكذلك يحل مشكلة متطلبات النموذج الرتب العليا لوصف متسلسلة التباين ، ثم ظهرت مشكلة عدم التماثل في السلاسل الزمنية فتم اقتراح سلسلة من النماذج منها نماذج الانحدار الذاتي المعمم الاسي المشروط بعدم تجانس التباين ^[82](EGARCH) الذي اقترح من قبل Nelson عام 1991 والتي عرفت ان هذا النموذج ذو صيغة تختلف عن بقية نماذج عائلة GARCH إذ انه جعل من مسألة موجبية التباين المشروط ليس بوضع قيود او محددات على معلمات النموذج وإنما بصياغة معادلة التباين المشروط بشكل يضع لوغاريتم التباين عوضاً عن التباين نفسه وبذلك فربما تكون قيمة لوغاريتم التباين سالبة ولكن ستكون قيمة التباين موجبة . وهذا الامر يبطل وضع قيود على معلمات الانموذج كما في نموذج GARCH إذ أنه وبحسب بنية الدالة الاسية فإن مدى الدالة دائماً يكون موجباً أي أن التباين المشروط دائماً يكون موجباً ولا توجد قيود " موجبيه أو سالبيه " على معلماته . وايضاً اقترح نموذج ^[100](TGARCH) لغرض التقاط تحركات الصدمات السلبية لأن لها تأثيراً أكبر على التقلبات من الصدمات الإيجابية وكذلك اقترح نموذج الانحدار الذاتي المعمم المتكامل المشروط بعدم تجانس التباين ^[41](IGARCH) والذي اقترح من قبل (Engle , Bollerslev) عام 1986 ليعالج مشكلة عدم ثبات التباين ، يمكن أن تصبح النماذج السابقة غير مهيأة في حالة التي يكون فيها تناقص أسّي ملاحظ على دالة الارتباط الذاتي , من اجل ذلك قدم (Bollerslev , Baillie) ^[40] Mikkelsen عام 1996م نموذج الانحدار الذاتي المعمم المتكامل كسرياً المشروط بعدم تجانس التباين (FIGARCH) الذي لديه القدرة على وصف الاعتمادية طويلة المدى المحددة في قيم التباين الشرطي المرتبطة بالسلاسل الزمنية المالية . تضمنت هذه الرسالة اربعة فصول الاول يتضمن مقدمة عامة ومشكلة وهدف البحث والاستعراض المرجعي والفصل الثاني يتضمن الجانب النظري والذي يتكون من مبحثين الاول تعاريف ومفاهيم مهمة عن نماذج بوكس جنكينز والمبحث الثاني يتضمن نماذج عدم تجانس التباين وفيها تم وصف النموذج وكل ما ينطوي عليه من تطبيقات وايضا تحليل النموذج وتشخيص وتقدير نموذج السلسلة الزمنية ومن ثم اختبار هذا النموذج والفصل الثالث يتضمن الجانب التطبيقي للطريقة اعلاه باستخدام بيانات حقيقية متمثلة بأسعار النفط اليومية والفصل الرابع عرض اهم الاستنتاجات والتوصيات التي توصلت اليها الباحثة .

1.1 مشكلة البحث

The Research Problem

تعاني الكثير من السلاسل الزمنية و لا سيما السلاسل الزمنية المالية من وجود تقلبات فيها (عدم الثبات) او تذبذبات وتغيرات عشوائية نتيجة لتغير حركة الاموال بسبب تغير الظروف الاقتصادية عبر الزمن مما يؤدي إلى عدم استقرارية السلسلة الزمنية الامر الذي سيؤثر تأثيراً مباشراً على دقة التنبؤات المستقبلية نتيجة تأثير عملية التنبؤ واختيار النموذج الملائم لها مما يستلزم دراسة النماذج التي تهتم بالتقلبات في السلاسل الزمنية , و يلاحظ في بعض الاحيان ان هذه النماذج تكون غير قادرة على تفسير التقلبات المفاجئة التي تحدث في المستقبل بسبب تغير سلوك المشاهدات مما يؤدي الى تعديل النظام بشكل مختلف في مسار التقلب مما يجعل امكانية تطبيق نماذج الانحدار الذاتي المشروطة بعدم تجانس التباين GARCH غير كافية وحدها في وصف التغيرات المستقبلية للتقلبات و الحصول على نتائج تنبؤ أكثر دقة , الامر الذي يستلزم تطوير نماذج اخرى ذات منهجية تتلاءم أكثر مع ديناميكية ونمط نظام المشاهدات في مجال الذاكرة الطويلة و منها نموذج الانحدار الذاتي المعمم المتكامل الكسري المشروط بعدم تجانس التباين FIGARCH.

2.1 هدف البحث

The Research Aim

يهدف هذا البحث إلى التقدير والتنبؤ بالتقلبات للسلسلة الزمنية ذات الذاكرة الطويلة عندما تتبع عملية الخطأ العشوائي انموذج FIGARCH باستخدام سلسلة اسعار النفط اليومية للعراق للفترة من (2003/01/2) لغاية (2022/03/31) .

3.1 الاستعراض المرجعي

Review of Literature

لا يزال التقلب محورياً اساسياً للطاقة العالمية والأسواق المالية والعمل الأكاديمي بوصفه ظاهرة وفلسفة ، وفترة طويلة كان التقدير والتنبؤ بالتقلبات امراً مهماً جداً للعلماء. وفي يومنا هذا عُرفت أدبيات نموذج FIGARCH تدريجياً وأصبحت قضية رئيسة في السلاسل الزمنية الاقتصادية والمالية وتطبيقاتها مفيدة في تقدير التقلبات والتنبؤ بها ، اذ تطرق لها في العديد من الظواهر الاقتصادية المختلفة التي امتدت من عوائد الأسهم إلى أسعار الفائدة والعملات الأجنبية ،

من خلال هذا القسم نقدم بإيجاز أوراقاً وأبحاثاً سابقة حول نماذج FIGARCH للتنبؤ بتقلبات مجموعة متنوعة من التطبيقات الواقعية والتي استخدمت لدراسة الذاكرة الطويلة. انطلق هذا النموذج من النماذج المستخدمة مؤخراً وهي نماذج ARCH بالإضافة إلى نموذج GARCH وامتداده والتي منها نموذج FIGARCH .

قدم لأول مرة نموذج (ARCH) من الباحث (Robert F. Engle) [57] وذلك في عام 1982م عند قيامه بدراسة تقدير المتوسط والتباين للتضخم النقدي في المملكة المتحدة وقد وجد ان الانموذج المقترح هو أكثر دقة في التنبؤ، وقد وجد ان هناك تأثيراً كبيراً لـ (ARCH) وان التباينات المقدره كانت تتزايد بشكل ملحوظ خلال السبعينات عند معالجته لمشكلة التقلب (Volatility) في السلاسل الزمنية المالية بنموذج ARCH المشروط بعدم تجانس التباين وقد أدى هذا النوع من التقدير إلى تحول كبير في الاقتصاد القياسي التطبيقي.

وفي عام 1986م قدم الباحث (Bollerslev) [41] نموذجاً أكثر عمومية عرف بـ (ARCH المعمم) اي (Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity) واختصاراً (GARCH) ويتضمن إضافة تأثير التباين المشروط ولازاحات سابقة الى أنموذج (ARCH) ليكون نموذج GARCH.

في عام (1991) قدم الباحث (Nelson) [82] لأول مرة أنموذج (GARCH) الآسي (Exponential GARCH) الذي يرمز له (EGARCH) يتبع الخطأ فيها توزيع الخطأ العام وبرهن شرط استقرارية الأنموذج معطياً دالة تقدير المعلمات واهم خصائص النموذج .

في عام (1992) قدم الباحثان (Tim BOLLERSLEV ، Jeffrey M.) [43] دراسة لخصائص التقدير بطريقة شبه الامكان الاعظم (QMLE) و بانتهاك افتراض الحالة الطبيعية، و تشير الدراسة في مونت كارلو إلى أن النتائج تكون متقاربة أكثر في العينات المحدودة. وتم بها تقدير عدة نماذج للسلاسل الزمنية AR و AR-GARCH واستنتجا ان QMLE يبدو أن التحيز فيها صغير نسبياً بين هذه النماذج لذا اعتبرت طريقة كفوءة لتقدير هكذا نوع من النماذج .

وفي عام (1993) قدم الباحثون (Glosten , Jagannathan , Runkle) [63] دراسة العلاقة بين القيمة المتوقعة وتقلب العائد الاسمي على الأسهم . وتبين ان هناك علاقة سلبية بين التوقعات الشهرية المشروطة للعائد والتباين المشروط للعائد الشهري باستخدام نماذج (GARCH) , اضافة الى أن التقلبات الشهرية المشروطة قد لا تكون ثابتة مثل ما كان يعتقد ,

وانه يمكن وضع دالة التباين الشرطي بوصفها دالة خطية لمربعات الأجزاء الموجبة والسالبة للخطأ العشوائي .

وفي العام نفسه قدم الباحثان (Rabemananjara & Zakoian)^[85] دراسة نماذج العتبة عند اتباع الخطأ العشوائي لعملية (ARCH) او ما يسمى بنماذج العتبة غير المتجانسة. اضافة الى دراسة عدم التماثل في التقلب (التذبذب), فقد تناولت الدراسة السلسلة اليومية لسوق الاوراق المالية الفرنسية لمؤشر (CAC240) الفرنسي للعوائد اليومية للفترة من يناير 1976 الى يوليو 1990. وتم استخدام النموذجين (EGARCH) و (TGARCH), وكانت النتائج متماثلة وان الصدمات السلبية تقدم تقلباً أكبر من الصدمات الايجابية, اذ أن (CAC240) هو مؤشر مرجح للقيمة محسوب من 40 يتم تداولها في سوق التسوية الشهرية . كما توصل الباحثان الى استنتاجات تؤكد النتائج التي حصل عليها (Zakoian,1991)^[116] على مؤشر (CAC240), اضافة الى وجود دليل على عدم التماثل في تقلب عوائد الاسهم الفرنسية.

في عام 1996 م قام الباحثان (Philip Hans Franses & Dick Van Dijk)^[61] بإعداد بحث ودرس فيه اداء نماذج (GARCH) من خلال مقارنة النماذج اذ قدما إنموذجين اخرين من النماذج اللاخطية لغرض التنبؤ الاسبوعي بعدم الثبات لسوق الاوراق المالية والنموذجان هما (GJR-GARCH و QGARCH) .

في عام (1998) قدم الباحث (Namit Sharma)^[89] دراسة لمقارنة الطرق المختلفة للتنبؤ بتقلب سعر النفط الخام باستخدام البيانات اليومية من 1986 إلى 1997 اذ تم بها مقارنة مقياس التقلب للتوزيع الطبيعي المشروط مع مقياسين مختلفين للسلاسل الزمنية وايضاً تم وصف نموذج GARCH-GED يصف بشكل أفضل للعوائد ذات الذيل الكبير فيما يتعلق بسوق النفط الخام.

وفي عام (2001) قدم الباحثان (Carner & Hansen)^[48] دراسة حول عتبة نماذج الانحدار الذاتي مع جذر الوحدة. حيث تبين انه يسمح التطبيق المشترك للاختبارين – العتبة وجذر الوحدة بالتمييز بين العمليات غير الخطية وغير الثابتة. و تم استخدام اختبار (Wald) لتأثير غير الخطية واختباري (Wald) و (t) لتأثير عدم الاستقرار من خلال تطبيق سلسلة معدل البطالة الشهري في الولايات المتحدة.

في عام 2002 م قدم كل من (Bollerslev and Francis Andersen)^[37] بحثاً حول الطرق المعلمية (Parametric Methods) واللامعلمية (Nonparametric Methods) لنماذج (ARCH) لغرض الوصول إلى أفضل أداء للتنبؤ بالتقلبات وقد توصل الباحثان الى ان الطريقة

المعلمية أفضل وأدق من الطرق اللامعلمية لهذه النماذج. وفي نفس العام قدم الباحث [70] (Karlsson) بحثاً تم فيه التركيز على دراسة نماذج (GARCH) واستعمال سلسلة العوائد الزمنية المالية وتم تقدير المعالم للأنموذج وفحصها بثلاث فرضيات ذات توزيع طبيعي وتوزيع (t) وتوزيع الخطأ العام Generalized Error Distribution و توصل البحث الى ان المقدرات التي تتبع توزيع الخطأ العام هي الأفضل بالمقارنة مع التوزيع الطبيعي وتوزيع (t). في عام 2003 م قدم الباحث (الغنام)^[23] دراسة عن تحليل السلسلة الزمنية لمؤشر أسعار الأسهم في المملكة العربية السعودية باستعمال منهجية بوكس جينكنز، تضمنت تحليل سلسلة زمنية تمثل مؤشر أسعار الأسهم العام في المملكة للفترة من 1985 الى 2002 و تم تطبيق الأساليب الإحصائية على هذه السلسلة كاختبارات السكون (ADF) واختبار معاملات دالة الارتباط الذاتي (ACF) وتطبيق منهجية بوكس جينكنز-Box-Jenkins لتشخيص النموذج المناسب والذي تم اختياره باستعمال المعايير الإحصائية Akaike و Schwarz من بين عدة انموذجات متقاربة الدراسة إلى أن أفضل نموذج يناسب بيانات المؤشر العام لأسعار الأسهم أنموذج الانحدار الذاتي من الدرجة الأولى. ومن نفس العام أيضاً درس (Fan and Qiwei) [58] الطرق المعلمية (Parametric Methods) واللامعلمية (Nonparametric Methods) لأغلب نماذج السلاسل الزمنية اللاخطية (ARCH MODELS) وتبين وجود اختلاف كبير و واسع في التباين الشرطي (Conditional variances) بين طرق المعلمية واللامعلمية لهذه النماذج.

في عام 2008 قدم الباحث (سهيل عبد الله نجم)^[18] أطروحة دكتوراه التي تضمنت تحليل بعض نماذج السلاسل الزمنية اللاخطية المتمثلة بنماذج ARCH & GARCH من الرتب الدنيا وكان الهدف دراسة مراحل تحليل السلاسل الزمنية اللاخطية، إذ تضمنت الدراسة مرحلة التشخيص عن طريق استخدام عدد من الاختبارات للكشف عن وجود عدم تجانس التباين والتي تمتاز بها هذه النماذج ثم مرحلة التقدير و استعمال المعايير الخاصة بتحديد رتبة النماذج (AIC, BIC, SBC, FBE, HQ) ثم فحص مدى ملاءمة النموذج الذي تم تقديره للظاهرة المدروسة وباستعمال العديد من الاختبارات وبعدها مرحلة التنبؤ المستقبلي، ونفذ الباحث عدداً من التجارب باستعمال أسلوب المحاكاة للتحقق من جميع النتائج التي توصل لها.

في عام 2011 م قام الباحثان (Vee, and Gonpot, Sookia)^[95] بدراسة حول التنبؤ بالتقلبات أسعار صرف الدولار في الولايات المتحدة الأمريكية، أسعار صرف النقدي باستعمال أنموذج GARCH(1,1) و بتوزيع الخطأ (Student-t) توصلت الدراسة إلى أن أفضل

أنموذج هي $GARCH(1,1)$ إذ قدمت أفضل نتائج من العينة المتنبأ بها . وفي نفس العام استخدم الباحث (محمد جاسم محمد)^[28] نماذج $GARCH$ للتنبؤ بمؤشر سوق الاوراق المالية السعودية فقد عمل على دراسة عملية التشخيص وتقدير الانموذج الملائم وتوصل الى ان أفضل انموذج لتمثيل البيانات هو انموذج $GARCH (1,1)$ عندما يتبع توزيع الأخطاء توزيع t . وفي نفس العام ايضاً قدم الباحثان (Belkhouja, M., & Boutahary, M)^[39] تم في هذه الدراسة تسليط الضوء على فئة جديدة من نماذج $FIGARCH$ أو $TV-FIGARCH$ غير المستقرة في التباين ليتم بها نمذجة التقلب. يتميز هذا النموذج الجديد بميزة حساب الذاكرة الطويلة والتقلب في التباين الشرطي. تم أيضاً بتنفيذ إستراتيجية لنمذجة المواصفات النموذج $TV-FIGARCH$ لمعرفة وضع أدائه إذ تمّ فحصه من خلال تطبيق طريقة مونت كارلو وكذلك التطبيق التجريبي لأسعار النفط الخام ومؤشر $SP500$ ، إذ استنتجا أن الذاكرة الطويلة لا يتم تفسيرها من خلال سلوك سلسلة العوائد فقط او من خلال وجود الذاكرة الطويلة في التقلب ولكن أيضاً تفسر عن طريق التغييرات الحتمية في التباين غير المشروط.

وفي عام 2012 قدم الباحثان (Maryam Tayefi and T. V. Ramanathan)^[91] دراسة استعراضا بها اهم التطبيقات المتعلقة بنموذج الانحدار الذاتي المعمم المتكامل الكسري المشروط بعدم تجانس التباين $FIGARCH$ ووصف بشكل اساس التقلبات التي تحصل في السلسلة الزمنية وايضاً طبيعية الذاكرة الطويلة ضمن خصائص النموذج وتوظيفها لكي تمثل السلسلة الزمنية بشكل افضل من النماذج غير المتجانسة الاخرى لنمذجة تقلب اسعار الصرف وعوائد اسعار الاسهم ومعدلات التضخم وايضا تقدير النموذج و ثم اتباع المرحلة الاخيرة لبناء النموذج وهي التنبؤ . وفي نفس العام قدم الباحث (Ali)^[36] بحثاً حول نماذج امتداد $GARCH$ او ما يعرف بنماذج $GARCH$ غير المتماثلة وهي $AVGARCH$, $TGARCH$, $GJR-GARCH$, وهي $EGARCH$, $NGARCH$, $IGARCH$, $APGARCH$ بشكل بسيط وتم التطبيق على بيانات أسعار اغلاق السوق الهندي وقد أثبتت الدراسة أن $GARCH (1,1)$ ، $TGARCH (1,1)$ هي الأكثر مناسبة لالتقاط التقلبات المتماثلة وغير المتماثلة على التوالي.

وفي عام 2014 قدم الباحث (Okicic)^[83] دراسة كان الهدف منها هو التحقق في سلوك عوائد الأسهم في أسواق الأسهم الأوروبية الوسطى والشرقية (CEE) مع التأكيد على العلاقة بين العوائد والتقلبات المشروطة ، تم تسليط الضوء في هذه الدراسة على النمذجة الاقتصادية القياسية

للمتوسط الشرطي وتقلبات عوائد الأسهم في هذه المنطقة وأظهرت الدراسة أن عمليات ARIMA و GARCH توفر تقريباً متقارباً للوسط وحركة التقلب في حالة أسواق الأسهم في أوربا الوسطى والشرقية، وكان هناك دليل واضح على وجود عدم التأكد، ما يعني أن الصدمات السلبية تزيد من التقلب أكثر من الصدمات الايجابية . وفي نفس العام قدم الباحث (احمد و يادكار)^[34] دراسة تهدف إلى إيجاد نموذج التقلبات لأسعار الإغلاق اليومي لسوق العراق للأوراق المالية للمدة (2005-2012) باستعمال نموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس التباين، تمت دراسة مرحلة التشخيص باستعمال عدد من الاختبارات الخاصة بالتشخيص بوجود مشكلة عدم تجانس التباين، ثم دراسة مرحلة التقدير باستعمال طريقة الامكان الاعظم و ثم فحص مدى ملاءمة النموذج المختار باستعمال عدد من الاختبارات ثم التنبؤ بتقلبات اسعار الاغلاق اليومي . وفي العام نفسه قدم الباحثان (الصراف، اكرم جاسم محمد)^[21] دراسة حول استعمال بعض التوزيعات الطبيعية وغير الطبيعية لنماذج ARCH من الدرجات الدنيا مع تطبيق عملي. حيث تم التوصل إلى ان أفضل نموذج تنبؤي هو ARCH(2) عندما يتبع توزيع t الملتوي. وأيضا في العام نفسه قدم (القرّة غولي، أمير كامل حمزة)^[25] دراسة حول تحليل بعض نماذج الانحدار الذاتي اللاخطية المعممة المشروطة بعدم تجانس التباين للرتب الدنيا مع تطبيق عملي . و اثبت التحليل أن افضل أنموذج هو ((GJR-GARCH (1,2)) وذلك وفق النتائج لمعياري (AIC) و (BIC) .

وفي نفس العام ايضاً قدم الباحثان (Esmail , Nadiya G. Alikhani , Ashkan Amiri) و Rafik Nazarian , Naderi^[81] دراسة لتطبيق نظرية الانحدار الذاتي و الاوساط المتحركة المتكامل جزئياً (ARFIMA) ونماذج الانحدار الذاتي المعممة والمتكاملة جزئياً المشروطة بعدم تجانس التباين (FIGARCH) بشكل أساس لغرض وصف حالة الاستقرارية الملحوظة في المتوسط وتقلب السلسلة الزمنية ، إذ ان صفة الذاكرة الطويلة تعد ميزة مهمة في نماذج FIGARCH تجعلها مرشحاً أفضل من غيرها لنمذجة التقلبات في السلاسل المالية. وايضاً ان نموذج ARFIMA لديه أيضا قدرة كبيرة على نمذجة سلوك العوائد لهذه السلاسل الزمنية استند الباحثون إلى التطبيق على البيانات اليومية المتعلقة ببورصة طهران إذ استخداما مؤشر (TSE) لغرض هذه الدراسة فاستنتجا ان نتائج نموذج ARFIMA تدل على غياب الذاكرة الطويلة في سلسلة العوائد لمؤشر TSE بينما النتائج من نموذج FIGARCH تظهر بانها اقوى لتمثيل خاصية الذاكرة الطويلة في التباين الشرطي لهذه السلسلة.

في عام (2017) قدم الباحث (حسن عبدالله)^[6] دراسة تم فيها استخدام نماذج GARCH لتقدير مدى التضخم في السودان وللفترة 1990-2015 إذ توصلت الى فعالية هذا النموذج في

وصف اثر الصدمات على تذبذبات معدلات التضخم . وفي نفس العام ايضاً قدم الباحث (Mkidiche)^[75] دراسة تهدف للمقارنة بين نماذج الذاكرة الطويلة ARFIMA والشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بسعر صرف الدينار الجزائري مقابل العملات الأجنبية الرئيسة لسوق الصرف، الدولار الأمريكي، الأورو و الجنيه الإسترليني، بالاعتماد على قاعدة بيانات شهرية للفترة ما بين 01/01/2000 إلى 31/12/2014 للتنبؤ بقيمه المستقبلية ، إذ توصلت الدراسة إلى أن نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية ANN لديه قدرة أكبر على التنبؤ مقارنة بنموذج الانحدار الذاتي و المتوسطات المتحركة ذات التفاضل الكسري ARFIMA بالنسبة لسعر صرف الدينار الجزائري مقابل الدولار الأمريكي و مقابل الأورو، أما بالنسبة لسعر صرف الدينار الجزائري مقابل الجنيه الإسترليني لنموذج الانحدار الذاتي و المتوسطات المتحركة ذات التفاضل الكسري ARFIMA هو الذي كان أكفا من نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية ANN . وايضاً قدم الباحثان (مرية خليفي ، رياض عشوش)^[8] دراسة تهدف الى استخدام نماذج الذاكرة طويلة الأجل ARFIMA بوصفه من بين النماذج التي أثبتت كفاءتها مقارنة بالطرق الأخرى للتنبؤ بأسعار البترول في الاقتصاد الجزائري فترة 1990-2016" ، أظهرت نتائج الدراسة صلاحية البيانات لاستخدام نموذج ARFIMA إذ تميزت بوجود ذاكرة طويلة الأجل، كما بينت فعالية النموذج مقارنة بنموذج ARIMA في التنبؤ بأسعار البترول لسنة 2017.

وفي نفس العام قدمت دراسة من قبل (عباس لفتة كنهير، بان عطا ، احمد عبد رزق)^[27] تم فيها فحص التقلبات في متوسطات الاسعار الاسبوعية لخامات سومر باستخدام نماذج ARCH، GARCH و لفترة زمنية من 2004-2016 و تم بناء انموذج تقلبات من عائلة ARCH ووجد ان النموذج الملائم هو انموذج GARCH (1,7) .

في عام 2018 قدمت دراسة من قبل (عبد الجبار علي مظهر، ازهر عباس محمد)^[16] تضمنت دراسة استقراريه الانموذج الاسي للانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس التباين المعم (EGARCH) إذ استعرض تعريف وخصائص هذا النموذج مع التطرق الى مراحل نمذجته باستخدام طريقة الامكان الاعظم وصولا الى تنبؤات التباين المشروط ، و حصل الباحث من خلل تحليل البيانات على نتائج تنبؤ جيدة و ذات خطأ تنبؤ مقبول تجعل للأنموذج-ARMA(4,4) EGARCH(3,3) قدرة تنبؤية وإمكانية استخدامه في التنبؤ بقيم توقعيه مستقبلية لدرجات الحرارة.

وفي عام 2019 م قدم الباحث (أسماعيل زكريا عيسى)^[2] دراسة تضمنت مقارنة دقة التنبؤ بنماذج GARCH باستخدام اسعار سوق الاسهم السعودية للفترة 2013-2018 و استعرض بها

العديد من امتدادات ARCH وتوصلت الدراسة الى ان النموذج EGARCH هو الانسب في وصف البيانات وان القيم التنبؤية متناسقة مع القيم الاصلية للسلسلة مما يدل على كفاءة النموذج وفي نفس العام قدم الباحث (الشاروط محمد حبيب ، الرمضاني عمر محي)^[11] دراسة تضمنت التنبؤ باستخدام نموذج ARCH المعمم على الاسعار اليومية للنفط لمنظمة أوبك للفترة من 2003-2018 إذ استعمل عدد من امتدادات النموذج وتوصلت الدراسة الى ان افضل نموذج ملائم للتنبؤ بالتقلبات هو $GARCH(1,1)$ - $ARMA(0,1)$ عندما تتوزع الاخطاء توزيعاً طبيعياً .

وفي عام 2020 م استعمل الباحث (مؤمن عباس موسى)^[24] انموذج (ARMAX-GARCH) في عملية التنبؤ للسلسلة الزمنية و كان الهدف هو توظيف تقنية جديدة تتمثل بالنموذج الهجين و تمت من خلال الدمج بين مركبة التنبؤات الخطية و غير الخطية وبالتالي زيادة دقة كفاءة النموذج . وفي نفس العام درس الباحث (صبيحة نعمة ، جاسم ناصر)^[12] دراسة تم بها تشخيص انموذجات السلاسل الزمنية الكفوة من خلال التطبيق على البيانات الشهرية للنفط للفترة من 2006-2017 ، و تمت المفاضلة بين العديد من الأنموذجات المرشحة من عائلة ARCH (المتناظرة وغير المتناظرة) وباستعمال معايير التشخيص (H-Q , BIC , AIC) تم تشخيص الأنموذج الأكثر ملاءمة لنمذجة أسعار النفط الخام المصدر والتنبؤ بها هو الأنموذج $AR(1)$ بأخطاء $TARCH(2,2)$ واستنتج ايضاً ان هناك تزايداً في الاسعار وبشكل بسيط .

وفي عام 2021 قدم الباحث (الجنابي حبيب كاظم ، الشاروط محمد حبيب)^[5] دراسة بعنوان تحليل اسعار النفط في العراق باستخدام نماذج السلاسل الزمنية المعلمية واللامعلمية والمقارنة بينها بالاعتماد على معايير الدقة MSE، MAE، MAPE وتوصلت الدراسة الى ان افضل الطرائق اللامعلمية كانت باستخدام ممدد الشريحة التربيعية وافضل نموذج معلمي هو انموذج $ARMA(2,1)$ - $GARCH(1,0)$ عندما تكون الاخطاء تتوزع توزيعاً طبيعياً . وفي نفس العام درس الباحث (الصعب نور الدين ، ازهر عباس محمد)^[13] دراسة تم بها طريقة ديناميكية لدراسة استقرارية نماذج $GJR-GARCH$ و تم الاعتماد على بيانات شهرية لاسعار الاغلاق بالدولار الامريكي لعقود نفط خام برنت وتوصلت إلى ان افضل نموذج هو $ARMA(2,2)$ - $GJR-GARCH(3,1)$ بحسب معايير AIC، CAIC والذي تم استخدامه لإعطاء تنبؤات مستقبلية للمتسلسلة الاصلية . وبنفس العام درس الباحث (عمر عبد الله محسن ، احمد يادكار)^[84] دراسة بعنوان استعمال طرق التقدير QMLE, SVR للتنبؤ بأسعار ثلاث انواع من الوقود في العراق ، فتوصل الباحث ان نموذج FIGARCH له القدرة ان ينجز مهمة النقاط الذاكرة الطويلة والكشف عن حقائق التقلبات الشرطية .

في عام 2022 قدم الباحث (الموسوي ، الجبوري قصي احمد طه)^[26] دراسة بعنوان التنبؤ بالتقلبات المستقبلية في السلاسل الزمنية المالية عندما يتبع الخطأ العشوائي انموذج العتبة لعملية الانحدار الذاتي المشروط بعدم التجانس و تم توظيف مقترحين في معادلة سلسلة العودة من خلال ثلاثة تطبيقات وباستخدام ثلاث مؤشرات Dow Jones , Nikkei 225 و مؤشر نفط برنت الخام (Brent Crude Oil). وقد تبين ان الانموذج الملائم هو TGARCH(1,1) عندما تتبع عملية الخطأ العشوائي توزيع (Student's-t) الملتوي للتطبيقات الثلاث. وثبت ايضا افضلية مؤشر نفط برنت الخام (Brent Crude Oil) لكونه اعطى اقل القيم لمعايير جودة الانموذج وكفاءة التنبؤ.

اختلاف الدراسة الحالية عن الدراسات السابقة

اختلفت الدراسة الحالية عن الدراسات السابقة كونها تناولت موضوع التقلبات ذات الذاكرة الطويلة FIGARCH وتم الاسهام به والتعرف عليه بأكثر مما سبق ، وايضاً قلة تناول هذا الموضوع في الدراسات العربية على حد علم الباحثة

تمهيد

يتضمن هذا الفصل مبحثين شمل المبحث الاول التركيز على بعض المفاهيم الاساسية في السلاسل الزمنية ونماذج بوكس جنكينز وبعض الاختبارات ذات العلاقة اما المبحث الثاني فقد شمل دراسة نماذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس التباين ARCH و امتداداته المختلفة

1.2 مفاهيم اساسية عن السلاسل الزمنية

Basic concepts of time Series

تعد السلاسل الزمنية من المواضيع الاحصائية المهمة التي نالت حيزاً كبيراً من اهتمام الباحثين في مختلف الاختصاصات الاقتصادية والاجتماعية والصحية والتجارية لما لها من اهمية في تحليل سلوك الظواهر المختلفة عبر فترة زمنية محددة من خلال تحليلها وتفسيرها وبناء نموذج للتنبؤ بها فالسلسلة الزمنية "هي مجموعة من المشاهدات المرتبطة مع بعضها لظاهرة ما لوحظت بصورة متعاقبة خلال فترة زمنية محددة " [5] حيث توجد انواع وتصنيفات للسلاسل الزمنية منها حسب نوعية المتغير مثل السلاسل الزمنية المتقطعة و السلاسل الزمنية المستمرة وهناك تصنيف اخر يعتمد على عدد متغيرات النموذج المدروس منها النماذج ذات المتغير الواحد ونماذج السلاسل الزمنية متعدد المتغيرات [12].

1.1.2 الاستقرارية في السلاسل الزمنية

Stationarity in time Series

يعد الاستقرار مفهوماً هاماً و أساسياً لتحليل السلاسل الزمنية بوصفه من الافتراضات البسيطة اللازمة لتسهيل نمذجة السلسلة وبدونه يتعذر تحليل السلسلة الزمنية ، ولفحص استقرارية السلسلة يتم الاعتماد على المتوسط والتباين ، اذ تعد السلسلة الزمنية مستقرة عندما يكون الوسط والتباين ثابتاً ، أي لا يعتمدان على الزمن [24][14][52].

يقال ان السلسلة y_t تامة الاستقرارية (Strong Stationarity) او (Strictly Stationarity) اذا كان التوزيع الاحتمالي المشترك للمتغيرات العشوائية $(y_{t_1}, y_{t_2}, \dots, y_{t_n})$ عند الفترات الزمنية t_1, t_2, \dots, t_n هو نفسه لـ (n) من المتغيرات العشوائية $(y_{t_1+k}, y_{t_2+k}, \dots, y_{t_n+k})$ عند $t_{1+k}, t_{2+k}, \dots, t_{n+k}$ [3] وبعبارة اخرى فإن الاستقرارية التامة تتطلب ان يكون التوزيع المشترك لـ $(y_{t_1}, y_{t_2}, \dots, y_{t_n})$ ثابتاً تحت تغيير زمني بإزاحة معينة وهذا هو شرط مثالي صعب التحقق بشكل عملي لذلك اتجهت الدراسات للبحث في حالة اضعف من الاستقرارية التامة سميت الاستقرارية الضعيفة (weakly stationarity) او مستقرة من الدرجة الاولى اذا كان [16] :

$$i - E(y_t) = \mu \quad \text{does not depend on } t.$$

او تكون مستقرة بشكل ضعيف من الدرجة الثانية اذا حققت الشروط الاتية^[22] .

- i. $E(y_t) = \mu$ deos not depend on t .
- ii. $Var(y_t) = \sigma^2$ deos not depend on t .
- iii. $\gamma_k = E(y_t, y_{t+k})$ deos not depend on t .

γ_k : يمثل دالة التغيرات الذاتي للظاهرة عند الازاحة k او دالة الفرق الزمني^[53] .

فيمكن الكشف عن استقرارية السلسلة الزمنية احصائياً من خلال بعض الاختبارات المعروفة منها اختبار (ADF) او عن طريق الرسم البياني للسلسلة الزمنية او برسم دالة الارتباط الذاتي (ACF) او الارتباط الذاتي الجزئي (PACF)^{[46][59]} .

2.1.2 التغيرات الذاتي والارتباط الذاتي Autocovariance and Autocorrelation

يمكن تعريف التغيرات (covariance) بين متغيرين X و Y بالصيغة :

$$cov(X, Y) = E \left((X - \mu_x)(Y - \mu_y) \right)$$

اما التغيرات الذاتي autocovariance لسلسلة زمنية مستقرة بالفرق الزمني (k) يرمز له بالرمز γ_k فهو التغيرات لمتغير y بين قيمته الحاليه وقيمه عند الفرق k ويعرف بالصيغة الاتية^[12] :

$$\begin{aligned} \gamma_k &= cov(y_t, y_{t \pm k}) \\ &= E \left((y_t - \mu)(y_{t \pm k} - \mu) \right) \end{aligned}$$

اذا كانت ($k = 0$) نحصل على γ_0 والذي يمثل التباين لـ y_t ويكتب كالاتي^[16] :

$$\gamma_0 = E[(y_t - \mu)^2]$$

وان الارتباط (correlation) بين متغيرين X و Y يعرف بالصيغة :

$$corr(X, Y) = \frac{cov(X, Y)}{\sqrt{var(X)}\sqrt{var(Y)}}$$

3.1.2 دالة الارتباط الذاتي

Autocorrelation Function (ACF)^[5]

يعرف الارتباط الذاتي (autocorrelation) للسلسلة الزمنية والذي يرمز له بـ (ρ_k) بأنه مقياس لدرجة العلاقة بين قيم المتغير y_t الحالية و قيمته عند الفرق الزمني (k) ويكون بالصيغة [96] [66] :-

$$\rho_k = \text{corr}(y_t, y_{t \pm k}) \quad k = \pm 0, \pm 1, \pm 2,$$

$$= \frac{\text{cov}(y_t, y_{t \pm k})}{\sqrt{\text{var}(y_t)}\sqrt{\text{var}(y_{t \pm k})}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \dots \dots \dots (2 - 1)$$

فينشأ من ذلك علاقة دالية بين معاملات الارتباط الذاتي ρ_k والفرق الزمني k تسمى بدالة الارتباط الذاتي [12] ويرمز لها بالرمز ACF والتي تقيس الارتباط الخطي بين المتغيرات على نفس السلسلة الزمنية والتي تبعد عن بعضها البعض فرق زمني مقداره k . ويمكن ذكر اهم خصائص دالتي التغير الذاتي والارتباط الذاتي كما في ادناه [11] :

- i. $\gamma_0 = \text{var}(y_t)$
- ii. $\rho_0 = 1$
- iii. $\gamma_k = \gamma_{-k}$ and $\rho_k = \rho_{-k}$
- iv. $-1 \leq \rho_k \leq 1$

γ_k : تمثل التغير الذاتي عند الفجوة k للعملية المستقرة .
 γ_0 : يمثل تباين العملية المستقرة .

إذ ان $\sqrt{\text{var}(X)}, \sqrt{\text{var}(Y)}$ تمثل الانحراف المعياري للمتغيرين .

4.1.2 دالة الارتباط الذاتي الجزئي

Partial AutoCorrelation Function (PACF)

فضلاً عن دالة الارتباط الذاتي توجد دالة اخرى تسمى دالة الارتباط الذاتي الجزئي والتي يرمز لها اختصاراً بالرمز PACF والتي تعرف بانها علاقة دالية بين معاملات دالة الارتباط الذاتي الجزئي والتي يرمز لها بالرمز ϕ_{kk} عند الفرق الزمني k ، حيث عرف هذا المعامل [16] بانه مؤشر لقياس العلاقة بين (y_t) و $(y_{t \pm k})$ من بين مشاهدات السلسلة الزمنية نفسها مع افتراض ثبات قيم السلسلة الزمنية للفترات الاخرى ويستفاد منها في تحليل السلسلة الزمنية والمساعدة في تشخيص النموذج من بين عدة نماذج عشوائية مستقرة وكذلك تحديد نوع النموذج ودرجته وكذلك فحص مدى ملاءمته للبيانات من خلال اختبار عشوائية اخطاء البواقي ولحساب قيمة ϕ_{kk} تستخدم عدة طرائق رياضية ومنها الصيغة التالية [12] :

$$\phi_{kk} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_j} , \quad , k > 1 \dots \dots (2 - 2)$$

$$\phi_{kj} = \phi_{k-1,j} - \phi_{kk} \phi_{k-1,k-1} , \quad j = 1, 2, \dots, k - 1 \dots \dots (2 - 3)$$

إذ ان

ϕ_{kk} : تمثل معاملات دالة الارتباط الذاتي الجزئي .

ρ_k : معاملات دالة الارتباط الذاتي .

يعتبر الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي من الاختبارات البسيطة لاختبار استقرارية السلسلة الزمنية وذلك عن طريق فحص معاملات الارتباط التي تتوزع توزيعاً طبيعياً بمتوسط صفر وانحراف قياسي $\frac{1}{\sqrt{n}}$ ، فاذا كانت رتبة الانحدار الذاتي p بعد الازاحة الثانية أو الثالثة تقع ضمن حدود الثقة $\frac{1.96}{\sqrt{n}}$ ، $\frac{-1.96}{\sqrt{n}}$) وبمستوى معنوية (0.05) فيتم قبول فرضية العدم القائلة بأن المعامل يساوي صفراً وان السلسلة مستقرة والعكس صحيح [11] .

5.1.2 السلسلة غير المستقرة

Non Stationarity Series

يتطلب استقرارية السلسلة الزمنية ان تكون مستقرة في المتوسط وهذا واضح من الشرط الاول من شروط الاستقرارية الضعيفة^[5] .

وتجدر الاشارة الى ان اغلب السلاسل الزمنية تكون غير مستقرة وعدم استقراريتها قد تحدث بطرق مختلفة ، فيمكن أن يكون للسلاسل الزمنية متوسط غير مستقر أي وجود اتجاه عام للسلسلة أو تباين غير مستقر أي ان السلسلة تتضمن تذبذبات غير منتظمة أو تكون غير مستقرة في كليهما ، ان عدم استقرار السلاسل الزمنية ينشأ عنه صعوبات في تحليل السلاسل الزمنية والتنبؤ بها ، و يمكن تحويلها إلى سلسلة مستقرة في التباين ومستقرة في المتوسط عن طريق اخذ الفروق الملائمة ومن اكثر التحويلات شيوعاً تحويلات بوكس – كوكس (Box-Cox transformation) مثل التحويلات اللوغاريتمية وتحويل الجذر التربيعي^[24] .

6.1.2 اختبار ديكي فولر المطور

Augmented Dickey-Fuller Test

يستخدم اختبار ديكي فولر المطور Augmented Dickey-Fuller Test للكشف عن وجود جذر الوحدة في السلسلة الزمنية ذات المتغير الواحد ، ويعد من اكثر الاختبارات شيوعاً لاختبار استقرارية السلسلة الزمنية ودرجة تكاملها ويكتب اختصاراً (ADF) و لإجراء اختبار جذر الوحدة نحتاج للصيغ الثلاث وكالاتي^[19] ^[11] :

الدالة لا تتضمن الحد الثابت ولا متغير الاتجاه الزمني

$$\Delta y_t = \gamma y_{t-1} + \varepsilon_t \dots \dots \dots (2 - 4)$$

الدالة تتضمن الحد الثابت

$$\Delta y_t = \alpha + \gamma y_{t-1} + \varepsilon_t \dots \dots \dots (2 - 5)$$

الدالة تتضمن الحد الثابت والاتجاه الزمني

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \gamma y_{t-1} + \varepsilon_t \dots \dots \dots (2 - 6)$$

وإذ كان حد الخطأ ε_t يعاني من وجود ارتباط ذاتي يتم تصحيح ذلك بإضافة عدد من الفروق وعندها تسمى بمعادلة اختبار جذر الوحدة او ما يسمى اختبار ديكي فولر المطور وإجراء هذا الاختبار نستعمل المعادلة الاتية^[15] ^[29] :

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \gamma y_{t-1} + \sum_{j=1}^k \delta_j \Delta y_{t-j} + \varepsilon_t \dots \dots (2-7)$$

إذ إن y_t تمثل قيمة السلسلة الزمنية للظاهرة المراد اختبارها في الزمن t ، k تمثل عدد الإزاحات الزمنية ، α تمثل الحد الثابت ، βt تمثل الاتجاه الزمني و γ ، δ_j تمثل معالم النموذج [29] لاختبار الفرضية الآتية :

$H_0 : \gamma = 0$ (سلسلة غير مستقرة) جذر الوحدة (سلسلة غير مستقرة)

$H_1 : \gamma < 0$ (سلسلة مستقرة) جذر الوحدة (سلسلة مستقرة)

و تعرف احصاءة الاختبار τ وكما في الصيغة الآتية [12][32] :

$$\tau = \frac{\hat{\gamma}}{se(\hat{\gamma})} \dots \dots (2-8)$$

إذ إن $se(\hat{\gamma})$ تمثل الخطأ المعياري .

7.1.2 الضوضاء البيضاء

White Noise Process

تسمى السلسلة (ε_t) بأنها عملية عشوائية إذا كانت تمثل متتابعة من المتغيرات العشوائية غير مترابطة ومستقلة و متماثلة التوزيع بحيث تحقق الخصائص الآتية [13][16] :

i. $E(\varepsilon_t) = \mu = 0$

ii. $Var(\varepsilon_t) = \sigma^2$

iii. $cov(\varepsilon_t, \varepsilon_s) = 0$ for all $s \neq t$

وتبعاً لذلك فإن :

دالة التباين الذاتي γ_k لها :

$$\gamma_k = \begin{cases} 0 & \text{for } k \neq 0 \\ \sigma^2 & \text{for } k = 0 \end{cases}$$

ودالة الارتباط ρ_k تكون لها بالشكل :

$$\rho_k = \begin{cases} 0 & \text{for } k \neq 0 \\ 1 & \text{for } k = 0 \end{cases}$$

والارتباط الجزئي ϕ_{kk} كالاتي :

$$\phi_{kk} = \begin{cases} 0 & \text{for } k \neq 0 \\ 1 & \text{for } k = 0 \end{cases}$$

8.1.2 مؤثر الإزاحة للخلف او عامل الإزاحة [16]

Backward Shift Operator

يرمز له بالرمز (L) و يعرف بالشكل الآتي :

$$L^i y_t = y_{t-i} \dots \dots \dots (2 - 9) \quad i = 1, 2, \dots \dots$$

ويمكن كتابة معادلة الانحدار الذاتي من الدرجة (p) باستخدام عامل الإزاحة كالآتي :

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

$$y_t - \phi_1 y_{t-1} - \phi_2 y_{t-2} - \dots - \phi_p y_{t-p} = \varepsilon_t$$

$$\phi(L) y_t = \varepsilon_t$$

حيث ان

$$\phi(L) = (1 - \phi_1 L - \dots - \phi_p L^p) \dots \dots \dots (2 - 10)$$

9.1.2 منهجية بوكس – جينكينز

Box- Jenkins Methodology

اقترحت هذه المنهجية من قبل Box و Jenkins في عام 1970 لإيجاد افضل نموذج للتنبؤ وتتضمن اربع مراحل (التشخيص - التقدير - التحقق من دقة الملائمة- التنبؤ) [77][23][76] و تستخدم في السلاسل الزمنية المستقرة وتعتمد في صياغتها على افتراض ثلاثة نماذج هي نموذج الانحدار الذاتي العام ، نموذج العام للأوساط المتحركة ونموذج الانحدار الذاتي والأوساط المتحركة [9][13][74][45].

1.9.1.2 نموذج الانحدار الذاتي العام

General Autoregressive Model (AR)

يعد هذا النموذج من ابسط نماذج السلاسل الزمنية و يفترض ان المتغير التابع y_t عبارة عن دالة خطية لقيم السلسلة السابقة له ($y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}$) مضافاً إليها حد الخطأ العشوائي ويرمز له AR (p) إذ ان $p = 1, 2, \dots$ هي درجة النموذج ، $p \geq 1$ ويكتب الصيغة الآتية [5][12] :-

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t \dots \dots \dots (2 - 11)$$

إذ ان

($\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$) تمثل معاملات نموذج الانحدار الذاتي .

ε_t يمثل (White noise) إذ يتوزع توزيعاً طبيعياً بمتوسط صفر وتباين ثابت σ^2_ε . وان شرط الاستقرارية (Stationarity) للنموذج (AR (p)) هو ان جذور متعددة الحدود $\phi_p(L)$ والتي تساوي [97][49] :

$$\phi_p(L) = 1 - \phi_1L - \phi_2L^2 \dots - \phi_pL^p \dots \dots \dots (2 - 12)$$

يجب ان تقع خارج دائرة الوحدة (outside the unit circle) .

2.9.1.2 نموذج العام للأوساط المتحركة

General Moving Average Model (MA)

ان بيانات السلسلة الزمنية هنا تتولد و بالاعتماد على الاخطاء العشوائية في فترات زمنية لاحقة $t - q, t - 2, \dots, t - 1$ ويرمز له بالرمز $MA(q)$ ، $q \geq 1$ ويمكن كتابة صيغته بالشكل الاتي [5][12] :-

$$y_t = \varepsilon_t - \theta_1\varepsilon_{t-1} - \theta_2\varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q\varepsilon_{t-q} \dots \dots \dots (2 - 13)$$

إذ ان :-

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$:- تمثل معاملات نموذج الأوساط المتحركة .

q :- تمثل درجة النموذج .

$\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-q}$: تمثل الاخطاء السابقة في الاوقات $(t - 1, t - 2, \dots, t - q)$

وكما في نموذج الانحدار الذاتي فأنا نفترض ان المتغيرات العشوائية مستقلة عن بعضها وتتوزع طبيعياً بمتوسط صفر وتباين σ^2_ε .

ان شرط الانعكاسية (Invariability) للنموذج هو ان جذور متعددة الحدود $\theta_q(L)$ وكالاتي :

$$\theta_q(L) = 1 - \theta_1L - \theta_2L^2 \dots - \theta_qL^q \dots \dots \dots (2 - 14)$$

يجب ان تقع خارج دائرة الوحدة (outside the unit circle) .

3.9.1.2 نموذج الانحدار الذاتي والأوساط المتحركة (ARMA)

Autoregressive and Moving Average Model

في هذا النموذج تكون الصيغة مختلطة إذ انها تجمع بين سلوك النموذجين نموذج الانحدار الذاتي والأوساط المتحركة وتعد الاكثر شيوعاً من بين نماذج السلاسل الزمنية ويرمز لها بالرمز ARMA(p,q) يكتب بالصيغة الآتية [5][12]:-

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \dots (2 - 15)$$

ولتحقق استقرارية النموذج ARMA(p,q) فهو يتطابق مع شرط استقرارية النموذج AR(p) وشرط انعكاسية النموذج MA(q) ، اي انه يكون مستقر عندما تكون كل جذور متعددة الحدود $\phi_p(L)$ خارج دائرة الوحدة. و بشرط انعكاسية هو ان كل جذور متعددة الحدود $\theta_q(L) = 0$ يجب ايضاً ان تقع خارج دائرة الوحدة .

4.9.1.2 نموذج الانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك المتكامل

Autoregressive and Integrated Moving Average Model (ARIMA)

يمكن استخدام نماذج ARMA الموصوفة أعلاه فقط لبيانات السلسلة الزمنية المستقرة ففي عام 1976 قام كل من (Box & Jenkins) بوصف نموذج شامل يضم المعلومات المرتبطة في فهم ومعالجة الاستقرارية في البيانات حيث يتم تحويل السلسلة غير المستقرة بالمتوسط الى سلسلة مستقرة وذلك بأخذ الفروق اللازمة وبذلك يرمز للنموذج بالرمز ARIMA اذا يتم اخذ الفروق بأعداد صحيحة موجبة من الدرجة I ويكون بالصيغة الآتية [16][12]:-

$$(1 - \phi_1 L - \dots - \phi_p L^p)(1 - L)^I y_t = (1 - \theta_1 L - \dots - \theta_q L^q) \varepsilon_t \dots \dots (2 - 16)$$

$$\phi(L) w_t = \theta(L) \varepsilon_t \dots \dots \dots (2 - 17)$$

$$w_t = (1 - L)^I y_t \dots \dots \dots (2 - 18)$$

I تمثل درجة الفرق المأخوذ للسلسلة الزمنية ، وبذلك فان الغرض الاساس من نموذج ARIMA هو اعمام لأنموذج ARMA لتحليل السلاسل غير المستقرة وذلك بدمج خصائص نموذج AR من الدرجة p ونموذج MA من الدرجة q مع درجة الفروق I .

10.1.2 التقلب The Volatility

يمكن تعريف التقلب بأنه مجموعة تغيرات غير متوقعة وقوية في الأسعار داخل السوق ، فالسوق المنقلب يمثل أكبر خطر للمستثمرين فإذا تغيرت الأسعار بسرعة خلال فترة زمنية قصيرة عندها يطلق اسم تقلب عالٍ (High Volatility) ، وبالعكس في حالة التغير ببطء عندها يطلق اسم تقلب منخفض (Low Volatility) وهذا يجعل المستثمرين يفاضلون على أساس العائد المالي المتوقع الحصول عليه والمخاطر المرتبطة به [6][11] ، و يفضل الكثير من المستثمرين قبول عائد منخفض نسبياً وتقادي الاستثمارات ذات المخاطر الكبيرة فالمستثمر في الأسواق المالية يسعى إلى تحقيق عائد مرضٍ يضمن له حده الأدنى بديلاً عن المخاطر التي قد يتعرض لها نتيجة استثماره ، وفي الحقيقة فإن دراسة التغيرات دراسة تحليلية كاملة في تباينات العوائد مهمة للغاية وذلك من أجل فهم الأسواق المالية اذ يعرف التقلب بعدم الثبات في بيانات السلسلة الزمنية التي تؤدي الى تغيرات في تباين السلسلة الزمنية عبر الزمن وان هذا التغير يدعى بعدم تجانس التباين (Heteroscedasticity) ويحدث في السلاسل الزمنية ذات التكرارات العالية كالسلاسل الزمنية الخاصة بالتعاملات المالية [34].

11.1.2 مشكلة عدم تجانس التباين Heteroscedasticity

ان من بين اهم اسباب هذه المشكلة هي عدم ثبات التباين إذ ان أحد فرضيات تحليل السلاسل الزمنية هو استقرارية السلسلة الزمنية بالمتوسط والتباين (تجانس التباين) للأخطاء العشوائية وللحصول على نتائج دقيقة وقريبة الى الواقع يعد شرط تجانس التباين من الشروط المهمة الواجب توفرها في البيانات ونعني بذلك ان متوسط الفرق بين المشاهدات المتتالية المتجاورة لا بد من ان لا يزداد او ينقص بشكل واضح وكبير مع مرور الزمن وبخلافه تحدث مشكلة عدم تجانس التباين [12][34] وهذا يعني ان الأخطاء المعيارية لمعامل الضوضاء البيضاء لا يمتلك التباين نفسه لجميع المشاهدات إذ تؤثر هذه المشكلة على دقة التقديرات والاختبارات الخاصة بالنموذج مما يؤدي الى عدم كفاءة النموذج المتنبأ به [5][11].

12.1.2 سلسلة العوائد Returns Series [6][11][34][33]

تعرف سلسلة العوائد على انها السلسلة الناتجة من مقدار التغيير في قيم السلسلة الزمنية الاصلية المعبر عنها بجزء من القيم الأولية ، وتظهر هذه السلسلة خصائص احصائية مرغوبة اكثر ، ولذلك فمن المنطقي تحليل بيانات سلسلة العوائد بدلاً من سلسلة القيم الاصلية وقد ركزت السلاسل الزمنية المالية على تحليل العوائد بدلاً من قيم الاسعار للسلسلة الاصلية وذلك لان اغلب السلاسل المالية تتصف بعدم الثبات لهذا يمكن اجراء تحويل للسلسلة الاصلية y_t و بالإمكان الحصول على سلسلة العوائد z_t بأخذ فرق اللوغاريتم الطبيعي لسلسلة البيانات وكما في الصيغة :-

$$z_t = \ln(y_t/y_{t-k}) = \ln(y_t) - \ln(y_{t-k}) \dots \dots \dots (2 - 19)$$

اذ ان

y_{t-k} : تمثل المشاهدة عند الازاحة k الفترة الفاصلة بين المشاهدات .

2.2 نماذج الانحدار الذاتي المعمم المتكاملة جزئياً المشروط بعدم تجانس التباين

Fractionally Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Models

سيتضمن هذا المبحث عرضاً للأشكال المختلفة من نماذج الانحدار الذاتي المشروطة بعدم تجانس التباين وسيتم التركيز بشكل كبير على دراسة النموذج FIGARCH من حيث المفاهيم الاساسية للنموذج والشكل العام وتقدير معاملات النموذج والتنبؤ .

1.2.2 نموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس التباين (ARCH Model)

Autoregressive Conditional Heteroscedastic Models

يعد نموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس التباين (ARCH) من الرتبة p من النماذج الرئيسية المهمة في نمذجة التذبذبات العالية او التذبذبات المنخفضة المرتبطة بالزمن ، قُدم من قبل Engle في عام 1982^[57] كدالة خطية من مربعات الاخطاء العشوائية في الزمن الماضي ويمكن صياغة النموذج كالاتي : [18][78][42]

$$z_t = \mu + \varepsilon_t \quad \text{Mean equation} \dots \dots \dots (2 - 20)$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t e_t \quad e_t \sim iid N(0,1)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2$$

Or

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad \text{Volatility equation} \dots \dots \dots (2 - 21)$$

و إن $(\alpha_0 > 0)$ و $(\alpha_i \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, p)$

إذ ان

z_t :- تمثل السلسلة الزمنية المستعملة في بناء النموذج (سلسلة العوائد) .

μ :- يمثل المتوسط المشروط للسلسلة الزمنية والذي يكون حدّاً ثابتاً .

ε_t :- تمثل سلسلة البواقي .

α_i : تمثل معالم الأنموذج (Parameters) .

e_t :- سلسلة من المتغيرات العشوائية مستقلة ومتماثلة التوزيع (Identically Independent)

(Distribution) والتي تفترض ان تتبع التوزيع الطبيعي القياسي بمتوسط 0 وتباين 1 .

σ_t^2 :- التباين المشروط ويمثل دالة خطية لمربعات الاخطاء في الفترات السابقة .

ان القيود المفروضة على المعلمات تعد شرطاً ضرورياً وكافياً لضمان وتأكيد ان يكون التباين المشروط

موجباً ، اما التباين غير الشرطي فيحسب بما يأتي^[26]:

$$\sigma^2 = \frac{\alpha_0}{1 - \sum_{i=1}^p \alpha_i} \quad \dots \dots \dots (2 - 22)$$

وان هذا النموذج يكون مستقراً إذا كانت المعلمات الكلية للانحدار الذاتي موجبة ومجموعها أقل من واحد

أي ان : $\sum_{i=1}^p \alpha_i < 1$

ويمكن كتابة انموذج ARCH(1) بشكل انموذج AR(1) بدلالة ε_t^2 وكالاتي^{[71][60]}:

$$\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \alpha(L)\varepsilon_t^2 + v_t \dots \dots \dots (2 - 23)$$

إذ ان $\sigma_t^2 = \varepsilon_t^2 - v_t$ ، وان متغير عشوائي يمثل الفرق بين مربعات الاخطاء والتباين غير المشروط وان $\alpha(L)$ هي متعددة حدود من الدرجة p تعرف بدلالة عامل الازاحة (L) وكالاتي :

$$\alpha(L) = \alpha_1 L + \alpha_2 L^2 + \dots + \alpha_p L^p$$

يطلق على المعادلة (2 - 20) بمعادلة المتوسط (Mean equation) و المعادلة (2 - 21) بمعادلة عدم الثبات (Volatility equation) .

ومما يؤخذ على هذا النموذج انه يتطلب رتباً عليا لوصف سلسلة التباين وإن التوسع في قيم (P) قد ينتج قيم α سالبة^[16] وهذا يناقض فرضيات النموذج التي تنص على ايجابية المعلمات $(\alpha_0 > 0)$, ولمواجهة هذه المشكلة اقترح بولرسلوف 1986م (Bollerslev)^[41] نموذج الانحدار الذاتي المعمم المشروط بعدم تجانس التباين (GARCH) , لمعالجة مشكلة رتب انموذج ARCH العليا .

2.2.2 نماذج الانحدار الذاتي المعمم المشروط بعدم تجانس التباين (GARCH Model)

Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic Models

تم اقتراح هذا النموذج من قبل بولرسلوف 1986م (Bollerslev)^[41] لمعالجة مشكلة رتب انموذج ARCH العليا اطلق عليه بانه نموذج ارتباط ذاتي مشروط بعدم تجانس تباينات الاخطاء والذي يرمز له بـ (GARCH) ويعد تعميم لأنموذج ARCH وذلك بنمذجة التباين لمشاهدات السلسلة الزمنية^{[33][47]} من خلال p من مربعات الاخطاء الماضية و q من قيم التباين المشروط في الفترة السابقة ويمكن صياغة النموذج GARCH من الدرجة (p,q) إذ ان $(p \geq 1)$ ، $(q \geq 1)$ بالصيغة الآتية^{[65][86][87][60]} :-

$$z_t = \mu + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t e_t \quad e_t \sim iid N(0,1)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_q \sigma_{t-q}^2$$

Or

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad \dots \dots (2 - 24)$$

إذ إن

$$\alpha_0 > 0$$

$$\alpha_i \geq 0 \quad , i = 1, 2, \dots, p$$

$$\beta_j \geq 0 \quad , j = 1, 2, \dots, q$$

تمثل معاملات النموذج ووفقاً للقيود المفروضة على المعلمات والتي تعد ضماناً لكي يكون التباين المشروط موجب القيمة ، وان قيمة التباين غير المشروط تكون مساوية للاتي [92][26] :-

$$\sigma^2 = \frac{\alpha_0}{1 - \left(\sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{j=1}^q \beta_j \right)} \quad \dots \dots (2 - 25)$$

وان $\sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{j=1}^q \beta_j < 1$ و يعد هذا شرط استقراره النموذج .

اوضح Bollerslev بان نموذج ARCH للعالم Engle يجعل من التباين المشروط المتغير بالزمن كدالة من مربعات القيم الماضية للأخطاء لذلك تم اقتراح اضافة التباينات المشروطة السابقة الى النموذج ARCH مما سيجنب النموذج الحاجة الى فروقات عديدة (رتب عليا) لمربعات الاخطاء وبذلك فان نموذج GARCH سيتطلب فروقات قليلة (رتب دنيا) عند نمذجة سلسلة التباين المشروط ، مما يقلل من عدد المعلمات المحتاج اليها عند تقدير معاملات النموذج [16] وما يؤخذ على هذا النموذج ايضاً انه يتضمن قيوداً وحدوداً على معلماته ، والتي قد تحد من ديناميكيات التباين الشرطي عند التعامل مع التباينات وكذلك ان نموذج GARCH لا يسمح بالاستجابات غير المتكافئة للصدمات والتغيرات المفاجئة تم استبعاد هذه الحقيقة من خلال افتراضاتها ، إذ تعطي استجابة لمؤثر الحجم فقط من خلال ان التغييرات الكبيرة تليها تغييرات كبيرة والتغييرات الصغيرة تليها تغييرات صغيرة ولا يعتمد مؤثر اشارة التغيير حول ما إذا كانت ايجابية أم سلبية ، ومدى تأثيرها على حجم الاستجابة.

3.2.2 نموذج الانحدار الذاتي المعمم الاسي المشروط بعدم تجانس التباين EGARCH

Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic Models

[60][71][93]

اقترح هذا النموذج من قبل Nelson في عام (1991)^[82] لمعالجة مشكلة عدم التماثل لتأثير الصدمات في السلاسل الزمنية ويعد هذا النموذج تطويراً للنموذج المعمم GARCH المقدم من قبل (Bollerslev,1986) الذي يفترض تماثل التذبذبات إذ يبدو ذا صيغة تختلف عن بقية نماذج عائلة GARCH إذ انه جعل من مسألة موجبية التباين المشروط ليس بوضع قيود او محددات على معاملات النموذج وإنما بصياغة معادلة التباين المشروط بشكل يضع لوغاريتم التباين عوضاً عن التباين نفسه وبذلك ربما تكون قيمة لوغاريتم التباين سالبة ولكن ستكون قيمة التباين موجبة. وهذا الامر يبطل وضع قيود على معاملات الانموذج كما في نموذج GARCH أي أن التباين المشروط دائماً يكون موجباً ولا توجد قيود " موجبيه أو سالبية " على معلماته^[16] ، يصف نموذج EGARCH العلاقة بين القيم السابقة للخطأ العشوائي ولوغاريتم التباين الشرطي ، مع عدم وجود قيود على المعلمات التي تضمن عدم وجود آثار سلبية للتغير الشرطي مما يسمح بتجنب قيود المعلمات الإيجابية (α_i, β_j) ، ويمكن صياغة النموذج EGARCH(p, q) ، ($p \geq 1$) & ($q \geq 1$) بالشكل الاتي^[11] :

$$z_t = \mu + \varepsilon_t$$

$$= \sigma_t e_t \quad e_t \sim iid N(0,1)\varepsilon_t$$

$$\log(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \sum_{j=1}^q \beta_j \log(\sigma_{t-j}^2) + \sum_{i=1}^p \alpha_i \left\{ \frac{|\varepsilon_{t-i}|}{\sigma_{t-i}} - E \frac{|\varepsilon_{t-i}|}{\sigma_{t-i}} \right\} + \sum_{i=1}^p \lambda_i \left(\frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right) \dots \dots \dots (2 - 26)$$

إذ ان $i = 1, 2, \dots, p$ ، $j = 1, 2, \dots, q$ ، α_i ، β_j و λ_i تمثل معاملات نماذج ARCH و GARCH ، و Leverage على التوالي ، ان هذا النموذج يكون في حالة استقرارية فقط إذا كانت المعلمات الكلية للانحدار الذاتي موجبة ومجموعها أقل من واحد أي ان $\sum_{i=1}^p \alpha_i < 1$ وكذلك فان قيمة التباين غير المشروط σ^2 مساوية للاتي^[26]:

$$\sigma^2 = \exp\left(\frac{\alpha_0}{1 - \sum_{i=1}^p \alpha_i}\right) \quad \dots \dots \dots (2 - 27)$$

4.2.2 نموذج الانحدار الذاتي المعمم العتبة المشروط بعدم تجانس التباين TGARCH

Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic

Models^{[11] [85][65][71]}

اقترحت هذه النماذج من قبل Engle & Bollerslev, 1986^[41] وتم اعمامها من قبل Zakoian (1991 , Robemananjara &)^[98] إذ تسمح لحدود تباين الخطأ المشروطة السابقة بالاعتماد على الاشارات و غالباً ما نلاحظ ان الصدمات الايجابية والسلبية لها تأثيرات مختلفة على التقلبات بمعنى ان الصدمات السالبة تتبعها تقلبات سالبة اعلى من الصدمات الايجابية بالحجم نفسه ، اذ اصبح يميل التقلب الى الارتفاع بسبب الاخبار السيئة ويمكن ان تتخفف بعد الاخبار الجيدة. ويمكن أن تعرف نماذج (TGARCH) من الدرجة (p,q) وبشرط (p ≥ 1) & (q ≥ 1) بالصيغة الآتية^{[16][12][34][26]}:

$$z_t = \mu + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t e_t$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p (\alpha_i + \lambda_i R_{t-i}) \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \dots \dots \dots \quad (2 - 28)$$

إذ إن $(\alpha_0 > 0)$ و $(\alpha_i \geq 0, \beta_j \geq 0, \lambda_i \text{ for } i=1,2,\dots,p, j=1,2,\dots,q)$ تمثل معاملات النموذج (Parameters) ، λ_i تمثل قيمة عدم التماثل في التقلبات وتشير الى الالهية الاحصائية لحجم تأثير عدم التماثل وعلامة اتجاهها ، (R_{t-i}) متغير وهمي يعرف بالاتي^[11] :

$$R_{t-i} = \begin{cases} 1 & \text{if } \varepsilon_{t-i} < 0 \text{ bad news} \\ 0 & \text{if } \varepsilon_{t-i} \geq 0 \text{ good news} \end{cases}$$

إذ ان في هذا النموذج يميل التقلب للارتفاع بسبب الاخبار السيئة ، ويميل للانخفاض بسبب الاخبار الجيدة ، حيث يسمح هذا النموذج بإلغاء قيود ايجابية المعلمات واخذ بعين الاعتبار ظاهرة عدم التماثل التي تميز التقلبات ، وبالتالي تصبح أي صدمة (ε_{t-i}) على التباين الشرطي تعتمد على كل من حجم وإشارة الصدمة.

5.2.2 نموذج الانحدار الذاتي المعمم المتكامل المشروط بعدم تجانس التباين IGARCH

Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic Models^[99]

اقترح هذا النموذج من قبل الباحثين (Engle , Bollerslev) عام 1986 يرمز له بالرمز IGARCH لنمذجة كل تأثيرات الصمود في التباين ، والتي تعني ان حدوث صدمة في التباين الشرطي يؤدي الى استمرار هذه الصدمة للفترات المستقبلية فاذا تم تقييد معاملات النموذج بحيث تساوي واحداً واسقاط فرض الاستقرارية سيتمثل النموذج بالصيغة الآتية^{[94][34][16]}

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

ويدعى بأنموذج GARCH التكاملية بحيث :

$$\sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{j=1}^q \beta_j = 1 \dots \dots \dots (2 - 29)$$

وبالرغم من أهمية النماذج ARCH (p) و نماذج عائلة GARCH(p, q) في نمذجة السلاسل الزمنية غير الخطية للمتغيرات المالية ، إلا أنها تعرضت لانتقادات بعض الاقتصاديين لا سيما في الحالات التي تتميز بوجود تقلبات في اتجاهات متعكسة وبسعة التأثيرات فان هذه النماذج لا يمكنها الأخذ بعين الاعتبار هذه التقلبات و لا سيما تقلبات الذاكرة الطويلة مما أدى إلى ظهور نموذج FIGARCH والذي نحن بصدد دراسته .

6.2.2 مفهوم الذاكرة الطويلة [8][17][29][80] Long Memory

يظهر مفهوم الذاكرة الطويلة في السلاسل الزمنية في النماذج التي يظهر فيها أثر الصدمات أو حدوث تغيرات في متغير الظاهرة الاقتصادية المدروسة بشكل دائم إذ يظهر أثر هذه التغيرات في المستقبل عند اجراء عملية التنبؤ مما يدعو الى ضرورة الاهتمام والاخذ بعين الاعتبار دراسة هذه التغيرات عند عملية التنبؤ بمستقبل الظواهر الاقتصادية ، ان اول من لاحظ ظاهرة الذاكرة الطويلة في السلاسل الزمنية العالم البريطاني Hurst وذلك في سنة 1951 وكان ذلك في ميدان الري، و بعدها شمل الظواهر الاقتصادية إذ تبين له أن الكثير من السلاسل الزمنية للظواهر الاقتصادية لها ذاكرة طويلة وبعد هذه الدراسة امتدت الابحاث الى نمذجة تباين الخطأ العشوائي للسلاسل الزمنية ذات الذاكرة الطويلة من قبل الباحثين Ding (1996) و Granger (1996) و Baillie (1996) . ان زيادة الاهتمام بدراسة نمذجة السلاسل الزمنية ذات الذاكرة الطويلة ادت الى اقتراح نوع من النماذج تدعى نماذج الانحدار الذاتي المعمم ذات التكامل الكسري FIGARCH لـ Baillie , Bollerslev et Mikkelsen (1996) ، الذاكرة الطويلة هي حالة نواجهها عند تحليل بيانات السلسلة الزمنية و يطلق عليها عادة بالاعتماد طويل المدى (Long Memory) إذ يشير بشكل اساس الى مستوى الاعتماد الاحصائي بين نقطتين في السلسلة الزمنية و بشكل اكثر تحديدا هو معدل التناقص في الاعتماد الاحصائي بين نقطتين في السلسلة الزمنية عند زيادة التباعد بينهما ، غالباً ما تصف بيانات السلسلة الزمنية حدث او ظاهرة معينة ومن اجل تحديد الاعتمادية نستخدم التناقص الاسي *exponential decay* بوصفه قطع العتبة Thresheld يقال عن هذه الظاهرة او بيانات السلسلة الزمنية تمتلك ذاكرة طويلة اذا كان تناقص الاعتماد الاحصائي فيها يتحلل بشكل ابطاً من التناقص الاسي

وغالباً ما يكون هذا الاضمحلال او التناقص يشبه تناقص القوى واذا لم نتأكد فيما اذا كان التناقص اسي او تناقص القوى يمكن الاعتماد على الخبرة في تحديد نوع التناقص [17]

$$\text{exponential decay : } y = a^x$$

$$\text{Power decay : } y = x^a$$

ان الانحدار الاسي (التناقص الاسي) اسرع من التناقص الشبيه بالقوى وعليه اذا لم تتجلل الاعتمادية في بيانات السلسلة الزمنية بالسرعة الكافية فيقال للسلسلة انها تمتلك ذاكرة طويلة ، وهذا الموضوع له استخدامات على نطاق واسع في مختلف المجالات مثل معالجة اللغة الطبيعية والتعرف على الكلام والنمذجة المالية وشبكات الكمبيوتر ، ان سلسلة الذاكرة الطويلة لها معاملات ارتباط ذاتي تتناقص ببطء وسلوك القطع الزائد وبمعدل متعدد الحدود وبذلك فان هذه العملية يشار اليها بالسلاسل الزمنية طويلة الذاكرة .

سوف نتطرق في هذه الفقرة الى مفاهيم مختلفة لمفهوم الذاكرة الطويلة في السلاسل الزمنية ذات المتغير الواحد .

لنفرض ان y_t هي عملية زمنية متقطعة بمعامل ارتباط ρ معرف على فجوات i ويرمز له ρ_i فانه حسب Mcleod and Hipel (1978) , يمكن القول ان العملية لها ذاكرة طويلة إذا كانت [91][84][1]:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{i=-n}^n |\rho_i| = \infty \quad \dots \dots \dots (2 - 30)$$

وبشكل عام يمكن القول بأن وجود عمليات الذاكرة الطويلة تعني ضمناً ان العملية مكونة من الكثير من الارتباطات الزمنية .

7.2.2 نموذج الانحدار الذاتي المعمم المتكامل الجزئي المشروط بعدم تجانس التباين

Fractionally Integrated Generalized Autoregressive Conditional

Heteroskedasticity Models [38][40][54] [79]

يعد هذا النموذج احد امتدادات نموذج GARCH والذي يهتم بالتعامل مع تقلبات الذاكرة الطويلة وبالأصل انه تطوير لنموذج IGARCH الذي يمكن أن يصبح غير ملائم عند وجود تناقص مبالغ في دالة الارتباط الذاتي , من اجل ذلك قدم (Bollerslev , Mikkelsen Baillie) عام 1996م نماذج يمكن استعمالها في الحالة التي يكون فيها تناقص بطيء للارتباطات الذاتية على المدى الطويل للسلسلة الزمنية هذه النماذج تدعى نماذج الانحدار الذاتي المعمم المتكامل جزئياً والمشروط بعدم تجانس التباين والذي يرمز له اختصاراً FIGARCH إذ أثبتت هذه النماذج اهميتها في نمذجة السلاسل الزمنية ذات الذاكرة الطويلة

التي تتميز بها الكثير من السلاسل الزمنية و لاقت استخداما كبيرا نظرا لقدرتها في توصيف البيانات في العديد من المجالات "كعلوم الاقتصاد والعلوم المالية كما يعد من بين الأساليب الحديثة التي تسهم في تحليل السلسلة الزمنية والتعرف أيضا على نوع الذاكرة الخاصة بها ومن ثم بناء نموذج احصائي دقيق في تنبؤاته المستقبلية لا سيما في حال فشل الأساليب التقليدية [91][84].

فبأعاده صياغة (2-24) معادلة التباين لنموذج GARCH :

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_p(L) \varepsilon_t^2 + \beta_q(L) \sigma_t^2 \dots \dots \dots (2 - 31)$$

إذ ان $\alpha_p(L)$ ، $\beta_q(L)$ هي متعددة حدود تعرف بدلالة عامل الازاحة (L) وكالاتي :

$$\alpha_p(L) = \alpha_1 L + \alpha_2 L^2 + \dots + \alpha_p L^p \dots \dots \dots (2 - 32)$$

$$\beta_q(L) = \beta_1 L + \beta_2 L^2 + \dots + \beta_q L^q \dots \dots \dots (2 - 33)$$

وعلى افتراض توفر الشروط لمعلمات النموذج الآتية :

$$p > 0, q > 0, \alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0, i = 1 \dots p, \beta_j \geq 0, j = 1, \dots, q$$

و بكتابة نموذج GARCH(p,q) بصيغة مكافئة لنموذج ARMA(m,q) وبافتراض $v_t = \varepsilon_t^2$ إذ v_t متغير عشوائي يمثل الفرق بين مربعات الاخطاء ε_t^2 والتباين غير المشروط σ_t^2 وبالتعويض عنه نحصل على الصيغة الآتية :

$$\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \varepsilon_{t-j}^2 - \sum_{j=1}^q \beta_j v_{t-j} - v_t \dots \dots (2 - 34)$$

وبصياغة كتابة المعادلة (2 - 34) بدلالة متعددات الحدود $\alpha(L)$ ، $\beta(L)$ تصبح كالاتي :-

$$[1 - \alpha(L) - \beta(L)] \varepsilon_t^2 = \alpha_0 + [1 - \beta(L)] v_t \dots \dots \dots (2 - 35)$$

وبالإمكان ان نحصل على نموذج GARCH المتكامل والذي يرمز له IGARCH تحت شرط ان

$$\sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{j=1}^q \beta_j = 1$$

وبالشكل الاتي :

$$[1 - \alpha(L) - \beta(L)](1 - L)\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + [1 - \beta(L)]v_t \dots \dots (2 - 36)$$

ويمكن بذلك الحصول على نموذج GARCH المتكامل جزئياً أو FIGARCH عن طريق إدراج القوة الكسرية $(1 - L)^d$ معامل التأخر الجزئي للفروق الكسرية إذ إن d كقيمة كسرية ، $0 < d < 1$. و بالتالي يمكن التعبير عن النموذج FIGARCH بالشكل الآتي :-

$$[1 - \alpha(L) - \beta(L)](1 - L)^d \varepsilon_t^2 = \alpha_0 + [1 - \beta(L)]v_t \dots \dots (2 - 37)$$

ويمكن لهذا المنهج تطوير فئة أكثر مرونة من العمليات للتباين الشرطي قادرة على تفسير وتمثيل التبعيات الزمنية المرصودة لتقلبات الاسواق المالية بطريقة أفضل بكثير من الأنواع الأخرى من نماذج GARCH وهي نماذج FIGARCH (p,d,q) وتعد فئة لتمثيل التبعات طويلة المدى وتعرف كالاتي :

$$\delta(L)(1 - L)^d \varepsilon_t^2 = \alpha_0 + [1 - \beta(L)]v_t \dots \dots (2 - 38)$$

حيث ان

$$\delta(L) = [1 - \alpha(L) - \beta(L)] \dots \dots (2 - 39)$$

عندما $0 < d < 1$ فكل الجذور $\delta(L)$ ، $1 - \beta(L)$ تقع خارج دائرة الوحدة ، وبالتبسيط نحصل على :

$$[1 - \beta(L)]\sigma_t^2 = [1 - \beta(L) - \delta(L)(1 - L)^d]\varepsilon_t^2 \dots \dots (2 - 40)$$

وبالإمكان ان نحصل على التباين الشرطي وكالاتي :-

$$\sigma_t^2 = \alpha_0[1 - \beta(L)]^{-1} + \{1 - [1 - \beta(L)]^{-1}\delta(L)(1 - L)^d\}\varepsilon_t^2 \dots (2 - 41)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0[1 - \beta(L)]^{-1} + \omega(L)\varepsilon_t^2 \dots \dots (2 - 42)$$

إذ ان :-

$$\begin{aligned} \omega(L) &= \{1 - [1 - \beta(L)]^{-1}\delta(L)(1 - L)^d\} \\ &= \omega_1 L + \omega_2 L^2 + \dots \text{ and } \omega_k \geq 0 \text{ for } k = 1, 2, \dots \dots (2 - 43) \end{aligned}$$

حيث توفر معلمة الذاكرة الطويلة d المعلومات الأساسية عن النمط والحجم الذي تحدث به الصدمات لعملية التقلب الممتد من البواقي التربيعية لنموذج ARMA والتي تنتج نموذج FIGARCH وذلك

لضمان ثبات وايجابية التباين الشرطي ، وهذا ما يبين التشابه الموجود بين نماذج (IGARCH و FIGARCH) ، وبذلك يمكن النظر إلى نماذج (FIGARCH (p,d,q بوصفها حالة وسطية بين نماذج (IGARCH المستقرة و [39].

8.2.2 نماذج ARMA - FIGARCH

يتضح ان التمثيل الرياضي لهذه النماذج يعطى بمعادلتين ، احدهما للمتوسط المشروط والتي يمكن خضوعها لمنهجية بوكس – جينكنز وهي دالة بالقيمة المتوقعة لـ ε_t مشروطة بقيمتها الحالية وعن الزمن $t - k$ والمعادلة الثانية هي معادلة التباين المشروط ، فاذا كان المتوسط المشروط والتباين المشروط كلاهما يعتمدان على الماضي (غير ثابتين) فيتم في هذه الحالة دمج النموذجين بنموذج يعرف بـ ARMA-FIGARCH حيث تستخدم في المرحلة الاولى افضل نماذج ARMA لنمذجة ومواءمة المتوسط (نمذجة بيانات السلاسل الزمنية الخطية وستحتوي بواقي النموذج الخطي فقط على البيانات غير الخطية) وبذلك فهي تمثل المتوسط المشروط وتستخدم نماذج FIGARCH لنمذجة ومواءمة التباين المشروط (نمذجة البواقي غير الخطية) وبذلك يصبح تنفيذ النموذج المدمج لتحليل السلسلة احادية المتغير وللتنبؤ بتقلبات السلسلة الزمنية كما في الاتي [43][84] :-

$$z_t = \sum_{i=1}^n \phi_i z_{t-i} + \varepsilon_t - \sum_{j=1}^m \theta_j \varepsilon_{t-j} , \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2) \dots \dots \dots (2-44)$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t e_t \quad e_t \sim iid(0,1)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 [1 - \beta(L)]^{-1} + [1 - [1 - \beta(L)]^{-1} \delta(L)(1 - L)^d] \varepsilon_t^2 \dots \dots \dots (2-45)$$

9.2.2 مراحل بناء نماذج FIGARCH

يمر تحليل السلسلة الزمنية باستعمال نماذج FIGARCH بأربع مراحل كما هو الحال في أسلوب بوكس جنكينز إذ انه من المهم والضروري تهيئة البيانات وتشخيصها حسب الاختبارات والطرق المعدة لعملية التشخيص تليها مرحله تقدير النموذج الأفضل عن طريق طرق التقدير المعروفة تتبعها مرحله اختيار النموذج الأفضل عن طريق بعض المعايير وأخيرا مرحلة التنبؤ التي تعد اخر مرحلة من مراحل بناء النموذج وبالتالي تحقيق الهدف من تحليل السلسلة الزمنية

1.9.2.2 التشخيص (Identification) [11][55][50]

تتمثل الخطوة الأولى في بناء النموذج في تحديد أو تشخيص النموذج إذ يتم تحديد النموذج استناداً إلى البيانات المتاحة , وهذا يعتمد على فهم الخصائص الأساسية للسلسلة المدروسة وذلك عن طريق رسم المخطط البياني لها , و يعد رسم المخطط البياني من الخطوات الأساسية لتحديد الاستقرار من عدمها في تحليل السلاسل الزمنية وبشكل خاص لما يسمى عدم الاستقرار في المتوسط , والتي تكون ملازمة في اغلب الأحيان للسلاسل الزمنية المالية بالإضافة إلى خاصية عدم الثبات (Volatility)

أولاً : رسم البيانات

ان الفكرة الرئيسية من رسم السلاسل الزمنية هو التعرف حول ما تتصف به السلسلة الزمنية من وجود اتجاه عام أو عدم الاستقرار في التباين الذي يقودنا إلى التحويلات اللازمة على البيانات إذ ان رسم السلسلة الزمنية يبين بشكل اولي مدى حاجتها الى معالجات لغرض تحويلها الى سلسلة زمنية مستقرة في المتوسط والتباين.

ثانياً : اختبار الاستقرار

يتم عن طريق اختبار جذر الوحدة Unit Root Test باستخدام احد الاختبارات مثل اختبار ديكي فولر المطور Augmented Dickey-Fuller Test .

ثالثاً : مرحلة اختبار وجود تأثير ARCH او عدم تجانس التباين بين الأخطاء : يعني تشخيص فيما اذا كان هناك وجود لنموذج ARCH في السلسلة ويتم ذلك باستخدام الاختبارات الآتية:

1- اختبار جونج بوكس (Ljung & Box Test) [73][31]

اقترح هذا الاختبار من قبل الباحثين (Ljung & Box) في عام 1978 والذي يستعمل لحالتين عند اجراء الكشف عن اختبار تأثير عدم تجانس التباين (تأثير ARCH) من خلال اختبار عشوائية مربعات البواقي للسلسلة الزمنية [11][45] بشكل شامل او من خلال سلسلة العوائد و لإزاحات معينة ، ويمكن أيضاً استخدامه في حالة فحص مدى ملاءمة النموذج بعد نمذجة البيانات اذا يتم اجراؤه على بواقي الاخطاء المستحصلة بعد موازنة النموذج وذلك بحساب معاملات الارتباط الذاتي للبواقي لفترات معينة ولعدد من الازاحات وكالاتي [20][18][7] :

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k \dots = \rho_m = 0 \quad k = 1,2,\dots,m$$

$$H_1: \rho_k \neq 0 \quad \text{for some values of } k$$

ويعرف هذا الاختبار ايضاً (Ljung - Box Q- test) ، وان الاحصاء المستعملة في هذا الاختبار جاءت تعديلاً لصيغة الاحصاء الموضوعة من قبل Ljung و Pierce في عام 1970 [44] وعليه فإن الاحصاء المستعملة في هذا الاختبار تعرف بأحصاءة Q وكالاتي [28] :

$$Q = \left(n(n + 2) \sum_{k=1}^m \frac{\hat{\rho}_k^2}{n - k} \right) \sim \chi_{m-k}^2 \quad \dots (2 - 46)$$

إذ أن :

(Ljung & Box) تمثل إحصاءه الاختبار (: Q)
 n : تمثل حجم العينة (عدد المشاهدات او البيانات السلاسل الزمنية).
 m : تمثل عدد الازاحات للارتباط الذاتي .
 k : عدد معاملات النموذج .

$\hat{\rho}_k^2$: تمثل مربع معاملات دالة الارتباط الذاتي للبواقي

ان Q لها توزيع مربع كاي χ^2 بدرجات حرية $m - k$ إذ تقارن قيمة إحصاءه الاختبار Q مع القيمة الجدولية أي $\chi_{(m-k)}^2$ بمستوى معنوية α فإذا كان $Q_M < \chi_{(m-k)}^2$ أو $p\text{-value} \geq 0.05$ يعني ذلك عدم رفض فرضية العدم H_0 , اي ان الاخطاء عشوائية و لا يوجد ارتباط وليس هناك تأثير لـ (ARCH) بمعنى انه لا يوجد اي تأثير لعدم تجانس التباين , والعكس صحيح. و تعد هذه الإحصائية من الطرائق المعتمد عليها بوصفها خطوة أولى لغرض تفسير الارتباط الذاتي للأخطاء إلا أنها طريقة غير كافية ، لذلك يتم اللجوء لاختبار مضاعف لاغرانج (Lagrange multiplier test) قبل بناء انموذج FIGARCH وتقدير معلمته .

2 - اختبار تأثير ARCH Test (مضاعف لاغرانج) [5][11][12] Lagrange Multiplier (LM)

اقترح هذا الاختبار من قبل العالم (Engle) عام 1982م ويستعمل هذا الاختبار لمعرفة هل هناك عدم تجانس لتباين السلسلة الزمنية ، فلتطبيق نماذج GARCH على بيانات سلسلة البواقي فمن المهم اختبارها لمعرفة وجود تأثير للانحدار الذاتي المشروط ARCH ، بمعنى إذا كانت سلسلة البواقي تتبع عملية (ARCH) أم لا ، إذ يعتمد هذا الاختبار في الكشف عن هذه المشكلة بالاعتماد على مضاعف لاغرانج Lagrange Multiplier (LM) والذي يتميز بالسهولة وببساطة حسابه ، نقوم بتقدير المعادلة الآتية [16][24] :-

$$\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2$$

إذ إن ε_t تتمثل بالعلاقة ($\varepsilon_t = z_t - \mu$) يتم حساب مضاعف لاغرانج LM وبالتالي حساب احصاءه الاختبار وكالاتي :

$$LM = ARCHtest = n R^2 \sim \chi^2_{(k)} \dots \dots \dots (2 - 47)$$

n : تمثل حجم العينة .

k : عدد المعلمات المقدرة في النموذج

LM : ترمز لمضاعف لاكرانج .

R^2 : تمثل معامل التحديد يحتسب كما في الصيغة ادناه :

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad , \quad 0 \leq R^2 \leq 1$$

SSR : تمثل مجموع المربعات المفسرة .

SSE : تمثل مجموع مربعات البواقي .

SST : تمثل مجموع المربعات الكلي.

ولاختبار تأثير وجود تأثير ARCH تحت فرضية العدم والفرضية البديلة وكالاتي :

$$H_0 : \alpha_i = 0 \quad , \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (\text{There is no ARCH effect})$$

$$H_1 : \alpha_i \neq 0 \quad (\text{There is an ARCH effect})$$

تحت فرضية العدم المتمثلة في أن الأخطاء متجانسة (Conditional Homoscedasticity) اي تجانس الأخطاء ، و بمقارنة قيمة nR^2 مع القيمة الجدولية لـ χ^2_k وعند مستوى معنوية α فان كانت nR^2 اقل تعني أن الأخطاء في الفترات السابقة لا تؤثر على الخطأ الحالي و بالتالي لا يوجد اثر لعدم تجانس التباين (ARCH effect) , أي أننا لا نرفض فرضية العدم , بينما إذا كان nR^2 اكبر من قيمة χ^2_k الجدولية فهذا يعني أننا لا نرفض الفرضية البديلة اي نقبل بأنموذج ARCH وبالتالي نقدر النموذج على هذا الأساس .

يستند هذا الاختبار على ما يعرف باختبار Jarque – Bera Test فمن خلاله يمكن معرفة حالة التوزيع الطبيعي للملاحظات وهل تتوزع توزيعاً طبيعياً حيث يعمل بالاعتماد على حساب الفروق بين معاملي الالتواء و التفرطح وتحسب هذه الإحصائية بالعلاقة الآتية [5][26] :

$$JB = \frac{n - k + 1}{6} \left(\widehat{\text{skew}}^2 + \frac{1}{4} (\widehat{\text{kurt}} - 3)^2 \right) \dots \dots (2 - 48)$$

إذ إن

skew :- تمثل معامل الالتواء .

kurt :- تمثل معامل التفرطح .

n :- يمثل عدد المشاهدات .

k :- تمثل عدد المعلمات في النموذج .

يعتمد هذا الاختبار بالأساس على اختبار الفرضية الآتية :

H₀ : Data are normally distributed .

H₁: Data are not normally distributed .

ان خاصية التقلب تعتبر سمة من سمات اغلب السلاسل الزمنية المالية إذ يتميز هذا النوع من السلاسل بكونه يمتلك اطراف سميكة مقارنة بأطراف التوزيع الطبيعي . هذا الامر يجعل معامل التفرطح Kurtosis مختلفاً تماماً عن معامل التوزيع الطبيعي الموصوف بالقيمة (3) .
وبذلك يم حساب معامل التفرطح Kurtosis بالصيغة الآتية :-

$$\text{Kurtosis} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left(\frac{Z_t - \mu}{\hat{\sigma}} \right)^4 \dots \dots \dots (2 - 49)$$

فعندما تكون قيمه هذا المعامل اكبر من القيمة الموصوفة كما هو غالباً الحال في العوائد المالية , فهذا يعني أن هذا التوزيع يتميز بقمه أعلى من قمة التوزيع الطبيعي وايضاً من الدلائل على أن السعر أو العائد لا يتبع التوزيع الطبيعي نجد أن المعامل الالتواء (Skewness) يختلف عن الصفر كما هو الحال في قانون التوزيع الطبيعي , ويمكن حساب هذا المعامل بالعلاقة الآتية [68][34] :

$$\text{Skewness} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left(\frac{Z_t - \mu}{\hat{\sigma}} \right)^3 \dots \dots \dots (2 - 50)$$

فعندما تكون القيمة لهذا المعامل (skew) سالبة (اقل من الصفر وهي القيمة الموصوفة لمعمل التواء التوزيع الطبيعي) فهذا يعني أن للتوزيع ذيلاً طويلاً من جهة اليسار (ملتوي من جهة اليسار) أما القيمة الموجبة فتعني أن للتوزيع ذيلاً طويلاً من جهة اليمين (ملتوي من جهة اليمين).

2.9.2.2 الكشف عن الذاكرة الطويلة

Detection of Long Memory

يعد التحليل التجريبي والكشف عن خاصية الذاكرة الطويلة لسلسلة زمنية امرأً صعباً لأن الارتباط الذاتي القوي لعمليات الذاكرة الطويلة يجعل التقلبات الإحصائية شديدة جداً لذلك تتطلب اختبارات الذاكرة الطويلة إلى عدد كبير من المشاهدات في التقاط خاصية الذاكرة الطويلة للبيانات ، فبعد الكشف عن خصائص بيانات السلسلة الزمنية من خلال الرسم البياني أو الاختبارات الإحصائية كالكشف عن استقرارية السلسلة أو عدمه من خلال اختبار ديكي فولر المطور واختبار تجانس التباين من خلال اختبار مضاعف لاغرانج وملاحظة تواجد مشكلة عدم تجانس التباين في البيانات يتم معالجتها من خلال استخدام نماذج عائلة GARCH و بعد اكمال هذه المتطلبات يتم اجراء اختبار وجود الارتباط الذاتي بين الاخطاء من خلال رسم دالتي الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي فبذلك تتواجد الكثير من الاشكال البيانية والعديد من الاختبارات الاحصائية يمكن من خلالها التحقق فيما لو كانت السلسلة الزمنية سلسلة ذات ذاكرة طويلة ام لا وسنتطرق الى هذه الاشكال وكما يأتي [8][84][80] :

اولاً : التحقق من الرسم البياني لدالة الارتباط الذاتي ACF Plot

لقد تطرقنا الى تعريف دالة الارتباط الذاتي في المبحث السابق وقمنا بتوضيح ماهيتها وسوف نقوم الآن بالتعرف على اشكالها التي من خلالها يمكن التعرف على الذاكرة الطويلة [17][1] .

كثيرا ما يستخدم رسم ACF بوصفه أداة تشخيصية أولية في العمل التطبيقي، للتعرف على وجود ذاكرة طويلة في بيانات السلاسل الزمنية ، ولهذه الدالة أشكال بيانية كثيرة إذ احد الحالات لها ان دالة ACF تتناقص بشكل بطيء نحو الصفر وأنها تحتاج لوقت طويل للوصول إلى الصفر ، على عكس ما يخص سلاسل الذاكرة القصيرة نماذج ARMA إذ ان دالة الارتباط الذاتي الخاصة بها تتناقص بشكل اسي بسرعة

الى قيم قريبة من الصفر و تركز هذه الدراسة على دراسة الحالة التي تختص بطبيعية السلاسل الزمنية التي تتميز بخاصية الذاكرة طويلة المدى والذي تأخذ به صيغة دالة ACF الشكل الاتي [29][30] :

$$\sum_{k=-\infty}^{\infty} \rho(k) = \infty$$

ثانياً : استخدام الاختبارات الاحصائية للتحقق من خاصية الذاكرة الطويلة :

يوجد هناك عدد كثير من الأساليب لاكتشاف وجود الذاكرة الطويلة وتقدير معلمة الاختلاف الجزئي d ، يعد مفكوك هورست (Hurst Exponent) والذي يرمز له عادة بالرمز H مقياساً للذاكرة طويلة المدى للسلاسل الزمنية، ولقد تم اقتراح العديد من المقدرات لمفكوك هورست لتحليل الذاكرة الطويلة في السلاسل الزمنية واهمها [8][91].

1. احصاءة تحليل R/S المعدل .

2. طريقة GPH .

1. احصاءة تحليل R/S (Rescaled - Range Analysis) :

قدمت هذه الطريقة لأول مرة من قبل الباحث (Hurst 1951) للكشف عن وجود ظاهرة الذاكرة الطويلة في بيانات السلسلة الزمنية من خلال الفرق بين المجاميع الجزئية العظمى والصغرى لانحرافات قيم السلسلة عن وسطها الحسابي مقسوماً على انحرافها المعياري ويرمز لها بالاحصاءة Q_n ويحسب كالاتي :

$$Q_n = R/S_y = \frac{1}{S_y} \left\{ \max_{1 \leq k \leq n} \sum_{j=1}^k (Y_j - \bar{Y}_n) - \min_{1 \leq k \leq n} \sum_{j=1}^k (Y_j - \bar{Y}_n) \right\} \dots (2 - 51)$$

إذ ان

$$, \text{ and } \bar{Y}_n = n^{-1} \sum_{j=1}^n y_j S_y = \sqrt{n^{-1} \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y}_n)^2}$$

S_y : الانحراف المعياري للسلسلة ، وان \bar{Y}_n : تمثل المتوسط الحسابي للسلسلة ، وان n : يمثل حجم العينة ، k : تمثل عدد المجاميع الجزئية بين مفردات السلسلة .

تتأثر احصاءة R/S_y بشدة بالارتباط قصير المدى للسلسلة ، فالتغلب على هذه المشكلة اثبت العالم Lo عام 1991 بأن تحليل $Q_n = R/S_y$ يمكن أن يكون متحيزا ويعطي نتائج مضللة أو متحيزة حول وجود ذاكرة طويلة ، عند حدوث ارتباط ذاتي في المدى القصير بالنسبة للسلسلة الزمنية قيد الدراسة و اقترح Lo Andrews عام 1991 الإحصاءة R/S المصححة او المعدلة (Lo's modified R/S test) باستبدال الانحراف المعياري للعينة S_y بالانحراف المعياري المعدل S_q والذي يعرف بالاتي :

$$S_q = \left[\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (Y_j - \bar{Y}_n)^2 + \frac{2}{n} \sum_{j=1}^q \omega_j(q) \left[\sum_{i=j+1}^n (Y_j - \bar{Y}_n)(Y_{i-j} - \bar{Y}_n) \right] \right]^{1/2} \dots (2)$$

- 52)

إذ ان

$\omega_j(q)$: تمثل الاوزان والذي تحسب وفق الصيغة الآتية :

$$\omega_j(q) = 1 - j/(q + 1) , q < n$$

وبالتعويض تعرف احصاءة R/S المعدلة الخاصة بـLo كالاتي :

$$\tilde{Q}_n = \frac{1}{S_q} \left\{ \max_{1 \leq k \leq n} \sum_{j=1}^k (Y_j - \bar{Y}_n) - \min_{1 \leq k \leq n} \sum_{j=1}^k (Y_j - \bar{Y}_n) \right\} \dots \dots \dots (2 - 53)$$

إذ يلاحظ ان الاحصائية \tilde{Q}_n تختلف عن الاحصائية Q_n لأنها لا تؤخذ في الاعتبار التباينات التلقائية لقيم المفردات فقط وانما يأخذ ايضا التباينات المشتركة المرجحة بوصفها دالة تابعة لمعامل التأخير q لخصم تأثير هيكل الاعتماد قصير المدى الذي يمكن أن يوجد في البيانات .
إذ ان القاعدة العامة لتحديد قيمة q تكون كما يلي :

$$q = \left[\left(\frac{3n}{2} \right)^{\frac{1}{3}} \left(\frac{2\hat{p}}{1-\hat{p}} \right)^{\frac{2}{3}} \right] \dots \dots (2 - 54)$$

إذ

\hat{p} : هو عبارة عن التقدير لمعلمة نموذج الانحدار الذاتي من الدرجة الاولى .

2. اختبار GPH

يمكن الكشف عن وجود ذاكرة طويلة في بيانات السلسلة الزمنية من خلال الاختبار المقترح من قبل Geweke and Porter-Hudak في عام 1983 والذي عرف اختصاراً GPH و تركز هذه الطريقة على الانحدار الطيفي Spectral Regression اي تعتمد بالأساس على دالة الكثافة الطيفية المعطاة

$$f(\lambda) = [2 \sin(\lambda/2)]^{-2d} f_u(\lambda) \quad , \quad \lambda \in [0, \pi] \dots \dots (2 - 55)$$

إذ ان

λ : التردد الفوري .

$f_u(\lambda)$: دالة الكثافة الطيفية التي تتوافق مع u .

مع الأخذ في الاعتبار مجموعة قيم التردد التوافقي $\lambda_j = (2\pi j/T), j = 1, 2, \dots, m$

ويعد مقدرًا متقارباً للمعامل d بطريقة المربعات الصغرى إذ ان T هو حجم العينة (عدد الترددات المتضمنة في الانحدار الطيفي) ، و من خلال أخذ اللوغاريتم لدالة الكثافة الطيفية $f(\lambda)$ نحصل على

$$\ln f(\lambda_j) = \ln f_u(\lambda_j) - d \ln [4 \sin^2(\lambda_j/2)] \quad \dots \dots (2 - 56)$$

وقد بين كل من Grato et Lima(1994) و Porter-Hudak (1994) عام 1983 ان معامل الذاكرة الطويلة كالاتي :

$$\hat{d} \sim N \left(d, \frac{\pi^2}{6 \sum_{j=1}^{g(T)} (x_j - \bar{x})^2} \right) \dots \dots (2 - 57)$$

$g(T)$ دالة متزايدة فعندما $T \rightarrow \infty$ فان $g(T) = m$ وبذلك فان $m = T^v$ مع $0 < v < 1$ وكالاتي وعلى فرض ان :

$$x_j = \ln[4 \sin^2(\lambda_j/2)]$$

\bar{x} : تمثل متوسط العينة لـ x_j .

تحت فرضية العدم التي تنص على عدم وجود ذاكرة طويلة اي $d=0$ إذ تكون احصاءة الاختبار t وبتوزيع طبيعي قياسي محدود وكالاتي :

$$t_{d=0} = \hat{d} \cdot \left[\frac{\pi^2}{6 \sum_{j=1}^{g(T)} (x_j - \bar{x})^2} \right]^{-1/2} \dots \dots (2 - 58)$$

10.2.2 التقدير Estimation

يتم إجراء تقدير معاملات نموذج FIGARCH بشكل عام باستخدام طريقة الامكان الاعظم مع افتراض التوزيع الطبيعي القياسي لـ ε_t ولكن في بعض الاحيان يحصل عدم تحقق افتراض التوزيع الطبيعي القياسي لكثير من التطبيقات ، وبالتالي يفضل استخدام طريقة التقدير بدالة شبه الامكان الاعظم Quasi - Maximum Likelihood Estimator والتي تعتبر طريقة تكرارية يمكن استخدامها عندما لايتوفر افتراض الحالة الطبيعية القياسية للتوزيع .

ان عملية تقدير معاملات FIGARCH (p, d, q) بطريقة QMLE تعتبر اكثر طرق التقدير شيوعاً وان فكرتها الاساسية هي تعظيم دالة الاحتمال بالاعتماد على العينة $\{\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n\}$ و يمكن كتابتها بالشكل الاتي [91][84] :-

$$L(\theta, \varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) = (2\pi\sigma_t^2)^{-\frac{n}{2}} e^{-\frac{\varepsilon_t^2}{2\sigma_t^2}}$$

$$\log L(\theta, \varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) \approx -\frac{n}{2} \log(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \log \sigma_t^2 - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \frac{\varepsilon_t^2}{\sigma_t^2} \dots (2 - 59)$$

إذ ان $\theta = \alpha_0, d, \alpha_1, \dots, \alpha_p, \beta_1, \dots, \beta_q$ المعادلة اعلاه في حالة افتراض التوزيع الطبيعي وفي حال لم يتحقق هذا الافتراض بالإمكان ايضا استخدام حالة توزيع t حيث ان لوغاريتم دالة الكثافة الاحتمالية تكون معرفة بالشكل الاتي :-

$$\log L(\theta) = n \operatorname{Ln} \left[\frac{\Gamma\left(\frac{r+1}{2}\right)}{\sqrt{\pi(r-2)}\Gamma(r/2)} \right] - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \left\{ \operatorname{Ln} \sigma_t^2 - (r+1) \operatorname{Ln} \left(1 + \frac{\varepsilon_t^2}{\sigma_t^2(r-2)} \right) \right\} \dots (2-60)$$

11.2.2 معايير اختيار النموذج

Model selection criteria

ان اختيار النموذج المناسب هو احد أهم أهداف تحليل البيانات في النمذجة الاحصائية لان ذلك يعود الى نتائج تنبؤ جيدة , لذا فإن اختيار النموذج الافضل مهمة ليست بسيطة فبذلك لا بد للباحث من اختيار افضل نموذج يكون ملائماً لتلك النماذج المقترحة للتقدير والتنبؤ بالبيانات المدروسة ، لذلك وضعت معايير لاختيار افضل نموذج وتستعمل بوصفها أدوات مفيدة في هذا المجال إذ انها تقيم ما إذا كان النموذج يوصف البيانات بشكل مثالي ودقيق ، اذ تكمن اهمية اختيار رتبة الانموذج ذي رتبة اقل من الرتبة الفعلية و يؤدي هذا الى عدم اتساق معلمات النموذج ، بينما اختيار نموذج برتبة اعلى يؤدي الى زيادة تباين النموذج وبالتالي فقدان الدقة بسبب زيادة عدد معلمات النموذج الذي تم اختياره [69][34][11][64][6].

ومن اهم معايير اختيار النموذج هي :-

اولاً . معيار معلومات اكاكي Akaike Information criterion (AIC) [6][35][1]

في عام 1974م قدم الباحث (Akaike) معيارا لاختيار افضل نموذج للبيانات عرف اختصارا بـ (AIC) ويحسب لكل نموذج ، إذ ان النموذج الذي يعطي اقل قيمة للمعيار يعد هو النموذج الافضل ويمكن وصف هذا المعيار بالصيغة التالية [56][16] :-

$$AIC(k) = \frac{[-2 \log(L) + 2(k)]}{n} \dots \dots \dots (2-61)$$

إذ ان :

n : تمثل حجم العينة (عدد مشاهدات السلسلة الزمنية) .

k : تمثل عدد معلمات النموذج .

$\log(L)$: يمثل لوغاريتم دالة الامكان الاعظم وبافتراض ان الخطأ يتوزع بشكل طبيعي تكون الصيغة :

$$AIC(k) = n \log(\hat{\sigma}_e^2) + 2(k) \dots \dots \dots (2-62)$$

$\hat{\sigma}_e^2$: يمثل مربع التباين المقدر لبواقي النموذج المختار ويحسب كالآتي:

$$\hat{\sigma}_e^2 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\varepsilon_t - \hat{\varepsilon}_t)^2 \dots \dots \dots (2 - 63)$$

ثانياً . معيار معلومات بيز Bayesian Information criterion(BIC)^{[34][11][5]}

في عام 1978م اقترح الباحثان (Schwarz) و (Akaike) معياراً اخر لتحديد درجة النموذج و طور الباحثان معيار AIC الى المعيار الجديد والذي عرف باسم معيار معلومات بيز والذي يكتب اختصاراً (BIC) ويكتب بالصيغة الاتية :

$$BIC(k) = \frac{[-2 \log(L) + (k \ln(n))]}{n} \dots \dots \dots (2 - 64)$$

n : تمثل حجم العينة.

k : تمثل عدد معلمات النموذج .

$\log(L)$: يمثل لوغاريتم دالة الامكان الاعظم .

وقد عالج هذا المعيار مشكلة التقدير المفرط الموجود في معيار (AIC) و جعل حد الجزاء $(k \ln(n))$ للمعلمات الإضافية أقوى من دالة الجزاء في معيار (AIC) .

ثالثاً . معيار المعلومات لـ حنان كوين Hannan- Quinn Criterion (HQC)^{[16][11]}

في عام 1979م اقترح هذا المعيار من قبل الباحثان (Hannan and Quinn) لتحديد رتبة النموذج والذي يرمز له بالرمز HQC وصيغته :

$$HQC(k) = \frac{-[2\log(L) + 2k \ln (\ln(n))]}{n} \dots \dots \dots (2 - 65)$$

وبسبب اللوغاريتم المتكرر فإن الحد الثاني أعلاه ينخفض بأسرع مقدار ممكن عند ثبات رتبة النموذج .

إذ ان هذه المعايير اعلاه تستخدم للمفاضلة بين تقديرات المعلمات للنماذج وبناءً عليها يتم اختيار النموذج الافضل ووفقها يتم اختيار افضل نموذج وهو الذي يحقق اقل قيمة حيث يتم اختبار كل معيار على حدة .

12.2.2 فحص مدى ملائمة النموذج

Diagnostic checking for Model Adequacy

بعد مرحلة تحديد رتب النموذج وتقدير معلماته تأتي مرحلة فحص دقة ملاءمة النموذج المقدر إذ تعد من الاجراءات المهمة والضرورية لبيان مدى جودة وكفاءة النموذج الذي تم تقديره لتمثيل بيانات السلسلة الزمنية المدروسة بشكل جيد ولكي نستطيع ان نكشف عن اوجه القصور في النموذج لئتم تحسينه وتطويره والانتقال الى مرحلة التنبؤات بالقيم المستقبلية , وبذلك فان عملية فحص النموذج ومعرفة مدى دقته وملاءمته لبيانات السلسلة الزمنية قيد الدراسة يتم باستعمال اختبارين ان معلمات النموذج لا بد من ان تكون ذات معنوية إحصائية ويتم ايضاً عن طريق تحليل سلسلة البواقي القياسية (Standardized Residual Series) التي تعرف بصيغة الرياضية [93][5][24][16]:

$$SR_{(\varepsilon_t)} = \frac{\varepsilon_t}{\sigma_t} \quad t = 1, 2, \dots, n \quad \dots \dots \dots (2 - 66)$$

إذ أن $SR_{(\varepsilon_t)}$ هي سلسلة البواقي القياسية ، وان σ_t تمثل سلسلة الانحراف المعياري المشروط والذي يتم حسابه من الجذر التربيعي لمعادلة التباين للنموذج المدروس ، ε_t هي سلسلة بواقي نماذج ARCH,GARCH والتي يتم حسابها من الصيغة [34][11]:

$$\varepsilon_t = z_t - \mu$$

وهناك أسلوبان لفحص مدى الملاءمة :-

الاسلوب الاول (الرسم البياني) : يتم عن طريق رسم معاملات دالة الارتباط الذاتي لسلسلة البواقي القياسية $SR_{(\varepsilon_t)}$ ورسم معاملات دالة الارتباط الذاتي لسلسلة البواقي القياسية المربعة $SR_{(\varepsilon_t)}^2$ بالصيغة الآتية :

$$(SR_{(\varepsilon_t)})^2 = \left(\frac{\varepsilon_t}{\sigma_t} \right)^2 \quad \dots \dots \dots (2 - 67)$$

فيمكن ايضاً برسم المنحنى التكراري او رسم منحنى الاحتمال الطبيعي إذ يكون واضحاً فيما إذا كانت السلسلتان تتوزعان توزيعاً طبيعياً أم لا ، فاذا كانت البواقي تقع تقريباً على طول الخط المائل فإن تحقق ذلك فهذا يعني أن البواقي تتوزع عشوائياً وان النموذج جيد وملائم ويمكن استعماله في التنبؤ.

الاسلوب الثاني (الاختبارات) : يتم فحص النموذج باستخدام اختبارين و يكون الهدف منها هو بيان مدى ملاءمة النموذج الذي تم اختباره و يستعمل اختبار (Ljung-Box) والذي تم استعماله سابقاً في الجزء الخاص بالتشخيص ولكن هذه المرة يتم التعامل مع سلسلة البواقي القياسية $SR_{(\varepsilon_t)}$ وذلك لبيان مدى الملاءمة بالنسبة لمعادلة المتوسط وكذلك مع سلسلة البواقي القياسية المربعة $SR_{(\varepsilon_t)}^2$ لبيان مدى الملاءمة بالنسبة لمعادلة التباين [12][18] .

ويتم أيضاً استعمال اختبار (ARCH test) مرة أخرى في فحص مدى ملاءمة النماذج ولكن هذه المرة يتم التعامل مع سلسلة البواقي القياسية $SR(\varepsilon_t)$ وذلك لبيان مدى الملاءمة بالنسبة لمعادلة التباين . ومن الجدير بالإشارة أن الاختبارات الإحصائية أعلاه تعد دعماً أقوى من الرسوم البيانية ، ومع ذلك فإن جميع الاختبارات المذكورة مسبقاً لا تمتاز بعملية تشخيص الأنماط غير الخطية في السلسلة الزمنية لبواقي الأنموذج الملائم من النماذج الخطية لذلك اقترح اختبار (BDS - Test) والذي يكون قوياً وفعالاً للتعرف على الانماط غير الخطية في بواقي نموذج ARMA الخطي .

اختبار BDS [24] Brok-Declhert Scheinkman Test

اقترح هذا الاختبار من قبل كلٍ من (Brok-Declhert Scheinkman) عام (1986) ونشر في عام (1996) ويعد اختباراً تشخيصياً للكشف عن الصفة اللاخطية في بواقي نموذج السلسلة الزمنية الخطي الذي تم تقديره ويستخدم في الكثير من السلاسل الزمنية التي تتصف بميزة اللاخطية ، إذ تظهر هذه الصفة في التباين والتباين المشترك للنموذج الخطي ويمكن الكشف عنها عند تطبيق هذا الاختبار وتحت الفرضية القائلة .

$H_0 = \text{linearity in } \hat{\varepsilon}_t$

$= \text{Non - linearity in } \hat{\varepsilon}_t H_1$

وان صيغة هذا الاختبار تكون كالآتي :

$$BDS = \sqrt{n} \frac{C_{1,n} - C_{m,n^m}}{\hat{\sigma}_{m,n}} \cong N(0,1) \quad (2 - 68)$$

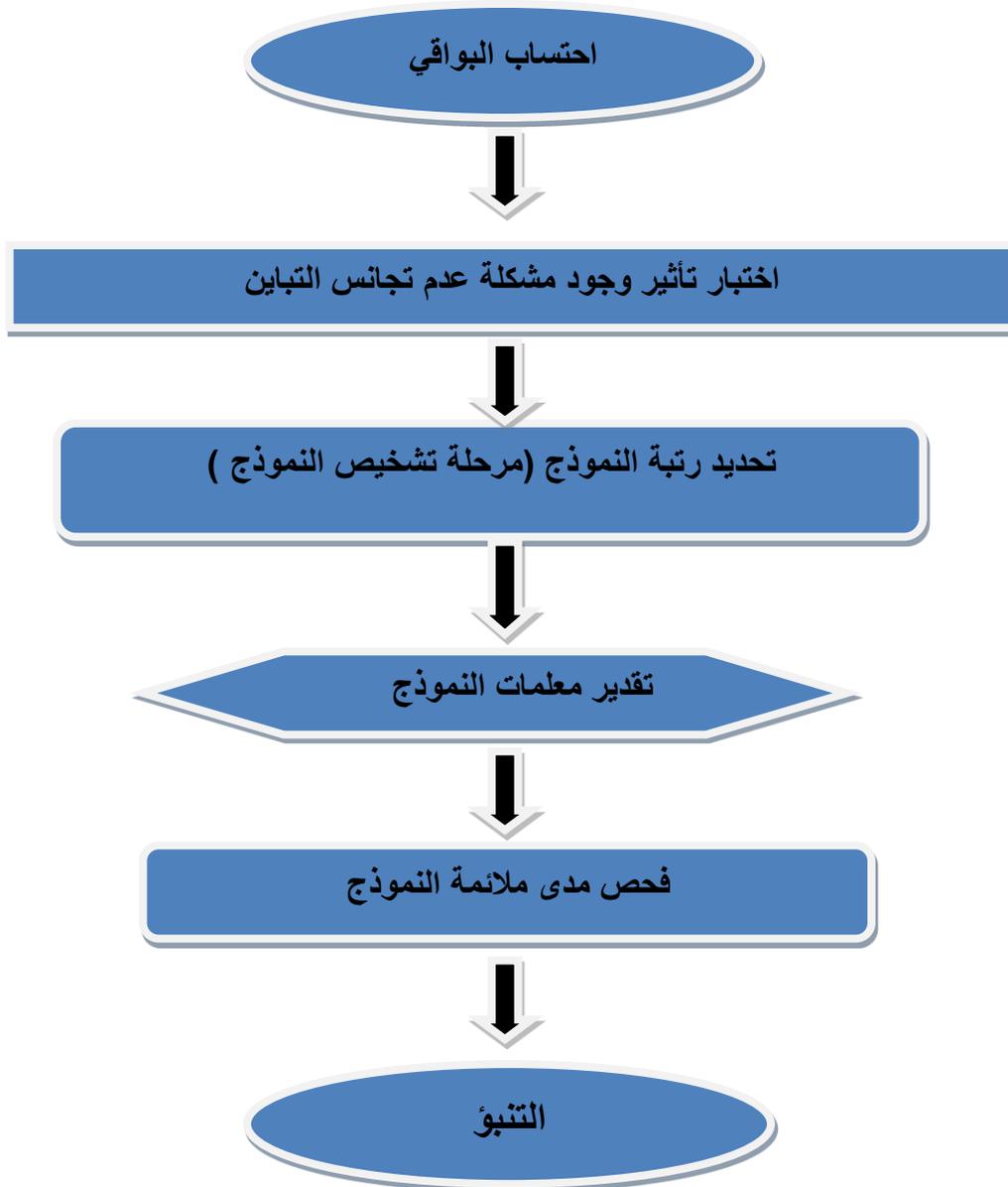
n : تمثل عدد مشاهدات السلسلة الزمنية للبواقي .

$\hat{\sigma}_{m,n}$: تمثل الانحراف المعياري للبواقي للسلسلة الزمنية .

C_{m,n^m} : تمثل تكامل الارتباط للبواقي عند البعد m والذي يقيس التردد والذي يتكرر في الانماط الزمنية في البيانات .

ويتم قبول فرضية العدم عند مستوى معنوية 0.05 اي اذا كانت $(p - value > \alpha)$ وبالعكس اي اذا كانت $(p - value < \alpha)$ فيتم رفض فرضية العدم و يكون نتيجة ظهور ارتباط غير خطي في بواقي النموذج ، اي ان سلسلة البواقي تكون غير مستقلة ومتماثلة التوزيع وبهذا يمكن الاستمرار واجراء التحليل غير الخطي وتطبيق نماذج عائلة GARCH ومنها نموذج FIGARCH .

ويمكن تلخيص مراحل بناء النموذج بالشكل ادناه :



بعد الحصول على النموذج النهائي من خلال المراحل الثلاث السابقة , نتوجه إلى آخر عملية والتي تتمثل في حساب التنبؤ , يمكن تعريف التنبؤ بأنه أحد أهم تطبيقات تحليلات السلاسل الزمنية و ان أحد الأهداف الأساسية لهذه الدراسة هو استخدام النموذج المركب للتنبؤ بالتقلبات المستقبلية لسلسلة زمنية , بناء على البيانات التي تم جمعها حتى الوقت الحاضر إذ تم وضع تنبؤات التقلب بشكل أساس بسبب فائدتها فهي تتضمن قرارات التداول والقرارات المالية طويلة الأجل , وتعتمد العوائد على ما يمكن أن يحدث في المستقبل وفي هذا السياق فإن القرارات التي يتم اتخاذها حالياً تعكس توقعات الحالة المستقبلية للعالم وتتمثل إحدى المهام المهمة لنمذجة التقلب الشرطي في توليد تنبؤات دقيقة لقيمة السلاسل الزمنية المستقبلية. وتتمثل إحدى الطرق المستخدمة على نطاق واسع هي تقسيم البيانات على جزأين , جزء للتنبؤ وجزء آخر لتقييم دقة التنبؤ بالنموذج , فمن أجل الحصول على النموذج المناسب للتنبؤ بالتقلب (التباين الشرطي) , تتم هذه الطريقة باستخدام التنبؤ بخطوة واحدة للأمام للتباين الشرطي ... $\sigma_{t+1,1}^2, \sigma_{t+1,1}^2$ لنقاط مختلفة من الوقت , والتي تستخدم القيم الفعلية بدلا من القيم المتوقعة لتقييم أداء التنبؤ للنماذج المقدره وبهذا يكون التنبؤ لنموذج FIGARCH يكون كالآتي :

$$\begin{aligned}\sigma_{t+1}^2 &= \alpha_0[1 - \beta(L)]^{-1} + \lambda(L)\varepsilon_{t+1}^2 \\ &= \alpha_0[1 - \beta(L)]^{-1} + \lambda_1\varepsilon_t^2 + \lambda_2\varepsilon_{t-1}^2 + \dots\end{aligned}$$

والتنبؤ بقيمة واحدة يكون σ_t^2 كالآتي :-

$$\sigma_t^2(1) = \alpha_0[1 - \beta(L)]^{-1} + \lambda_1\varepsilon_t^2 + \lambda_2\varepsilon_{t-1}^2 + \dots$$

والتنبؤ بقيمتين يكون بما يأتي :-

$$\sigma_t^2(2) = \alpha_0[1 - \beta(L)]^{-1} + \lambda_1\sigma_t^2(1) + \lambda_2\varepsilon_t^2 + \dots$$

ولـ s من القيم المستقبلية يكون كالآتي :-

$$\sigma_t^2(s) = \alpha_0 [1 - \beta(L)]^{-1} + \lambda_1 \sigma_t^2(s-1) + \dots + \lambda_{s-1} \sigma_t^2(1) + \lambda_s \varepsilon_t^2 + \lambda_{s+1} \varepsilon_{t-1}^2 \dots \dots \dots (2-69)$$

وللأغراض العملية ، يتم التوقف عند أكبر عدد وليكن M ، مما ينتج عنه معادلة التنبؤ بالشكل عام كالآتي [91][99][84][72] :-

$$\sigma_t^2(s) \approx \alpha_0 [1 - \beta(L)]^{-1} + \sum_{i=1}^{s-1} \lambda_i \sigma_t^2(s-i) + \sum_{j=0}^M \lambda_{s+j} \varepsilon_{t-j}^2 \dots \dots (2-70)$$

وبذلك يجب استبدال المعلمات هنا بالتقديرات المقابلة . يتم عملية التنبؤ للتقلبات بهذه الطريقة والتي تعرف بالتنبؤ في العينة In-Sample Forecasting ، بذلك ففي الحالة التي يتم فيها تحديد النماذج المدروسة للتباين الشرطي و يتم حساب التنبؤ لها في فترة خارج العينة تأتي مرحلة تقييم أداء التنبؤ بالتقلب والتي تعرف بانها الخطوة الأخيرة وذلك لان بعض الاعمال البحثية وجدت ان النموذج المختار ليس بالضرورة ان يكون هو الافضل للتنبؤ ، و وجد من الصعب تحديد مقياس جيد لتقييم دقة التنبؤ لا سيما في حال البيانات التي تعاني من التذبذبات المالية لذلك سنتطرق الى اهم المقاييس واكثرها استعمالاً وهي (RMSE, MAE, MAPE) ولنفترض أن مجموعة بيانات السلسلة الزمنية يشار اليها $(\mathcal{X}_1, \mathcal{X}_2, \dots, \mathcal{X}_N)$ منقسمة الى قسمين بيانات لتقدير الانموذج $(\mathcal{X}_1, \mathcal{X}_2, \dots, \mathcal{X}_n)$ وبيانات لتقييم دقة الانموذج $(\mathcal{X}_{n+1}, \dots, \mathcal{X}_N)$ فبعد تقدير المعلمات التنبؤ يتم احتساب خطأ التنبؤ والذي يعرف بأنه الفرق بين القيم الحقيقية للتباين الشرطي الفعلي للسلسلة الزمنية للمجموعة σ_t^2 ومقدر تقلب التنبؤ $\hat{\sigma}_t^2$

$$e_t = \sigma_t^2 - \hat{\sigma}_t^2$$

إذ ان e_t تمثل خطأ التنبؤ عند الزمن t ، $\hat{\sigma}_t^2$ تمثل التباين المشروط المقدر ، σ_t^2 تمثل التباين (التقلب) الفعلي الذي تم الحصول عليه من توافق نماذج الانحدار الذاتي المشروطة بعدم تجانس التباين. وبالتالي فإن أفضل أنموذج تنبؤي هو الذي يعطي أقل خطأ (Minimize the error) بين المعايير المستخدمة [5][11][12][86][24][67][51][62].

1 . جذر متوسط مربع الخطأ Root Mean Square Error (RMSE)

يتم تعريف هذا المعيار على أنه الجذر التربيعي للفرق التربيعي بين كل من التباين الحقيقي والتباين المقدر σ_t^2 ، ونظرًا لعدم وجود تباين حقيقي كبير يتم استخدام مشاهدات السلاسل الزمنية ε_t^2 ، وبالتالي يتم إعطاء صيغة RMSE على النحو التالي:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\sigma_t^2 - \widehat{\sigma}_t^2)^2} \quad t = 1, 2, \dots, n \quad \dots \dots (2 - 71)$$

$\widehat{\sigma}_t^2$: هي التباين المشروط المقدر التي تم الحصول عليها من توافق نماذج الانحدار الذاتي المشروطة بعدم تجانس التباين ، σ_t^2 : تمثل التباين (التقلب) الفعلي .
n : تمثل عدد القيم الزمنية التي تم التنبؤ بها.

Mean Absolute Error (MAE)

2. متوسط الخطأ المطلق

يعرف هذا المقياس على انه معدل الفرق المطلق بين كل من التباين الفعلي وتقلبات التنبؤ مقاييس ويكون بالصيغة الآتية :

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |\sigma_t^2 - \widehat{\sigma}_t^2| \quad \dots \dots (2 - 72)$$

3. متوسط مطلق الخطأ النسبي (MAPE)

يعرف بانه متوسط النسبة المئوية للتغير المطلق بين القيمة المتوقعة للتنبؤ بخطوة واحدة والقيمة الحقيقية ويكون على النحو التالي:-

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{\sigma_t^2 - \widehat{\sigma}_t^2}{\sigma_t^2} \right| * 100\% \quad \dots \dots (2 - 73)$$

في هذه المقاييس عادة ما يتم استعمال مربعات البواقي ε_t^2 بوصفها مقياساً للتباين الفعلي σ_t^2 ويمكن تبرير هذا الاختبار من خلال استعمال المعادلة الآتية :

$$E(\varepsilon_t^2) = E(e_t \sigma_t)^2 = 1E(\sigma_t^2) = \widehat{\sigma}_t^2$$

$e_t \sim N(0,1)$ و σ_t^2 هو التباين الشرطي لمربعات البواقي ε_t^2 في الزمن t .

وتعد هذه الإحصائيات من الوسائل المهمة التي تتم بها مقارنة عدد من النماذج.

المقدمة

يعد النفط الخام أحد أهم مصادر الطاقة في العالم، ويشكل سلعة استراتيجية دولية تتضمن قيمة اقتصادية عالية، وتأتي أهمية النفط الخام من الوفرة النسبية وتركيزه للطاقة وكفاءته وسهولة نقله وتوزيعه فضلاً عن وجود بدائل في نفس مستوى النوعية والسعر كونها بدائل محدودة وبعضها يعد أكثر المصادر تلوثاً للبيئة في حين يلاقي الأخر معارضة كبيرة بسبب الكلفة العالية وخطر الإشعاعات المنبعثة منها. وتخضع الأسواق العالمية للنفط إلى مجموعة من التطورات المهمة قادت إلى حدوث اختلاف كبير في ميزان العرض والطلب، إذ أن الأسواق النفطية ذات طبيعة خاصة تأخذ خصوصية من تداخل العوامل الاقتصادية مع العوامل السياسية، والتي تتفاوت أهميتها ودرجة تأثيرها على أسعار النفط الخام في السوق ويبدو أن إشكالية تحديد أسعار النفط الخام تعتمد في جزء أساس منها على ما تحدثه عوامل العرض والطلب في السوق العالمية، فضلاً عن وجود قوى محركة أخرى لها تأثيرها في الأسعار منها التوقعات المستقبلية تم الحصول على السلسلة الزمنية للأسعار النهائية لبرميل النفط اليومي من البيانات المتوفرة المعلنة على موقع أوبك المنشورة على الشبكة الدولية الانترنت للفترة من (2003/01/2) لغاية (2022/03/31) لغرض نمذجتها من خلال نماذج السلاسل الزمنية و كان للبيانات التي وفرتها منظمة أوبك الفضل الكبير في تسهيل مهمة تحليل البيانات . لقد تم تحليل البيانات بالاعتماد على ثلاث حزم برمجية هي برنامج R وبرنامج Ox Matrices وبرنامج Eviews.12 .

سيتضمن هذا الجانب تطبيقاً وتحليلاً للطرق المعروضة في الجانب النظري على بيانات سلسلة أسعار النفط في العراق بالدولار الأمريكي لغرض التقدير والتنبؤ بالتقلبات للسلسلة الزمنية باستخدام النموذج FIGARCH بافتراض توزيعات مختلفة للخطأ والمقارنة فيما بينها، لاختيار النموذج المناسب للتنبؤ بالتقلبات المستقبلية .

1.3 وصف البيانات

تم الحصول على البيانات الخاصة بالبحث من البيانات المنشورة على الموقع الرسمي لمنظمة أوبك الشبكة العنكبوتية (الانترنت) والتي تمثلت بالبيانات اليومية للسلسلة الزمنية للأسعار النهائية لبرميل النفط الخام العراقي بالدولار الأمريكي وللفترة من كانون الثاني 2003 ولغاية آذار 2022 بواقع 4964 مشاهدة، فيلاحظ من الرسم البياني لسلسلة أسعار النفط في الشكل (1-3) هناك ارتفاع تدريجي في أسعار النفط من عام 2004 لغاية بداية عام 2008 ثم تبعها هبوط مفاجئ في الأسعار في نهاية عام 2008 و عام 2009 ويعتقد ان هذا الانخفاض ناجم عن الازمة الاقتصادية العالمية التي حدثت في تلك الفترة .

بعد عام 2009 حصل ارتفاع تدريجي واضح في الاسعار واستقرار نسبي في المدة بين نهاية عام 2011 لغاية منتصف عام 2014 . وبعد عام 2014 شهد العراق اوضاعاً سياسية غير طبيعية ناتجة عن سيطرة داعش على اجزاء من اراضيه والدخول في معارك للقضاء عليه وتحرير الاراضي المسيطر عليها ونجم عن ذلك تأثر اسعار النفط إذ انخفضت اسعار النفط في عام 2016 كما هو موضح بالرسم البياني .

كما حصل ايضاً انهياراً كبيراً اخر في اسعار النفط العالمية في نهاية عام 2019 و عام 2020 بسبب انتشار فايروس (COVID -19) وحصول جائحة كورونا

Oil Price



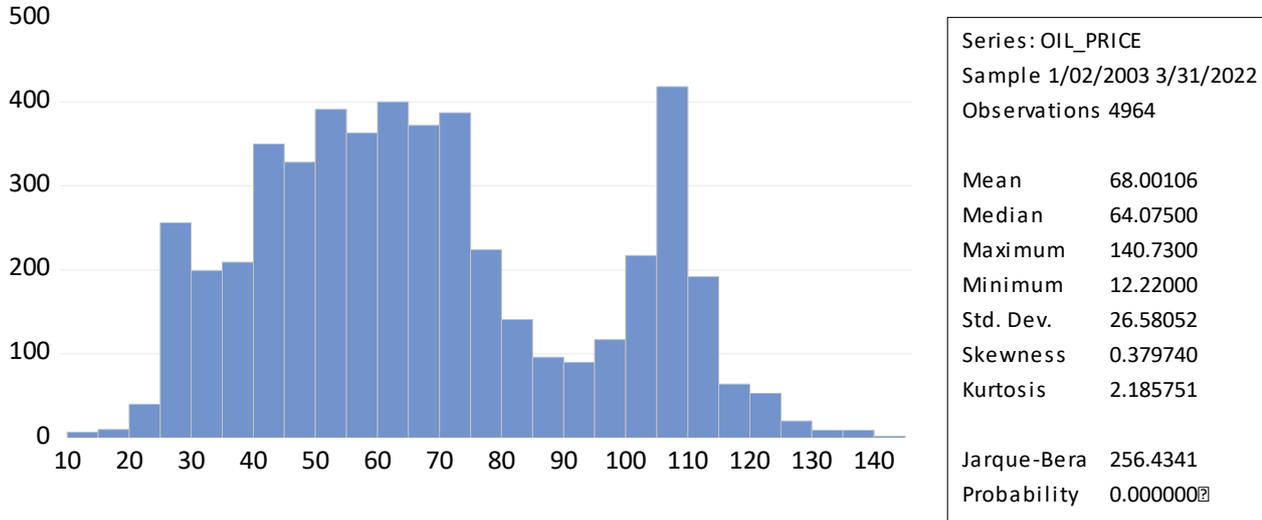
شكل (3-1) الرسم البياني لسلسلة اسعار النفط اليومية من (2003/01/2) لغاية (2022/03/31)

مما تقدم يتضح ايضاً ومن الرسم البياني في الشكل (3-1) بأن سلسلة اسعار النفط اليومية في العراق سلسلة زمنية غير خطية وتحتوي على تذبذبات واضحة في سلوكها التاريخي الناتج من تغير الاسعار العالمية من مدة الى اخرى مما يوحي بأن سلسلة اسعار النفط غير مستقرة في المتوسط والتباين وهذا ما سيتم التحقق منه من خلال تطبيق الاختبارات ذات العلاقة في الفقرات اللاحقة.

2.3 تحليل بيانات السلسلة

لغرض تحليل نماذج (FIGARCH)، من المناسب ان يتم دراسة الوصف الاحصائي لبيانات السلسلة الزمنية قيد الدراسة، و دراسة سلوكها من حيث الاستقرارية والثبات لغرض الشروع في البدء بمراحل بناء

النموذج ، قبل البدء في عملية تحليل البيانات وإجراء الاختبارات التفصيلية للسلسلة قيد الدراسة، يمكن تلخيص وصف إحصائي مبسط للسلسلة الزمنية للبيانات من خلال المقاييس والرسومات الإحصائية المبينة في الشكل (2-3) وكالاتي :



شكل (2-3) الإحصاء الوصفي لبيانات السلسلة الزمنية لأسعار النفط اليومية

نلاحظ من تحليل البيانات المعروض في الشكل (2-3) أن اصغر قيمة لبيانات سلسلة أسعار النفط كانت (12.22000) واكبر قيمة كانت (140.7300) وان المتوسط للسلسلة الزمنية مساوٍ لـ (68.00106) وبانحراف معياري مساوٍ (26.58052) ويظهر أيضاً ان قيمة معامل الالتواء (Skewness= 0.379740) كانت قيمة موجبة يشير هذا إلى أن البيانات ذات ذيل اطول بجهة اليمين كما نلاحظ ان معامل التفلطح (Kurtosis=2.185751) له قيمة اقل من 3 مما يعني أن السلسلة تتصف بالتفلطح و مختلفة عن التوزيع الطبيعي ، و يمكن تأكيد ذلك من خلال القيمة الاحتمالية لاختبار (Jarque-Bera) إذ أن قيمتها تساوي (0.000000) ، وهو أقل من 0.05 ، وهذا يعني بان بيانات السلسلة الزمنية لأسعار النفط اليومية لا تتبع التوزيع الطبيعي وهذا ما تتصف به معظم السلاسل الزمنية المالية .

3.3 التحقق من وجود الاستقرار في البيانات للسلسلة الزمنية

يمكن التحقق من استقرارية بيانات السلسلة الزمنية موضوع البحث من تطبيق الاختبارات المعروضة في الجانب النظري وهي كالاتي :-

- 1- اختبار ديكي فولر المطور (Augmented Dickey Fuller) لسلسلة أسعار النفط اليومية .
- 2- اختبار تجانس التباين لسلسلة الزمنية لاسعار النفط اليومية
- 3- اختبار وجود ارتباط ذاتي بين الاخطاء لسلسلة أسعار النفط .

1.3.3 اختبار ديكي فولر المطور (Augmented Dickey Fuller) لسلسلة أسعار النفط

من أجل التحقق من استقرارية السلسلة الزمنية ، تم إجراء اختبار Augmented Dickey Fuller لجذر الوحدة والذي يعد من أكثر الاختبارات استخداماً والمشار إليه في الجانب النظري في المعادلة (7-2) (كما هو لاختبار الفرضية الآتية

$H_0 : \gamma = 0$ السلسلة الزمنية غير مستقرة في المتوسط

$H_1 : \gamma < 0$ السلسلة الزمنية مستقرة في المتوسط

ويمكن عرض نتائج الاختبار كما مبين في الجدول (3-1) الآتي :

جدول (3-1) يوضح نتائج اختبار Augmented Dickey Fuller

Probability	الاختبار t	النماذج
0.3574	-1.8482	النموذج الأول (Intercept)
0.6720	-1.8659	النموذج الثاني (Trend and intercept)
0.6945	0.0367	النموذج الثالث (none Trend and intercept)

نلاحظ من الجدول (3-1) ان القيمة الاحتمالية لاختبار ديكي - فولر المطور للنماذج الثلاث تساوي (0.3574، 0.6720، 0.6945) على التوالي وهي اكبر من (0.05) وبالتالي نقبل فرضية العدم والتي تنص على عدم استقرارية السلسلة الزمنية بالمتوسط .

2.3.3 اختبار عدم تجانس التباين لسلسلة الزمنية لأسعار النفط اليومية

تم استخدام اختبار مضاعف لاكرانج والمشار إليه في الجانب النظري بالمعادلة (2-47) من اجل الكشف عن استقرارية التباين للسلسلة الزمنية لأسعار برميل النفط اليومية وذلك لاختبار الفرضية الآتية

H_0 : (ARCH لا يوجد اثر لـ ARCH)

H_1 : (ARCH يوجد تأثير لـ ARCH)

جدول (3-2) يوضح نتائج اختبار عدم تجانس التباين لسلسلة اسعار النفط اليومية

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	551112.4	Prob. F(1,4961)	0.0000
Obs*R-squared	4918.723	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

يتبين من نتائج الجدول (3-2) ان قيمة الاحتمالية والتي تساوي 0.0000 هي اقل من 0.05 لذلك نرفض فرضية العدم ونقبل الفرضية البديلة التي تنص على عدم تجانس التباين .

3.3.3 اختبار وجود ارتباط ذاتي بين الاخطاء لسلسلة أسعار النفط .

للكشف عن عشوائية الاخطاء تم استخدام اختبار Box-Ljung احصاءه Q وفقاً للمعادلة (2-46) والنتائج الموضحة في الشكل (3-3) لاختبار الفرضية الاتية :

H_0 : الاخطاء تتوزع عشوائياً (عدم وجود ارتباط ذاتي للبواقي)

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

H_1 : الاخطاء لا تتوزع عشوائياً (يوجد ارتباط ذاتي بين البواقي)

$$H_1 : \rho_m \neq 0 \quad \text{for some values of } m$$

Date: 07/04/22 Time: 02:00
Sample: 1/02/2003 3/31/2022
Included observations: 4964

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.999	0.999	4953.7	0.000
		2	0.997	-0.156	9890.8	0.000
		3	0.995	0.007	14811.	0.000
		4	0.993	-0.022	19714.	0.000
		5	0.991	-0.029	24599.	0.000
		6	0.989	-0.016	29464.	0.000
		7	0.987	0.053	34312.	0.000
		8	0.985	-0.030	39142.	0.000
		9	0.984	0.018	43955.	0.000
		10	0.982	0.005	48749.	0.000
		11	0.980	-0.014	53527.	0.000
		12	0.978	-0.006	58286.	0.000
		13	0.976	-0.030	63028.	0.000
		14	0.974	-0.049	67749.	0.000
		15	0.971	-0.022	72449.	0.000
		16	0.969	-0.037	77127.	0.000
		17	0.967	-0.043	81782.	0.000
		18	0.964	0.007	86413.	0.000
		19	0.961	0.028	91022.	0.000
		20	0.959	0.036	95608.	0.000
		21	0.957	-0.040	100172	0.000
		22	0.954	0.012	104714	0.000
		23	0.952	0.018	109234	0.000
		24	0.950	0.000	113733	0.000
		25	0.947	-0.010	118211	0.000
		26	0.945	-0.045	122666	0.000
		27	0.942	0.012	127098	0.000
		28	0.940	-0.004	131508	0.000
		29	0.937	0.015	135895	0.000
		30	0.935	-0.010	140259	0.000
		31	0.932	-0.002	144601	0.000
		32	0.929	-0.017	148919	0.000
		33	0.927	-0.002	153214	0.000
		34	0.924	-0.010	157485	0.000
		35	0.922	-0.001	161733	0.000
		36	0.919	-0.033	165957	0.000

شكل (3-3) يوضح قيم دلتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي ونتائج اختبار Box-Ljung للسلسلة الزمنية

يتضح من الشكل (3-3) ان معاملات دالة الارتباط الذاتي في جميع الازاحات الزمنية تختلف معنويا عن الصفر (خارج حدود الثقة $(\frac{-1.96}{\sqrt{4964}}, \frac{+1.96}{\sqrt{4964}})$) و نلاحظ أنها تميل للانخفاض ببطء نحو الصفر كلما ازادت مدة الازاحة (Lag) كما يوحي سلوك دالة الارتباط الذاتي الى وجود الذاكرة الطويلة في سلسلة اسعار النفط ، ويلاحظ ايضاً ان جميع قيم الاحتمال Prob للاحصاء Q تقل عن (0.05) ، مما يؤدي إلى رفض فرضية العدم التي تنص على (عدم وجود ارتباط ذاتي تسلسلي بين الاخطاء العشوائية) وقبول الفرضية البديلة التي تنص على وجود ارتباط ذاتي تسلسلي بينها و ان البواقي لا تتوزع بصورة عشوائية و تمتلك شكلاً وسلوكاً مميزاً .

4.3 سلسلة العوائد

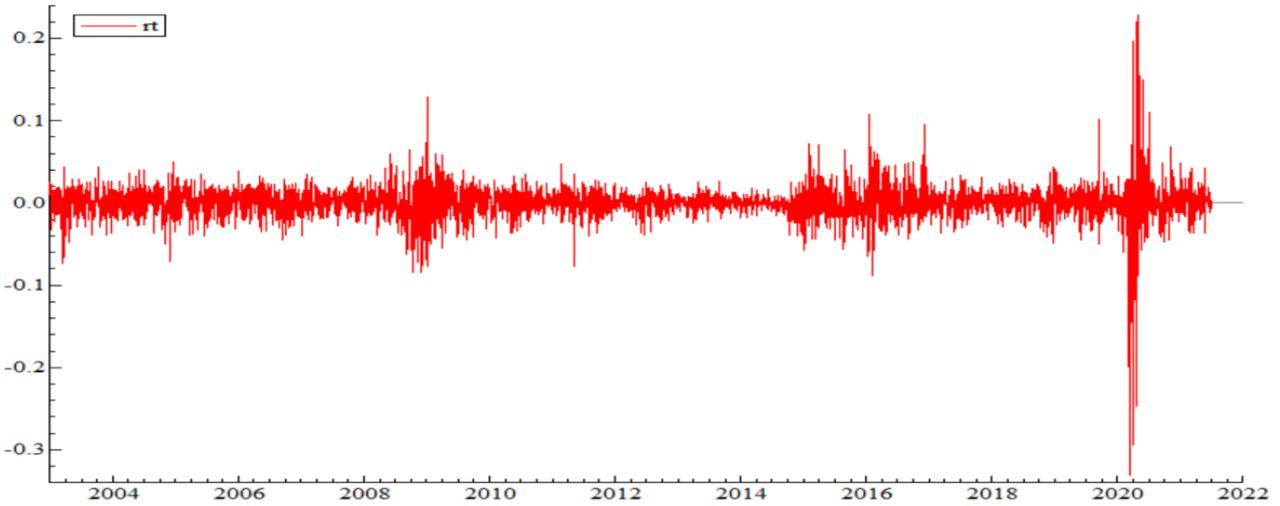
بعد اجراء الاختبارات الإحصائية مثل اختبار ADF الذي أوضح عدم استقرار السلسلة الزمنية بالمتوسط واختبار ARCH Test الذي أوضح عدم تجانس التباين ، وللمحد من تأثير عدم الاستقرار لكل من الوسط والتباين في سلسلة اسعار النفط سيتم الاعتماد على احتساب وتحليل سلسلة العوائد من خلال أخذ اللوغاريتم للفرق الاول لبيانات السلسلة الاصلية لأسعار النفط وفقاً الاتي :

$$z_t = \ln(y_t/y_{t-k}) = \ln(y_t) - \ln(y_{t-k})$$

y_t : هو سعر برميل النفط اليومي في الفترة t .

y_{t-k} : هو سعر برميل النفط اليومي في الفترة $t - k$.

ويمكن توضيح الرسم البياني لسلسلة العوائد كما مبين في الشكل (3-4) الاتي

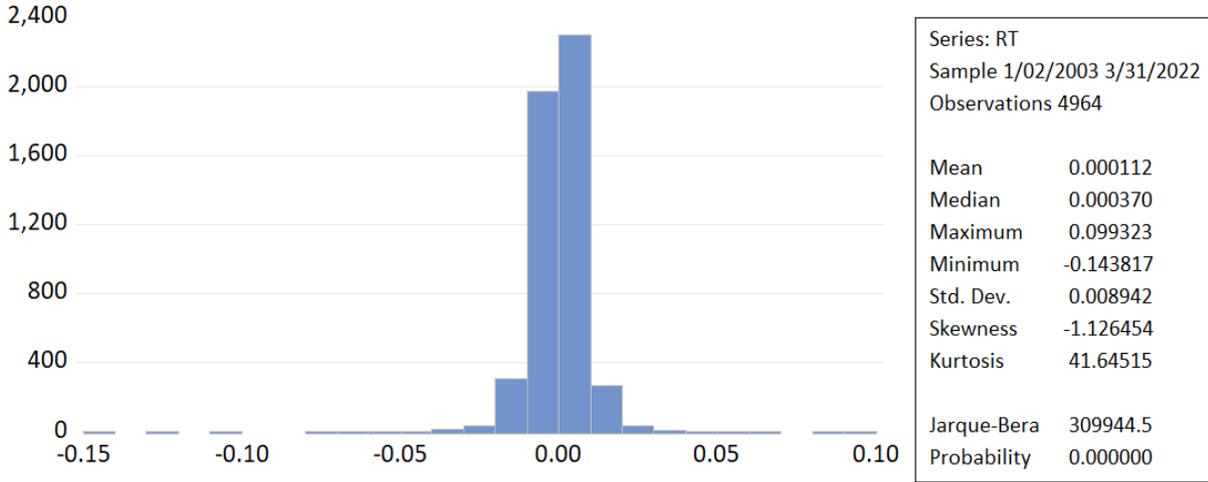


شكل (3-4) يوضح سلسلة العوائد لأسعار النفط اليومية

يتضح من الشكل (3-4) أعلاه أن سلسلة عوائد أسعار النفط اليومية في العراق مستقرة في المتوسط وعدم وجود اتجاه عام بها و تحتوي على فترات تقلب تليها فترات ركود نسبي في التقلبات وهكذا بمرور الوقت ، حيث نلاحظ ان سلسلة العوائد لأسعار النفط مرت بثلاثة تقلبات الأخير منها يكون تقلباً عالياً 2019 و2020 بسبب جائحة كورونا ، يمكن التعرف على فترات التقلبات العالية من خلال المقارنة مع فترات التقلب المنخفضة وظهور التموجات وتكتل التقلبات في السلسلة.

1. 4.3 الإحصاء الوصفي واختبار التوزيع الطبيعي لسلسلة العوائد

يعرض الشكل رقم (3-5) ملخص الإحصاءات الوصفية ونتائج اختبارات التوزيع الطبيعي (اختبار جارك-بيرا) لسلسلة العوائد لأسعار النفط .



شكل (3-5) يوضح بعض المقاييس الوصفية لسلسلة العوائد

يتضح من الشكل (3-5) ، ان أصغر قيمة في سلسلة العوائد (-0.143817) وأكبر قيمة كانت (0.099323) ومتوسط سلسلة العوائد يساوي (0.000370) بانحراف معياري (0.008942) ، فإنه يتضح أيضاً أن قيمة معامل الالتواء السالب (-1.126454) مما يدل على أن توزيع سلسلة العوائد تحتوي على ذيل الى اليسار ، ونلاحظ أيضاً ان معامل التفلطح مساوٍ الى (41.64515) مما يشير إلى أن السلسلة لها أطراف سميكة وتتميز بالتفلطح وهذا يدل على التشتت العالي وابتعادها عن التوزيع الطبيعي ، وهذا ما أكدته اختبار Jarque-Bera إذ بلغت قيمة p-value المقابلة للاختبار (0.0000) مما يدل على ان بيانات سلسلة العوائد لا تتبع التوزيع الطبيعي عند مستوى معنوية (0.05).

2.4.3 اختبار الاستقرار لسلسلة العوائد

تم اختبار جذر الوحدة لسلسلة العوائد لأسعار النفط ويمكن تلخيص نتائج الاختبار كما مبين في الجدول (3-3) الذي يعرض نتائج اختبارات جذر الوحدة باستخدام اختبارات ADF مع قيم t والقيم الاحتمالية عند مستوى 0.05 لاختبار الفرضيات الاتية :

$H_0 : Y = 0$ سلسلة العوائد غير مستقرة في المتوسط

$H_1 : Y < 0$ سلسلة العوائد مستقرة في المتوسط

جدول (3-3) يوضح نتائج اختبار ديكي فولر المطور لسلسلة عوائد أسعار النفط

يتضح من الجدول (3-3) ان القيمة الاحتمالية لاختبار Augmented Dickey Fuller للنماذج الثلاث أقل من (0.05) لذلك نرفض فرضية العدم ونقبل الفرضية البديلة مما يدل على استقرار سلسلة العوائد في المتوسط لأسعار النفط اليومية.

3.4.3 اختبار وجود ارتباط ذاتي بين الاخطاء لسلسلة العوائد

تم اختبار وجود ارتباط ذاتي بين اخطاء سلسلة العوائد باستخدام اختبار Ljung - Box لاختبار

Probability	الاختبار t	النماذج
0.0000	-15.64527	النموذج الأول (Intercept)
0.0000	-15.64439	النموذج الثاني (Trend and intercept)
0.0000	-15.63565	النموذج الثالث (none Trend and intercept)

الفرضيات الاتية :

عدم وجود ارتباط ذاتي بين البواقي - الاخطاء تتوزع عشوائياً : H_0

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

وجود ارتباط ذاتي بين البواقي (الاجزاء لا تتوزع عشوائياً): H_1

$$H_1: \rho_m \neq 0 \quad \text{for some values of } m$$

ويمكن عرض نتائج الاختبار كما مبين في الشكل (3-6)

Date: 09/02/22 Time: 17:58
Sample: 1/02/2003 3/31/2022
Included observations: 4964

	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
			1	0.133	0.133	87.304	0.000
			2	0.023	0.005	89.877	0.000
			3	0.027	0.024	93.634	0.000
			4	0.052	0.046	106.92	0.000
			5	0.063	0.051	126.71	0.000
			6	-0.096	-0.115	172.38	0.000
			7	0.070	0.098	196.71	0.000
			8	-0.004	-0.030	196.78	0.000
			9	0.033	0.037	202.25	0.000
			10	0.035	0.029	208.42	0.000
			11	-0.029	-0.033	212.75	0.000
			12	0.060	0.049	230.88	0.000
			13	0.009	0.010	231.26	0.000
			14	0.092	0.076	273.21	0.000
			15	-0.001	-0.020	273.21	0.000
			16	0.017	0.022	274.71	0.000
			17	0.061	0.036	293.52	0.000
			18	0.002	-0.002	293.55	0.000
			19	-0.016	-0.038	294.82	0.000
			20	-0.034	-0.009	300.67	0.000
			21	0.067	0.054	323.24	0.000
			22	0.005	-0.016	323.34	0.000
			23	-0.001	0.010	323.35	0.000
			24	0.037	0.026	330.28	0.000
			25	0.023	0.013	332.84	0.000
			26	0.068	0.044	355.69	0.000
			27	-0.040	-0.045	363.63	0.000
			28	0.022	0.016	365.96	0.000
			29	0.020	0.011	367.92	0.000
			30	-0.013	-0.024	368.82	0.000
			31	0.036	0.029	375.43	0.000
			32	-0.052	-0.044	388.90	0.000
			33	-0.005	-0.016	389.03	0.000
			34	-0.018	-0.005	390.71	0.000
			35	0.026	0.021	394.20	0.000
			36	-0.011	-0.023	394.85	0.000

شكل (3-6) يوضح قيم دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي واختبار Ljung-Box للسلسلة

العوائد

يتضح من نتائج الاختبار في الشكل (3-6) ان قيم معاملات دالة الارتباط دالة الارتباط الذاتي تتذبذب بين

الارتفاع الموجب والانخفاض السالب وان جميع قيم المعاملات تقع ضمن حدود الثقة $(\frac{-1.96}{\sqrt{4964}}, \frac{+1.96}{\sqrt{4964}})$

في جميع الازاحات الزمنية وذلك يوحي الى استقرارية سلسلة العوائد لأسعار النفط اليومية وكذلك يتضح

ان جميع الاحتمالات لقيم الاحصاء Q تقل عن (0.05) ، وهذا يعني رفض فرضية العدم التي تنص على

(عدم وجود ارتباط ذاتي تسلسلي بين الاخطاء العشوائية) وقبول الفرضية البديلة التي تنص على وجود

ارتباط ذاتي تسلسلي بينها .

4.4.3 اختبار تجانس التباين للسلسلة العوائد

لغرض الكشف عن استقرارية تباين سلسلة العوائد يتم احتساب اختبار مضاعف لاكرانج (ARCH Test) (والمشار اليه في الفصل الثاني في المعادلة (2-47) لاختبار الفرضيات الآتية:

H_0 : التباين متجانس لسلسلة العوائد لأسعار النفط (لا يوجد اثر ل ARCH)

H_1 : عدم تجانس التباين لسلسلة العوائد لأسعار النفط (يوجد تأثير ل ARCH)

جدول رقم (3-4) يبين نتائج اختبار عدم تجانس التباين ARCH LM-test

من الجدول (3-4) ، يمكن ملاحظة أن قيم p-value في الجدول أقل من 0.05 لذلك نرفض فرضية العدم

لسلسلة العوائد ARCH Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	186.4279	Prob. F(1,4961)	0.0000
Obs*R-squared	179.7483	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

لغرض R

GPH Test إذ تمت كتابة برنامج لاحتساب الاختبارين باستخدام البرنامج الاحصائي R لعدم توفر برنامج جاهز لها لاختبار الفرضيات الآتية :

H_0 : وجود ذاكرة طويلة (تناقص الارتباطات الذاتية غير اسي)

H_1 : وجود ذاكرة قصيرة (تناقص الارتباطات الذاتية اسياً)

جدول (3-5) يوضح اختبارات الذاكرة الطويلة

من الجدول (3-5) نلاحظ ان نتائج اختبار R/S لسلسلة العوائد والذي يمثل إحصائية R/S المعدلة ان قيمة p-value اكبر من 0.05 مما يعني قبول فرضية العدم رفض الفرضية البديلة والتي تنص على انعدام وجود ذاكرة قصيرة وبالتالي وجود اعتمادية بين القيم وبذلك فإن البيانات تملك ذاكرة طويلة ، كما نلاحظ من نتائج اختبار GPH باختلاف قيم (Bandwidth) ان جميع القيم اكبر من 0.05 يعني قبول فرضية

R/S Test	R/S Statistic	Bandwidth q	P-value
Returns	1.5829	25	0.2908239
Bandwidth (m)	Delta	GPH Test	P-value
$m = T^{\Delta}$	0.2	-3.354182	0.09222874
$m = T^{\Delta}$	0.5	-0.2362151	0.4261638
$m = T^{\Delta}$	0.9	0.07271864	0.5231064

العدم و رفض الفرضية البديلة ، لذلك وبناءً على الاختبارين يتبين ان سلسلة العوائد لأسعار النفط تظهر خصائص ذاكرة طويلة في تقلبها ، وعليه فإن الأسلوب الأكثر ملاءمة لنمذجة تقلب أسعار النفط هي باستخدام نماذج فئة GARCH التي تسمح بخاصية الذاكرة الطويلة في عملية التقلب والذي يرمز لها نماذج FIGARCH .

6.3 تقدير نماذج FIGARCH لسلسلة العوائد لأسعار النفط

بعد التحقق والتأكد من تجميع التقلب من خلال سلسلة العوائد والتحقق من الاستقرار باستخدام اختبار ADF ، والكشف عن وجود تأثير ARCH باستخدام اختبارات ARCH-LM ، و Ljung-Box ، واختبار وجود الذاكرة الطويلة في سلسلة اسعار النفط وتحديد النموذج FIGARCH كنموذج ملائم لنمذجة سلسلة العوائد لأسعار النفط، سيتم في هذه المرحلة استخدام طريقة تقدير شبه الإمكان الأعظم (QMLE) لتقدير معاملات النموذج FIGARCH تحت افتراضين :

1- افتراض ان توزيع الاخطاء كان توزيعاً طبيعياً .

2- افتراض ان توزيع الاخطاء توزيع T .

ويمكن عرض نتائج تقدير نماذج FIGARCH لقيم $P=1,2$ و $q=1,2$ كما مبين في الجداول (3-6) و (7-3) .

جدول (3-6): نتائج تقدير نماذج FIGARCH (p,d,q) بطريقة Q-MLE لسلسلة العوائد لأسعار النفط في حالة توزيع الخطأ توزيع طبيعي

نموذج FIGARCH(1,d,1) لسلسلة العوائد لأسعار النفط عندما يكون توزيع الخطأ (Normal)

Parameter	Estimate	Std. error	t-statistic	Pr(> t)
Mu	0.0003349	5.90E-06	3.484	0.0005
Omega α_0	0.477544	1.2131	0.3937	0.6938
d-FIGARCH	0.867684	1.0863	0.7987	0.4245
ARCH(Phi1)	0.200093	0.70539	0.2837	0.7767
GARCH(Beta1)	0.864873	0.43872	1.971	0.0487

نموذج FIGARCH(1,d,2) لسلسلة العوائد لأسعار النفط عندما يكون توزيع الخطأ (Normal)

Parameter	Estimate	Std. error	t-statistic	Pr(> t)
Mu	0.0003468	9.73E-06	3.861	0.0001
Omega α_0	0.303203	0.14197	2.136	0.0328
d-FIGARCH	0.819844	0.099263	8.259	0.0000
ARCH(Phi1)	0.493018	0.10788	4.570	0.0000
GARCH(Beta1)	1.114632	0.14716	7.574	0.0000
GARCH(Beta2)	-0.210616	0.11503	-1.831	0.0672

نموذج FIGARCH(2,d,1) لسلسلة العوائد لأسعار النفط عندما يكون توزيع الخطأ (Normal)

Parameter	Estimate	Std. error	t-statistic	Pr(> t)
Mu	0.0003438	9.82E-06	3.814	0.0001
Omega α_0	0.436989	0.15627	2.796	0.0052
d-FIGARCH	0.816822	0.12726	6.418	0.0000
ARCH(Phi1)	0.245283	0.096153	2.551	0.0108
ARCH(Phi2)	0.055569	0.030128	1.844	0.0652
GARCH(Beta1)	0.863735	0.044832	19.27	0.0000

نموذج FIGARCH(2,d,2) لسلسلة العوائد لأسعار النفط عندما يكون توزيع الخطأ (Normal)

Parameter	Estimate	Std. error	t-statistic	Pr(> t)
-----------	----------	------------	-------------	----------

Mu	0.0003468	9.71E-06	3.859	0.0001
Omega α_0	0.315515	0.14469	2.181	0.0293
d-FIGARCH	0.821321	0.10257	8.008	0.0000
ARCH(Phi1)	0.463217	0.17692	2.618	0.0089
ARCH(Phi2)	0.008516	0.05245	0.1624	0.8710
GARCH(Beta1)	1.086724	0.16495	6.588	0.0000
GARCH(Beta2)	-0.186339	0.13794	-1.351	0.1768

جدول (7-3) نتائج تقدير نماذج FIGARCH (p,d,q) بطريقة Q-MLE لسلسلة العوائد لأسعار النفط في حالة توزيع الخطأ توزيع Student distribution(t).

نموذج FIGARCH(1,d,1) لسلسلة العوائد لأسعار النفط عندما يكون توزيع الخطأ (Student-t)				
Parameter	Estimate	Std. error	t-statistic	Pr(> t)
Mu	0.0003368	2.91E-06	4.054	0.0001
Omega α_0	0.323882	0.11577	2.798	0.0052
d-FIGARCH	0.984105	0.089980	10.94	0.0000
ARCH(Phi1)	0.088040	0.074113	1.188	0.2349
GARCH(Beta1)	0.912551	0.026676	34.21	0.0000
Student(DF)	8.062653	0.89163	9.043	0.0000
نموذج FIGARCH(1,d,2) لسلسلة العوائد لأسعار النفط عندما يكون توزيع الخطأ (Student-t)				
Parameter	Estimate	Std. error	t-statistic	Pr(> t)
Mu	0.0003418	2.67E-06	4.123	0.0000
Omega α_0	0.229677	0.093972	2.444	0.0146
d-FIGARCH	0.845060	0.11102	7.612	0.0000
ARCH(Phi1)	0.528487	0.10731	4.925	0.0000
GARCH(Beta1)	1.219124	0.13224	9.219	0.0000
GARCH(Beta2)	-0.292917	0.10629	-2.756	0.0059

Student(DF)	8.222704	0.94814	8.672	0.0000
نموذج FIGARCH(2,d,1) لسلسلة العوائد لأسعار النفط عندما يكون توزيع الخطأ (Student-t)				
Parameter	Estimate	Std. error	t-statistic	Pr(> t)
Mu	0.0003388	2.70E-06	4.086	0.0000
Omega α_0	0.382075	0.16665	2.293	0.0219
d-FIGARCH	0.863725	0.20597	4.193	0.0000
ARCH(Phi1)	0.177956	0.14724	1.209	0.2269
ARCH(Phi2)	0.049038	0.032795	1.495	0.1349
GARCH(Beta1)	0.883497	0.063565	13.9	0.0000
Student(DF)	8.184645	0.93693	8.736	0.0000
نموذج FIGARCH(2,d,2) لسلسلة العوائد لأسعار النفط عندما يكون توزيع الخطأ (Student-t)				
Parameter	Estimate	Std. error	t-statistic	Pr(> t)
Mu	0.0003418	2.65E-06	4.127	0.0000
Omega α_0	0.213199	0.091661	2.326	0.0201
d-FIGARCH	0.839122	0.11646	7.205	0.0000
ARCH(Phi1)	0.580097	0.18922	3.066	0.0022
ARCH(Phi2)	-0.013485	0.048474	-0.2782	0.7809
GARCH(Beta1)	1.263647	0.15436	8.187	0.0000
GARCH(Beta2)	-0.332785	0.13461	-2.472	0.0135
Student(DF)	8.218782	0.943	8.716	0.0000

من الجداول (3-6) و (3-7) تشير نتائج تقدير نموذج FIGARCH باستخدام طريقة شبه الإمكان الأعظم (QMLE) بافتراض ان توزيع الخطأ الطبيعي، وتوزيع t ، إلى أن معلمات ARCH و GARCH ذات دلالة إحصائية في اغلب الحالات ، وان معلمات الفرق الجزئي d ، موجبة وذات دلالة إحصائية عند مستوى 0.05 في جميع الحالات ، مما يعني أن صدمة التقلبات ستستمر لفترة أطول .

جدول (3-8) يوضح مقارنة النماذج المقترحة باختلاف توزيع الخطأ

Normal Distribution			
FIGARCH Models	AIC	SIC	HQ
FIGARCH(1,d,1)	-7.178248	-7.171691	-7.175949
FIGARCH(1,d,2)	-7.179792	-7.171923	-7.177033
FIGARCH(2,d,1)	-7.179558	-7.171689	-7.176799
FIGARCH(2,d,2)	-7.179394	-7.170214	-7.176176
Student t Distribution			
FIGARCH(1,d,1)	-7.213023	-7.205154	-7.210264
FIGARCH(1,d,2)	-7.213769	-7.204589	-7.210551
FIGARCH(2,d,1)	-7.213329	-7.204149	-7.210111
FIGARCH(2,d,2)	-7.213379	-7.202888	-7.209701

من النتائج في الجدول (3-8) يمكننا أن نستنتج أن أفضل نموذج هو FIGARCH(1,d,2) في حالة توزيع الخطأ Student- t Distribution لسلسلة العوائد لأسعار النفط .

7.3 بناء نماذج ARMA(p,q) لسلسلة العوائد لأسعار النفط اليومية

يمكن بناء نماذج ARMA (p,q) الخطية المناسبة باستخدام سلسلة العوائد اليومية لأسعار النفط لأنها مستقرة عند المستوى 0.05 وفقاً لطريقة Box-Jenkins ، يتم استخدام طريقة الامكان الاعظم لتقدير معادلات المتوسط الشرطي في العينة . ويتم استخدام العديد من نماذج ARMA لتتناسب سلسلة العوائد والبواقي المعيارية ، ويمكن الحصول على p و q الأوليين ، بعد مقارنة النموذج الذي يعطينا أدنى قيمة لمعايير اختيار AIC و SIC ، و HQ ومع مراعاة معنوية المعلمات ، سيتم اختيار p و q الأكثر ملاءمة ، لتحديد أفضل نماذج ARMA الخطية الملائمة (p ، q) ، باستخدام رتب مختلفة لسلسلة العوائد لأسعار النفط ، واختيار النموذج الأمثل من بين النماذج المرشحة ، مع مراعاة الارتباط الذاتي وتأثير ARCH .

جدول (3-9) يوضح مقارنة النماذج المقترحة ARMA لسلسلة العوائد

Model	AIC*	BIC	HQ
-------	------	-----	----

ARMA(2,2)	-6.617271	-6.609402	-6.614512
ARMA (1,2)	-6.615821	-6.609264	-6.613522
ARMA (2,1)	-6.614955	-6.608398	-6.612656
ARMA (1,0)	-6.612741	-6.608807	-6.611362
ARMA (1,1)	-6.612386	-6.607140	-6.610546
ARMA (2,0)	-6.612366	-6.607120	-6.610527
ARMA (0,1)	-6.612347	-6.608412	-6.610967
ARMA (0,2)	-6.612249	-6.607003	-6.610410

نلاحظ من الجدول (3-9) ان افضل نموذج ARMA لسلسلة العوائد لأسعار النفط هو نموذج ARMA(2,2) لكونه يمتلك اقل معايير المفاضلة (AIC,SIC,HQ) مقارنة ببقية النماذج المقترحة والجدول الاتي يوضح تقدير معاملات الانموذج بالاعتماد على طريقة الامكان الاعظم :

جدول (3-10) يوضح تقدير معاملات انموذج ARMA(2,2)

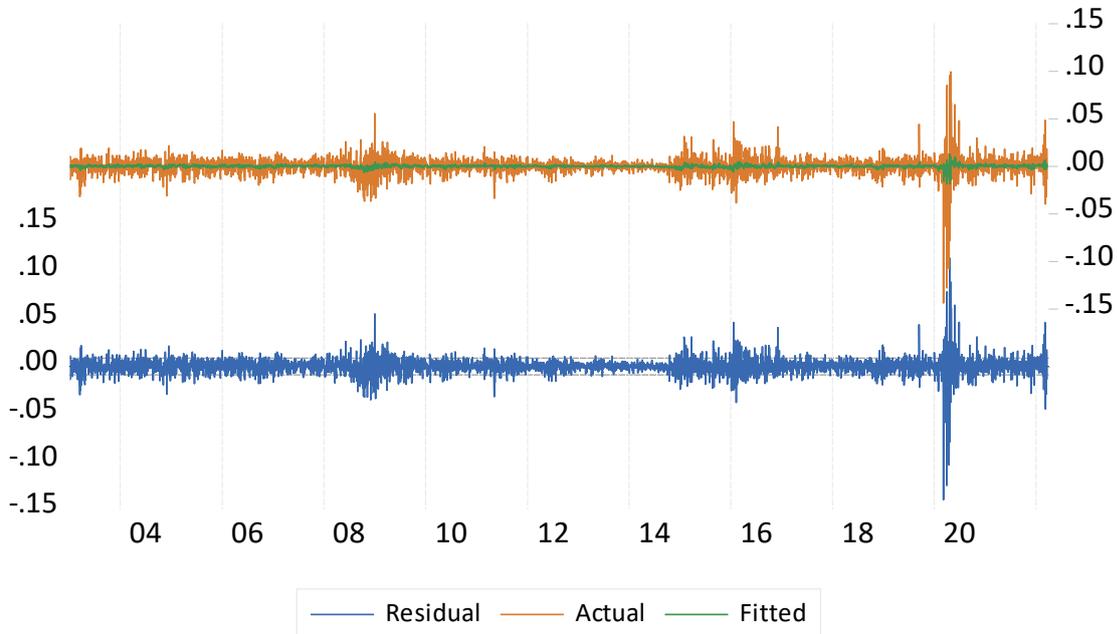
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.000110	0.000223	0.492430	0.6224
AR(1)	0.182845	0.023646	7.732518	0.0000
AR(2)	0.674751	0.014991	45.01088	0.0000
MA(1)	-0.073846	0.024187	-3.053123	0.0023
MA(2)	-0.709128	0.015913	-44.56183	0.0000
SIGMASQ	7.81E-05	3.49E-07	223.6263	0.0000
R-squared	0.023214	Mean dependent var		0.000112
Adjusted R-squared	0.022229	S.D. dependent var		0.008942
S.E. of regression	0.008843	Akaike info criterion		-6.617271
Sum squared resid	0.387665	Schwarz criterion		-6.609402
Log likelihood	16430.07	Hannan-Quinn criter.		-6.614512

F-statistic	23.56623	Durbin-Watson stat	1.952206
Prob(F-statistic)	0.000000		

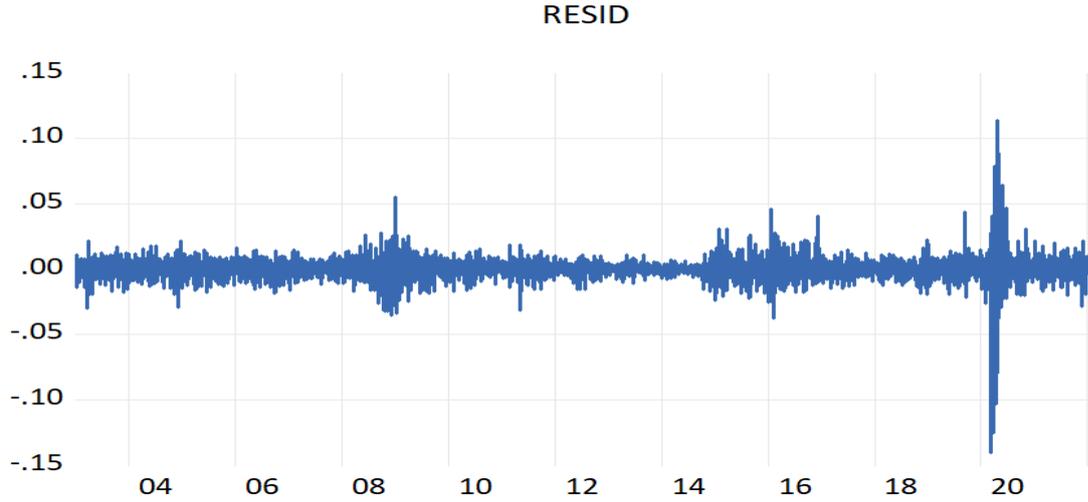
من الجدول (3-10) نلاحظ ان جميع معاملات الانموذج معنوية لان قيم Prob الخاصة بها اقل من 0.05 وهذا يعني ان جميع المعلمات مهمة ولها دلالة إحصائية في تفسير سلسلة العوائد لأسعار النفط . وعليه سوف تكون معادلة النموذج المقدره على النحو الاتي:

$$= 0.182845y_{t-1} + 0.674751y_{t-2} + 0.073846\varepsilon_{t-1} + 0.709128\varepsilon_{t-2}$$

نقوم برسم البواقي لنموذج ARMA(2,2) المناسب مع السلسلة الفعلية للمقارنة بينها ، على النحو التالي :



شكل (3-7) يوضح المقارنة البواقي للنموذج ARMA(2,2) وبواقي القيم الفعلية .

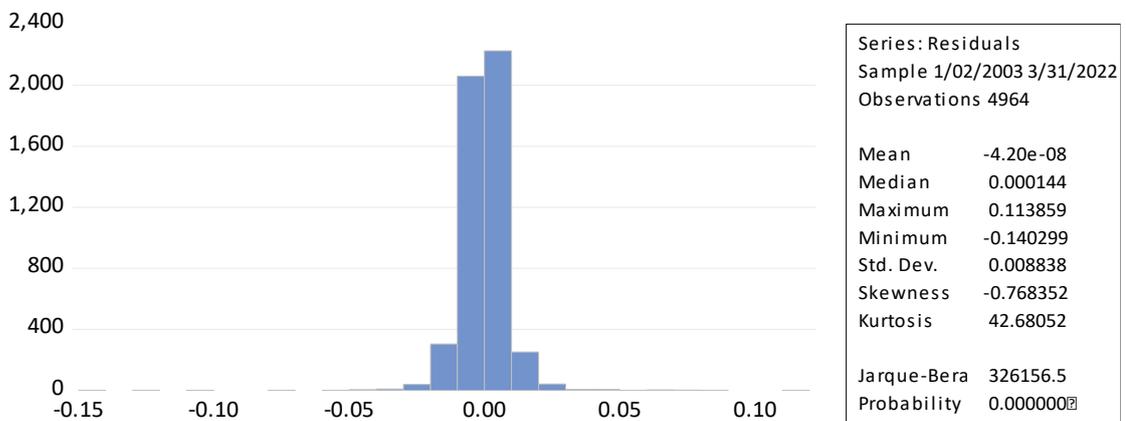


شكل (3-8) يوضح البواقي للنموذج ARMA(2,2) .

وفقاً للشكلين (3-7) ، (3-8) نرى أن هناك فترات تقلبات عالية (تقلبات كبيرة) تتبعها فترات تقلبات عالية وفترات تقلب منخفض (تقلبات صغيرة) تتبعها فترات تقلب منخفضة و ... إلخ لسلسلة العوائد لأسعار النفط ويبدو أن البواقي مستقرة ومتقلبة. وتشير قيم البواقي الى الخطأ المشروط غير المتجانس وان السلوكيات هذه البواقي يمكن تمثيلها بواسطة نماذج GARCH ، لأن نماذج GARCH تُستخدم لتقدير التقلبات .

1.7.3 تشخيص البواقي لنموذج ARMA(p,q) .

قبل البدء بمرحلة التشخيص يمكن توضيح في الشكل رقم (3-9) الاحصاءات الوصفية للنموذج ARMA(2,2) وكالاتي :



شكل رقم (3-9) يبين مجمل الاحصاءات الوصفية لسلسلة البواقي للنموذج ARMA(p,q)

ومن الشكل (3-9) تلاحظ ان قيمة التقطع مساوية الى (kurtosis = 42.68052) مما يشير إلى أن السلسلة لها أطراف سميكة وتتميز بالتفطح وهذا يدل على التشتت العالي وابتعادها عن التوزيع الطبيعي ، وهذا ما أكدته اختبار Jarque-Bera إذ بلغت قيمة p-value المقابلة للاختبار (0.0000) مما يدل على ان سلسلة البواقي دعت الى الابتعاد قليلاً عن الحالة الطبيعية عند مستوى معنوية (0.05)، وبالتالي فإن سلسلة البواقي لا تتبع التوزيع الطبيعي ، وبالإمكان ايضا التحري عن سلسلة البواقي للنموذج المقدر وكونه يتمتع بخاصية افضل نموذج من خلال مرحلة التشخيص و يتضمن عدة اختبارات منها اختبار مشكلة عدم التجانس (تأثير ARCH) والارتباط التسلسلي موجود أم لا ، فسوف تجري اختبارات ARCH-LM واختبارات Ljung-Box وايضاً اختبار الصفة اللاخطية على بواقي نموذج ARMA(p,q) لسلسلة العوائد لأسعار النفط اليومية .

2.7.3 اختبار وجود تأثير ARCH-LM

تم استخدام مضاعف لاكرانج Arch-LM test للتحقق من وجود اثر Arch في سلسلة البواقي وان نتائج الاختبار كانت في الجدول الاتي :

جدول (3-11) اختبار Arch-LM لبواقي نموذج ARMA .

Arch-LM test		
Lag	Obs*R-squared	p-value
5	658.3061	0.0000
10	774.7318	0.0000
15	915.7704	0.0000
20	1267.697	0.0000
25	1325.425	0.0000

من خلال نتائج الجدول (3-11) يمكن ملاحظة أن جميع قيم p-value في الجدول أقل من 0.05 عند فترة الابطاء (lags= 5,10,15,20,25) لذلك نرفض فرضية العدم التي تنص على عدم وجود تأثير ARCH وبذلك فخلاصة القول ان سلسلة البواقي تمتاز بوجود تأثير لعدم تجانس التباين .

3.7.3 اختبار Ljung-Box test

اما فيما يخص الكشف عن عشوائية سلسلة البواقي فقد تم اجراء اختبار **Ljung-Box test** وذلك بحساب معاملات دالة الارتباط الذاتي للبواقي ولمربعات البواقي وكما في الجدولين ادناه :

جدول (3-12) يوضح معاملات Ljung-Box test لقيم سلسلة البواقي .

Ljung-Box test			
Series	Lag	Q-Statistic	p-value
Res	5	23.122	0.0000
Res	10	105.07	0.0000
Res	15	177.22	0.0000
Res	20	202.62	0.0000
Res	25	225.57	0.0000

جدول (3-13) يوضح معاملات Ljung-Box test لقيم مربعات سلسلة البواقي .

Ljung-Box test			
Series	Lag	Q-Statistic	p-value
Res ²	5	1216.8	0.0000
Res ²	10	1967.7	0.0000
Res ²	15	2877.5	0.0000
Res ²	20	4166.8	0.0000
Res ²	25	4485.9	0.0000

من الجدولين (3-12) و(3-13)، يمكن ملاحظة أن قيم p-value جميعها أقل من 0.05 مما يعني أن بواقى النموذج لها ارتباط تسلسلي عند فترة الابطاء (lags= 5,10,15,20,25) ومن ثم وجود حالة عدم التجانس والذي يفسر ان التغيرات المرتفعة في السلسلة تليها تغيرات مرتفعة وفي الوقت نفسه التغيرات الواطئة تليها تغيرات واطئة فضلا عن صعوبة تحديدها .

4.7.3 اختبار BDS

تم تطبيق اختبار BDS للكشف عن وجود الصفة غير الخطية في البواقى التقديرية للنموذج ARMA(2,2) اي لاختبار الفرضية الاحصائية الاتية :

$$H_0 = \text{linearity in } \hat{\varepsilon}_t$$

$$= \text{Non - linearity in } \hat{\varepsilon}_t H_1$$

حيث ان الجدول ادناه يوضح نتائج هذا الاختبار والتي تم تقديرها تبعاً لصيغة الاختبار (2-68) ويبين القيمة الاحصائية المحسوبة للاختبار مع القيمة الاحتمالية

جدول رقم (3-14) يبين نتائج اختبار BDS لسلسلة البواقى

BDS Test for RESID			
Test	Dimension	BDS Statistic	p-value
BDS	M=2	0.024645	0.0000
BDS	M=3	0.048317	0.0000
BDS	M=4	0.065823	0.0000

يتبين من نتائج الجدول (3-14) وجود الصفة غير الخطية وبأبعاد مختلفة في السلسلة الزمنية لبواقى النموذج إذ كانت قيمة p-value اصغر من مستوى المعنوية 0.05 ولجميع الأبعاد وهذا دليل على قبول الفرضية البديلة وجود الصفة غير الخطية في البواقى .

8.3 نماذج ARMA-FIGARCH أحادية المتغير غير الخطية

تركز الدراسة كذلك على تحديد أفضل نماذج ARMA-FIGARCH غير الخطية الملائمة لسلسلة العوائد لأسعار النفط ، باستخدام طريقة تقدير شبه الإمكان الأعظم (QMLE) لتقدير معادلات المتوسط الشرطي والتباين لهذه النماذج لذلك تُستخدم نماذج FIGARCH لنمذجة التقلبات في عينات مجموعات بيانات العوائد اليومية لسلسلة أسعار النفط ، في ظل توزيعات الخطأ المختلفة (التوزيع الطبيعي ، توزيع t). وقد قمنا باقتراح نماذج مختلطة بين نماذج ARMA الخطية ونماذج FIGARCH اللاخطية بغرض تشخيص درجة التأثير في النموذج. ويتم أخذ هذه النماذج في الاعتبار واختيار الأفضل منها ممن يمتلك أقل قيمة لمعايير المقارنة، وسوف نعرضها في الجداول الآتية:

Normal Distribution			
Models	AIC	SIC	HQ
ARMA(2,2)- FIGARCH(1,d,1)	-7.227376	-7.215573	-7.223238
ARMA(2,2)-FIGARCH(1,d,2)	-7.229302	-7.216188	-7.224704
ARMA(2,2)-FIGARCH(2,d,1)	-7.229018	-7.215904	-7.22442
ARMA(2,2)-FIGARCH(2,d,2)	-7.228987	-7.214562	-7.22393
Student t Distribution			
ARMA(2,2)-FIGARCH(1,d,1)	-7.265191	-7.252076	-7.260593
ARMA(2,2)-FIGARCH(1,d,2)	-7.266118	-7.251692	-7.26106
ARMA(2,2)-FIGARCH(2,d,1)	-7.26558	-7.251155	-7.260523
ARMA(2,2)-FIGARCH(2,d,2)	-7.265841	-7.250104	-7.260323

جدول (3-15) يوضح مقارنة النماذج المقترحة باختلاف توزيع الخطأ

من الجدول (3-15) نلاحظ ان افضل نموذج هو النموذج الهجين ARMA(2,2) -FIGARCH(1,d,2) لكونه يمتلك اقل قيمة لمعايير المقارنة (AIC,SIC,HQ) .

9.3 اختيار النموذج المناسب

سوف يتم تحديد النموذج الأفضل من بين افضل النماذج الخطية ARMA والنماذج اللاخطية FIGARCH والنماذج الهجينة ARMA-FIGARCH وكما في الجدول الاتي:

جدول (3-16) يوضح مقارنة النماذج الخطية واللاخطية والمختلطة

Type Models	Models	AIC	SIC	HQ
Linear	ARMA(2,2)	-6.617271	-6.609402	-6.614512

Non-Linear	FIGARCH(1,d,2)	-7.213769	-7.204589	-7.210551
Mixed	<u>ARMA(2,2)-</u> <u>FIGARCH(1,d,2)</u>	-7.266118	-7.251692	-7.26106

من نتائج الجدول (3-16) نلاحظ ان افضل النماذج تمثيلاً لسلسلة العوائد لأسعار النفط هو النموذج المختلط بين الخطية واللاخطية ARMA(2,2)-FIGARCH(1,d,2) لكونه يمتلك اقل قيم لمعايير المقارنة لذلك سوف يتم تقدير هذا النموذج واجراء الاختبارات التشخيصية لغرض التنبؤ بالتقلبات الخاصة بأسعار النفط اليومية .

1.9.3 تقدير النموذج المناسب

بعد ان تم تحديد النموذج الأفضل لتمثيل هذه السلسلة وهو ARMA(2,2)-FIGARCH(1,d,2) الذي يكون توزيع الخطأ فيه يتبع توزيع t وسوف يتم تقدير هذا الانموذج بطريقة (QMLE) باستعمال برمجة OxMatrics وكما موضحة في الجدول الاتي:

جدول (3-17) يوضح تقدير النموذج ARMA(2,2)-FIGARCH(1,d,2) الذي يكون الخطأ فيه يتبع

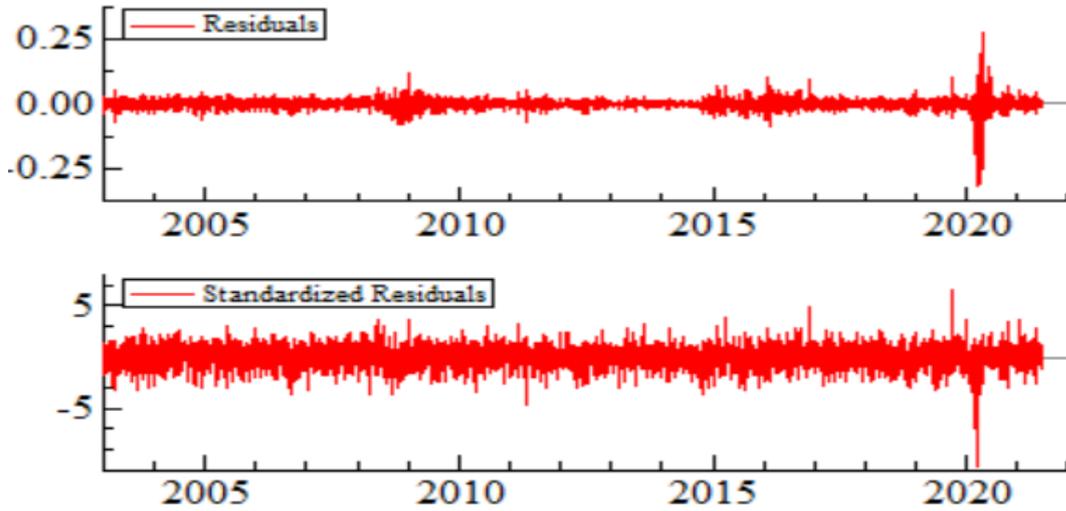
توزيع t

Parameter	Estimate	Std. error	t-statistic	Prob
Cst(M)	0.0003129	.6777e-005	3.228	0.0013
AR(1)	0.101845	0.39633	0.2570	0.7972
AR(2)	0.039385	0.098704	0.3990	0.6899
MA(1)	0.143232	0.39657	0.3612	0.7180
MA(2)	-0.059656	0.18099	-0.3296	0.7417
Cst(V)	0.177380	0.072026	2.463	0.0138
d-Figarch	0.843332	0.096328	8.755	0.0000
ARCH(Phi1)	0.653933	0.080690	8.104	0.0000
GARCH(Beta1)	1.392703	0.11830	11.77	0.0000
GARCH(Beta2)	-0.448875	0.097362	-4.610	0.0000
Student(DF)	7.983814	0.93097	8.576	0.0000

أظهرت النتيجة من الجدول (3-17) دعم تقديرات QMLE للمعاملات الموجودة في العينة لنموذج $ARMA(2,2)$ -FIGARCH(1,d,2) ووفق توزيع الخطأ الذي يتبع توزيع t ، لسلسلة العوائد لأسعار النفط كما نلاحظ ان العديد من معاملات النموذج ذات دلالة إحصائية بمعنى آخر ، معاملات المتوسط الشرطي ومعادلات التباين ذات أهمية عالية عند مستوى 0.05 لأن (قيم $p < 0.05$) باستثناء بعض المعلمات مما يعني أن التقلب مستمر، خاصة بالنسبة للنموذج، وهو أمر شائع في السلاسل الزمنية المالية.

2.9.3 اختبارات تشخيص النموذج

بعد تحديد النموذج المناسب وتحديد رتب النموذج والتقدير من عوائد أسعار النفط اليومية يتم تشخيص البواقي والشكل الاتي يوضح البواقي والبواقي القياسية $ARMA(2,2)$ -FIGARCH(1,d,2) .



شكل (3-10) يوضح بواقي نموذج $ARMA(2,2)$ -FIGARCH(1,d,2)

وبذلك يجب التأكد من تركيب وكفاءة النموذج، ويتم ذلك من خلال تطبيق الاختبارين (Ljung-Box و ARCH-LM) للتحقق من توفيق النماذج للبواقي القياسية والبواقي التربيعية، على النحو الآتي :

جدول (3-18) اختبار Arch-LM لبواقي نموذج $ARMA(2,2)$ -FIGARCH(1,d,2) .

Arch-LM test

Lag	Obs*R-squared	p-value
5	1.7121	0.1282
10	1.1658	0.3089
15	0.89768	0.5665
20	1.4696	0.0810
25	1.4228	0.0791

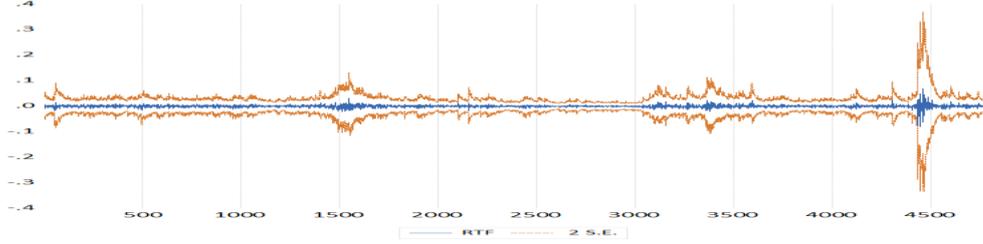
جدول (19-3) اختبار Ljung-Box لبواقى نموذج ARMA(2,2)-FIGARCH(1,d,2) .

Ljung-Box test Standardized Residuals			Ljung-Box test		
Lag	Q-Statistic	p-value	Lag	Q-Statistic	p-value
5	6.26281	0.3123298	5	8.64965	0.0132359
10	13.0049	0.0429589	10	11.7466	0.1092051
15	20.3531	0.4407271	15	13.54	0.3310399
20	28.2232	0.2097323	20	29.123	0.0334086
25	37.0302	0.0167004	25	35.5359	0.0340281

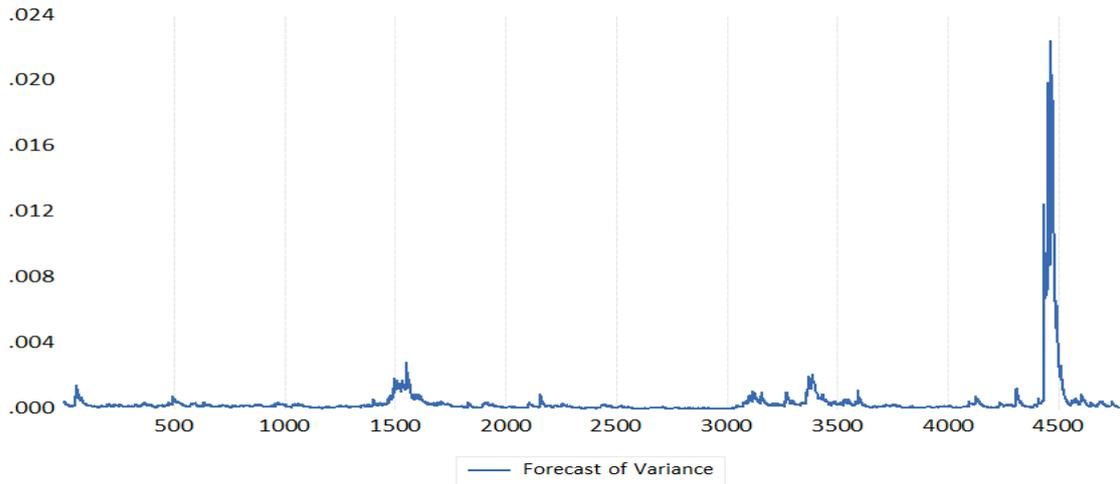
وفقاً للجدول (18-3) و(19-3) ومن خلال نتائج اختبار ARCH-LM للتحقق من تأثير ARCH في البواقى نستنتج أن القيم $p > 0.05$ ، مما يعني قبول لفرضية العدم التي تنص على "عدم وجود تأثير ARCH" ، مما يعني عدم وجود تأثير لـ ARCH في بواقى النموذج وذلك يميزه بالكفاءة ، واستناداً إلى نتائج اختبار Ljung-Box عند مستوى أهمية 0.05 للبواقى المعيارية التربيعية فإن القيم الاحتمالية تزيد عن 0.05 (ليست كبيرة) ، ما عدا عند التأخير (5) و (20) و(25) فأنها اقل من 0.05 ، وكذلك للبواقى المعيارية تلاحظ انها اكبر من 0.05 ولعدد من التأخيرات مما يعني لا يمكننا رفض فرضية العدم عندها ، وذلك يؤدي الى عدم وجود ارتباط تسلسلي في بواقى النموذج وهي صفة جيدة في النموذج ويعتبر سبب تفضيله على غيره من النماذج .

10.3 التنبؤ

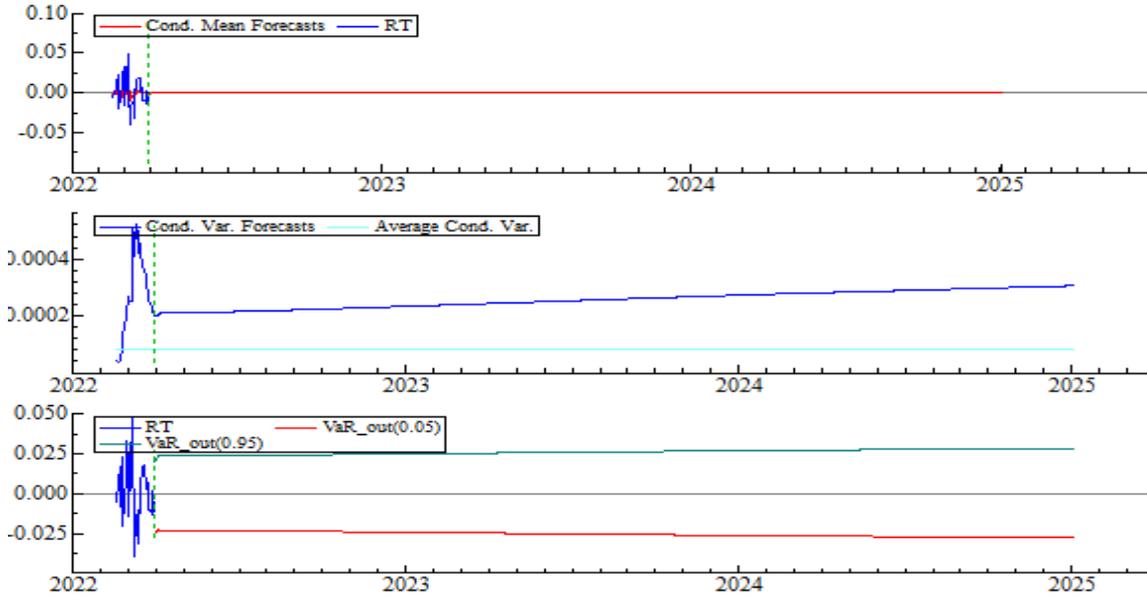
يتمثل أحد الأهداف الرئيسية لهذه الدراسة تحليل السلاسل الزمنية في استخدام النموذج المركب للتنبؤ بالقيم المستقبلية بناءً على القيم التي لوحظت سابقاً للسلسلة وكذلك، وبعد ان تم تحديد افضل النماذج وتم التحقق من قدرتها على التنبؤ لسلسلة العوائد المستقبلية لأسعار النفط سوف نستخدم التنبؤ داخل وخارج العينة في هذا البحث وكما موضحة في الاشكال ادناه :



شكل (3-11) يوضح القيم المتنبئ بها للسلسلة العوائد داخل العينة



شكل (3-12) يوضح التنبؤ بالتقلبات لسلسلة العوائد لأسعار النفط داخل العينة



شكل (3-13) يوضح التنبؤات خارج العينة لسلسلة العوائد لأسعار النفط

يلاحظ من (3-11)(3-12) ان التنبؤ بالتقلبات هنا من خلال اخذ العينة الاختيارية تم حل مشكلة عدم ثبات التباين حيث يتم حصد هذه التقلبات بحدود ثقة لمعرفة مدى تأثير هذه التقلبات بتأثير الصدمات المرافقة للبضائع في الاسواق .

11.3 معايير اختبار دقة التنبؤ

الجدول ادناه (3-20) يوضح المعايير التي من خلالها يتم قياس مدى خطأ التنبؤ والتي تم التطرق اليها في الفصل الثاني فيتم دراستها لغرض التأكد من الاداء التنبؤي للنموذج فقد قسمت البيانات قيد الدراسة على مجموعتين مجموعة تدريبية يطلق عليها In-sample والثانية مجموعة تقويمية يطلق عليها Out of sample و يتم تقييم وحساب خطأ التنبؤ كالآتي :

جدول (3-20) بين المقارنة بين التنبؤ داخل وخارج العينة لأفضل نموذج لسلسلة عائدات النفط

جدول (3-20) يوضح القيم التنبؤية المستقبلية مع حدي الثقة للنموذج خارج العينة لـ 60 خطوة مستقبلية

Step	Forecast	Lower	Upper
------	----------	-------	-------

RMSE	0.008944	0.04587
MAE	0.005554	0.06460
MAPE	0.003498	0.02245

وفقاً للجدول (3-20) قمنا بتقييم قدرة التنبؤ للنموذج الافضل في العينة وخارج العينة لسلسلة تقلبات عوائد اسعار النفط لمنظمة اوبك إذ تشير النتائج إلى أن الفروق النسبية بين مقاييس أداء التنبؤ لكلتا العينتين صغيرة وتظهر ايضاً النتائج التي تم الحصول عليها أن التنبؤ بالأداء في خارج العينة أكثر ملاءمة من التنبؤ بالأداء في العينة والجدول (3-21) ادناه يوضح القيم التنبؤية المستقبلية مع حدي الثقة للنموذج خارج العينة لـ 60 خطوة مستقبلية .

1	0.000198	-0.02543	0.01993
2	0.000202	-0.0226	0.02316
3	0.000206	-0.0229	0.02327
4	0.000208	-0.02291	0.02351
5	0.000209	-0.02298	0.02359
6	0.00021	-0.02302	0.02364
7	0.00021	-0.02303	0.02366
8	0.00021	-0.02304	0.02367
9	0.00021	-0.02305	0.02367
10	0.00021	-0.02305	0.02367
11	0.00021	-0.02305	0.02367
12	0.00021	-0.02305	0.02367
13	0.00021	-0.02305	0.02367
14	0.00021	-0.02305	0.02367
15	0.000211	-0.02305	0.02367
16	0.000211	-0.02305	0.02367
17	0.000211	-0.02305	0.02368
18	0.000211	-0.02306	0.02368
19	0.000211	-0.02306	0.02368
20	0.000211	-0.02306	0.02369
21	0.000211	-0.02307	0.02369
22	0.000211	-0.02307	0.0237
23	0.000211	-0.02308	0.0237
24	0.000211	-0.02308	0.02371
25	0.000211	-0.02309	0.02371
26	0.000211	-0.02309	0.02371
27	0.000211	-0.02309	0.02372
28	0.000211	-0.0231	0.02372
29	0.000212	-0.0231	0.02373
30	0.000212	-0.02311	0.02373
31	0.000212	-0.02312	0.02374
32	0.000212	-0.02312	0.02375
33	0.000212	-0.02313	0.02375
34	0.000212	-0.02313	0.02376
35	0.000212	-0.02314	0.02376
36	0.000212	-0.02314	0.02377
37	0.000212	-0.02315	0.02377
38	0.000212	-0.02315	0.02378
39	0.000212	-0.02316	0.02378
40	0.000213	-0.02316	0.02379
41	0.000213	-0.02317	0.02379
42	0.000213	-0.02317	0.0238
43	0.000213	-0.02318	0.0238
44	0.000213	-0.02318	0.02381
45	0.000213	-0.02319	0.02382
46	0.000213	-0.0232	0.02382
47	0.000213	-0.0232	0.02383
48	0.000213	-0.02321	0.02383
49	0.000213	-0.02321	0.02384
50	0.000214	-0.02322	0.02384
51	0.000214	-0.02323	0.02385
52	0.000214	-0.02323	0.02386
53	0.000214	-0.02324	0.02386

54	0.000214	-0.02324	0.02387
55	0.000214	-0.02325	0.02387
56	0.000214	-0.02325	0.02388
57	0.000214	-0.02326	0.02389
58	0.000214	-0.02327	0.02389
59	0.000215	-0.02327	0.0239
60	0.000215	-0.02328	0.0239

تمهيد

يتضمن هذا الفصل اهم الاستنتاجات والتوصيات التي تم الحصول عليها من الجانب التطبيقي إذ يتم اولا التركيز على اهم الاستنتاجات وصولاً الى مرحلة التنبؤ بأفضل نموذج لتمثيل سلسلة اسعار النفط اليومية لمنظمة اوبك . و ثانياً عرض اهم التوصيات التي تساعد الباحثين واصحاب القرار في الوصول الى أفضل تشخيص في حالة امتلاك السلاسل الزمنية تذبذبات او تقلبات عالية الحدة .

1.4 الاستنتاجات

1. يتضح ان سلسلة اسعار النفط اليومية غير مستقرة في المتوسط والتباين لذا تم تحويلها باستخدام سلسلة العوائد وبرسم السلسلة الزمنية واجراء بعض الاختبارات تبين ان سلسلة عوائد اسعار النفط اليومية في العراق مستقرة وعدم وجود اتجاه عام بها وتحتوي على فترات تقلب تليها فترات ركود نسبي وهكذا بمرور الوقت كما في الشكل (3-4).
2. اوضح من خلال رسم دالة الارتباط الذاتي ان سلوكها يتناقص بشكل بطيء مما يوحي الى ان سلسلة اسعار النفط تمتلك ذاكرة طويلة ، وهذا ما اثبتته الاختبارات الاحصائية للذاكرة الطويلة R/S_y واختبار GPH بوجود الاعتمادية بين القيم وان سلسلة اسعار النفط تبين خصائص الذاكرة الطويلة في تقلبها . مما دعا الى استخدام نماذج $FIGARCH$.
3. تشير نتائج تقدير نموذج $FIGARCH$ باستخدام طريقة شبه الإمكان الأعظم (QMLE) وبافتراض ان توزيع الخطأ الطبيعي ، وتوزيع t ، إلى أن معاملات $ARCH$ و $GARCH$ ذات دلالة إحصائية في اغلب الحالات ، وان معاملات الفرق الجزئي d ، موجبة وذات دلالة احصائية عند مستوى 0.05 في جميع الحالات ، مما يعني أن صدمة التقلبات ستستمر لفترة أطول .
4. نلاحظ ان أفضل نموذج هو $FIGARCH(1,d,2)$ في حالة توزيع الخطأ Student- t Distribution لسلسلة العوددة لأسعار النفط ، وباستخدام معايير التشخيص لعدة انموذجات مرشحة من $ARMA$ توصلنا لاختيار افضل نموذج وهو نموذج $ARMA(2,2)$ لكونه يمتلك اقل معايير المفاضلة ، وان افضل نموذج هو النموذج الهجين - $ARMA(2,2)$ $FIGARCH(1,d,2)$ لكونه يمتلك اقل قيمة لمعايير المقارنة (AIC,SIC,HQ) إذ أظهرت نتائج البحث أن التشخيص القائم على البواقي من خلال القيم (P-Value) للاختبارات العشوائية (Ljung-Box و ARCH-LM) للبواقي ولمربعات البواقي الناتجة عن استعمال النموذج المختلط هي اكبر من (0.05) والتي تعني بان الارتباطات الذاتية للبواقي ولمربعات البواقي غير

مترابطة معنوياً وغياب تأثير (ARCH) في البواقي , وهذا ما يؤكد كفاءته العالية لاختيار
النموذج , وقابليتها على التنبؤ .

5. تشير نتائج التنبؤ الى ان الفروق النسبية صغيرة لمقاييس دقة التنبؤ MAE, RMSE, PMAE
وتظهر ايضاً النتائج التي تم الحصول عليها أن التنبؤ بالأداء في خارج العينة أكثر ملاءمة من
التنبؤ بالأداء داخل العينة .

2.4 التوصيات

بناءً على الاستنتاجات السابقة نوصي بما يأتي:

1. استخدام النموذج الذي تم استعماله في هذه الرسالة مع السلاسل ذات الذاكرة الطويلة لملاءمته
وكفاءته في تحليل التقلبات .
2. إمكانية استخدام هذه النماذج وغيرها من عائلة نماذج GARCH في تحليل ونمذجة بيانات اسعار
صرف الدولار واسعار النفط والذهب ومؤشرات الاسواق المالية الاخرى كحجم التداول وسعر
الاجلاق اليومي أو الاسبوعي او الشهري وحجم التداول.
3. نوصي باستعمال نماذج (The , Nonlinear GARCH , Integrated GARCH , Quadratic GARCH)
في تطبيق نمذجة والتنبؤ بالتقلبات السلاسل الزمنية المالية.

- [1] احمد عاطف عدوان ، (2017) ، "استخدام نماذج ARFIMA في التنبؤ بأسعار القمح العالمية" رسالة ماجستير ، جامعة الازهر ، كلية الادارة والاقتصاد .
- [2] اسماعيل زكريا عيسى زايد، عبدالله الهليل ، (2019)، "مقارنة دقة التنبؤ بنماذج جارش باستخدام اسعار سوق الاسهم السعودية"، رسالة ماجستير، جامعه الازهر-غزة .
- [3] بري، عدنان ماجد عبدالرحمن ، (2002)، "طرق التنبؤ الاحصائي " ، الجزء الأول ، قسم الاحصاء وبحوث العمليات ، كلية العلوم ، جامعة الملك سعود.
- [4] الجبوري، نهاد شريف خلف سالم ، (2005)، "دراسة الاستقرارية في بعض النماذج غير الخطية مع تطبيق "رسالة ماجستير غير منشورة مقدمة الى كلية التربية ، جامعة تكريت.
- [5] الجنابي حبيب كاظم ، الشاروط محمد حبيب ، (2021)، "تحليل اسعار النفط في العراق باستخدام نماذج السلاسل الزمنية المعلمية واللامعلمية "، رسالة ماجستير ، جامعة القادسية .
- [6] حسن عبدالله إسحق ، الرشيد ، (2017) ، "استخدام نماذج GARCH في تقدير تباين التضخم في السودان(1990-2015م) ، رسالة ماجستير، جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا .
- [7] حسن، فارس طاهر كاظم، بريدة برهان ، (2017) ، "التنبؤ باستعمال نماذج الانحدار الذاتي العامة المشروطة بعدم تجانس التباين (GARCH) الموسمية مع تطبيق عملي " ، مجلة العلوم الاقتصادية والادارية ، المجلد (23) ، العدد (96) ، الصفحات (341-362) ، جامعة بغداد.
- [8] خليفي، مريّة، عيشوش ، رياض (2017)، "للتنبؤ بأسعار البترول في الاقتصاد الجزائري للفترة 1990-2016 ARFIMA باستخدام نماذج الذاكرة طويلة الأجل.
- [9] دريال ، امينة ، (2014) ، " محاولة التنبؤ بمؤشرات الأسواق المالية العربية باستعمال النماذج القياسية دراسة حالة : مؤشر سوق دبي المالي " ، أطروحة دكتوراه غير منشورة مقدمة الى كلية العلوم الاقتصادية وعلوم التسيير والعلوم التجارية ، جامعة أبي بكر بلقايد.
- [10] الزبيدي، علي جاسم محمد، (2018)، "نمذجة المشاهدات الشاردة للعملية (ARMA – GARCH)"، رسالة ماجستير، الجامعة المستنصرية، العراق.
- [11] الشاروط محمد حبيب ، عمر الرمضاني ، (2019) ، "التنبؤ باستخدام نموذج ARCH المعمم في السلاسل الزمنية مع التطبيق "، رسالة ماجستير، جامعه القادسية .
- [12] صبيحة السعدون ، جاسم ناصر حسين ، (2020) ، "تشخيص انموذجات السلاسل الزمنية الكفوءة مع تطبيق عملي "، رسالة ماجستير، جامعه كربلاء .

- [13] الصعب نور الدين ، محمد ازهر عباس ،(2021)،"طريقة ديناميكية لدراسة استقرارية نماذج GJR-GARCH مع التطبيق" ، رسالة ماجستير ، جامعة تكريت .
- [14] طعمه، سعدة ،(2012)،" استخدام تحليل السلاسل الزمنية للتنبؤ بأعداد المصابين بالأورام الخبيثة في محافظة الأنبار" مجلة جامعة الأنبار للعلوم الاقتصادية والادارية، المجلد (4)، العدد (8)، ص (371-393)، العراق.
- [15] عايب، علاء الدين (2017)، "دراسة قياسية للتنبؤ بالمبيعات الشهرية لغاز البترول المسيح"، رسالة ماجستير مقدمة إلى جامعة العربي بن مهيدي -ام البواقي، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، الجزائر.
- [16] عبد الجبار علي مظهر ، محمد ازهر عباس ، (2018) ،" دراسة شروط استقرارية الانموذج الاسي للانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس التباين المعمم EGARCH مع التطبيق "، رسالة ماجستير، جامعه تكريت .
- [17] عبد القادر ، ساهد ومحمد ، مكيدش ،(2014) ،"استخدام نماذج الذاكرة الطويلة ARFIMA بأسعار البترول " ، مجلة البحوث الاقتصادية والمالية ، JEFR ، العدد 01
- [18] عبد الله ، سهيل نجم ، (2008) ،" تحليل نماذج السلاسل الزمنية اللاخطية من نوع (GARCH and ARCH) للترتب الدنيا باستعمال المحاكاة" ، أطروحة دكتوراه ، جامعة بغداد.
- [19] عبد، حميد عبيد ، (2017)،" الاقتصاد القياسي"، دار الكتب، ط1. جامعة كربلاء، العراق .
- [20] عبدالرزاق، كنعان عبداللطيف و حمزة، امير كاظم ، (2017) ،" تحليل نماذج السلاسل الزمنية اللاخطية لنموذج GJR-GARCH(P,Q) للترتب الدنيا مع تطبيق عملي على سوق العراق للأوراق المالية " ، مجلة كلية الادارة والاقتصاد للدراسات الاقتصادية والادارية والمالية ، المجلد (9) ، العدد (1) ، الصفحات (82-99) ، جامعة بابل.
- [21] علي الصراف، أكرم جاسم محمد (2014) ، "استعمال بعض التوزيعات الطبيعية وغير الطبيعية ل نماذج ARCH من الدرجات الدنيا مع تطبيق عملي" رسالة ماجستير، قسم الاحصاء كلية الادارة والاقتصاد جامعة بغداد.
- [22] العيساوي، عادل منصور فاضل و أحمد، مصطفى جبار ، (2017) ، "الصدمات المالية وأثرها على تباين سعر اغلاق السوق في العراق : دراسة قياسية باستخدام أسرة (ARCH) خلال الفترة (2013/1/2 – 2016/6/30) " ، مجلة جامعة الانبار للعلوم الاقتصادية والادارية ، المجلد (9) ، العدد (18) . الصفحات (102-117) ، جامعة الأنبار.

[23] الغنام ، حمد بن عبدالله،(2003)، " تحليل السلسلة الزمنية لمؤشر اسعار الأسهم في المملكة العربية السعودية باستخدام منهجية بوكس جنكينز" ، مجلة جامعة الملك عبد العزيز ، الاقتصاد والادارة ، العدد 2.

[24] فراس احمد محمد ، مؤمن عباس موسى ، (2020)، " استعمال انموذج (ARMAX-GARCH) في عملية التنبؤ للسلسلة الزمنية مع تطبيق عملي " ، اطروحة دكتوراه ، جامعة بغداد

[25] القرعة غولي، أمير كامل حمزة، (2014)، "تحليل بعض نماذج الانحدار الذاتي اللاخطية المعممة المشروطة بعدم تجانس التباين للرتب الدنيا مع تطبيق عملي"، رسالة ماجستير، جامعه بغداد.

[26] قصي احمد طه ، الموسوي ، (2022) ، "التنبؤ بالتقلبات المستقبلية في السلاسل الزمنية المالية عندما يتبع الخطأ العشوائي انموذج العتبة لعملية الانحدار الذاتي المشروط بعدم التجانس " ، اطروحة دكتوراه ، جامعة المستنصرية .

[27] كنيهر، عباس لفته وعطا ، بان وعبد ، احمد عبد الرزاق ، (2017)، " قياس التطاير في السلاسل الزمنية المالية (ARCH&GARCH)"، المؤتمر العلمي الدولي التاسع / جامعة كربلاء

[28] محمد ، جاسم محمد ، (2011) ، "استخدام نماذج GARCH للتنبؤ بمؤشر سوق الأوراق المالية السعودية " بحث ، جامعة بغداد.

[29] محمد ، شيخي (2011) ، " طرق الاقتصاد القياسي " محاضرات وتطبيقات ، الاردن ، دار الحامد ، الطبعة الاولى .

[30] محمد الصوص ، (2014) ، "استخدام نماذج ARFIMA في التنبؤ بمؤشرات منظمة الاغذية والزراعة (الفاو)"رسالة ماجستير ، جامعة الازهر ، كلية الادارة والاقتصاد .

[31] محمد، أزهر عباس و غفار، ميادة خليل ، (2016) ، "دراسة استقرارية التباينات المشروطة لنماذج GARCH مع تطبيق " ، مجلة تكريت للعلوم الصرفة ، المجلد (21) ، العدد (4) ، الصفحات (160-169) ، جامعة تكريت.

[32] ميادة خليل البزوني ، ازهر عباس محمد ، (2013) ، "استخدام نماذج AR-GARCH المختلطة في تحليل المتسلسلة الزمنية للمعدلات الشهرية لدرجات الحرارة في مدينة الموصل " ، رسالة ماجستير ، جامعه تكريت .

[33] هبة لقمان ، صفاء يونس الصفاوي ، (2013) ، "استخدام نماذج ARCH(p) و GARCH(p,q) لتمثيل البيانات اليومية لمرضى الاطفال " ، بحث منشور ، جامعه الموصل .

[34] يادكار، احمد شامار (2014)، "استخدام نماذج الانحدار الذاتي المشروطة بوجود عدم التجانس التباين في التنبؤ بسعر الإغلاق اليومي لمؤشر سوق العراق للأوراق المالية" رسالة ماجستير، قسم الاحصاء كلية الادارة والاقتصاد جامعة بغداد .

[35] Akaike, H. (1970), "Statistical predictor identification, *Annals of the institute of Statistical Mathematics*, 22(1), 203-217 .

[36] Ali, G. , (2013) , " *EGARCH, GJR-GARCH, TGARCH, AVGARCH, NGARCH, IGARCH and APARCH Models for Pathogens at Marine Recreational Sites* " , Journal of Statistical and Econometric Methods , Vol. (2) , No. (3) , PP (57-73).

[37] Andersen, G., Bollerslev, T. and X., Francis, (2002) " Parametric and Nonparametric Volatility Measurement," Department of Finance, Kellogg School of Management, Northwestern University.

[38] Baillie, R. T., Bollerslev, T., & Mikkelsen, H. O. (1996). Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of econometrics*, 74(1), 3-30. [https://doi.org/10.1016/S0304-4076\(95\)01749-6](https://doi.org/10.1016/S0304-4076(95)01749-6) .

[39] Belkhouja, M., & Boutahary, M. (2011). Modeling volatility with time-varying FIGARCH models. *Economic Modelling*, 28(3), 1106-1116.

[40] Bentes, S. R. (2014). Measuring persistence in stock market volatility using the FIGARCH approach. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 408, 190-197.

[41] Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of econometrics*, 31(3), 307-327

[42] Bollerslev, T. (1994). Handbook of Econometrics, ed. by Engle. *RF and McFadden, DL*, 4, 2961-3038.

[43] Bollerslev, T., & Wooldridge, J. M. (1992). Quasi-maximum likelihood estimation and inference in dynamic models with time-varying covariances. *Econometric reviews*, 11(2), 143-172.

- [44] Box, G. E. P. and Pierce, D., (1970), " Distribution of Residual Autocorrelations in Autoregressive Integrated Moving Average Time Series Models " *Journal of the American Statistical Association*, Vol. (65), PP (1509-1526).
- [45] Box, G. E. P., Jenkins, G. M. (1976). *Time Series Analysis, Forecasting and Control*, Holden-Day.
- [46] Box, G. E., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time series analysis: forecasting and control*. John Wiley & Sons.
- [47] Brooks, C. (2008). *Introductory Econometrics for Finance* second edition published in the United States of America by Cambridge University Press. *New York*.
- [48] Carner, M. and Hansen, B.E. (2001) "Threshold Autoregression with a unit root ", **Econometrica** , Vol.69 , No.6, 1555–1596.
- [49] Chan, K.S. and Tong, H. (1990). " On Likelihood Ratio Tests for Threshold Autoregression ", **J.R.Statist. Soc.B** 52, No.3, 469-476.
- [50] Chan, N. H. (2011). *Time series: Applications to finance with R and S*
- [51] Charles, A., & Darné, O. (2019). The accuracy of asymmetric GARCH model estimation. *International Economics*, 157, 179-202.
- [52] Chatfield, C. (2003). *The analysis of time series: an introduction* Chapman and hall/CRC..
- [53] Chatfield, C., (1995), "The Analysis of Time Series An Introduction", 4rd Ed., the University of Bath.
- [54] Chkili, W., Hammoudeh, S., & Nguyen, D. K. (2014). Volatility forecasting and risk management for commodity markets in the presence of asymmetry and long memory. *Energy Economics*, 41, 1-18 .
- [55] Cryer, J. D. and K.-S. Chan (2008). "Time series regression models." *Time series analysis: with applications in R (Second Edition)*, New York.

- [56]Enders, W., (1995)," Applied Econometric Time Series", Hoboken, NJ: John Wiley and Sons.
- [57]Engel, R. F.(1982) " Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom," *Econometric*, Vol 50, No (4), July.
- [58]Fan,J.,and Y., Qiwei,(2003) "Nonlinear Time Series Nonparametric and Parametric Methods, "Springer, New York,USA".
- [59]Faraway, J., & Chatfield, C. (1995). Time series forecasting with neural networks: A case study. *University of Bath, Bath (United Kingdom), Research Report, 95-06 ..*
- [60]Franq, C and Zakoian, J-M (2010) "GARCH Models Structure, Statistical inference and Financial Applications", John Wiley and Sons, Ltd.
- [61]Franses, P. H. and D. Van Dijk (1996). "Forecasting stock market volatility using (non-linear) Garch models." *Journal of Forecasting* 15(3): 229-235.
- [62]Gileva..T.(2010)." Econometrics of Crude Oil Markets". Master thesis, University Paris 1 Panthéon-Sorbonne..
- [63]Glosten, L. R., R. Jagannathan, and . Runkle, D. E. Runkle, (1993). "On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks ", **Journal of Finance** 48, 1779–1801.
- [64]Greene, William H. (2012). "**Econometric Analysis**", 7th Edition.
- [65]Grek, Å. (2014). Forecasting accuracy for ARCH models and GARCH (1, 1) family: Which model does best capture the volatility of the Swedish stock market?.
- [66]Hamilton,J.D.,(1994), "Time Series Analysis", Princeton University Press, Princeton, New Jersey 08540.
- [67]Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International journal of forecasting*, 22(4), 679-688.

- [68]Jarque CM, Bera AK.(1987). “A test for normality of observations and regression residuals”, *Int Stat Rev/Revue Internationale de Statistique*, 163–172.
- [69]Johnston, J., & DiNardo, J. (1997). *Econometric methods*, ed. *New York: McGraw-HiU*.
- [70]Karlsson, L., (2002) .GARCH modelling: Theoretical survey, model implementation and robustness analysis.Unpublished master thesis, Kungl Tekniska Högskolan,
- [71]Kedem, B., & Fokianos, K. (2005). *Regression models for time series analysis*. John Wiley & Sons.
- [72]Li, Q., Tricaud, C., Sun, R., & Chen, Y. (2007, January). Great Salt Lake surface level forecasting using FIGARCH model. In *International design engineering technical conferences and computers and information in engineering conference* .
- [73]Ljung , G. and Box, G. E. P., (1978), " On a Measure of Lack of Fit in Time Series Models", *Biometrika*, Vol. (66), PP (67-72)
- [74]Lutkepohl. H, Kratzig. M (2004), *Applied Time series Econometrics*, Cambridge university PRESS, New York.
- [75]MADOURI, H., & MKIDICHE, M. (2017). A Comparative Study of ARFIMA and Artificial Neural Networks to Forecast Exchange Rate of Dinar Algerian. *el-Bahith Review*, 17(1), 159-171.
- [76]Makridakis, S. and Hibon, M., (1997)," ARMA Models and the Box Jenkins Methodology", *Journal of Forecasting*, Vol. (16). No. (3), PP(147-163).
- [77]Makridakis, S., Wheelwright, S. C. and Hyndman, R. J., (1998)." *Forecasting Method and Applications*", 3" ED., John Wiley and Sons, Inc.
- [78]Malik, V. (2017) . ARIMA/GARCH (1, 1) modelling and forecasting for a GE stock price using R. *Asia Pacific Journals*, 8(1), 2349-2317 .

- [79] Mustapha Belkhouja , Mohamed Boutahary . (2011). Modeling volatility with time-varying FIGARCH models . *Economic Modelling* , 28 (2011) 1106–1116 . <http://boutaharf.free.fr/articles/EconomicModelling2010BB>.
- [80] Nadia sghaier et autres, modelling return and volatility of oil price using dual long memory models, working paper ,business school, paris France,2014
- [81] Nazarian, R., Naderi, E., Alikhani, N. G., & Amiri, A. (2014). Long memory analysis: an empirical investigation. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 4(1), 16-26.
- [82] Nelson, D. B., (1991). " Conditional Heteroskedasticity in asset returns: a new approach ". *Econometrics*, V.59, N.2, 347-370.
- [83] Okicic, J. (2015). An Empirical analysis of stock returns and volatility : the case of stock markets from central and eastern europe. *South East European Journal of Economics and Business*, 9(1), 7-15.
- [84] Omar Abdel Mohsen Ali, Ahmed Yadkar, (2021), "Using QMLE and SVR methods to predict the series of fuel prices in Iraq with a FIGARCH model", PhD thesis, University of Baghdad.
- [85] Rabemananjara, R and Zakoian, J. M. (1993). " Threshold arch models and asymmetries in volatility", **Journal of Applied Econometrics**, Vol.8 , 31-49.
- [86] Ramzan, S., Ramzan, S., & Zahid, F. M. (2012). Modeling and forecasting exchange rate dynamics in Pakistan using ARCH family of models. *Electronic Journal of Applied Statistical Analysis*, 5(1), 15-29.
- [87] Rossi, E. (2004). Lecture notes on GARCH models. *University of Pavia, March*.
- [88] Samimi, A. E. A. J. (2009). Long memory forecasting of stock price index using a fractionally differenced ARMA model. *Journal of Applied sciences research*, 5(10), 1721-1731.

- [89] Sharma, N. (1998). Forecasting oil price volatility, Master thesis in Department of Economics, University of Polytechnic, Virginia, USA .
- [90] Shumway, R. H. and D. S. Stoffer (2000). "Time series analysis and its applications." *Studies In Informatics And Control* **9**(4): 375-376, Springer, New York .
- [91] Tayefi, M., & Ramanathan, T. V. (2012). An overview of FIGARCH and related time series models. *Austrian journal of statistics*, *41*(3), 175-196.
- [92] Teräsvirta, T. (2006). *An introduction to univariate GARCH models*. SSE. EFI Working Papers in Economics and Finance (646) , School of Economics and Management, University of Aarhus and Stockholm School of Economics, Stockholm , PP (1-30).
- [93] Tsay, R. S. (2014). An introduction to analysis of financial data with R. John Wiley & Sons .Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall.
- [94] van Nes, P. C. (2016). *Estimating conditional distributions of asset returns: a comparison between bootstrap methods and least squares stress testing* (Doctoral dissertation, Tilburg University).
- [95] Vee, D Ng C. and Gonpot, P. N., Sookia, N. (2011): "Forecasting Volatility of USD/MUR Exchange Rate using a GARCH(1,1) Model With GED and Students-t error". University of Mauritius Research Journal, Reduit, Mauritius, Volume 17.
- [96] Wei, W. W. S., (2006), " Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods 2nd ED., Pearson Education, Inc.
- [97] Wong B (2014), Introduction to (Generalized) Autoregressive Conditional Heteroskedasticity models in time series Econometrics .
- [98] Zakoian, J. M.(1991).“Threshold Heteroskedastic Models ”,Discussion paper ,INSEE.
- [99] Zivot, E., & Wang, J. (2006). *Modeling financial time series with S-PLUS* (Vol. 2). New York: Springer.

ملحق (1) اختبار ديكي فولر المطور

Null Hypothesis: OIL_PRICE has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=31)

	t-Statistic	Prob.*
<u>Augmented Dickey-Fuller test statistic</u>	-1.865877	0.6720
Test critical values:		
1% level	-3.959887	
5% level	-3.410710	
10% level	-3.127141	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.
Null Hypothesis: OIL_PRICE has a unit root
Exogenous: None
Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=31)

	t-Statistic	Prob.*
<u>Augmented Dickey-Fuller test statistic</u>	0.036645	0.6945
Test critical values:		
1% level	-2.565428	
5% level	-1.940888	
10% level	-1.616657	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.
Null Hypothesis: OIL_PRICE has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=31)

	t-Statistic	Prob.*
<u>Augmented Dickey-Fuller test statistic</u>	-1.848185	0.3574
Test critical values:		
1% level	-3.431486	
5% level	-2.861927	
10% level	-2.567019	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Null Hypothesis: RT has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 13 (Automatic - based on SIC, maxlag=31)

	t-Statistic	Prob.*
<u>Augmented Dickey-Fuller test statistic</u>	-15.64527	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.431489	
5% level	-2.861928	

Null Hypothesis: RT has a unit root
Exogenous: None
Lag Length: 13 (Automatic - based on SIC, maxlag=31)

	t-Statistic	Prob.*
<u>Augmented Dickey-Fuller test statistic</u>	-15.63565	0.0000
Test critical values:		
1% level	-2.565429	
5% level	-1.940888	
10% level	-1.616657	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

ملحق (2) اختبار الاستقلالية للبواقي

BDS Test for RESID

Date: 10/26/22 Time: 01:59

Sample: 1/02/2003 3/31/2022

Included observations: 4964

Dimension	BDS Statistic	Std. Error	z-Statistic	Prob.
2	0.024645	0.001295	19.03160	0.0000
3	0.048317	0.002058	23.48293	0.0000
4	0.065823	0.002450	26.86770	0.0000
5	0.075378	0.002553	29.52131	0.0000
6	0.078646	0.002462	31.93954	0.0000

ملحق رقم (3) دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي

Date: 10/26/22 Time: 01:54

Sample: 1/02/2003 3/31/2022

Included observations: 4964

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.281	0.281	393.22	0.000
		2	0.215	0.148	623.78	0.000
		3	0.236	0.158	899.86	0.000
		4	0.165	0.052	1034.4	0.000
		5	0.192	0.099	1216.8	0.000
		6	0.146	0.030	1323.0	0.000
		7	0.208	0.121	1538.0	0.000
		8	0.187	0.062	1711.2	0.000
		9	0.119	-0.007	1782.1	0.000
		10	0.193	0.090	1967.7	0.000
		11	0.154	0.030	2085.2	0.000
		12	0.221	0.120	2328.7	0.000
		13	0.127	-0.031	2408.8	0.000
		14	0.197	0.098	2602.2	0.000
		15	0.235	0.092	2877.5	0.000
		16	0.090	-0.063	2917.5	0.000
		17	0.332	0.249	3465.2	0.000
		18	0.222	0.026	3711.0	0.000
		19	0.259	0.129	4046.2	0.000
		20	0.156	-0.076	4166.8	0.000
		21	0.137	0.017	4260.6	0.000
		22	0.166	-0.022	4398.7	0.000
		23	0.089	-0.033	4438.6	0.000
		24	0.053	-0.107	4452.8	0.000
		25	0.081	-0.052	4485.9	0.000
		26	0.132	0.060	4573.1	0.000
		27	0.086	-0.079	4610.3	0.000
		28	0.039	-0.025	4617.9	0.000
		29	0.234	0.113	4891.3	0.000
		30	0.067	-0.070	4913.9	0.000
		31	0.135	0.062	5005.3	0.000
		32	0.248	0.121	5312.2	0.000
		33	0.056	-0.094	5327.8	0.000
		34	0.020	-0.181	5329.8	0.000
		35	0.050	0.014	5342.1	0.000
		36	0.125	-0.007	5420.8	0.000

Date: 10/26/22 Time: 01:53
Sample: 1/02/2003 3/31/2022
Q-statistic probabilities adjusted for 4 ARMA terms

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
⊥	⊥	1	0.024	0.024	2.7962	
⊥	⊥	2	0.022	0.021	5.1319	
⊥	⊥	3	-0.045	-0.046	15.360	
⊥	⊥	4	0.036	0.038	21.870	
⊥	⊥	5	0.016	0.016	23.122	0.000
█	█	6	-0.118	-0.124	92.855	0.000
⊥	⊥	7	0.037	0.047	99.677	0.000
⊥	⊥	8	-0.025	-0.022	102.89	0.000
⊥	⊥	9	0.002	-0.012	102.92	0.000
⊥	⊥	10	0.021	0.037	105.07	0.000
⊥	⊥	11	-0.061	-0.066	123.82	0.000
⊥	⊥	12	0.051	0.041	136.93	0.000
⊥	⊥	13	-0.022	-0.008	139.43	0.000
█	█	14	0.083	0.067	173.90	0.000
⊥	⊥	15	-0.026	-0.020	177.22	0.000
⊥	⊥	16	0.006	0.007	177.42	0.000
⊥	⊥	17	0.044	0.037	187.25	0.000
⊥	⊥	18	-0.011	-0.006	187.86	0.000
⊥	⊥	19	-0.027	-0.038	191.38	0.000
⊥	⊥	20	-0.047	-0.021	202.62	0.000
⊥	⊥	21	0.058	0.051	219.45	0.000
⊥	⊥	22	-0.007	-0.013	219.68	0.000
⊥	⊥	23	-0.012	0.001	220.43	0.000
⊥	⊥	24	0.031	0.029	225.11	0.000
⊥	⊥	25	0.010	0.010	225.57	0.000
⊥	⊥	26	0.064	0.048	246.04	0.000
█	█	27	-0.050	-0.036	258.65	0.000
⊥	⊥	28	0.017	0.008	260.16	0.000
⊥	⊥	29	0.016	0.024	261.38	0.000
⊥	⊥	30	-0.021	-0.028	263.62	0.000
⊥	⊥	31	0.038	0.035	270.95	0.000
⊥	⊥	32	-0.060	-0.038	288.90	0.000
⊥	⊥	33	-0.001	-0.019	288.90	0.000
⊥	⊥	34	-0.024	-0.004	291.81	0.000
⊥	⊥	35	0.028	0.019	295.71	0.000
⊥	⊥	36	-0.013	-0.017	296.50	0.000

ملحق (4) تقديرات نموذج FIGARCH (p, d, q) - ARMA (2, 2)

----- NORMAL DIST=====

```
*****
** GARCH(1) SPECIFICATIONS **
*****
The dataset is: C:\Users\Arshad\OneDrive\Desktop\Oil_final.xlsx
The estimation sample is: 2003-01-02 - 2022-03-31
The dependent variable is: RT
.Mean Equation: ARMA (2, 2) model
No regressor in the conditional mean
Variance Equation: FIGARCH (1, d, 1) model estimated with OMLE method
.(Truncation order : 1000
No regressor in the conditional variance
.Normal distribution
```

Weak convergence (no improvement in line search) using numerical derivatives

Log-likelihood = 17947.3

... Please wait : Computing the Std Errors

(Robust Standard Errors (Sandwich formula

Coefficient Std.Error t-value t-prob

Cst(M) 0.000315 0.00010607 2.973 0.0030

AR(1)	0.241907	0.44313	0.5459	0.5852
AR(2)	0.061269	0.083071	0.7376	0.4608
MA(1)	0.010968	0.44235	0.02479	0.9802
MA(2)	-0.110879	0.17951	-0.6177	0.5368
Cst(V) x 10^6	0.473218	0.49352	0.9589	0.3377
d-Figarch	0.939575	0.32676	2.875	0.0041
ARCH(Phil)	0.092348	0.21927	0.4212	0.6736
GARCH(Beta1)	0.875562	0.14019	6.246	0.0000

No. Observations : 4964 No. Parameters : 9
Mean (Y) : 0.00011 Variance (Y) : 0.00008
Skewness (Y) : -1.12645 Kurtosis (Y) : 41.64515
Log Likelihood : 17947.347

.The sample mean of squared residuals was used to start recursion
The positivity constraint for the FIGARCH (1,d,1) is
.(observed (-0.0640126<0.0923483<0.353475 and 0.0583812<0.136904 valid
.See Bollerslev and Mikkelsen (1996) for more details <=

: Estimated Parameters Vector
;0.939575 ;0.473218 ;0.110879-;0.010968 ;0.061269 ;0.241907 ;0.000315
0.875562 ;0.092348
.(Elapsed Time : 16.921 seconds (or 0.282017 minutes

** TESTS **

: TESTS

(Information Criteria (to be minimized
Akaike -7.227376 Shibata -7.227382
Schwarz -7.215573 Hannan-Quinn -7.223238

...Starting estimation process

** GARCH(2) SPECIFICATIONS **

The dataset is: C:\Users\Arshad\OneDrive\Desktop\Oil_final.xlsx
The estimation sample is: 2003-01-02 - 2022-03-31
The dependent variable is: RT
.Mean Equation: ARMA (2, 2) model
No regressor in the conditional mean
Variance Equation: FIGARCH (1, d, 2) model estimated with OMLE method
.(Truncation order : 1000
No regressor in the conditional variance
.Normal distribution

Weak convergence (no improvement in line search) using numerical derivatives

Log-likelihood = 17953.1
... Please wait : Computing the Std Errors

(Robust Standard Errors (Sandwich formula

Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob		
Cst(M)	0.000331	0.00010639	3.115	0.0019	
AR(1)	0.321821	0.41859	0.7688	0.4420	
AR(2)	0.074772	0.069364	1.078	0.2811	
MA(1)	-0.068397	0.41875	-0.1633	0.8703	
MA(2)	-0.142763	0.15413	-0.9262	0.3544	
Cst(V) x 10^6	0.278061	0.15101	1.841	0.0656	
d-Figarch	0.823206	0.10173	8.092	0.0000	
ARCH(Phil)	0.555839	0.12459	4.461	0.0000	
GARCH(Beta1)	1.221249	0.17579	6.947	0.0000	
GARCH(Beta2)	-0.308013	0.13855	-2.223	0.0263	

No. Observations : 4964 No. Parameters : 10
Mean (Y) : 0.00011 Variance (Y) : 0.00008
Skewness (Y) : -1.12645 Kurtosis (Y) : 41.64515
Log Likelihood : 17953.128

.The sample mean of squared residuals was used to start recursion

: Estimated Parameters Vector
;0.823206 ;0.278061 ;0.142763-;0.068397-;0.074772 ;0.321821 ;0.000331
0.308013-;1.221249 ;0.555839
.(Elapsed Time : 19.155 seconds (or 0.31925 minutes

** TESTS **

: TESTS

(Information Criteria (to be minimized
Akaike -7.229302 Shibata -7.229310
Schwarz -7.216188 Hannan-Quinn -7.224704

...Starting estimation process

** GARCH(3) SPECIFICATIONS **

The dataset is: C:\Users\Arshad\OneDrive\Desktop\Oil_final.xlsx
The estimation sample is: 2003-01-02 - 2022-03-31
The dependent variable is: RT
.Mean Equation: ARMA (2, 2) model
No regressor in the conditional mean
Variance Equation: FIGARCH (2, d, 1) model estimated with OMLE method
.(Truncation order : 1000
No regressor in the conditional variance
.Normal distribution

Strong convergence using numerical derivatives
Log-likelihood = 17952.4
... Please wait : Computing the Std Errors

(Robust Standard Errors (Sandwich formula
Coefficient Std.Error t-value t-prob

Cst (M)	0.000326	0.00010605	3.071	0.0021
AR(1)	0.284798	0.40475	0.7036	0.4817
AR(2)	0.071514	0.071835	0.9955	0.3195
MA(1)	-0.031412	0.40457	-0.07764	0.9381
MA(2)	-0.130895	0.15469	-0.8462	0.3975
Cst (V) x 10 ⁶	0.506477	0.19307	2.623	0.0087
d-Figarch	0.817378	0.14235	5.742	0.0000
ARCH(Phi1)	0.183502	0.10002	1.835	0.0666
ARCH(Phi2)	0.066531	0.032897	2.022	0.0432
GARCH(Beta1)	0.845432	0.059775	14.14	0.0000

No. Observations : 4964 No. Parameters : 10
Mean (Y) : 0.00011 Variance (Y) : 0.00008
Skewness (Y) : -1.12645 Kurtosis (Y) : 41.64515
Log Likelihood : 17952.423

.The sample mean of squared residuals was used to start recursion

: Estimated Parameters Vector
;0.817378 ;0.506477 ;0.130895-;0.031412-;0.071514 ;0.284798 ;0.000326
0.845437 ;0.066531 ;0.183502
.(Elapsed Time : 13.663 seconds (or 0.227717 minutes

** TESTS **

: TESTS

(Information Criteria (to be minimized
Akaike -7.229018 Shibata -7.229026
Schwarz -7.215904 Hannan-Quinn -7.224420

...Starting estimation process

** GARCH(4) SPECIFICATIONS **

The dataset is: C:\Users\Arshad\OneDrive\Desktop\Oil_final.xlsx
The estimation sample is: 2003-01-02 - 2022-03-31
The dependent variable is: RT
.Mean Equation: ARMA (2, 2) model
No regressor in the conditional mean
Variance Equation: FIGARCH (2, d, 2) model estimated with OMLE method
.(Truncation order : 1000
No regressor in the conditional variance
.Normal distribution

Strong convergence using numerical derivatives
Log-likelihood = 17953.3
... Please wait : Computing the Std Errors

(Robust Standard Errors (Sandwich formula
Coefficient Std.Error t-value t-prob
Cst (M) 0.000331 0.00010621 3.120 0.0018

```

AR(1)          0.304957    0.40396    0.7549    0.4503
AR(2)          0.073897    0.070029    1.055    0.2914
MA(1)         -0.051431    0.40385   -0.1274    0.8987
MA(2)         -0.137798    0.15156   -0.9092    0.3633
Cst(V) x 10^6  0.324934    0.16177    2.009    0.0446
d-Figarch     0.831504    0.11081    7.504    0.0000
ARCH(Phi1)    0.446687    0.17631    2.534    0.0113
ARCH(Phi2)    0.028158    0.050124    0.5618    0.5743
GARCH(Beta1)  1.122811    0.17742    6.329    0.0000
GARCH(Beta2) -0.223038    0.14162   -1.575    0.1153

```

```

No. Observations :      4964  No. Parameters :      11
Mean (Y)          :    0.00011  Variance (Y)       :    0.00008
Skewness (Y)     :   -1.12645  Kurtosis (Y)      :   41.64515
Log Likelihood   : 17953.347

```

.The sample mean of squared residuals was used to start recursion

```

: Estimated Parameters Vector
;0.831504 ;0.324934 ;0.137798-;0.051431-;0.073897 ;0.304957 ;0.000331
0.223033-;1.122811 ;0.028158 ;0.446687
.(Elapsed Time : 17.815 seconds (or 0.296917 minutes)

```

```

*****
** TESTS **
*****

```

: TESTS

```

-----
(Information Criteria (to be minimized)
Akaike          -7.228987  Shibata          -7.228997
Schwarz         -7.214562  Hannan-Quinn     -7.223930
-----

```

```

----- t - Student Dist -----#
-----

```

...Starting estimation process

```

*****
** GARCH(5) SPECIFICATIONS **
*****
The dataset is: C:\Users\Arshad\OneDrive\Desktop\Oil_final.xlsx
The estimation sample is: 2003-01-02 - 2022-03-31
The dependent variable is: RT
.Mean Equation: ARMA (2, 2) model
No regressor in the conditional mean
Variance Equation: FIGARCH (1, d, 1) model estimated with OMLE method
.(Truncation order : 1000
No regressor in the conditional variance
.Student distribution, with 7.812 degrees of freedom

```

```

Strong convergence using numerical derivatives
Log-likelihood = 18042.2
... Please wait : Computing the Std Errors

```

```

(Robust Standard Errors (Sandwich formula
Coefficient Std.Error t-value t-prob
Cst(M) 0.0003059.6653e-005 3.158 0.0016
AR(1) 0.064546 0.26873 0.2402 0.8102
AR(2) 0.032399 0.089697 0.3612 0.7180
MA(1) 0.180148 0.26875 0.6703 0.5027
MA(2) -0.044618 0.13905 -0.3209 0.7483
Cst(V) x 10^6 0.344001 0.12032 2.859 0.0043
d-Figarch 1.016189 0.069806 14.56 0.0000
ARCH(Phi1) -0.002565 0.054591 -0.04698 0.9625
GARCH(Beta1) 0.911126 0.024932 36.54 0.0000
Student(DF) 7.812005 0.86803 9.000 0.0000

```

```

No. Observations : 4964 No. Parameters : 10
Mean (Y) : 0.00011 Variance (Y) : 0.00008
Skewness (Y) : -1.12645 Kurtosis (Y) : 41.64515
Log Likelihood : 18042.203

```

```

.The sample mean of squared residuals was used to start recursion
The positivity constraint for the FIGARCH (1,d,1) is
.(observed (-0.105063<-0.0025647<0.327937 and 0.0056195<0.0933893 valid
.See Bollerslev and Mikkelsen (1996) for more details <=

```

```

: Estimated Parameters Vector
-;1.016189 ;0.344001 ;0.044618-;0.180148 ;0.032399 ;0.064546 ;0.000305
7.812010 ;0.911126 ;0.002565
.(Elapsed Time : 15.889 seconds (or 0.264817 minutes

```

```

*****
** TESTS **
*****

```

```

: TESTS

```

```

-----
(Information Criteria (to be minimized
Akaike -7.265191 Shibata -7.265199
Schwarz -7.252076 Hannan-Quinn -7.260593
-----

```

```

...Starting estimation process

```

```

*****
** G@RCH(6) SPECIFICATIONS **
*****
The dataset is: C:\Users\Arshad\OneDrive\Desktop\Oil_final.xlsx
The estimation sample is: 2003-01-02 - 2022-03-31
The dependent variable is: RT
.Mean Equation: ARMA (2, 2) model
No regressor in the conditional mean
Variance Equation: FIGARCH (1, d, 2) model estimated with OMLE method
.(Truncation order : 1000
No regressor in the conditional variance
.Student distribution, with 7.98381 degrees of freedom

```

```

Strong convergence using numerical derivatives

```

Log-likelihood = 18045.5
... Please wait : Computing the Std Errors

(Robust Standard Errors (Sandwich formula
Coefficient Std.Error t-value t-prob
Cst(M) 0.0003129.6777e-005 3.228 0.0013
AR(1) 0.101845 0.39633 0.2570 0.7972
AR(2) 0.039385 0.098704 0.3990 0.6899
MA(1) 0.143232 0.39657 0.3612 0.7180
MA(2) -0.059656 0.18099 -0.3296 0.7417
Cst(V) x 10^6 0.177380 0.072026 2.463 0.0138
d-Figarch 0.843332 0.096328 8.755 0.0000
ARCH(Phi1) 0.653933 0.080690 8.104 0.0000
GARCH(Beta1) 1.392703 0.11830 11.77 0.0000
GARCH(Beta2) -0.448875 0.097362 -4.610 0.0000
Student(DF) 7.983814 0.93097 8.576 0.0000

No. Observations : 4964 No. Parameters : 11
Mean (Y) : 0.00011 Variance (Y) : 0.00008
Skewness (Y) : -1.12645 Kurtosis (Y) : 41.64515
Log Likelihood : 18045.505

.The sample mean of squared residuals was used to start recursion

: Estimated Parameters Vector
;0.843332 ;0.177380 ;0.059656-;0.143232 ;0.039385 ;0.101845 ;0.000312
7.983819 ;0.448875-;1.392703 ;0.653933
.(Elapsed Time : 18.715 seconds (or 0.311917 minutes

** TESTS **

: TESTS

(Information Criteria (to be minimized
Akaike -7.266118 Shibata -7.266128
Schwarz -7.251692 Hannan-Quinn -7.261060

...Starting estimation process

** GARCH(7) SPECIFICATIONS **

The dataset is: C:\Users\Arshad\OneDrive\Desktop\Oil_final.xlsx
The estimation sample is: 2003-01-02 - 2022-03-31
The dependent variable is: RT
.Mean Equation: ARMA (2, 2) model
No regressor in the conditional mean
Variance Equation: FIGARCH (2, d, 1) model estimated with OMLE method
.(Truncation order : 1000
No regressor in the conditional variance
.Student distribution, with 7.95162 degrees of freedom

Strong convergence using numerical derivatives

Log-likelihood = 18044.2
... Please wait : Computing the Std Errors

(Robust Standard Errors (Sandwich formula
Coefficient Std.Error t-value t-prob
Cst(M) 0.0003079.6727e-005 3.171 0.0015
AR(1) 0.080967 0.31412 0.2578 0.7966
AR(2) 0.036464 0.090833 0.4014 0.6881
MA(1) 0.164105 0.31426 0.5222 0.6016
MA(2) -0.052017 0.15194 -0.3424 0.7321
Cst(V) x 10^6 0.413003 0.21777 1.896 0.0580
d-Figarch 0.905206 0.22810 3.968 0.0001
ARCH(Phi1) 0.078476 0.15574 0.5039 0.6144
ARCH(Phi2) 0.058111 0.045973 1.264 0.2063
GARCH(Beta1) 0.882358 0.076662 11.51 0.0000
Student(DF) 7.951624 0.92392 8.606 0.0000

No. Observations : 4964 No. Parameters : 11
Mean (Y) : 0.00011 Variance (Y) : 0.00008
Skewness (Y) : -1.12645 Kurtosis (Y) : 41.64515
Log Likelihood : 18044.171

.The sample mean of squared residuals was used to start recursion

: Estimated Parameters Vector
;0.905206 ;0.413003 ;0.052017-;0.164105 ;0.036464 ;0.080967 ;0.000307
7.951629 ;0.882358 ;0.058111 ;0.078476
.(Elapsed Time : 16.553 seconds (or 0.275883 minutes

** TESTS **

: TESTS

(Information Criteria (to be minimized
Akaike -7.265580 Shibata -7.265590
Schwarz -7.251155 Hannan-Quinn -7.260523

...Starting estimation process

** GARCH(8) SPECIFICATIONS **

The dataset is: C:\Users\Arshad\OneDrive\Desktop\Oil_final.xlsx
The estimation sample is: 2003-01-02 - 2022-03-31
The dependent variable is: RT
.Mean Equation: ARMA (2, 2) model
No regressor in the conditional mean
Variance Equation: FIGARCH (2, d, 2) model estimated with OMLE method
.(Truncation order : 1000
No regressor in the conditional variance
.Student distribution, with 7.99907 degrees of freedom

Strong convergence using numerical derivatives

Log-likelihood = 18045.8
... Please wait : Computing the Std Errors

(Robust Standard Errors (Sandwich formula

Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob	
Cst(M)	0.0003129	6792e-005	3.222	0.0013
AR(1)	0.097562	0.37520	0.2600	0.7949
AR(2)	0.039064	0.096577	0.4045	0.6859
MA(1)	0.147744	0.37542	0.3935	0.6939
MA(2)	-0.058268	0.17325	-0.3363	0.7366
Cst(V) x 10^6	0.208051	0.092399	2.252	0.0244
d-Figarch	0.871913	0.11639	7.491	0.0000
ARCH(Phi1)	0.535787	0.17420	3.076	0.0021
ARCH(Phi2)	0.032316	0.037925	0.8521	0.3942
GARCH(Beta1)	1.308521	0.15613	8.381	0.0000
GARCH(Beta2)	-0.372088	0.13360	-2.785	0.0054
Student(DF)	7.999071	0.93683	8.538	0.0000

No. Observations : 4964 No. Parameters : 12
Mean (Y) : 0.00011 Variance (Y) : 0.00008
Skewness (Y) : -1.12645 Kurtosis (Y) : 41.64515
Log Likelihood : 18045.817

.The sample mean of squared residuals was used to start recursion

: Estimated Parameters Vector
;0.871913 ;0.208051 ;0.058268-;0.147744 ;0.039064 ;0.097562 ;0.000312
7.999076 ;0.372088-;1.308521 ;0.032316 ;0.535787
. (Elapsed Time : 24.081 seconds (or 0.40135 minutes

** TESTS **

: TESTS

(Information Criteria (to be minimized
Akaike -7.265841 Shibata -7.265852
Schwarz -7.250104 Hannan-Quinn -7.260323

ملحق رقم (5) يوضح القيم التنبؤية المستقبلية للنموذج مع حدي الثقة

61	0.000215	-0.02329	0.02391	114	0.000222	-0.02365	0.02428
62	0.000215	-0.02329	0.02392	115	0.000222	-0.02366	0.02428
63	0.000215	-0.0233	0.02392	116	0.000222	-0.02367	0.02429
64	0.000215	-0.0233	0.02393	117	0.000222	-0.02367	0.0243
65	0.000215	-0.02331	0.02394	118	0.000222	-0.02368	0.02431
66	0.000215	-0.02332	0.02394	119	0.000222	-0.02369	0.02431
67	0.000215	-0.02332	0.02395	120	0.000222	-0.0237	0.02432
68	0.000216	-0.02333	0.02395	121	0.000222	-0.0237	0.02433
69	0.000216	-0.02334	0.02396	122	0.000223	-0.02371	0.02434
70	0.000216	-0.02334	0.02397	123	0.000223	-0.02372	0.02434
71	0.000216	-0.02335	0.02397	124	0.000223	-0.02373	0.02435
72	0.000216	-0.02336	0.02398	125	0.000223	-0.02373	0.02436
73	0.000216	-0.02336	0.02399	126	0.000223	-0.02374	0.02437
74	0.000216	-0.02337	0.02399	127	0.000223	-0.02375	0.02437
75	0.000216	-0.02338	0.024	128	0.000223	-0.02376	0.02438
76	0.000217	-0.02338	0.02401	129	0.000224	-0.02377	0.02439
77	0.000217	-0.02339	0.02401	130	0.000224	-0.02377	0.0244
78	0.000217	-0.0234	0.02402	131	0.000224	-0.02378	0.02441
79	0.000217	-0.0234	0.02403	132	0.000224	-0.02379	0.02441
80	0.000217	-0.02341	0.02403	133	0.000224	-0.0238	0.02442
81	0.000217	-0.02342	0.02404	134	0.000224	-0.0238	0.02443
82	0.000217	-0.02342	0.02405	135	0.000224	-0.02381	0.02444
83	0.000217	-0.02343	0.02405	136	0.000225	-0.02382	0.02444
84	0.000218	-0.02344	0.02406	137	0.000225	-0.02383	0.02445
85	0.000218	-0.02344	0.02407	138	0.000225	-0.02383	0.02446
86	0.000218	-0.02345	0.02407	139	0.000225	-0.02384	0.02447
87	0.000218	-0.02346	0.02408	140	0.000225	-0.02385	0.02447
88	0.000218	-0.02346	0.02409	141	0.000225	-0.02386	0.02448
89	0.000218	-0.02347	0.0241	142	0.000225	-0.02387	0.02449
90	0.000218	-0.02348	0.0241	143	0.000226	-0.02387	0.0245
91	0.000218	-0.02348	0.02411	144	0.000226	-0.02388	0.02451
92	0.000219	-0.02349	0.02412	145	0.000226	-0.02389	0.02451
93	0.000219	-0.0235	0.02412	146	0.000226	-0.0239	0.02452
94	0.000219	-0.02351	0.02413	147	0.000226	-0.0239	0.02453
95	0.000219	-0.02351	0.02414	148	0.000226	-0.02391	0.02454
96	0.000219	-0.02352	0.02415	149	0.000226	-0.02392	0.02454
97	0.000219	-0.02353	0.02415	150	0.000227	-0.02393	0.02455
98	0.000219	-0.02353	0.02416	151	0.000227	-0.02393	0.02456
99	0.000219	-0.02354	0.02417	152	0.000227	-0.02394	0.02457
100	0.00022	-0.02355	0.02417	153	0.000227	-0.02395	0.02458
101	0.00022	-0.02356	0.02418	154	0.000227	-0.02396	0.02458
102	0.00022	-0.02356	0.02419	155	0.000227	-0.02397	0.02459
103	0.00022	-0.02357	0.0242	156	0.000228	-0.02397	0.0246
104	0.00022	-0.02358	0.0242	157	0.000228	-0.02398	0.02461
105	0.00022	-0.02359	0.02421	158	0.000228	-0.02399	0.02461
106	0.00022	-0.02359	0.02422	159	0.000228	-0.024	0.02462
107	0.000221	-0.0236	0.02422	160	0.000228	-0.02401	0.02463
108	0.000221	-0.02361	0.02423	161	0.000228	-0.02401	0.02464
109	0.000221	-0.02361	0.02424	162	0.000228	-0.02402	0.02465
110	0.000221	-0.02362	0.02425	163	0.000229	-0.02403	0.02465
111	0.000221	-0.02363	0.02425	164	0.000229	-0.02404	0.02466
112	0.000221	-0.02364	0.02426	165	0.000229	-0.02404	0.02467
113	0.000221	-0.02364	0.02427	166	0.000229	-0.02405	0.02468

167	0.000229	-0.02406	0.02468	220	0.000237	-0.02448	0.0251
168	0.000229	-0.02407	0.02469	221	0.000237	-0.02449	0.02511
169	0.000229	-0.02408	0.0247	222	0.000237	-0.02449	0.02512
170	0.00023	-0.02408	0.02471	223	0.000238	-0.0245	0.02513
171	0.00023	-0.02409	0.02472	224	0.000238	-0.02451	0.02514
172	0.00023	-0.0241	0.02472	225	0.000238	-0.02452	0.02514
173	0.00023	-0.02411	0.02473	226	0.000238	-0.02453	0.02515
174	0.00023	-0.02412	0.02474	227	0.000238	-0.02453	0.02516
175	0.00023	-0.02412	0.02475	228	0.000238	-0.02454	0.02517
176	0.00023	-0.02413	0.02476	229	0.000238	-0.02455	0.02518
177	0.000231	-0.02414	0.02476	230	0.000239	-0.02456	0.02518
178	0.000231	-0.02415	0.02477	231	0.000239	-0.02457	0.02519
179	0.000231	-0.02415	0.02478	232	0.000239	-0.02457	0.0252
180	0.000231	-0.02416	0.02479	233	0.000239	-0.02458	0.02521
181	0.000231	-0.02417	0.0248	234	0.000239	-0.02459	0.02521
182	0.000231	-0.02418	0.0248	235	0.000239	-0.0246	0.02522
183	0.000232	-0.02419	0.02481	236	0.00024	-0.02461	0.02523
184	0.000232	-0.02419	0.02482	237	0.00024	-0.02461	0.02524
185	0.000232	-0.0242	0.02483	238	0.00024	-0.02462	0.02525
186	0.000232	-0.02421	0.02483	239	0.00024	-0.02463	0.02525
187	0.000232	-0.02422	0.02484	240	0.00024	-0.02464	0.02526
188	0.000232	-0.02423	0.02485	241	0.00024	-0.02465	0.02527
189	0.000232	-0.02423	0.02486	242	0.00024	-0.02465	0.02528
190	0.000233	-0.02424	0.02487	243	0.000241	-0.02466	0.02529
191	0.000233	-0.02425	0.02487	244	0.000241	-0.02467	0.02529
192	0.000233	-0.02426	0.02488	245	0.000241	-0.02468	0.0253
193	0.000233	-0.02427	0.02489	246	0.000241	-0.02468	0.02531
194	0.000233	-0.02427	0.0249	247	0.000241	-0.02469	0.02532
195	0.000233	-0.02428	0.02491	248	0.000241	-0.0247	0.02533
196	0.000233	-0.02429	0.02491	249	0.000241	-0.02471	0.02533
197	0.000234	-0.0243	0.02492	250	0.000242	-0.02472	0.02534
198	0.000234	-0.0243	0.02493	251	0.000242	-0.02472	0.02535
199	0.000234	-0.02431	0.02494	252	0.000242	-0.02473	0.02536
200	0.000234	-0.02432	0.02495	253	0.000242	-0.02474	0.02537
201	0.000234	-0.02433	0.02495	254	0.000242	-0.02475	0.02537
202	0.000234	-0.02434	0.02496	255	0.000242	-0.02476	0.02538
203	0.000235	-0.02434	0.02497	256	0.000243	-0.02476	0.02539
204	0.000235	-0.02435	0.02498	257	0.000243	-0.02477	0.0254
205	0.000235	-0.02436	0.02498	258	0.000243	-0.02478	0.0254
206	0.000235	-0.02437	0.02499	259	0.000243	-0.02479	0.02541
207	0.000235	-0.02438	0.025	260	0.000243	-0.0248	0.02542
208	0.000235	-0.02438	0.02501	261	0.000243	-0.0248	0.02543
209	0.000235	-0.02439	0.02502	262	0.000243	-0.02481	0.02544
210	0.000236	-0.0244	0.02502	263	0.000244	-0.02482	0.02544
211	0.000236	-0.02441	0.02503	264	0.000244	-0.02483	0.02545
212	0.000236	-0.02442	0.02504	265	0.000244	-0.02483	0.02546
213	0.000236	-0.02442	0.02505	266	0.000244	-0.02484	0.02547
214	0.000236	-0.02443	0.02506	267	0.000244	-0.02485	0.02548
215	0.000236	-0.02444	0.02506	268	0.000244	-0.02486	0.02548
216	0.000236	-0.02445	0.02507	269	0.000245	-0.02487	0.02549
217	0.000237	-0.02446	0.02508	270	0.000245	-0.02487	0.0255
218	0.000237	-0.02446	0.02509	271	0.000245	-0.02488	0.02551
219	0.000237	-0.02447	0.0251	272	0.000245	-0.02489	0.02551

273	0.000245	-0.0249	0.02552	317	0.000252	-0.02524	0.02587
274	0.000245	-0.02491	0.02553	318	0.000252	-0.02525	0.02587
275	0.000245	-0.02491	0.02554	319	0.000252	-0.02526	0.02588
276	0.000246	-0.02492	0.02555	320	0.000252	-0.02526	0.02589
277	0.000246	-0.02493	0.02555	321	0.000252	-0.02527	0.0259
278	0.000246	-0.02494	0.02556	322	0.000253	-0.02528	0.0259
279	0.000246	-0.02494	0.02557	323	0.000253	-0.02529	0.02591
280	0.000246	-0.02495	0.02558	324	0.000253	-0.02529	0.02592
281	0.000246	-0.02496	0.02559	325	0.000253	-0.0253	0.02593
282	0.000247	-0.02497	0.02559	326	0.000253	-0.02531	0.02593
283	0.000247	-0.02498	0.0256	327	0.000253	-0.02532	0.02594
284	0.000247	-0.02498	0.02561	328	0.000254	-0.02533	0.02595
285	0.000247	-0.02499	0.02562	329	0.000254	-0.02533	0.02596
286	0.000247	-0.025	0.02562	330	0.000254	-0.02534	0.02597
287	0.000247	-0.02501	0.02563	331	0.000254	-0.02535	0.02597
288	0.000247	-0.02501	0.02564	332	0.000254	-0.02536	0.02598
289	0.000248	-0.02502	0.02565	333	0.000254	-0.02536	0.02599
290	0.000248	-0.02503	0.02566	334	0.000254	-0.02537	0.026
291	0.000248	-0.02504	0.02566	335	0.000255	-0.02538	0.026
292	0.000248	-0.02505	0.02567	336	0.000255	-0.02539	0.02601
293	0.000248	-0.02505	0.02568	337	0.000255	-0.02539	0.02602
294	0.000248	-0.02506	0.02569	338	0.000255	-0.0254	0.02603
295	0.000249	-0.02507	0.02569	339	0.000255	-0.02541	0.02603
296	0.000249	-0.02508	0.0257	340	0.000255	-0.02542	0.02604
297	0.000249	-0.02509	0.02571	341	0.000256	-0.02542	0.02605
298	0.000249	-0.02509	0.02572	342	0.000256	-0.02543	0.02606
299	0.000249	-0.0251	0.02573	343	0.000256	-0.02544	0.02606
300	0.000249	-0.02511	0.02573	344	0.000256	-0.02545	0.02607
301	0.000249	-0.02512	0.02574	345	0.000256	-0.02546	0.02608
302	0.00025	-0.02512	0.02575	346	0.000256	-0.02546	0.02609
303	0.00025	-0.02513	0.02576	347	0.000256	-0.02547	0.0261
304	0.00025	-0.02514	0.02576	348	0.000257	-0.02548	0.0261
305	0.00025	-0.02515	0.02577	349	0.000257	-0.02549	0.02611
306	0.00025	-0.02516	0.02578	350	0.000257	-0.02549	0.02612
307	0.00025	-0.02516	0.02579	351	0.000257	-0.0255	0.02613
308	0.00025	-0.02517	0.0258	352	0.000257	-0.02551	0.02613
309	0.000251	-0.02518	0.0258	353	0.000257	-0.02552	0.02614
310	0.000251	-0.02519	0.02581	354	0.000257	-0.02552	0.02615
311	0.000251	-0.02519	0.02582	355	0.000258	-0.02553	0.02616
312	0.000251	-0.0252	0.02583	356	0.000258	-0.02554	0.02616
313	0.000251	-0.02521	0.02583	357	0.000258	-0.02555	0.02617
314	0.000251	-0.02522	0.02584	358	0.000258	-0.02555	0.02618
315	0.000252	-0.02522	0.02585	359	0.000258	-0.02556	0.02619
316	0.000252	-0.02523	0.02586	360	0.000258	-0.02557	0.02619

Abstract

Given the development of the application of time series models significantly in the late last decade of the last century, especially in the field of stock markets . Volatility modeling, forecasting, and time dependence in conditional variance are of interest to many economists and financial analysts. Among the most common methods in this framework are the Autoregressive Conditional Heteroskedastic (ARCH) presented by (Engle, 1982) and the Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedastic (GARCH) presented by (Bollerslev, 1986). And because the prices of many products move with continuous fluctuations during some periods and because there is a long memory in them A term known as the long-process memory model (GARCH), which was presented by researchers (Baillie, Bollerslev, Mikkelsen, (1996)), (FIGARCH), has been created, where they are models that can be used in the case where there is a slow decline of self-correlations over the long term. The long time series where the model will be estimated using the Quasi-maximum Likelihood Estimator (QMLE) the parameters of the FIGARCH model, assuming that the distribution of errors follows two (normal distribution, T distribution).

The other main objective was to investigate ARMA (linear) and FIGARCH (non-linear) mixed models, and the models are estimated using the near-most-likelihood method (QMLE). Among many other models for variability prediction, depending on the lowest value of Akaike information criterion (AIC), Schwartz information criterion (SIC) and Hanan-Cowen (HQ) moreover the parameters should be significant and statistically significant, the residuals do not contain serial correlation and effect ARCH.

Finally we choose the best suitable volatility prediction model for the daily oil price series, based on three forecast accuracy measures RMSE, MAE and MAPE. It was found that the best model that fits the volatility of the series of daily oil revenue prices is the ARMA(2,2)-FIGARCH(1,d,2) model with the (Student's-t) distribution, as it gave the lowest values for the quality criteria of the model and the efficiency of prediction.

**Republic of Iraq
Ministry of Higher Education and
Scientific Research
University of AL-Qadisiyah
& College of Administration
Economics**



Estimating the fractionally integrated GARCH model with application **BY**

A thesis

**Submitted to the Council of College of Administration and Economics -
University of AL Qadisiyah , in Partial Fulfillment of the Requirements for
the Degree of Master of Science in Statistics**

Hanan Ab. Al-Rashedi

**Supervised By
Prof.Dr. Muhammad H. Al-Sharoot**