



الجمهورية العربية السورية
جامعة حماة
كلية الاقتصاد
قسم التمويل والمصارف

الكفاءة السعرية والتنبؤ بمؤشر السوق المالي
باستخدام النماذج القياسية والشبكات العصبونية الاصطناعية
(دراسة مقارنة بين سوق دمشق للأوراق المالية وبعض أسواق المال العربية)

بحث علمي مقدم لنيل درجة الدكتوراه في التمويل والمصارف

إعداد الطالب

أيهم محمود الحميد

بإشراف

د. أسمهان خلف

د. عثمان نقار

أستاذ مساعد في قسم الاقتصاد - جامعة حماة

أستاذ مساعد في قسم الاقتصاد - جامعة حماة

2020 م - 1442 هـ

الإهداء

إلى:

والدي المهندس: محمود الحميد.

والدتي المربية المدرّسة: سحر معراوي.

برّاً، وإحساناً، وشكر صنيع...

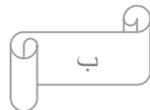
رفيقة دربي: رّود الأصفر

أولادي: محمود، سارة

السكن، والمودّة، والصحة...

إخوتي: إياد، ألفت، أريج، أماني

السند، والعون، والمأوى...



الشكر والتقدير

الحمد والشكر لله سبحانه وتعالى، الذي فاض عليّ من فضله وعلمه ونعمه التي لا تعد ولا تحصى، ويسر لي الأمور كلها ما علمت منها وما لم أعلم، وأعاني على إتمام دراستي هذه، ولولا توفيقه عز وجل لما تحققت شيء من ذلك... وبعد:

يسعدني أن أتقدم بجزيل الشكر والامتنان إلى من شرفني قبولهم الاشراف على أطروحتي هذه... أساتذتي الدكتورة أسمهان خلف والدكتور عثمان نقار، فكانا خير معين لي من خلال توجيهاتهم، وعلى ما بذلاه من إرشاد ونصائح ليصل هذا البحث إلى الإنجاز الذي نراه.

كما أتوجه بالشكر إلى أعضاء لجنة المناقشة المحترمين على تفضلهم بقبول مناقشة أطروحتي هذه، ولما بذلوه من وقت وجهد في قراءة هذا العمل، وما قدموه من توجيهات وملاحظات علمية ستساهم في إثراءه.

وأخيراً أتقدم بأسمى آيات الشكر والعرفان إلى كل من وقف بجواري وشدّ من عزمي وأخصّ منهم أساتذتي جميعهم، وأفراد عائلتي، ولكل من ساهم بكلمة طيبة كان لها صدى عميقاً في نفسي.



المخلص

تناول موضوع الدراسة الحالي جوانب متعددة بدءاً من قياس الكفاءة السعرية في أسواق المال العربية، وبناء نماذج عدة للتنبؤ بمؤشراتها، فضلاً عن تقديم معيار مقترح لقياس فعالية نماذج التنبؤ وقياس الكفاءة السعرية في أسواق رأس المال، لتتم المقارنة على عدة أصعدة، بين المؤشرات المستخدمة لقياس دقة التنبؤ مع المعيار المقترح من جهة، وبين أسواق المال العربية المدروسة وفقاً لإمكانية التنبؤ فيها من جهة ثانية، وبين نماذج التنبؤ المتمثلة بالنماذج القياسية للسلاسل الزمنية والشبكات العصبونية الاصطناعية والنماذج الهجينة من جهة ثالثة. وتحقيقاً لذلك فقد اعتمدت قاعدة بيانات يومية لمؤشرات أسواق المال العربية المدروسة خلال المدة (1/1/2015 – 1/1/2020). وقد تمّ تقسيم المدة المخصصة للتنبؤ والتي هي النصف الأخير من عام 2019 (6 أشهر) إلى ثلاث فترات متساوية بهدف اختبار مدى قدرة النماذج في المحافظة على أدائها ومن ثمّ اختبار فعاليتها. ويمكن تلخيص أبرز النتائج التي تمّ التوصل إليها بأن النموذج الهجين بين النماذج القياسية والشبكات العصبونية الاصطناعية (ANN-ARIMA\GARCH) بشكل عام كان الأفضل للتنبؤ بمؤشر السوق المالي في جميع أسواق المال العربية المدروسة مقارنة بكل نموذج على حدة، كما تبين أن الشبكات العصبونية الاصطناعية (ANN) بشكل عام تفوقت على النماذج القياسية (ARIMA\GARCH) في القدرة على التنبؤ. وأنه لا يمكن الاعتماد على مؤشر قياس دقة التنبؤ (RMSE) عند إجراء مقارنة القدرة على التنبؤ بين مجموعة من أسواق رأس المال بينما يمكن الاعتماد على المعيار المقترح للمقارنة بين أسواق المال من حيث كفاءتها السعرية. وعلى هذا الأساس تبين أنّ سوق دمشق للأوراق المالية هي الأقل كفاءة سعرية من بقية أسواق المال العربية المدروسة وبفارق ملحوظ. كما تبين أن بعض أسباب اختلاف الكفاءة السعرية بين أسواق المال العربية المدروسة تعود إلى وجود تباينات بين هذه الأسواق وفقاً لمؤشرات أدائها، وبشكل أساسي نشاط السوق ممثلاً بمعدل دوران السهم وقيمة الأسهم المتداولة.

الكلمات المفتاحية: التنبؤ - الشبكات العصبونية الاصطناعية (ANN) - نماذج ARIMA - نماذج (G)ARCH - النماذج الهجينة - الكفاءة السعرية للسوق المالي. اختبار التكرارات، اختبار الارتباط الذاتي، اختبار جذر الوحدة.

فهرس المحتويات

رقم الصفحة	المحتويات
1	الإطار العام للدراسة:
2	1- المقدمة
5	2- مشكلة البحث
7	3- أهمية البحث
7	4- أهداف البحث
8	5- فرضيات البحث
9	6- منهجية البحث
9	7- مجتمع البحث
9	8- حدود البحث
10	9- الدراسات السابقة
22	10- مساهمة البحث
23-49	الفصل الأول: مفهوم كفاءة الأسواق المالية ومؤشراتها:
24	- تمهيد
25	المبحث الأول: كفاءة الأسواق المالية
25	1. مفهوم كفاءة السوق المالي:
25	1.1. تعريف كفاءة السوق المالي.
27	2.1. الصياغة الرياضية لفرضية كفاءة السوق المالي.
29	3.1. الأساس المنطقي لنظرية كفاءة السوق المالي في تحقق حالة توازن السوق.
31	2. الصيغ المختلفة لكفاءة السوق المالي.
33	3. الشروط الأساسية لكفاءة السوق المالي.
34	4. أساليب قياس كفاءة السوق المالي.
41	المبحث الثاني: مؤشرات الأسواق المالية
41	- تمهيد

42	1. ماهية مؤشر السوق المالي.
44	2. استخدامات مؤشر السوق المالي.
46	3. أهمية مؤشر السوق المالي.
47	4. أساليب بناء مؤشر السوق المالي.
50-90	الفصل الثاني: نماذج التنبؤ في الأسواق المالية
51	- تمهيد
52	المبحث الأول: التنبؤ: أهميته ومجالات استخدامه، أساليبه ومراحل تطبيقه
52	1. أهمية التنبؤ
53	2. مجالات استخدام التنبؤ.
56	3. مداخل أساليب التنبؤ.
58	4. مراحل تطبيق التنبؤ.
60	5. قياس دقة التنبؤ.
65	6. مداخل ونماذج التنبؤ في الأسواق المالية.
71	المبحث الثاني: النماذج القياسية للسلاسل الزمنية
71	-تمهيد
73	1- منهجية بوكس - جينكينز Box-Jenkins
74	1.1. استقرار السلسلة الزمنية.
81	2.1. نماذج الانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك (AR-MA-ARMA)
83	3.1. تقدير رتب النموذج (p,q)
83	4.1. تقدير معاملات النموذج
84	5.1. تشخيص النموذج (اختبار ملاءمته)

86	2- نماذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم ثبات التباين ARCH
86	- تمهيد
87	1.2. الصياغة الرياضية لنموذج (ARCH)
90	2.2. الصياغة الرياضية لنموذج (GARCH)
91-122	الفصل الثالث: الشبكات العصبونية الاصطناعية:
92	- تمهيد
94	المبحث الأول: مقدمة في الشبكات العصبونية الاصطناعية: ماهيتها، بنيتها وأنواعها:
94	1- ماهية الشبكات العصبونية الاصطناعية
94	1.1. مفهوم الشبكات العصبونية الاصطناعية.
94	1.1.1. الشبكات العصبونية الطبيعية والشبكات العصبونية الاصطناعية.
97	2.1.1. تعريف الشبكات العصبونية الاصطناعية.
98	2.1. لمحة تاريخية عن تطور الشبكات العصبونية الاصطناعية.
102	2- بنية الشبكات العصبونية الاصطناعية وأنواعها
102	1.2. بنية الشبكات العصبونية الاصطناعية.
102	1.1.2. العناصر الأساسية المكونة للشبكات العصبونية الاصطناعية.
103	2.1.2. تابع التنشيط.
104	2.2. أنواع الشبكات العصبونية الاصطناعية.
109	المبحث الثاني: طرائق وخوارزميات تدريب الشبكات العصبونية الاصطناعية وإجراءات بنائها
109	- تمهيد
109	1. طرائق تعليم الشبكات العصبونية الاصطناعية:
110	1.1. التعليم الخاضع للإشراف (بوساطة معلم).
110	2.1. التعلم غير الخاضع للإشراف (بدون معلم).
110	3.1. التعلم بالتعزيز.
111	4.1. التعلم التنافسي.

111	2. خوارزميات تعليم (تدريب) الشبكات العصبونية الاصطناعية:
113	1.2. قاعدة بيرسبيترون.
115	2.2. خوارزمية الانتشار الخلفي.
117	3. إجراءات بناء الشبكة العصبونية الاصطناعية:
117	1.3. مراحل بناء الشبكة العصبونية الاصطناعية.
121	2.3. تحديد عدد الطبقات والعقد في الشبكة العصبونية الاصطناعية ذات التغذية الأمامية.
123-239	الفصل الرابع: الدراسة العملية
124	- تمهيد
127	المبحث الأول: أسواق المال العربية: تطورها واختبار كفاءتها السعيرية
128	1. تطور أداء أسواق المال العربية خلال الفترة (2015-2019)
140	2. تحديد أسواق المال العربية المدروسة
144	3. اختبار الكفاءة السعيرية في أسواق المال العربية
146	1.3. اختبار التكرارات (Runs Test).
148	2.3. اختبار جذر الوحدة والارتباط الذاتي والذاتي الجزئي.
153	المبحث الثاني: بناء نماذج التنبؤ في أسواق المال العربية المدروسة
153	- تمهيد
154	1- بناء النماذج القياسية (ARIMA-GARCH).
155	1.1. بناء نماذج (ARIMA).
165	2.1. اختبار ثبات التباين (heteroskedasticity).
173	3.1. بناء نماذج (G)ARCH
183	2- بناء الشبكات العصبونية الاصطناعية.
183	1.2. الآلية المتبعة في بناء الشبكات العصبونية الاصطناعية
184	2.2. هيكل الشبكات العصبونية الاصطناعية المقترحة في أسواق المال العربية ونتائج تدريبها
195	2.3. أوزان الدمج المقترحة اعتماداً على البرمجة الرياضية
202	المبحث الثالث: التنبؤ - المقارنة والمعيان المقترح

203	1. التنبؤ والمقارنة.
212	2. معيار مقترح لقياس فعالية نماذج التنبؤ في السلاسل الزمنية وقياس الكفاءة السعرية في أسواق رأس المال
220	3. تطبيق المعيار المقترح.
234	4. مقارنة فعالية المعيار المقترح مع فعالية مؤشر قياس دقة التنبؤ (RMSE)
240-246	النتائج والتوصيات:
240	1- النتائج
246	2- التوصيات
248-256	قائمة المراجع
257	Abstract

فهرس الجداول

رقم الصفحة	اسم الجداول
128	الجدول (1-4) أسواق المال العربية وتاريخ تأسيسها
130	الجدول (2-4) مؤشر عدد الشركات المدرجة
132	الجدول (3-4) مؤشر عدد الأسهم المتداولة
133	الجدول (4-4) مؤشر قيمة الأسهم المتداولة
135	الجدول (5-4) مؤشر الرسملة السوقية
137	الجدول (6-4) مؤشر معدل دوران السهم
139	الجدول (7-4) ترتيب الأسواق وفق جميع مؤشرات الأداء المدروسة خلال الفترة (2019-2015)
143	الجدول (8-4) أسواق المال العربية المدروسة
147	الجدول (9-4) نتائج اختبار (Runs Test)
149	الجدول (10-4) نتائج اختبار جذر الوحدة
150	الجدول (11-4) الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي للسلسلة الزمنية لتغيرات قيم مؤشرات أسواق المال العربية المدروسة
155	الجدول (12-4) نتائج تقدير نماذج ARIMA المقترحة في كل سوق من أسواق المال العربية المدروسة
157	الجدول (13-4) معاملات نموذج ARIMA (1,1,3) الذي تمّ اعتماده في سوق دمشق للأوراق المالية
158	الجدول (14-4) معاملات نموذج ARIMA (2.1.2) الذي تمّ اعتماده في سوق بيروت للأوراق المالية
159	الجدول (15-4) معاملات نموذج ARIMA (1.1.0) الذي تمّ اعتماده في مسقط للأوراق المالية
160	الجدول (16-4) معاملات نموذج ARIMA (1.1.0) الذي تمّ اعتماده في بورصة عمان
161	الجدول (17-4) معاملات نموذج ARIMA (1.1.0) الذي تمّ اعتماده في سوق الأسهم السعودي
162	الجدول (18-4) معاملات نموذج ARIMA (1.1.1) الذي تمّ اعتماده في بورصة

	الأوراق المالية بتونس
163	الجدول (4-19) معاملات نموذج ARIMA (1.1.1) الذي تمّ اعتماده في بورصة البحرين
164	الجدول (4-20) معاملات نموذج ARIMA (1.1.0) الذي تمّ اعتماده في سوق دبي المالي
165	الجدول (4-21) اختبار ثبات التباين لبواقي نموذج ARIMA (1.1.3) لمؤشر سوق دمشق للأوراق المالية
166	الجدول (4-22) اختبار ثبات التباين لبواقي نموذج ARIMA (2.1.2) لمؤشر بورصة بيروت
167	الجدول (4-23) اختبار ثبات التباين لبواقي نموذج ARIMA (1.1.0) لمؤشر سوق مسقط للأوراق المالية
168	الجدول (4-24) اختبار ثبات التباين لبواقي نموذج ARIMA (1.1.0) لمؤشر بورصة عمان
169	الجدول (4-25) اختبار ثبات التباين لبواقي نموذج ARIMA (1.1.0) لمؤشر سوق الأسهم السعودي
170	الجدول (4-26) اختبار ثبات التباين لبواقي نموذج ARIMA (1.1.1) لمؤشر بورصة الأوراق المالية بتونس
171	الجدول (4-27) اختبار ثبات التباين لبواقي نموذج ARIMA (1.1.1) لمؤشر بورصة البحرين
172	الجدول (4-28) اختبار ثبات التباين لبواقي نموذج ARIMA (1.1.0) لمؤشر سوق دبي المالي
173	الجدول (4-29) نتائج تقدير نماذج GARCH المقترحة في كل سوق من أسواق المال العربية المدروسة
175	الجدول (4-30) نموذج ARIMA(1,1,3)-GARCH(1,1) الذي تمّ اعتماده في سوق دمشق للأوراق المالية
176	الجدول (4-31) نموذج ARIMA(2.1.2)-GARCH(0,1) الذي تمّ اعتماده في بورصة بيروت
177	الجدول (4-32) نموذج ARIMA(1.1.0)-GARCH(1,1) الذي تمّ اعتماده في سوق مسقط للأوراق المالية

178	الجدول (33-4) نموذج (1,1)-GARCH(1.1.0)-ARIMA الذي تمّ اعتماده في بورصة عمان
179	الجدول (34-4) نموذج (1,1)-GARCH(1.1.0)-ARIMA الذي تمّ اعتماده في سوق الأسهم السعودي
180	الجدول (35-4) نموذج (2,1)-GARCH(1.1.1)-ARIMA الذي تمّ اعتماده في بورصة الأوراق المالية بتونس
181	الجدول (36-4) نموذج (1.0)-GARCH(1.1.1)-ARIMA الذي تمّ اعتماده في بورصة البحرين
182	الجدول (37-4) نموذج (2.1)-GARCH(1.1.1)-ARIMA الذي تمّ اعتماده في سوق دبي المالي
198	الجدول (38-4) مؤشرات قياس أداء أساليب التنبؤ خلال مرحلة التقدير
199	الجدول (39-4) مصفوفة معاملات الارتباط بين مؤشرات قياس دقة الأداء
204	الجدول (40-4) مؤشرات قياس دقة التنبؤ خلال الفترة المخصصة للتنبؤ
206	الجدول (41-4) نتائج اختبارات Paired-Samples T Test للمقارنة بين قدرة نماذج التنبؤ المختلفة
209	الجدول (42-4) ترتيب أسواق المال العربية المدروسة حسب مؤشر خطأ التنبؤ (RMSE) ونسبة التوافق باتجاه الحركة (Cr%)
211	الجدول (43-4) علاقة الارتباط بين مؤشر (RMSE) ونسبة التوافق باتجاه الحركة (Cr)
220	الجدول (44-4) قيم (E_{Max}) و (cr_{Min}) في أسواق المال العربية المدروسة
222	الجدول (45-4) نتائج تطبيق مؤشرات المعيار المقترح
235	الجدول (46-4) معاملات الارتباط الخاصة بقياس فعالية المعيار المقترح مقارنة بفعالية مؤشر (RMSE)
238	الجدول (47-4) معاملات الارتباط بين ترتيب الأسواق وفقاً لكفاءتها السعرية وبين ترتيبها وفقاً لمؤشرات الأداء

فهرس الأشكال

رقم الصفحة	اسم الشكل
95	الشكل (1-3) الخلية العصبية الطبيعية (العصبون)
97	الشكل (2-3) الخلية العصبونية الاصطناعية
106	الشكل (3-3) هيكل الشبكة العصبونية الاصطناعية ذات التغذية الأمامية
107	الشكل (4-3) هيكل الشبكة العصبونية الاصطناعية ذات التغذية الراجعة
131	الشكل (1-4) متوسط عدد الشركات المدرجة في أسواق المال العربية خلال الفترة
134	الشكل (2-4) الوزن النسبي لمتوسط قيمة الأسهم المتداولة في أسواق المال العربية خلال الفترة
136	الشكل (3-4) الوزن النسبي لمتوسط قيمة الأسهم المتداولة في أسواق المال العربية خلال الفترة
138	الشكل (4-4) متوسط معدل دوران السهم خلال الفترة
141	الشكل (5-4) تقسيم أسواق المال العربية وفق أربع مجموعات بالاعتماد على الربيعات
184	الشكل (6-4) بنية ونتيجة تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية لمؤشر سوق دمشق للأوراق المالية
186	الشكل (7-4) بنية ونتيجة تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية لمؤشر بورصة بيروت
187	الشكل (8-4) بنية ونتيجة تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية لمؤشر سوق مسقط المالي
188	الشكل (9-4) بنية ونتيجة تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية لمؤشر بورصة عمان
189	الشكل (10-4) بنية ونتيجة تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية لمؤشر سوق الأسهم السعودي
190	الشكل (11-4) بنية ونتيجة تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية لمؤشر بورصة تونس
191	الشكل (12-4) بنية ونتيجة تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية لمؤشر بورصة البحرين

192	الشكل (4-13) بنية ونتيجة تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية لمؤشر سوق دبي
223	الشكل (4-14) القيم المتنبأ بها والقيم الفعلية لمؤشر سوق دمشق خلال فترة التنبؤ الكلية
225	الشكل (4-15) القيم المتنبأ بها والقيم الفعلية لمؤشر سوق مسقط خلال فترة التنبؤ الكلية
226	الشكل (4-16) القيم المتنبأ بها والقيم الفعلية لمؤشر بورصة البحرين خلال فترة التنبؤ الكلية
227	الشكل (4-17) القيم المتنبأ بها والقيم الفعلية لمؤشر بورصة عمان خلال فترة التنبؤ الكلية
228	الشكل (4-18) القيم المتنبأ بها والقيم الفعلية لمؤشر بورصة بيروت خلال فترة التنبؤ الكلية
229	الشكل (4-19) القيم المتنبأ بها والقيم الفعلية لمؤشر بورصة بتونس خلال فترة التنبؤ الكلية
231	الشكل (4-20) القيم المتنبأ بها والقيم الفعلية لمؤشر سوق الأسهم السعودي خلال فترة التنبؤ الكلية
232	الشكل (4-21) القيم المتنبأ بها والقيم الفعلية لمؤشر سوق دبي المالي خلال فترة التنبؤ الكلية
233	الشكل (4-22) ترتيب أسواق المال العربية المدروسة وفقاً لمؤشرات الكفاءة السعرية المحسوبة وفق المعيار المقترح

قائمة الاختصارات

المعنى باللغة العربية	المعنى باللغة الانكليزية	الاختصار
نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة	autoregressive moving average	ARMA
نموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم ثبات تباين الأخطاء	Autoregressive conditional heteroscedasticity	ARCH
الشبكات العصبونية الاصطناعية	Artificial Neural Network	ANN
مقياس متوسط الأخطاء	Mean Error	ME
متوسط خطأ التنبؤ المطلق	mean absolute deviation/error	/ MAD MAE
متوسط مربع الأخطاء	mean squared error	MSE
متوسط الخطأ المطلق النسبي	absolute percent forecast error	MAPE
الجذر التربيعي لمتوسط مربعات الأخطاء	root mean squared error	RMSE
مقياس أكايكي للمعلومات	Akaike Information Criterion	AIC
مقياس شواريز للمعلومات	Bayesian Information Criterion	BIC
مقياس شواريز للمعلومات	Schwarz Information Criterion	SIC
الانحدار الذاتي	autoregressive	AR
المتوسط المتحرك	Moving Average	MA
اختبار ديكي فوللر المطور	Augmented Dickey Fuller Test	<u>ADF</u>
الارتباط الذاتي الجزئي	partial autocorrelation functions	PACF
الارتباط الذاتي	autocorrelation	AC
نموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم ثبات تباين الأخطاء المعمم	Generalized Autoregressive conditional heteroscedasticity	GARCH
شبكة بيرسبيترون متعددة الطبقات	multi-layer perceptron	MLP
نسبة التوافق باتجاه الحركة	Compatibility ratio	Cr

اختصار لمصطلح الحد الأعظمي للخطأ الممكن تحقيقه (وفق المعيار المقترح)	Error Max	E_{Max}
اختصار مستخدم في المعيار المقترح يشير إلى خطأ نموذج التنبؤ	Error Model	E_{Model}
الكفاءة السعرية	Price efficiency	$P.E$
اختصار لمصطلح الحد الأدنى لنسبة التوافق باتجاه الحركة الممكن تحقيقها (وفق المعيار المقترح)	Compatibility ratio Min	CR_{Min}

الإطار العام للدراسة

1- مقدمة:

يعد المؤشر العام للسوق المالي مرآة تعكس الحالة الاقتصادية للبلد ككل، والتي بدورها قد تساعد على التنبؤ بالحالة الاقتصادية المستقبلية وذلك ضمن قيود تتعلق بدرجة كفاءة السوق واتساعها، حيث أن تتبع حركة مؤشرات السوق تفيد في التعرف السريع على ما يجري في السوق وإعطاء صورة عامة وسريعة عن تطورها كونها متوسطات وأرقام قياسية، وبهذا فهو يعكس الاتجاه العام لحركة أسعار الأوراق المالية، وبعبارة أخرى فإنه يعد مقياساً شاملاً لاتجاه حركة السوق باعتبار أن أسعار الأسهم هي انعكاس لتوقعات الأحداث الاقتصادية التي ستسود مستقبلاً، أي أن التحرك في مستوى المؤشر سوف يعكس الوضع الاقتصادي الذي سيسود، وهذا بدوره يساعد راسمي السياسة الاقتصادية على اتخاذ التدابير الصحيحة، ومن جهة أخرى فإن التنبؤ بمؤشر السوق المالي يحظى بدراسة مستمرة من قبل المستثمرين، حيث يبنون قراراتهم الاستثمارية بناء على التنبؤ بالأحداث المستقبلية.

لذا فإن أسواق المال تشهد اهتماماً كبيراً من قبل الباحثين والمحللين الذين يحاولون التنبؤ باتجاهات مؤشر السوق وأسعار الأوراق المالية المتداولة فيها اعتماداً على العديد من أساليب التنبؤ التقليدية منها والحديثة لاتخاذ قرارات استثمارية رشيدة في الوقت المناسب، وقد شهد أواخر العقد الأخير من القرن الماضي اهتماماً كبيراً بدراسة السلاسل الزمنية المالية لما تتصف به من صفات تجعل عملية تحليلها ودراستها معقدة بسبب حركتها العشوائية، فهي تتصف بتقلبات ومنعطفات شديدة تزيد من صعوبة دراستها وتحليلها بهدف التنبؤ بحركتها على المدى القصير.

وتزداد صعوبة تحليل ونمذجة سلسلة المؤشر المالي بزيادة مستوى كفاءة السوق، وبطبيعة الحال فإن هذه التقلبات تكون غير محبذة من قبل المستثمرين أو صناع القرار لأنها تزيد من درجة المخاطرة ومن احتمال تحقيق خسائر غير متوقعة.

هناك العديد من النماذج القياسية التي تستخدم في نمذجة سلسلة المؤشرات المالية للتنبؤ بحركتها على المدى القصير، من بينها نموذج بوكس جينكينز (Box-Jenkins Method) ونموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس الأخطاء (ARCH Autoregressive conditional) (heteroscedasticity).

فقد تم استخدام نماذج (ARIMA) - والتي توصل إليها الباحثان بوكس و جينكينز (Box and Jenkins) - على نطاق واسع وحقت نجاحاً في التنبؤ بالسلاسل الزمنية، حيث تطبق هذه المنهجية في حال ثبات تباين الأخطاء.

ولما كانت السلسلة الزمنية المالية تتصف أحياناً بعدم ثبات تباين الأخطاء فقد تم التوصل إلى نماذج تأخذ بالاعتبار هذه الصفة، والتي أطلق عليها نماذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم ثبات تباين الأخطاء (ARCH). والتي لها أهمية كبيرة في دراسة تذبذب مؤشر السوق المالي، وهذا النوع من النمذجة أدى بدوره إلى تحول كبير في الاقتصاد القياسي.

إن السلاسل الزمنية المالية لما تتصف به من صفات خطية وغير خطية تجعل الطرائق السابقة في بعض الأحيان غير قادرة على التنبؤ بشكل كفوء، وبالتالي فإنه من الضروري البحث عن أساليب أكثر مرونة لزيادة القدرة على التنبؤ بمؤشر السوق المالي في ظل زيادة حدة التقلبات، أي كلما ارتفعت كفاءة السوق المالي.

حديثاً فإنه يتم استخدام الشبكات العصبونية الاصطناعية (ANN) Artificial Neural Network- والتي تعد أحد أساليب الذكاء الصناعي- بشكل واسع في الأسواق المالية بسبب قدرتها على التعرف على الصفات غير الخطية المتواجدة في السلاسل الزمنية المالية، وخاصة أنها لا تشترط فرضيات مرتبطة بالتوزيعات الاحتمالية للبيانات.

وبما أن سلسلة الأسواق المالية تتميز بصفات خطية وغير خطية فإن النماذج الهجينة تكتسب أهميتها من خلال إمكانية بنائها من نماذج مختلطة من خطية وغير خطية مما قد يساهم بالوصول إلى دقة أكبر في التنبؤ.

يعد سوق دمشق للأوراق المالية من الأسواق الناشئة نسبة لأسواق المال العربية، حيث بدأ التداول في سوق دمشق للأوراق المالية في عام (2009)، ولكي يحقق سوق دمشق الأهداف التي أنشئ من أجلها من تسهيل تداول الأوراق المالية وتشجيع رؤوس الأموال السورية في داخل سورية وخارجها على الاستثمار، وغيرها من الأهداف فإنه لا بد أن يتصف هذا السوق بالكفاءة، والتي تعني أن أسعار الأسهم تعكس بالكامل المعلومات المتاحة عنها في السوق بسرعة ودقة، وبذلك فإن القيمة السوقية للسهم تمثل القيمة العادلة له ولا يمكن للمستثمرين والمتعاملين في السوق المالي تحقيق أرباح غير عادية.

لذا فإنه من المهم تحديد ما يتمتع به سوق دمشق للأوراق المالية من كفاءة سعرية مقارنة بعينة من أسواق المال العربية، وذلك عن طريق دراسة حركة مؤشراتنا أولاً ليتم اختبار القدرة على التنبؤ بها ثانياً، وهذا ما سينتهي بطبيعة الحال إلى بناء أفضل نموذج للتنبؤ على المدى القصير بمؤشر السوق المالي.

2- مشكلة البحث:

إن تحديد ما سيكون عليه قيمة المؤشر المالي على المدى القصير بشكل قاطع يغلب عليه الاستحالة، وخاصة أن حركة مؤشر السوق المالي تتصف بالعشوائية، وهذا ما يزيد من صعوبة دراستها وتحليلها بقصد التنبؤ بحركتها على المدى القصير. لكن من جهة أخرى قد نجد أن حركة المؤشر المالي في فترة معينة قد تتأثر بحركته في الفترة السابقة لها. وهذا يرتبط بشكل اساسي بالكفاءة السعرية للسوق المالي. كما أن اختيار النموذج المناسب يؤثر تأثيراً مباشراً في القدرة على التنبؤ بالمؤشر وخاصة في ظل ما تتميز به السلسلة الزمنية لمؤشر السوق من صفات خطية وغير خطية. وباعتبار أن الدراسة الحالية تتناول التنبؤ بالمؤشر المالي باستخدام النماذج القياسية والشبكات العصبونية الاصطناعية والمقارنة بين سوق دمشق للأوراق المالية ومجموعة من أسواق المال العربية من جهة أخرى، فإنه بناءً على ما سبق يمكن صياغة التساؤل الرئيس للمشكلة البحثية وذلك على النحو الآتي:

إلى أي درجة تتمتع سوق دمشق للأوراق المالية بالكفاءة السعرية مقارنة بأسواق المال العربية وما هو النموذج الأفضل للتنبؤ بمؤشرات أسواق المال العربية؟

وبناءً على التساؤل الرئيس السابق فإن ذلك بحاجة إلى معيار يمكن من خلاله الحكم على إمكانية التنبؤ في السوق المالي مقاساً بمؤشر يعبر عن الكفاءة السعرية للسوق المالي من جهة ويعكس فعالية نموذج التنبؤ من جهة أخرى، وبالتالي يفسح المجال لإمكانية إجراء المقارنة بين الأسواق المدروسة. وعليه فإن التساؤل الرئيس الثاني للمشكلة البحثية يمكن صياغته على النحو الآتي:

ما مدى فعالية المعيار المقترح للمقارنة بين أسواق رأس المال حسب كفاءتها السعرية (القدرة على التنبؤ) وقدرته على تقييم فعالية نماذج التنبؤ المستخدمة؟

وبناءً على التساؤلين الرئيسيين السابقين فإنه يمكن توصيف المشكلة البحثية بشكل أكثر تفصيلاً من خلال التساؤلات الفرعية التالية:

- هل يوجد اختلاف ملحوظ بين أسواق المال العربية تبعاً لمؤشرات الأداء (عدد الشركات - عدد الأسهم المتداولة - قيمة الأسهم المتداولة - الرسملة السوقية - معدل دوران السهم)؟
- تبعاً لاختبار التكرارات (Runs Test) واختبار الارتباط الذاتي المتسلسل (Autocorrelation) هل تتمتع أسواق المال العربية بالكفاءة السعرية؟
- هل يوجد اختلاف بين نتيجة مؤشرات قياس دقة التنبؤ (RMSE-MAPE-MAE) مقارنة بنتيجة مؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة عند الحكم على قدرة النموذج على تمثيل مؤشر السوق المالي؟
- ما هو النموذج الأفضل لتمثيل مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية ومؤشرات أسواق المال العربية المدروسة وفقاً لمؤشر (RMSE)؟
- هل يوجد اختلاف بين كل من النماذج القياسية والشبكات العصبونية الاصطناعية والنماذج الهجينة في القدرة على التنبؤ وفقاً لمؤشرات قياس دقة التنبؤ ممثلة بمؤشر (RMSE) في أسواق المال العربية المدروسة؟
- هل يوجد اختلاف في القدرة على التنبؤ بمؤشر السوق المالي (الكفاءة السعرية) بين سوق دمشق للأوراق المالية وبين أسواق المال العربية المدروسة وذلك تبعاً لأفضل نموذج تم اختياره وفقاً لمؤشر قياس دقة التنبؤ (RMSE).
- هل يمكن الاعتماد على مؤشرات قياس دقة التنبؤ ممثلة بمؤشر (RMSE) للمقارنة بين الأسواق من حيث إمكانية التنبؤ فيها (لاختبار كفاءتها السعرية)؟
- هل يوجد اختلاف بين النتائج التي يفرضي إليها المعيار المقترح وبين النتائج التي تقضي إليها مؤشرات قياس دقة التنبؤ ممثلة بمؤشر (RMSE)؟

- ما مدى فعالية المعيار المقترح للمقارنة بين أسواق رأس المال حسب كفاءتها السعرية (القدرة على التنبؤ) إذا ما تمّت مقارنته بمؤشر (RMSE)؟

3- أهمية البحث:

يمكن تلخيص أهمية الدراسة من الناحية العلميّة والعملية فيما يأتي:

- **الأهمية العلميّة:** تتجلى في تقديمها معيار مقترح يمكن من خلاله قياس فعالية نماذج التنبؤ المستخدمة من جهة وقياس الكفاءة السعرية في أسواق رأس المال، وذلك من خلال مؤشر يعبر عن الكفاءة السعرية للسوق المالي من جهة ويعكس فعالية نموذج التنبؤ من جهة أخرى، وبالتالي يفسح المجال لإمكانية إجراء المقارنة بين مجموعات مختلفة من أسواق رأس المال.
- **الأهمية العملية:** تتجلى في تقييم مدى إمكانية التنبؤ بمؤشر سوق دمشق للأوراق المالية مقارنة ببعض أسواق المال العربية المدروسة، إضافة إلى بناء وتحديد النموذج الأفضل للتنبؤ فيها. حيث أن تحديد إمكانية التنبؤ في السوق المالي يُشكل الأساس الرصين في اتخاذ قرارات استثمارية ناجحة.

4- أهداف البحث:

يمكن تلخيص أهداف البحث فيما يأتي:

- مقارنة بين أسواق المال العربية وفقاً لمؤشرات الأداء (عدد الشركات - عدد الأسهم المتداولة - قيمة الأسهم المتداولة - الرسملة السوقية - معدل دوران السهم).
- اختبار الكفاءة السعرية لسوق دمشق للأوراق المالية وعينة أسواق المال العربية وفقاً لاختبار التكرارات (Runs Test) واختبار الارتباط الذاتي المتسلسل (Autocorrelation).
- مقارنة نتيجة مؤشرات قياس دقة التنبؤ (RMSE-MAPE-MAE) مع نتيجة مؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة عند الحكم على قدرة النموذج على تمثيل مؤشر السوق المالي.
- تحديد النموذج الأفضل للتنبؤ بمؤشر سوق دمشق للأوراق المالية ومؤشرات أسواق المال العربية عينة الدراسة.

- المقارنة بين النماذج القياسية والشبكات العصبونية الاصطناعية والنماذج الهجينة من حيث القدرة على التنبؤ بمؤشر السوق المالي.
- تقديم معيار مقترح لقياس فعالية نماذج التنبؤ وقياس الكفاءة السعريّة في أسواق رأس المال.
- دراسة فعالية الاعتماد على المعيار المقترح للمقارنة بين أسواق المال مقارنة بفعالية الاعتماد على مؤشر (RMSE).
- قياس الكفاءة السعريّة في أسواق رأس المال العربيّة وفقاً للمعيار المقترح وترتيب الأسواق المدروسة تبعاً لذلك.
- تقييم فعالية نماذج التنبؤ في كل سوق من أسواق رأس المال العربيّة المدروسة وفقاً للمعيار المقترح.

5- فرضيات البحث:

لكي يتسنى لنا الإجابة على التساؤلات الخاصة بمشكلة البحث، وتوجيه مسار البحث نحو تحقيق الأهداف، نورد الفرضيات الآتية:

الفرضية الأولى: يوجد اختلاف بين أسواق المال العربيّة تبعاً لمؤشرات الأداء (عدد الشركات - عدد الأسهم المتداولة - قيمة الأسهم المتداولة - الرسملة السوقية - معدل دوران السهم).

الفرضية الثانية: وفقاً لاختبار التكرارات فإنه لا يوجد اختلاف بين أسواق المال العربيّة المدروسة في الحكم على السير العشوائي لتحركات الأسعار.

الفرضية الثالثة: وفقاً لاختبار جذر الوحدة فإنه لا يوجد اختلاف بين أسواق المال العربيّة في المستوى الذي تكون فيه سلسلة مؤشر السوق المالي مستقرة وذلك من حيث قوة معاملي الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي.

الفرضية الرابعة: لا يوجد اختلاف بين نتيجة مؤشرات قياس دقة التنبؤ (RMSE-MAPE-MAE) مقارنة بنتيجة مؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة عند الحكم على قدرة النموذج على تمثيل سلسلة مؤشر السوق المالي.

الفرضية الخامسة: بناءً على نتيجة مؤشر قياس دقة التنبؤ (RMSE) فإنه لا يوجد اختلاف في القدرة على التنبؤ بين النماذج القياسية وبين الشبكات العصبونية الاصطناعية والنماذج الهجينة في أسواق المال العربيّة المدروسة.

الفرضية السادسة: لا يوجد اختلاف في القدرة على التنبؤ بمؤشر السوق المالي (الكفاءة السعرية) بين سوق دمشق للأوراق المالية وبين أسواق المال العربية المدروسة وذلك تبعاً لأفضل نموذج تم اختياره وفق مؤشر قياس دقة التنبؤ (RMSE).

الفرضية السابعة: إن النتائج التي يفرضي إليها المعيار المقترح عند استخدامه للمقارنة بين الأسواق المدروسة تختلف عن النتائج التي يفرضي إليها مؤشر قياس دقة التنبؤ (RMSE).

الفرضية الثامنة: يمكن الاعتماد على المعيار المقترح للمقارنة بين أسواق المال من حيث كفاءتها السعرية.

6- منهج البحث:

لتحقيق أهداف البحث فإنه تمّ اتباع المنهج الوصفي والذي تمّ من خلاله قياس وتحليل كفاءة أسواق المال المدروسة من جهة، وجمع البيانات اللازمة لبناء نماذج التنبؤ القياسية والشبكات العصبونية الاصطناعية من جهة أخرى. كما تمّ الاعتماد على أسلوب المقارنة والذي تمّ من خلاله مقارنة دقة التنبؤ بين النماذج المطبقة، وكذلك مقارنة القدرة على التنبؤ بمؤشر السوق المالي (الكفاءة السعرية) بين الأسواق المدروسة.

7- مجتمع البحث:

مجتمع البحث هو أسواق المال العربية.

8- حدود البحث:

يمكن تقسيم حدود البحث إلى: الحدود المكانية والحدود الزمانية، وفيما يلي استعراض موجز لتلك

الحدود:

➤ الحدود المكانية: تمّ تطبيق الدراسة العمليّة على سوق دمشق للأوراق المالية وعيّنة مكونة من (7) أسواق مال عربية أخرى تمّ تحديدها بناءً على دراسة تطور أداء جميع أسواق المال العربية وذلك في المبحث الأول من الدراسة العملية وهي: (سوق مسقط للأوراق المالية - بورصة البحرين - بورصة

عمان - بورصة بيروت - بورصة الأوراق المالية بتونس - سوق الأسهم السعودي - سوق دبي المالي).

➤ الحدود الزمانية: تمّت الدراسة بالاعتماد على البيانات التاريخية المتمثلة في سلسلة أسعار الإغلاق اليومية للمؤشرات العامة لأسواق المال العربية المدروسة وذلك للفترة الممتدة من 1/1/2015 وحتى 1/1/2020. وهو ما يقارب (1250) يوم تداول بعد استبعاد أيام العطل الرسمية. وهي مدة كافية لبناء نماذج التنبؤ وبناء الشبكات العصبونية الاصطناعية واختبار الكفاءة السعرية في أسواق رأس المال.

9- الدراسات السابقة:

هناك العديد من الدراسات التي تناولت موضوع التنبؤ بمؤشر السوق المالي بأساليب ونماذج مختلفة تعددت بتعددتها وكذلك الأمر بالنسبة لقياس الكفاءة السعرية في السوق المالي، وقد تم رصد عدد من هذه الدراسات ذات الصلة المباشرة بالدراسة الحالية مما تمّ الاطلاع عليه نذكر منها في ما يأتي:

الدراسات العربية:

أولاً: دراسات خاصة بالتنبؤ بالسلاسل الزمنية المالية:

نورد في ما يأتي الدراسات العربية التي عنيت بموضوع الدراسة مما تم الاطلاع عليه:

➤ دراسة (الجراح، نوال، والحكاك، ندى 2013) بعنوان " استخدام الطرق الهجينة في التنبؤ لسعر الصرف للدولار الأمريكي"¹: هدفت هذه الدراسة إلى استخدام نموذج هجين بين الشبكات العصبونية الاصطناعية ونموذج التمهيد الآسي، ونموذج هجين آخر بين الشبكات العصبونية الاصطناعية ونماذج ARIMA، ونموذج هجين يجمع بين التمهيد الآسي والشبكات العصبونية الاصطناعية ونماذج ARIMA وذلك بهدف التنبؤ بسعر صرف الدولار الأمريكي مقابل الدينار العراقي. وقد تم بناء النماذج الهجينة (سابقة الذكر) بالاعتماد على أسلوب الانحدار المتعدد لحساب أوزان الدمج، وتمت الدراسة خلال الفترة (من كانون الأول 2011 إلى 16 نيسان لعام 2012) وأهم النتائج كانت أن أفضل نموذج هجين هو بين الشبكات العصبونية ونماذج ARIMA حسب معيار MSE (متوسط مربعات الأخطاء).

¹ : الجراح، نوال، والحكاك، ندى، (2013)، " استخدام الطرق الهجينة في التنبؤ لسعر الصرف للدولار الأمريكي"، مجلة كلية بغداد للعلوم الاقتصادية الجامعة، العدد (34)، ص ص: 359-380.

➤ دراسة مرهج، منذر (2013) بعنوان " التنبؤ بقيم مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية واتجاهاتها".¹

هدفت الدراسة إلى بناء شبكة عصبية اصطناعية بهدف التنبؤ بقيم مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية واتجاهاتها ليوم التداول التالي. واعتمد الباحث على قاعدة التجربة والخطأ في بناء هيكل الشبكة - عدد الطبقات وعدد الخلايا (العصبونات) في كل طبقة- وذلك بالتطبيق على السلسلة الزمنية للمؤشر خلال الفترة 4/1/2010 إلى 7/3/2013.

وقد تم تدريب الشبكة وفق خوارزمية التكاثر الارتدادي على مجموعة من المتغيرات التي جرى تحديدها في ضوء الدراسات السابقة وأساليب التحليل الفني من مثل:

(سعر الإقفال اليومي، إبطاء السلسلة لسعر اقفال المؤشر لفترة زمنية واحدة وفترتين، النسبة المئوية للتغير بسعر الإقفال، حجم التداول، المتوسط المتحرك البسيط لفترة 7 و 14 و 21 و 28 يوم، إضافة إلى مؤشر القوة النسبية). وقد تكونت الشبكة من أربع طبقات (1-7-10-25)، طبقة المدخلات تحوي 25 متغير، الطبقة المخفية الأولى تتكون من 10 خلايا عصبية، أما الطبقة المخفية الثانية فتتكون من 7 خلايا عصبية في حين كانت طبقة المخرجات تحوي متغيراً واحداً.

إن أهم النتائج التي توصلت إليها الدراسة:

- يمكن التنبؤ بقيمة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية واتجاهه ليوم التداول التالي باستخدام أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية وبدرجة عالية من الدقة.

- يمكن الاعتماد على نتائج التنبؤ بقيمة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية واتجاهه ليوم التداول التالي في اتخاذ قرارات استثمارية هامة وتحقيق عوائد غير عادية بدرجة ثقة عالية.

➤ دراسة أمينة، دربال (2014) بعنوان " محاولة التنبؤ بمؤشرات الأسواق المالية العربية باستعمال النماذج القياسية- دراسة حالة: مؤشر سوق دبي المالي".²

¹ : مرهج، منذر، (2013)، " التنبؤ بقيم مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية واتجاهاتها"، مجلة جامعة تشرين للبحوث والدراسات العلمية _ سلسلة العلوم الاقتصادية والقانونية، المجلد 53، العدد: 5.

² : أمينة، دربال، (2014)، "محاولة التنبؤ بمؤشرات الأسواق المالية العربية باستعمال النماذج القياسية: دراسة حالة سوق دبي المالي"، أطروحة دكتوراه غير منشورة، جامعة أبي بكر بلقايد، تلمسان، كلية العلوم الاقتصادية وعلوم التسيير والعلوم التجارية، الجزائر.

هدفت هذه الدراسة إلى المقارنة بين مجموعة من نماذج التنبؤ من مثل نماذج بوكس جينكز (Box-Jenkis) ونماذج ARCH والشبكات العصبونية الاصطناعية وذلك بالتطبيق على مؤشر سوق دبي المالي بالاعتماد على قاعدة البيانات اليومية لأسعار المؤشر خلال الفترة 22/2/2006 إلى 30/1/2014.

توصلت الدراسة إلى نتيجة مفادها أن نموذج الشبكات العصبونية الاصطناعية (ANN) لديه قدرة أكبر على التنبؤ مقارنة بنموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس الأخطاء. حيث تم بناء شبكة عصبية اصطناعية مكونة من ثلاث طبقات (طبقة مدخلات بمدخلين، طبقة مخفية مكونة من 5 عصبونات، طبقة المخرجات) حيث تم تدريبها وفق خوارزمية الانتشار العكسي وأعطت نتائج دقيقة وقريبة من القيم الفعلية.

➤ **دراسة (البلخي، راتب، وقزما، جان 2014) بعنوان " (الاتجاه العام لأسعار الأسهم المدرجة في سوق دمشق للأوراق المالية وبناء نموذج للتنبؤ بها- دراسة تطبيقية على أسهم بنك التجارة والتمويل الدولي باستخدام نماذج أريما ونماذج الانحدار للسلاسل الزمنية)"¹.** هدف هذا البحث إلى التعرف على الاتجاه العام لأسعار الأسهم لمصرف التجارة والتمويل الدولي وذلك خلال الفترة الممتدة من بداية انطلاق سوق دمشق للأوراق المالية في آذار 2009 و حتى نهاية شهر شباط عام 2011 , قد تم تطبيق الأساليب الإحصائية المتعلقة بالسلاسل الزمنية ,توصلت الدراسة إلى أن أفضل نموذج للتنبؤ المستقبلي بأسعار الأسهم نموذج الانحدار من الدرجة الثالثة ونموذج ARIMA(2.0.1) وذلك دون الأخذ بعين الاعتبار التغيرات الطارئة و الموسمية.

➤ **دراسة محمد؛ فراس، يادكار؛ أحمد (2015) بعنوان " استخدام نماذج ARCH ، GARCH في التنبؤ بسعر الإغلاق اليومي لمؤشر سوق العراق للأوراق المالية"².**

¹ :البلخي، راتب، وقزما، جان، (2014)، "الاتجاه العام لأسعار الأسهم المدرجة في سوق دمشق للأوراق المالية وبناء نموذج للتنبؤ بها- دراسة تطبيقية على أسهم بنك التجارة والتمويل الدولي باستخدام نماذج أريما ونماذج الانحدار للسلاسل الزمنية"، مجلة جامعة تشرين للبحوث والدراسات العلمية، سلسلة العلوم الاقتصادية والقانونية، المجلد (36) العدد (5).

² : محمد؛ فراس أحمد، يادكار؛ أحمد شامار، (2015)، " استخدام نماذج ARCH و GARCH في التنبؤ بسعر الإغلاق اليومي لمؤشر سوق العراق للأوراق المالية"، مجلة جامعة كركوك للعلوم الإدارية والاقتصادية، المجلد (5)، العدد (2).

هدفت هذه الدراسة إلى إيجاد نموذج لتقلبات أسعار الإغلاق اليومية لمؤشر سوق العراق للأوراق المالية باستخدام نماذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم ثبات تباين الأخطاء وذلك خلال الفترة (2005 - 2012).

تم فحص مدى ملائمة النموذج وذلك بالاعتماد على عدة معايير من مثل معيار أكايك (AIC) وشوارتز (SIC) ومعيار حنان كوين (H-Q).

إن أهم النتائج التي توصلت إليها الدراسة:

- تبين من نتائج التطبيق على البيانات المدروسة أن أفضل نموذج للتنبؤ بتقلبات أسعار

الإغلاق اليومي لمؤشر سوق العراق هو نموذج $GARCH(1,2)$

- وجود تقلبات غير متجانسة في البيانات الحقيقية لأسعار الإغلاق اليومية في سوق العراق للأوراق المالية.

- تبين من نتائج تطبيق النموذج أن التقلب في سوق العراق يرتفع أكثر بعد الصدمة السالبة مقارنة بالارتفاع بعد الصدمة الموجبة.

➤ دراسة كينة، صفاء (2017) بعنوان "دراسة قياسية للتنبؤ بحركة أسعار المؤشرات في سوق نيويورك المالي - حالة مؤشر داو جونز الصناعي للأوراق المالية في الفترة الممتدة من 2004-2015"¹

هدفت الدراسة إلى بيان مدى قدرة منهجية بوكس جينكز (Box-Jenkis) في التنبؤ بحركة

أسعار المؤشرات في السوق المالي والمتمثل بمؤشر داو جونز الصناعي للسوق المالي في الولايات المتحدة الأمريكية، وذلك خلال الفترة 3/1/2004 إلى 5/6/2015.

إن أهم النتائج التي توصلت إليها الدراسة:

- إن حركة أسعار مؤشر داو جونز قابل للتنبؤ على المدى القصير.

¹ كينة، صفاء، (2017)، "دراسة قياسية للتنبؤ بحركة أسعار المؤشرات في سوق نيويورك المالي - حالة مؤشر

داو جونز الصناعي للأوراق المالية في الفترة الممتدة من 2004-2015"، رسالة ماجستير غير منشورة، جامعة

قاصدي مرباح، ورقلة، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، الجزائر.

- إن النموذج المناسب للتنبؤ بحركة مؤشر داو جونز على المدى القصير هو ARIMA (0,1,1).

➤ دراسة (قاسم آغا مهدي صالح، و روهات زاده 2017) بعنوان "(استخدام نماذج السلسلة الزمنية للتنبؤ عن أسعار أسهم في سوق الأسهم السعودي)": هدفت الدراسة إلى إيجاد النموذج الأمثل من نماذج السلسلة الزمنية للتنبؤ بسعر السهم في سوق الأسهم السعودي، قامت الدراسة باستكشاف وبناء نماذج بوكس-جينكز (Box-Jenkis) للسلاسل الزمنية وذلك باستخدام بيانات تاريخية يومية لسعر إغلاق سهم مصرف الراجحي للعثور على أنسب نموذج ملائمة لسوق الأسهم السعودي من بين النماذج المختبرة وتوصلت الدراسة إلى أن النموذج الأكثر ملائمة لسلسلة البيانات المحولة لوغاريتمياً هو ARIMA (1.1.1)، كما بينت النتائج أن دقة التنبؤ جيدة خلال المدى القصير وتتناقص كلما زاد طول الفترة المتنبأ بها.

➤ دراسة (كوجك ورد، ونقار، عثمان، ومندور، عبد القادر 2018) بعنوان "(التنبؤ بالاتجاهات المستقبلية لعوائد مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام نماذج ARIMA-GARCH)".¹ هدف هذا البحث إلى تقييم فعالية استخدام نماذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس التباين المعمم GARCH في دراسة تقلبات عوائد مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية خلال الفترة الممتدة من 14/9/2015 وحتى 1/12/2016 والتنبؤ بالقيم المستقبلية للشهر الأخير، ولتحقيق هذا الهدف تم احتساب العوائد اليومية للمؤشر خلال فترة الدراسة، وابتاع منهجية Box-Jenkins في تحليل السلاسل الزمنية تم التوصل إلى مجموعة من النتائج، أهمها عدم اتباع سلسلة عوائد المؤشر لحالة سير عشوائي خلال فترة الدراسة، كما وأن السلسلة الزمنية لعوائد المؤشر تخضع لعملية انحدار ذاتي من المرتبة الثانية، وعملية متوسطات متحركة من المرتبة الأولى (2,1) ARMA، كما يخضع تباين عوائد المؤشر لعملية (1,1) GARCH، وبالاعتماد على النموذج المقدر تم التنبؤ بعوائد ومخاطر المؤشر للفترة الممتدة من 1/11/2016 إلى 1/12/2016 ولدى مقارنتها مع القيم الفعلية لوحظ التقارب بينهما، مما يثبت قدرة وفعالية النموذج المقترح على وصف سلوك عائد المؤشر وتقلباته خلال الفترة المدروسة.

¹ : كوجك ورد، ونقار، عثمان، ومندو، عبد القادر، (2018) "التنبؤ بالاتجاهات المستقبلية لعوائد مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام نماذج ARIMA-GARCH"، مجلة جامعة حماة، المجلد الأول.

➤ دراسة (فاضل، عادل، وعبيد مهند 2019) بعنوان "التنبؤ بمؤشر سوق العراق للأوراق المالية (ISX) باستعمال نموذج (ARIMA(p,d,q))¹: هدفت هذه الدراسة إلى تطبيق منهجية (Box-Jenkins) للتنبؤ بمؤشر سوق العراق للأوراق المالية للفترة من 2/7/2017 إلى 20/1/2018 وقد وجدت الدراسة أن أفضل رتبة للنموذج هي (1.1.3) للتنبؤ بمؤشر السوق.

ثانياً: دراسات خاصة باختبار الكفاءة السعرية في السوق المالي:

هناك العديد من الدراسات التي تناولت اختبار الكفاءة السعرية في السوق المالي، ولعل من أشهرها دراسة Fama, 1965 والتي درس فيها سلوك الأسعار في السوق المالي:

➤ دراسة (Fama, 1965) بعنوان : (The behavior of stock-market prices)²: والتي

اجراها على عينة مكونة من 30 سهماً في سوق نيويورك المالي للفترة الممتدة بين عامي (1957 و1962)، وكان الهدف هو دراسة سلوك (عشوائية) تحركات أسعار الأسهم، وقد استخدم Fama في دراسته اختباري الارتباط الذاتي (auto correlation) واختبار التكرارات (Runs test)، وذلك بعد أخذ الفروق من الدرجة الأولى للوغاريتم الأسعار اليومية لهذه الأسهم، وكانت نتيجة الدراسة بشكل عام أن أسعار الأسهم تتحرك بعشوائية ولا يوجد ارتباط ذاتي بين أسعار الأسهم مع الفترات السابقة لها لهذا السوق. وقد تلت هذه الدراسة العديد من الدراسات الأجنبية والعربية، ونورد فيما يلي بعض الدراسات العربية التي عنيت بموضوع الدراسة مما تم الاطلاع عليه، وسيتم التركيز على الدراسات التي تناولت الكفاءة السعرية في سوق دمشق للأوراق المالية:

➤ دراسة (موصلي، سليمان، والسمان، حازم 2013)³: بعنوان (دراسة الكفاءة السعرية لسوق

دمشق للأوراق المالية): هدفت هذه الدراسة إلى اختبار الكفاءة السعرية لسوق دمشق للأوراق المالية عند المستوى الضعيف، وقد تم استخدام اختبار الارتباط المتسلسل واختبار جذر الوحدة، وذلك لدراسة سلسلة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية من كانون الثاني 2010 إلى حزيران 2011، ومن أهم النتائج التي تم التوصل إليها أن تحركات أسعار الأسهم غير عشوائية وبالتالي فإن سوق دمشق للأوراق المالية غير كفء عند المستوى الضعيف.

¹ : فاضل، عادل، وعبيد مهند، (2019)، "التنبؤ بمؤشر سوق العراق للأوراق المالية (ISX) باستعمال نموذج ARIMA (p,d,q)", مجلة الدنانير، الجامعة العراقية، كلية الإدارة والاقتصاد، العدد (15).

² ; Fama, E. F. (1965). The behavior of stock-market prices. The journal of Business, 38(1), 34-105.

³ : موصلي، سليمان، والسمان، حازم، (2013)، "دراسة الكفاءة السعرية لسوق دمشق للأوراق المالية"، مجلة جامعة دمشق للعلوم الاقتصادية والقانونية، العدد 2، المجلد 29، ص: 151-169

➤ دراسة (الأحمد، زينة، والصالح، مهند 2016):¹ بعنوان: (اختبار نموذج السير العشوائي على عوائد أسهم الشركات المدرجة في سوق دمشق للأوراق المالية): هدفت هذه الدراسة إلى التحقق من ان سوق دمشق للأوراق المالية يتمتع بالكفاءة وفق الصيغة الضعيفة، واستخدمت الدراسة العوائد الشهرية المعدلة لضعف التداول لعينة من أسهم الشركات (11 شركة من اصل 24) وذلك خلال الفترة 2009 إلى 2014 وقد طبقت مجموعة من الاختبارات الإحصائية للحكم على وجود سير عشوائي في العوائد (جذر الوحدة- الارتباط الذاتي- التكرارات - نموذج غارج (G-ARCH)) وقد تم تقسيم فترة الدراسة إلى ثلاث فترات وذلك لدراسة أثر الأزمة في كفاءة السوق (فترة ما قبل الأزمة- فترة الأزمة - الفترة الكلية) وقد بينت النتائج ما يلي:

- عدم التمكن من رفض فرضية كفاءة السوق في المستوى الضعيف لأكثر من نصف الشركات المدروسة (أي أنها تتمتع بالكفاءة).

- إن الأزمة أثرت سلباً في كفاءة أسهم معظم الشركات المدروسة.

(يوجد تباين واضح في نتائج الاختبارات والتي يتم بناء عليها رفض أو عدم رفض فرضية الصيغة الضعيفة لكفاءة سوق دمشق للأوراق المالية وقد تم الحكم في هذه الدراسة بناء على توافق ثلاثة اختبارات)

➤ دراسة (أرناؤط 2017):² بعنوان: (اختبار الصيغة الضعيفة لكفاءة سوق دمشق للأوراق المالية دراسة مقارنة مع سوقي عمان ومسقط للأوراق المالية): هدفت هذه الدراسة إلى اختبار الصيغة الضعيفة للكفاءة في سوق دمشق وعمان ومسقط للأوراق المالية وذلك خلال الفترة الممتدة ما بين (1-3-2010) إلى (31-12-2016) وقد تم استخدام كل من اختبار التوزيع الطبيعي، التكرارات، الارتباط المتسلسل، جذر الوحدة، نسبة التباين، الانحدار التسلسلي والمتوسط المتحرك المتكامل، وذلك بالتطبيق على سلسلة العوائد اليومية لمؤشرات الأسواق المدروسة، وأهم النتائج التي خرجت بها هذه الدراسة تمثلت في ما يأتي:

- إن توزيع البيانات لسلسلة العوائد اليومية لمؤشرات الأسواق المدروسة لا يتوافق ومنحني التوزيع الطبيعي.

¹ : الأحمد، زينة، والصالح، مهند، (2016)، " اختبار نموذج السير العشوائي على عوائد أسهم الشركات المدرجة في سوق دمشق للأوراق المالية"، مجلة جامعة البعث، العدد 26، المجلد 38، ص: 11-34.

² : أرناؤط، مهند، (2017)، " اختبار الصيغة الضعيفة لكفاءة سوق دمشق للأوراق المالية دراسة مقارنة مع سوقي عمان ومسقط للأوراق المالية"، مجلة جامعة البعث، العدد 44، المجلد 39، ص: 27-57.

- إن بورصة عمان فقط تتمتع بالكفاءة عند المستوى الضعيف وذلك وفق اختباري التكرارات والارتباط التسلسلي.
- وفق اختبار جذر الوحدة فإن سلسلة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية فقط تملك جذر وحدة مع ثابت واتجاه. مما يعني أن سوق دمشق وفق نتيجة هذا الاختبار يعد كفوء عند المستوى الضعيف.
- وفقاً لنتيجة اختباري نسبة التباين والانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك المتكامل فإن الأسواق الثلاثة لا تتمتع بالكفاءة عند المستوى الضعيف.
- (من خلال هذه الدراسة نجد أن سوق دمشق وفق اختبار جذر الوحدة هو كفوء في المستوى الضعيف، في حين نجد أن الاختبارات الأخرى المطبقة عليه أكدت انه لا يتمتع بالكفاءة في المستوى الضعيف).

الدراسات الأجنبية: هناك العديد من الدراسات الأجنبية التي تناولت موضوع التنبؤ بمؤشر السوق المالي، لذا فإنه سيتم عرض بعض من الدراسات ذات الصلة بموضوع الدراسة الحالي لصعوبة حصرها وذلك في ما يأتي:

➤ دراسة (Manish Kumar,2009) بعنوان:

NONLINEAR PREDICTION OF THE STANDARD & POOR'S 500 AND THE HANG SENG INDEX UNDER A DYNAMIC INCREASING SAMPLE:¹

التنبؤ غير الخطي في مؤشر S&P500 ومؤشر HANG SENG لعينة ديناميكية متزايدة:

هدفت هذه الدراسة إلى التنبؤ بقيمة مؤشر السوق المالي في اليوم التالي بالتطبيق على مؤشرين هما S&P500 و HANG SENG الصيني وذلك للمقارنة بين الشبكات العصبونية الاصطناعية ونموذج ARIMA في التنبؤ.

¹ : Kumar,H.,(2009)." NONLINEAR PREDICTION OF THE STANDARD & POOR'S 500 AND THE HANG SENG INDEX UNDER A DYNAMIC INCREASING SAMPLE", *ASIAN ACADEMY of MANAGEMENT JOURNAL of ACCOUNTING and FINANCE*. Vol. 5, No. 2, 101-118.

تم التطبيق على بيانات يومية لسعر إغلاق المؤشر تمثلت في 80 و 35 سنة لمؤشر S&P500 و HANG SENG على التوالي، حيث كان حجم المشاهدات في مؤشر HANG SENG (8380) يوم تداول وذلك خلال الفترة (1975-2008) بينما كان حجم المشاهدات مؤشر S&P500 (20132) يوم تداول خلال الفترة (1928-2008). وكان الهدف من حجم العينة الكبير هو الكشف عن النموذج الأنسب من نماذج ARIMA والشبكات العصبونية الاصطناعية وفحص قدرتهم على التنبؤ.

تم الاعتماد على منهجية الزيادة الديناميكية في العينة للتقدير والتنبؤ، فمثلاً تم تقسيم السلسلة الزمنية لمؤشر S&P500 إلى فترتين، الفترة الأولى من (6/11/1928) وحتى (31/12/2005) وذلك لتقدير النموذجين، بينما الفترة الثانية من (1/1/2006) وحتى (31/12/2008) خصصت للتنبؤ والتقييم، حيث قصمت الفترة الثانية إلى 36 فترة اختبار (3 سنوات * 12 شهر) بحيث أن كل شهر يتم التنبؤ به من الفترة الثانية تضاف قيمه الحقيقية إلى الفترة الأولى لإعادة بناء النماذج ومن ثم يتم التنبؤ بالفترة الثانية (الشهر الثاني) وهكذا...

يتم تقييم النموذجين بالاعتماد على معايير مثل دقة الاتجاه، العائد السنوي، نسبة شارب، والتقلبات السنوية.

أهم النتائج التجريبية التي توصلت إليها الدراسة:

- النموذج الأفضل من نماذج ARIMA هو ARIMA(2,1,2) و ARIMA(1,1,1) لكلا المؤشرين S&P500 و HANG SENG على التوالي.
- أفضل هيكلية للشبكات العصبونية الاصطناعية هي ANN(3,4,1) و ANN(3,3,1) لكلا المؤشرين S&P500 و HANG SENG على التوالي.
- إن الشبكات العصبونية الاصطناعية تعمل بشكل أفضل من نموذج ARIMA حيث كان يقدم نتائج متسقة عبر الفترات التي تم اختبارها فيها، هذه النتائج تدعم قوة الشبكات العصبونية الاصطناعية لاستخدامها في صياغة استراتيجية للتداول في كل من S&P500 و ANG .SENG

➤ دراسة (Manish Kumar & M. Thenmozhi, 2012)¹ بعنوان:

Stock Index Return Forecasting and Trading Strategy Using Hybrid ARIMA-Neural Network Model

التنبؤ بعوائد مؤشر الأسهم واستراتيجية التداول باستخدام نموذج هجين من أريما (ARIMA) والشبكات العصبونية الاصطناعية (ANN):

هدفت هذه الدراسة إلى التنبؤ بعوائد مؤشر (S&P CNX NIFTY) في سوق المال الهندي بالاعتماد على سعر الإغلاق اليومي للمؤشر خلال الفترة (2000-2005) حيث بلغت أيام التداول 1319 يوم، تم تقسيم البيانات إلى فترتين، الفترة الأولى احتوت على 1000 يوم تداول وهو ما يمثل (75%) من المشاهدات وذلك بهدف تقدير النموذج، بينما احتوت الفترة الثانية على 319 يوم تداول أي (25%) من المشاهدات بهدف التنبؤ وتقييم النموذج.

تم تطبيق النموذج الهجين وفق خطوتين: في الخطوة الأولى تم تحديد النموذج الأنسب من نماذج ARIMA لسلسلة عوائد المؤشر المدروس حيث كان من الشكل (1,1,2) ARIMA بينما تم في الخطوة الثانية استخدام كل من مخرجات نموذج ARIMA وبواقيه (الانحرافات عن القيم الفعلية) كمدخلات في الشبكة العصبونية الاصطناعية بينما كان عائد اليوم التالي هو مخرج الشبكة حيث تم استخدام خوارزمية التغذية الأمامية لتدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية.

أهم النتائج التي تم التوصل إليها أنه يمكن إجراء تنبؤ مفيد لمؤشر (S&P CNX NIFTY) دون الحاجة إلى استخدام بيانات واسعة النطاق عن هذا السوق ودون المعرفة الكبيرة به أيضاً، كما أن النماذج الهجينة بين ARIMA والشبكات العصبونية الاصطناعية أعطت دقة أكبر في التنبؤ مقارنة بتطبيق كل منهما على حدة.

➤ دراسة (Arash Bakhsha, Pejman Mehran And Milad Gholamnejad,) بعنوان:
(2015)²

¹ : Kumar.m., Thenmozhi,M.(2012)," **Stock Index Return Forecasting and Trading Strategy Using Hybrid ARIMA-Neural Network Model**" *International Journal of Financial Management* Volume 1 Issue 1 January.

² : Arash,B., Pejman, M. Milad, G,(2015), " **Forecasting Tehran Stock Exchange index using the industry index and economic variables affecting it using neural networks**", *Cumhuriyet University Faculty of Science Science Journal (CSJ)*, Vol. 36, No: 4 Special Issue.

Forecasting Tehran Stock Exchange index using the industry index and economic variables affecting it using neural networks:

التنبؤ بمؤشر سوق طهران للأوراق المالية باستخدام مؤشر الصناعة والمتغيرات الاقتصادية المؤثرة فيه باستخدام الشبكات العصبونية الاصطناعية.

هدفت هذه الدراسة إلى التنبؤ بمؤشر سوق طهران عن طريق دراسة مؤشرات الصناعات المختلفة والمتغيرات التي تؤثر فيه وذلك باستخدام الشبكات العصبونية الاصطناعية على أساس الخوارزميات الجينية، وقد تمت الدراسة على البيانات الشهرية خلال الفترة 2010 – 2014. شملت المتغيرات مؤشرات كلاً من (قطاع المصارف والبتروكيماويات والمنتجات الكيماوية وصناعة السيارات والبناء والإسمنت والمعادن الأساسية والنفط والغاز وسعر الذهب وسعر الدولار). أهم النتائج التي توصلت إليها الدراسة: أنه يمكن الحصول على نتائج أكثر ملاءمة للتنبؤ بمؤشر سوق طهران من خلال دراسة تأثير جميع المتغيرات، كما أن متغير مؤشر صناعة البتروكيماويات له التأثير الأكبر في التنبؤ بالمؤشر العام لبورصة طهران مقارنة بمؤشر المتغيرات الأخرى.

➤ دراسة (Nashat T AL-Jallad, XU-Ning, Mergani Khairalla, 2017), بعنوان "Hybrid Forecasting Scheme for Financial Time Series Data using Neural Network and Statistical Methods"¹

نظام تنبؤ هجين للسلاسل الزمنية المالية باستخدام الشبكات العصبونية الاصطناعية والأساليب الإحصائية: هدفت هذه الدراسة إلى التنبؤ بسعر صرف الجنيه السوداني مقابل اليورو لليوم التالي باستخدام نموذج هجين مكون من ثلاث نماذج هي: نموذج التمهيد الآسي، نموذج ARIMA والشبكات العصبونية الاصطناعية، وقد تم الاعتماد على أسلوبين في التهجين، الأول بالاعتماد على الانحدار الخطي في حساب الوزن الترجيحي لبناء النموذج الهجين. والأسلوب الثاني هو الأسلوب التجميعي (additive) بحيث يتم التهجين باستخدام الشبكات العصبونية الاصطناعية (حيث تكون مدخلات الشبكة هي مخرجات نموذج ARIMA ومخرجات نموذج التمهيد الآسي). وبناءً على مقاييس

¹ : Nashat T AL-Jallad, XU-Ning, Mergani Khairalla, (2017), "Hybrid Forecasting Scheme for Financial Time Series Data using Neural Network and Statistical Methods", *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, Vol. 8, No. 9, pp:319-327.

دقة التنبؤ تبين أن النموذج الهجين يعطي دقة أكبر في التنبؤ من أي نموذج يتم استخدامه على حدة، وقد أعطى التهجين بأسلوب الانحدار الخطي دقة أكبر من الأسلوب التجميعي.

➤ دراسة (2018 Wanle Chi) بعنوان "Forecasting Stock Index Based On BP Neural Network Algorithm" : التنبؤ بمؤشر السوق اعتماداً على خوارزمية الانتشار

الخلفي للشبكات العصبونية الاصطناعية.¹ هدفت هذه الدراسة إلى التنبؤ بمؤشر سوق شانغهاي (shanghai) باستخدام تقنية الشبكات العصبونية الاصطناعية وذلك خلال الفترة الممتدة من 8-2017 إلى 28-12-2018 وهو ما يقارب 238 يوم تداول، وكانت مدخلات الشبكة هي أسعار الإغلاق للأيام الخمسة السابقة (أي سعر الإغلاق بتباطؤ زمني 5) لمؤشر السوق بينما مخرجات الشبكة هي سعر إغلاق اليوم التالي، وقد تم ترميز البيانات باستخدام قاعدة القيمة الكبرى والصغرى وذلك لتسهيل تدريب الشبكة وقد أظهرت النتائج أن الشبكات العصبونية الاصطناعية وفق خوارزمية الانتشار الخلفي كانت فعالة وممكنة في التنبؤ قصير الأجل بمؤشر السوق وتعطي نتائج تنبؤ دقيقة.

➤ دراسة (Sheikh Mohammad Idrees , M. Afshar Alam, And Parul) بعنوان "A Prediction Approach for Stock Market Volatility Based on Time Series Data"

اعتماداً على بيانات السلاسل الزمنية. هدف هذا البحث إلى تحليل بيانات السلسلة الزمنية للسوق الهندي للأوراق المالية بهدف بناء نموذج إحصائي يمكنه التنبؤ بكفاءة، حيث ركزت هذه الورقة البحثية على بناء نموذج ARIMA فعال للتنبؤ بتقلب سوق الأسهم الهندي. وقد تم مقارنة السلاسل الزمنية المتوقعة مع السلاسل الزمنية الفعلية، والتي تُظهر تقريباً انحرافاً بنسبة 5% في المتوسط كنسبة خطأ لكل من أسهم Nifty و Sensex.

¹ : Chi, W. (2018). "Forecasting Stock Index Based On BP Neural Network Algorithm". *2nd International Conference on Mechanical, Electronic, Control and Automation Engineering (MECAE 2018). Advances in Engineering Research*, volume 149 Atlantis Press. This is an open access article under the CC BY-NC license (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>).

² : S. M. Idrees , M. A. Alam, P. Agarwal.(2019), "A Prediction Approach for Stock Market Volatility Based on Time Series Data", *IEEE, VOLUME 7*, pp: (17287-17298).

10- مساهمة البحث:

يكمن الاختلاف الرئيس بين الدراسة الحالية والدراسات السابقة في الأمور التالية:

- من حيث مجتمع الدراسة: إن الدراسات السابقة العربية اقتصرت على دراسة سوق واحد -دراسة حالة- للتنبؤ بمؤشر السوق المالي، كذلك فإن مجتمع الدراسات الأجنبية اقتصر بطبيعة الحال على أسواق مال أجنبية، في حين نجد أن مجتمع الدراسة الحالية هو عينة من أسواق المال العربية.
 - من حيث مضمون الدراسة: ستقوم الدراسة بتحديد أفضل نموذج للتنبؤ بمؤشر السوق المالي باستخدام النماذج القياسية والشبكات العصبونية الاصطناعية والنماذج الهجينة، وإن كان هناك دراسات عربية قد أجرت مقارنة بين هذه النماذج إلا أن هذه الدراسة ستتركز بشكل أساسي على مقارنة هذه النماذج في عدة أسواق مال عربية.
- من جهة أخرى وإن كان هناك دراسات أجنبية قد أجرت مقارنة بين هذه النماذج في عدة أسواق فإن هذه الدراسة لا تقتصر على تحديد النموذج الأفضل للتنبؤ من بين النماذج المدروسة فحسب بل أيضاً تهدف إلى تقديم معيار مقترح يمكن الاعتماد عليه في قياس فعالية نموذج التنبؤ وتقييم الكفاءة السعرية للسوق المالي كمؤشر نسبي منوي يمكن من خلاله مقارنة مجموعة من أسواق رأس المال. وهذا ما يعطي للدراسة قيمة مضافة من الناحية العلمية والعملية إذا ما تمَّ مقارنة ذلك بالدراسات السابقة.

الفصل الأول

مفهوم كفاءة الأسواق المالية ومؤشراتها

تمهيد:

تؤدي الأسواق المالية دوراً مهماً في تعبئة المدخرات وتوجيهها نحو وحدات العجز، حيث يتم التبادل بين المستثمرين في هذه الأسواق وفقاً لعوامل العرض والطلب على الأوراق المالية المتداولة فيها، وكي تؤدي هذه الأسواق الدور المهم في تعبئة المدخرات وتوجيهها إلى وحدات العجز لا بد أن تتسم بالكفاءة، بحيث يعكس سعر الورقة المالية في هذه الأسواق جميع المعلومات المتاحة عنها وصولاً إلى قيمتها الحقيقية (العادلة).

من جهة أخرى فإن مؤشر السوق المالي يعكس الاتجاه العام لحركة أسعار الأوراق المالية المتداولة فيه، وبعبارة أخرى فإنه يعد مقياساً شاملاً لاتجاه حركة السوق باعتبار أن أسعار الأسهم هي انعكاس لتوقعات الأحداث الاقتصادية التي ستسود مستقبلاً، أي أن التحرك في مستوى المؤشر سوف يعكس الوضع الاقتصادي الذي سيسود، لذا فإن دراسة حركة مؤشر السوق المالي يحظى باهتمام مستمر من قبل المستثمرين، حيث يبنون قراراتهم الاستثمارية بناء على التنبؤ بالأحداث المستقبلية.

وبالتالي فإنه سيتم تقسيم هذا الفصل إلى مبحثين، بحيث يغطي المبحث الأول كفاءة الأسواق المالية من حيث التعريف بمفهومها، وصيغها المختلفة، وشروط تحقق كفاءتها، وكذلك أساليب قياسها، ليتم في المبحث الثاني تناول مؤشرات الأسواق المالية من حيث تعريفها، واستخداماتها، وكيفية بنائها.

المبحث الأول

كفاءة الأسواق المالية

سيتم في هذا المبحث التطرق إلى كفاءة السوق المالي من حيث التعريف بمفهوم كفاءة السوق المالي، والصيغ المختلفة لها، والشروط الأساسية لتحقيقها، ومن ثم أساليب قياسها.

1. مفهوم كفاءة السوق المالي:

سيتم توضيح مفهوم كفاءة السوق المالي من خلال التطرق إلى بعض المفاهيم والموضوعات ذات الصلة كما يلي:

1.1. تعريف كفاءة السوق المالي:

تعددت التعريفات التي وضعها الكتاب والباحثون عن كفاءة سوق الأوراق المالية، إلا إن جميعها لها المدلول ذاته تقريباً.

حيث نجد أن Jensen عبّر عن مصطلح السوق المالي الكفاء بأنه ذلك السوق الذي لا يمكن فيه اعتماداً على المعلومات المتاحة تحقيق أرباح اقتصادية عن طريق المتاجرة.¹

فقد أظهر كلاً من Grossman and Stiglitz في دراسة لهما أن السعر في السوق المالي الكفاء يعكس معظم المعلومات المتوافرة لدى المتداولين في السوق، حيث تكون تكلفة الحصول على المعلومات منخفضة (غير مكلفة للغاية)، ويكون لدى جميع المتداولين في السوق المالي الكفاء معلومات دقيقة، وهنا سيكون لديهم معتقدات متجانسة (متماثلة) تقريباً، وبالتالي سيتحقق التوازن في السوق، أما في حال كانت تكلفة الحصول على المعلومات باهظة فإن الأسعار لا يمكن أن تعكس تماماً المعلومات المتوافرة. لأنها إن فعلت ذلك فإن أولئك الذين أنفقوا تكاليف في سبيل الحصول على المعلومات لن يتلقوا أي تعويض.

¹ : Jensen, Michael C., (1978), "Some anomalous evidence regarding market efficiency", *Journal of Financial Economics*, Vol. 6, Nos , pp: 95-101.

إذاً هناك نزاع أساسي بين كفاءة السوق المالي الذي تكون فيه المعلومات متاحة للجميع وبين حوافز (مكافأة) الحصول على المعلومات.¹

كذلك نجد أن Beaver عرض تعريفاً مبسطاً وواضحاً لمفهوم السوق المالي الكفاء، حيث يرى أن السوق المالي يكون كفوفاً بالنسبة لنظام معين من المعلومات إذا انحرفت أسعار الأوراق المالية فيه بطريقة تُظهر المعرفة والاحاطة التامة من قبل كل فرد لهذا النظام من المعلومات. إذا استمر هذا الشرط يقال: إن الأسعار تعكس بالكامل هذا النظام من المعلومات.²

أيضاً فقد عرّف Fama بعبارة مبسطة السوق المالي الكفاء بأنه: السوق التي تعكس فيه أسعار الأوراق المالية جميع المعلومات المتاحة بشكل كامل.³

إذن في السوق الكفاء يعكس سعر السهم الذي تصدره منشأة ما تماماً كافة المعلومات المتاحة عنها، سواء تمثلت تلك المعلومات في القوائم المالية أم في معلومات تبثها وسائل الإعلام، أو تمثلت في السجل التاريخي لسعر السهم في الأيام والأسابيع والسنوات الماضية، أم في تحليلات أو تقارير عن آثار الحالة الاقتصادية العامة في أداء المنشأة، أو غير ذلك من المعلومات التي تؤثر في القيمة السوقية للسهم. وبالتالي فإنه في ظل السوق الكفاء تعكس القيمة السوقية للسهم تماماً قيمته الحقيقية.⁴

ولكي يتحقق التخصيص الكفاء للموارد المالية المتاحة، ينبغي أن تتوفر في السوق المالي سمتان أساسيتان هما: كفاءة التسعير، وكفاءة التشغيل:⁵

➤ كفاءة التسعير (Price Efficiency) أو الكفاءة الخارجية: هي سرعة وصول المعلومات الجديدة إلى جميع المتعاملين في السوق من دون فاصل زمني كبير، وبحيث لا يتكبدوا في سبيلها تكاليف باهظة، بما يجعل أسعار الأسهم مرآة تعكس للمعلومات المتاحة كافة. وبذلك يصبح التعامل في

¹ : Grossman,S. Stiglitz,j. (1980)," **On the impossibility of informationally efficient markets**", *THE AMERICAN ECONOMIC REVIEW*, VOL 70, NO 3, PP:392-408.

² : Beaver. William.H, (1981)," **Market Efficiency**", *American Accounting Association*, Vol. 56, No. 1, pp. 23-37.

³ : Fama, Eugene F.,(1991), "**Efficient Capital Markets**", *The Journal of Finance*, Vol. 46, No. 5, pp. 1575-1617.

⁴ : هندي، منير، (1993)، "الأوراق المالية وأسواق رأس المال"، دار المعارف، الإسكندرية، ص: 489.

⁵ : مفلح، هزاع، وخلف، أسهان، (2020)، "الأسواق المالية"، منشورات جامعة حماة، ص: 506.

السوق لعبة عادلة Fair Market Game، فالجميع لديهم الفرصة نفسها لتحقيق الأرباح. إلا أنه يصعب على أحدهم تحقيق أرباح غير عادلة على حساب الآخرين.

➤ كفاءة التشغيل (Operational Efficiency) أو الكفاءة الداخلية: فتعني قدرة السوق على خلق توازن بين العرض والطلب، دون أن يتكبد المتعاملون فيه تكلفة عالية للمسرة، ومن دون أن يتاح للتجار والمتخصصين، أو صناعات السوق، فرصة لتحقيق مدى، أو تحقيق هامش ربح فعال فيه . وكما يبدو، فإن كفاءة التسعير تعتمد إلى حد كبير على كفاءة التشغيل.

وبناءً على ما تم التطرق إليه من تعاريف الكفاءة السوق المالي فإنه يمكن القول: إن درجة كفاءة السوق المالي تتعلق بدرجة توافر المعلومات ذات الصلة بالأوراق المالية المتداولة في السوق بشكل يسير وسريع وبأقل قدر ممكن من التكلفة، حيث تعد خاصية إتاحة المعلومات عنصراً أساسياً وفعالاً في تقييم الورقة المالية وصولاً إلى قيمتها الحقيقية، وأن أي سوق مالي لا تتوفر فيه هذه السمة فإن هذا يشير إلى انحراف قيمة الأصل المالي عن قيمته الحقيقية، وهذا يشكل عائقاً أمام عملية جذب الاستثمارات إلى هذه الأسواق، لاسيما أن تحقق ذلك يعني وجود فرصة لبعض المستثمرين (المتعاملين) في السوق _ بسبب اطلاعهم على معلومات غير متاحة للجميع _ لتحقيق أرباح غير عادلة على حساب الآخرين.

2.1. الصياغة الرياضية لفرضية كفاءة السوق المالي:

لتوضيح مفهوم كفاءة السوق المالي فقد تم التعبير عن فرضية كفاءة السوق المالي من خلال نموذج رياضي تمت صياغته بمجموعة من المعادلات الرياضية والتي يمكن التطرق لها بشكل مختصر بالآتي:¹

تستند فرضية السوق الكفاء إلى افتراض أن أسعار الأوراق المالية في السوق المالي تعكس بشكل كامل جميع المعلومات المتاحة، بحيث أن معدل العائد عن فترة الاحتفاظ بالأوراق المالية يساوي الفرق بين سعر البيع وسعر الشراء (التغير في السعر) مضافاً إليه أي مدفوعات نقدية، وجميعها مقسومة على سعر الشراء الأولي للورقة المالية كما هو مبين في العلاقة الرياضية (1-1) الآتية:

$$HPR = \frac{P_{t+1} - P_t + C}{P_t} \dots\dots\dots (1-1)$$

حيث أن:

¹ : Matthews.K, Giuliadori.M, Mishkin.Frederic. (2013)," THE ECONOMICS OF Money, Banking & Financial Markets", ninth edition, Pearson Education Limited, United Kingdom, London, p:137.

HPR: معدل العائد عن فترة الاحتفاظ بالورقة المالية.

P_{t+1} : سعر بيع الورقة المالية.

P_t : سعر شراء الورقة المالية.

C: المدفوعات النقدية (التوزيعات من الأرباح) خلال فترة الاحتفاظ بالورقة المالية.

وبما أن نظرية السوق الكفاء تفترض أن سعر بيع الورقة المالية المتوقع يكون مساوياً للتوقعات المثالية التي تستوعب جميع المعلومات المتاحة عن هذه الورقة، فإن هذه التوقعات المثالية تمثل أفضل تقدير ممكن للسعر المستقبلي للورقة المالية كما هو مبين في العلاقة الرياضية (2-1) الآتية:

$$R^e = \frac{P^e_{t+1} - P_t + C}{P_t} \dots \dots \dots (2-1)$$

إذ إن:

R^e : معدل العائد المتوقع.

P^e_{t+1} : سعر بيع الورقة المالية المتوقع.

P_t : سعر شراء الورقة المالية.

C: المدفوعات النقدية خلال فترة الاحتفاظ بالورقة المالية.

كذلك فإن أسعار الأوراق المالية في السوق الكفاء تتحدد بناء على أفضل توقع للمتعاملين في السوق المالي وفقاً للمعلومات المتاحة، وهذا يعني أن السعر المتوقع يساوي السعر المتوقع الأمثل، كما هو موضح في العلاقة الرياضية (3-1) الآتية:

$$R^e = R^o_f \dots \dots \dots (3-1)$$

إن تساوي العائد المتوقع مع العائد المتوقع المثالي يعد شرطاً لتحقيق التوازن الذي تنص عليه قوانين العرض والطلب، ولإيجاد قيمة العائد المتوقع الأمثل يتم الاعتماد على الكميات المعروضة والمطلوبة للورقة المالية والتي من خلالها نصل إلى العائد المتوازن، وبالتالي فإن العائد المتوقع الأمثل يساوي العائد المتوازن كما هو موضح في العلاقة الرياضية (4-1) التالية:

$$R^{of} = R^* \dots\dots\dots (4-1)$$

تشير المعادلة الأخيرة إلى أن سعر الورقة المالية في السوق الكفاء يتم تحديده بناءً على تساوي العائد المتوقع الأمثل للورقة المالية مع العائد المتوازن لهذه الورقة.

3.1. الأساس المنطقي لنظرية كفاءة السوق المالي في تحقق حالة توازن السوق:

سيستخدم مفهوم المراجعة لمعرفة السبب الذي يجعل فرضية السوق الكفاء منطقية، ولتوضيح كيف تقودنا المراجعة إلى تحقق التوازن في السوق الكفاء، سنفترض المثال الآتي¹:

وفقاً لخصائص المخاطرة وبفرض أن العائد الاسمي السنوي للورقة المالية لإحدى الشركات (10%)، وأن السعر الحالي للورقة المالية (P_t) أقل من السعر المتوقع المثالي لليوم التالي (p_{t+1}^{of}) وبفرض أن التوقعات المثلى للعائد السنوي هو (50%) وهو أكبر من عائد التوازن بـ (10%). يمكن الآن التوقع في المتوسط بأن العائد على الورقة المالية لهذه الشركة سيكون مرتفع بشكل غير طبيعي بحيث لا توجد فرصة ربح غير مستغلة، حيث أنه في المتوسط يمكن الحصول على معدل عائد مرتفع بشكل غير طبيعي لأن العائد المتوقع الأمثل أكبر من العائد التوازني $50% > 10%$ ($R^{of} > R^*$)، وبالتالي فإن هذا يؤدي إلى إقبال أكبر على شراء هذه الورقة مما سيؤدي بدوره إلى ارتفاع السعر

¹: MISHKIN FREDERIC.S, (2016)، " THE ECONOMICS OF Money, Banking & Financial Markets", Eleventh Edition, Pearson Education Limited, United Kingdom, London. P:197.

الحالي (P_t) للورقة المالية نسبة إلى السعر المستقبلي المتوقع وبالتالي انخفاض العائد المتوقع المثالي (R^{of}).

وعندما يرتفع السعر الحالي (P_t) بما يكفي _ بسبب زيادة الإقبال على شراء هذه الورقة المالية _ فإن العائد المتوقع الأمثل للورقة المالية يساوي العائد المتوازن لهذه الورقة ($R^{of} = R^*$) وعندها سيتوقف شراء هذه الورقة وستختفي إمكانية تحقيق فرصة ربح غير مستغلة ويتحقق شرط الكفاءة في السوق المالي.

وبشكل مشابه، عندما يكون العائد المتوقع المثالي للورقة المالية أصغر من عائد التوازن ($R^{of} < R^*$) فإن ذلك سيشكل استثماراً ضعيفاً، لأن المستثمر سيكسب في المتوسط أقل من العائد التوازني، وبالتالي فإنه في مثل هذه الحالة سيتم بيع الورقة المالية وسينخفض سعرها الحالي نسبة إلى السعر المستقبلي المتوقع حتى يصبح العائد المتوقع المستقبلي مساوي للعائد التوازني، وبالتالي سيتحقق شرط الكفاءة من جديد.

ويمكن إيجاز ما سبق بالآتي:

$$R^{of} > R^* \rightarrow P_t \uparrow \rightarrow R^{of} \downarrow$$

$$R^{of} < R^* \rightarrow P_t \downarrow \rightarrow R^{of} \uparrow$$

ويستمر ذلك حتى:

$$R^{of} = R^*$$

وبناءً على ما سبق تختفي في السوق المالي الكفاءة كل فرص الربح غير المستغلة. وأن العامل المهم للغاية في هذا المنطق هو أن ليس كل من في السوق المالي يجب أن يكون على دراية جيدة بالورقة المالية أو لديهم توقعات عقلانية لسعرها لتكون مدفوعة إلى النقطة التي تتحقق فيها شرط كفاءة

السوق. حيث يتم تنظيم الأسواق المالية ليشترك فيها عدد كبير من المستثمرين، بما أن قلة من الناس (يشار إليهم عادة بـ smart money) يبقون أعينهم مفتوحة أمام فرص الربح غير المستغلة، فإنهم سوف يزيلون فرص الربح التي تظهر، وهم بذلك يحققون ربحاً، وبالتالي فإن فرضية السوق الكفاء منطقية، لأنها لا تتطلب أن يكون الجميع في السوق مدركين لما يحدث لكل ورقة مالية.

2. الصيغ المختلفة لكفاءة السوق المالي:

من الشائع التمييز بين ثلاث صيغ (أشكال) لفرضية السوق المالي الكفاء، الصيغة الضعيفة، شبه القوية، والقوية، وتختلف هذه الصيغ باختلاف المقصود بعبارة "جميع المعلومات متاحة".

لذا سيتم توضيح المقصود بهذه العبارة في كل صيغة من هذه الصيغ الثلاث لفرضية السوق

المالي الكفاء وذلك فيما يأتي:¹

1.2. الصيغة الضعيفة لفرضية السوق المالي الكفاء:

تؤكد الصيغة الضعيفة لفرضية السوق المالي الكفاء أن أسعار الأسهم تعكس بالفعل جميع المعلومات التي يمكن استخلاصها من خلال فحص بيانات تداول السوق مثل تاريخ الأسعار السابقة، أو حجم التداول، أو الفائدة القصيرة. حيث أن بيانات أسعار الأسهم السابقة متاحة للجمهور ويكاد يكون الحصول عليها غير مكلف. هذه الصيغة من الفرضية تعني أن تحليل الاتجاه سيكون عقيماً (غير مثمر).

¹ : Marcus, B. (2003), "Investments", Fifth Edition, McGraw-Hill. United States of America, p:350.

تفترض صيغة الشكل الضعيف أنه إذا نقلت هذه البيانات إشارات موثوقة حول الأداء المستقبلي، فإن جميع المستثمرين قد تعلموا بالفعل تحليل واستغلال هذه الإشارات. في النهاية تفقد الإشارات قيمتها عندما تصبح معروفة على نطاق واسع لأن إشارة الشراء (على سبيل المثال) ستؤدي إلى زيادة فورية في الأسعار.

2.2. الصيغة شبه القوية لفرضية السوق المالي الكفاء :

تنص الصيغة شبه القوية من فرضية السوق الكفوءة على أن جميع المعلومات المتاحة للجمهور بشأن الآفاق المستقبلية (الاحتمالات) للشركة يجب أن تنعكس بالفعل في سعر السهم. وتشمل هذه المعلومات بالإضافة إلى الأسعار السابقة، بيانات أساسية عن خط إنتاج الشركة، وجودة الإدارة، وبنية (تكوين) الميزانية العمومية، وبراءات الاختراع المحتفظ بها، والأرباح المتوقعة، والممارسات المحاسبية.... الخ.

مرة أخرى إذا تمكن المستثمرون من الوصول إلى هذه المعلومات من مصادر متاحة للجمهور فإن المستثمر يتوقع أن ينعكس ذلك في أسعار الأسهم وفقاً لهذا المستوى من الكفاءة.

3.2. الصيغة القوية لفرضية السوق المالي الكفاء :

تنص الصيغة القوية من فرضية السوق الكفوءة على أن أسعار الأسهم تعكس جميع المعلومات ذات الصلة بالشركة بما في ذلك المعلومات المتوفرة لدى المطلعين على الشركة فقط. هذه النسخة من الفرضية مبالغ فيها للغاية، فقد يقول البعض بأن موظفي الشركات لديهم إمكانية الوصول إلى المعلومات ذات الصلة وذلك لفترة كافية قد تمكنهم من الاستفادة من تلك المعلومات في التداول قبل إطلاقها للجمهور.

في الواقع يوجه جزء كبير من نشاط لجنة الأوراق المالية والبورصات نحو منع المطلعين من خلال استغلال وضعهم المتميز داخل الشركة للاستفادة من ذلك في التداول. إذ تضع حدوداً للتداولات التي تتم من قبل موظفي الشركات والمديرين والمالكين الأساسيين، مما يتطلب منهم الإبلاغ عن الصفقات إلى لجنة الأوراق المالية والبورصات. ويعد هؤلاء المطلعين، وأقاربهم، وأي شركاء آخرين لهم في حال قيامهم بالمتاجرة بتلك المعلومات المقدمة من قبل المطلعين الداخليين انتهاكاً للقانون، لكن على الرغم من ذلك فإن تحديد فيما إذا كان هناك تداول يتم عن طريق أشخاص مطلعين من داخل الشركة يعد أمراً غير سهل دائماً.

3. الشروط الأساسية لكفاءة السوق المالي:

هناك مجموعة من الشروط الأساسية يجب توافرها في السوق المالي من أجل أن يكون هذا السوق كفوءاً وأهمها:¹

1. أن تسود السوق المالية حالة المنافسة الكاملة، وهذا الشرط مرهون بتوافر عدد كبير من البائعين والمشتريين تتوفر لهم حرية الدخول إلى السوق والخروج منه في العمليات السوقية وذلك حتى تقل فرص نشوء الاحتكار. كذلك يجب أن يكون السوق عميقاً بحيث لا تؤثر الأوامر ذات الأحجام الكبيرة في الأسعار.

2. أن توفر السوق المالية خاصية السيولة للأوراق المالية المتداولة فيها، ويتوفر خاصية السيولة تتحقق الفرص أمام المستثمر لبيع وشراء الأوراق المالية بالكلفة المناسبة والوقت المناسب وبالسرعة المناسبة.

¹ : علوان، قاسم، (2009)، " إدارة الاستثمار (بين النظرية والتطبيق) "، الطبعة الأولى، دار الثقافة للنشر والتوزيع، عمان، ص:165.

3. أن تتوفر للسوق المالية وسائل وقنوات اتصال فعالة توفر للمتعاملين فيه معلومات دقيقة وحديثة

حول السعر وحجم عمليات التداول التي تحصل فيه بالإضافة إلى مؤشرات العرض والطلب.

4. توافر عنصر الشفافية وبقدر يجعل المعلومات عن أسعار الأوراق المالية المتداولة في السوق

وما يتم على هذه الأوراق من صفقات متاحة لجميع المتعاملين وبشكل يحد من عملية ما يعرف

باحتكار المعلومات.

5. توفر التقنيات الحديثة المناسبة لحركة التداول وعرض أوامر تنفيذ الصفقات.

6. وجود هيئة مشرفة تعرف بهيئة الأوراق المالية وأن تكون هذه الهيئة محايدة.

7. أن تكون كلفة التداول منخفضة جداً إلى درجة شبه معدومة.

4. أساليب قياس كفاءة السوق المالي:

بعد التطرق إلى الصيغ المختلفة لفرضية كفاءة السوق المالي، وتعريف اختلاف هذه الصيغ في

ما بينها من خلال توضيح المقصود بعبارة (جميع المعلومات متاحة في كل صيغة)، سيتم التطرق

إلى الاختبارات المستخدمة في فحص كفاءة السوق المالي لمعرفة ما إذا كانت البيانات تدعم الصيغ

المختلفة لفرضية كفاءة السوق المالي.

مثل معظم الفرضيات في مجال التمويل والاقتصاد فإن الأدلة التي تؤكد صحة فرضية كفاءة

السوق المالي مختلطة، إذ دعمت بعض الدراسات هذه الفرضيات وأشارت إلى أن أسواق رأس المال

هذه تتسم بالكفاءة، بينما كشفت بعض الدراسات الأخرى عن بعض الحالات الشاذة المتعلقة بهذه

الفرضيات مبينة النتائج التي لا تدعم هذه الفرضيات.

وفيما يلي عرض موجز لأهم الأساليب المستخدمة لاختبار كفاءة السوق المالي في كل صيغة

من الصيغ الثلاث لفرضية كفاءة السوق المالي:¹

1.4. اختبار فرضية الصيغة الضعيفة لكفاءة السوق المالي:

صاغ الباحثون مجموعتين من الاختبارات لفرضية الصيغة الضعيفة لكفاءة السوق المالي، تشمل المجموعة الأولى اختبارات إحصائية بخصوص الاستقلالية بين معدلات العائد، بينما تشمل المجموعة الثانية اختبارات تقوم على المقارنة بين نتائج المخاطرة والعائد وفقاً لقواعد التداول، التي يتم فيها اتخاذ قرارات الاستثمار استناداً إلى معلومات السوق السابقة المتعلقة ارتباطاً بسياسة الشراء والاحتفاظ، شراء الأسهم مع بداية فترة الاختبار والاحتفاظ بها حتى نهاية الفترة.

أولاً: الاختبارات الإحصائية لاستقلال العوائد:

انطلاقاً من مبدأ فرضية السوق الكفوء فإن عوائد الأوراق المالية مع مرور الوقت يجب أن تكون مستقلة بعضها عن بعض لأن المعلومات الجديدة تأتي إلى السوق بشكل عشوائي ومستقل، وتتكيف أسعار الأوراق المالية بسرعة مع هذه المعلومات الجديدة، لذا فقد استخدم اثنان من الاختبارات الرئيسية المهمة للتحقق من هذا الاستقلال:

1- اختبار الارتباط الذاتي: يقيس هذا الاختبار معنوية الارتباط الإيجابي أو السلبي للعائد مع

مرور الوقت، حيث يدرس مدى وجود ارتباط بين عائد اليوم مع العائد السابق له بفترة واحدة

- عائد اليوم السابق - (t-1) أو بفترتين (t-2) أو أكثر (t-n)، حيث أن أنصار فرضية السوق

الكفوء يتوقعون وجود ترابط غير معنوي بين عوائد كل فترة مع الفترات السابقة لها، وقد فحص

¹ : Reilly. F, Brown. K, (2012), " Investment Analysis & Portfolio Management ", Tenth Edition, South-Western, Cengage Learning, USA, pp: 152-166.

العديد من الباحثين الارتباطات المتسلسلة بين عوائد الأسهم لعدة فترات زمنية قصيرة نسبياً، بما في ذلك يوم واحد، و 4 أيام، و 9 أيام، و 16 يوماً، وتشير النتائج عادة إلى وجود علاقة طفيفة في عوائد الأسهم مع مرور الوقت.

2- اختبار العشوائية: بالنظر إلى سلسلة من التغيرات في الأسعار يتم تحديد كل تغير للسعر بإشارة موجب (+) إذا كان التغير في السعر بالزيادة، أو إشارة سالب (-) إذا كان التغير في السعر بالنقصان، والنتيجة هي سلسلة من الإشارات الموجبة والإشارات السالبة على النحو الآتي: + + - + - - + + - + + +. ويحسب عدد المرات التي يتغير فيها السعر بشكل مختلف، كأن يحدث تغير سلبي للسعر متبوعاً بتغير إيجابي، ولاختبار الاستقلال يتم مقارنة عدد التغيرات في الأسعار بجدول القيم المتوقعة لعدد التغيرات التي يجب أن تحدث في سلسلة عشوائية.

ثانياً: اختبارات قواعد التداول:

يعتقد المحللون الفنيون أن قواعد تداولهم المتطورة لا يمكن اختبارها بشكل صحيح من خلال اختبارات الاستقلالية السابقة، إذ يبحثون عادة عن اتساق عام في اتجاهات الأسعار بمرور الوقت. حيث لا يتوقع المحللون الفنيون أن وجود عددٍ محددٍ من تغيرات الأسعار الإيجابية أو السلبية إشارة للانتقال إلى توازن جديد في السوق. ورداً على هذا الاعتراض، فقد درست قواعد التداول الفنية البديلة من خلال المحاكاة. حيث يفترض المدافعون عن كفاءة السوق أن المستثمرين لا يستطيعون تحقيق أرباح غير عادية باستخدام أية قاعدة تداول تعتمد فقط على معلومات السوق السابقة_ تفوق الأرباح الممكن تحقيقها باتباع سياسة الشراء والاحتفاظ. وقد اعتمدت دراسات قواعد التداول على مقارنة نتائج المخاطرة والعائد المستمدة من عمليات محاكاة قاعدة التداول_ بما في ذلك تكاليف المعاملات_ مع نتائج سياسة بسيطة للتداول (الشراء والاحتفاظ).

ويمكن ذكر ثلاثة عوائق رئيسة ألغت نتائج دراسة قاعدة التداول:

- يجب على من يتحقق من فعالية قواعد التداول استخدام البيانات المتاحة للجمهور فقط عند تنفيذ قاعدة التداول، فعلى سبيل المثال قد لا تكون بعض الأنشطة التجارية الخاصة بـ 31/12 متاحة لدى جميع المستثمرين / المتداولين حتى 1/1.
- عند حساب العوائد من قاعدة التداول، يجب تضمين جميع تكاليف المعاملات التي ينطوي عليها تنفيذ استراتيجية التداول لأن معظم قواعد التداول تنطوي على معاملات أكثر بكثير من سياسة الشراء والاحتفاظ.
- يجب تعديل نتائج المخاطرة لأن قاعدة التداول قد تختار ببساطة محفظة أوراق مالية عالية المخاطر والتي يجب أن تحقق عوائد أعلى.

واجه الباحثون مشكلتين تشغيليتين في إجراء اختبارات محددة لقواعد التداول. الأولى أن بعض قواعد التداول تتطلب الكثير من التفسير الذاتي للمحاكاة، والثانية هو العدد غير المحدود تقريباً لقواعد التداول المحتملة، ومن المستحيل اختبار كل منهم، ونتيجة لذلك. فإن قواعد التداول الفني المعروفة يمكن أن تكون قد فحصت وبرمجت في جهاز كمبيوتر.

ولابد من الإشارة إلى أن دراسات المحاكاة كانت تقتصر عادة على قواعد التجارة البسيطة نسبياً، والتي يؤكد العديد من الفنيين أنها ساذجة (غير دقيقة) إلى حد ما.

2.4. اختبار الصيغة شبه القوية لفرضية كفاءة السوق المالي:

بما أن فرضية السوق شبه القوية تفترض أن أسعار الأوراق المالية تتكيف بسرعة مع التغيرات التي تحصل في الأخبار العامة - أي أن أسعار الأوراق المالية تعكس بالكامل جميع المعلومات

العامة- فإنه يمكن تقسيم الدراسات التي اختبرت الصيغة شبه القوية لفرضية السوق المالي إلى مجموعة الدراسات الآتية:¹

1. دراسات للتنبؤ بمعدلات العائد المستقبلية باستخدام معلومات عامة متاحة للجمهور تتجاوز معلومات السوق النقية من مثل الأسعار وحجم التداول _ والتي يتم النظر فيها في اختبارات الصيغة الضعيفة لفرضية السوق المالي_ حيث يمكن أن تشمل هذه الدراسات:

أولاً: تحليل السلاسل الزمنية للعوائد (time-series analysis of returns): في هذه الدراسات يحاول المحققون في فرضية كفاءة السوق التنبؤ بالسلسلة الزمنية لمعدلات العائد المستقبلية للأسهم الفردية أو للسوق ككل باستخدام المعلومات العامة، على سبيل المثال: هل من الممكن التنبؤ بالعوائد غير العادية بمرور الوقت للسوق استناداً إلى المعلومات العامة مثل التغيرات في توزيعات الأرباح الإجمالية للأسهم أو فروق علاوة مخاطر السندات؟ مثال آخر هو دراسة الأحداث التي تفحص معدلات العائد غير الطبيعية (غير العادية) لفترة مباشرة بعد الإعلان عن حدث اقتصادي مهم _ مثل تقسيم الأسهم، أو الاندماج، أو إصدار الأسهم أو السندات _ وذلك لتحديد ما إذا كان المستثمر يمكن أن يقوم بضبط معدلات العائد المعدلة حسب المخاطر من خلال الاستثمار بعد توفر المعلومات العامة.

ثانياً: التوزيع المقطعي لعوائد الأسهم الفردية:

(cross-section distribution of returns for individual stocks): بافتراض وجود سوق كفوء، ينبغي أن يكون لجميع الأوراق المالية عوائد متساوية حسب المخاطر لأن أسعار الأوراق المالية يجب أن تعكس جميع المعلومات العامة التي قد تؤثر في مخاطر الأوراق. ولذلك تحاول

¹ : Reilly. F, Brown. K, (2012), Op. Cit. pp: 155-165.

الدراسات في هذه الفئة تحديد ما امكانية استخدام المعلومات العامة للتنبؤ بالأسهم التي ستكون عوائدها فوق (أو دون) متوسط العائد المعدل حسب المخاطر.

تحاول هذه المجموعة من الدراسات التنبؤ بالعوائد عن طريق دراسة التوزيع المقطعي، وذلك من خلال فحص المعلومات العامة المتعلقة بالأسهم الفردية التي ستسمح للمستثمرين بالتنبؤ بالتوزيع المقطعي لمعدلات العائد المستقبلية المعدلة حسب المخاطر، على سبيل المثال: يختبرون ما إمكانية استخدام المتغيرات مثل نسبة السعر إلى الأرباح، وحجم القيمة السوقية، ونسبة السعر إلى القيمة الدفترية، أو توزيعات أرباح الأسهم.... الخ للتنبؤ بالأسهم التي ستشهد معدلات أعلى من المتوسط (على سبيل المثال ، أعلى ربحية) أو دون متوسط العائد المعدل حسب المخاطر. حيث تعتمد هذه المجموعة على نموذج تسعير الأصول الرأسمالية.

في كلتا المجموعتين من الاختبارات، يكون التركيز على تحليل معدلات العائد غير الطبيعية (غير العادية) التي تتحرف عن التوقعات على المدى الطويل، حيث يفترض تحليل السلسلة الزمنية أن أفضل تقدير لمعدلات العائد المستقبلية في السوق الكفوء هو معدلات العائد التاريخية طويلة الأجل، وتحاول الاختبارات تحديد ما إذا كانت أي معلومات عامة ستوفر تقديرات أفضل للعوائد في المدى القصير (من شهر إلى ستة أشهر) أو في المدى البعيد (من سنة إلى خمس سنوات).

يؤكد أنصار فرضية كفاءة السوق المالي أنه لن يكون من الممكن التنبؤ بالعوائد المستقبلية باستخدام عوائد سابقة أو التنبؤ بتوزيع العوائد المستقبلية باستخدام المعلومات العامة.

2. دراسات مدى سرعة تكيف أسعار الأسهم مع أحداث اقتصادية مهمة. ومن المقاربات الطبيعية اختبار ما إذا كان من الممكن الاستثمار في الأوراق المالية بعد الإعلان العام عن حدث هام (على سبيل المثال، الأرباح، تجزئة الأسهم، البيانات الاقتصادية الرئيسية) ومعدلات عائد غير طبيعية كبيرة. مرة أخرى، يتوقع المدافعون عن فرضية كفاءة السوق المالي أن أسعار الأوراق المالية تتكيف

بسرعة بحيث لن يكون من الممكن للمستثمرين الحصول على عوائد مجزية عالية المخاطر من خلال الاستثمار بعد الإعلان العام، ودفعت تكاليف المعاملات العادية.

3.4. اختبار الصيغة القوية لفرضية كفاءة السوق المالي:¹

تعتمد اختبارات النموذج القوي من فرضية كفاءة السوق المالي على إجراء تحليل للعوائد مع مرور الوقت لمجموعات استثمارية مختلفة لتحديد ما إذا كانت أية مجموعة تتلقى عوائد باستمرار فوق متوسط العوائد المعدلة حسب المخاطر، ويجب أن يكون لدى هذه المجموعة (تحت التقييم) حق الوصول إلى المعلومات الخاصة المهمة، أو التصرف بناءً عليها أو القدرة على التصرف بها قبل المستثمرين الآخرين، وفي حال تحقق ذلك فهذا يشير إلى أن أسعار الأوراق المالية لم تتكيف بسرعة مع جميع المعلومات الجديدة.

اختبر المحققون هذا الشكل من فرضية كفاءة السوق المالي من خلال تحليل أداء المجموعات الرئيسية الثلاث من المستثمرين: (1) المطلعين على الشركات، (2) محلي الأوراق المالية، (3) مديري المال المحترفين.

¹ : Reilly, F, Brown. K, (2012), Op. Cit. p:166.

المبحث الثاني

مؤشرات الأسواق المالية

تمهيد:

تتكون الأسواق المالية من آلاف أو ملايين الأسهم الفردية والسندات والمشتقات والأوراق المالية الأخرى والعملات، كما يتداول المتعاملون في الأسواق المالية العديد من أنواع السلع المختلفة، وتقوم مؤشرات الأسواق المالية بتلخيص كميات هائلة من المعلومات في السوق المالي، حيث تجمع المؤشرات معلومات عن الأسعار وغيرها من المعلومات حول مجموعات فرعية من الأسواق المالية والتي تساعد المستثمرين إضافة إلى أشياء أخرى على تتبع تطورات السوق واسعة النطاق، وبدقة أكبر فإن مؤشرات السوق المالي تمثل وسيلة لقياس أداء السوق المالي ككل أو لقياس أداء قطاع معين منه.

وعلى الرغم من أن ظهور مؤشر سوق الأوراق المالية يرجع عادة إلى إنشاء مؤشر داوجونز الصناعي فقد كان العمل الرائد في تسعير الأصول بعد 60 عاماً تقريباً من قبل كلٍ من Harry Markowitz¹ والذي قدم نظرية المحفظة الحديثة في الخمسينيات، وكذلك William Sharpe² الذي قام بتطوير نموذج تسعير الأصول الرأسمالية في ستينات القرن العشرين، والذي شكل الأساس الفكري للاستثمار في مؤشرات السوق.

وسيتم في هذا المبحث التطرق إلى مؤشرات الأسواق المالية من حيث ماهيتها، واستخداماتها، وأهميتها وكذلك كيفية بنائها.

¹ : Markowitz, H.M. (March 1952). "Portfolio Selection". *The Journal of Finance* 7 (1): 77–91.

² : Sharpe, William F. (1964). "Capital Asset Prices – A Theory of Market Equilibrium Under Conditions of Risk". *Journal of Finance* XIX. (3): 425–42.

1. ماهية مؤشر السوق المالي:

لقد ظهرت مؤشرات الأسواق المالية لأول مرة في سوق نيويورك المالي في الولايات المتحدة الأمريكية على يد Charles Dow وشركائه، فقد تم اصدار أول مؤشر في السوق المالي في أواخر القرن التاسع عشر، وتحديداً في عام 1884 وأطلق عليه مؤشر Dow-Jones.¹

ويوجد نوعان رئيسان عموماً من مؤشر سوق الأوراق المالية، مؤشر محسوب على أساس الأسعار المرجحة للأسهم الداخلة في تركيبة المؤشر، والمؤشر المحسوب على أساس القيمة السوقية المرجحة للأسهم الداخلة في تركيبة المؤشر، حيث مع مؤشر الأسعار المرجحة فإنه يتم الاحتفاظ بالأسهم في المؤشر بما يتناسب مع أسعارها في السوق، بينما في مؤشر القيمة المرجحة يتم الاحتفاظ بالأسهم بما يتناسب مع القيمة السوقية الإجمالية لأسهم الشركات الداخلة في المؤشر.²

وتقدم مؤشرات الأسواق المالية للمتعاملين في السوق المالي ولمديري المحافظ الاستثمارية وصفاً عن الاتجاه العام لحركة الأسهم في السوق المالي، وبهذا فهي توفر أساساً لتقييم المحافظ الاستثمارية وتقدم فرصاً للمستثمرين لأخذ الاحتياط اللازم لتقليل المخاطر، إضافة إلى ظهور استخدامات مهمة لمؤشرات الأسهم في مجالات الدراسات الاقتصادية والمالية للاستفادة من حركة الأسواق والاتجاهات الاقتصادية بشكل عام، ومنذ ظهور نموذج تسعير الأصول الرأسمالية (CAPM) استُخدمت مؤشرات الأسواق المالية لبناء آليات استثمارية والاعتماد عليها في إدارة المحافظ الاستثمارية.

إن التعريف القياسي لمؤشر السوق المالي مثلاً كمؤشر S&P500 هو متوسط القيمة السوقية المرجحة لقائمة محددة وثابتة نسبياً من الأوراق المالية المتداولة في السوق.

¹ : Jeremy J. Siegel, (1998), " Stocks for the long run", 2nd Edition, United States of America, New York: McGraw-Hill, p:53.

² : Jordan. B, Miller. T, Dalvin. S, (2015), " **Fundamentals of Investments Valuation and Management**", Seventh Edition, Published by McGraw-Hill Education, New York, p:165.

ويعرف أيضاً على أنه قياس لأداء السوق المالي أو لقطاع محدد منه، بحيث يتم حسابه من أسعار الأسهم المختارة (يكون المتوسط المرجح عادة).

فهو أداة يستخدمها المستثمرون والمديرون الماليون لوصف السوق ومقارنة العائد على استثمارات محددة.¹

كما يعرف مؤشر السوق المالي بشكل أكثر شمولاً بأنه " رقم يُحسب بطريقة إحصائية، بالاستناد إلى أسعار حزمة مختارة من الأوراق المالية أو السلع التي يتم تداولها في الأسواق المالية المنظمة أو غير المنظمة و/أو كليهما، وإعطاء كل منها وزناً (ثقلاً) من خلال قيمتها في السوق، وتقسيم المجموع على رقم ثابت"²

ومن خلال التعاريف السابقة يمكن القول: إن كلمة "مؤشر" للسوق المالي تعكس التعريف الأساسي لهذا المصطلح، فهو يشير في لحظة زمنية معينة إلى تطور أسعار الأوراق المالية في السوق وذلك حسب تغيرات أسعار الأوراق المالية المتداولة فيه، وبالتالي فإنه قابل للارتفاع أو الانخفاض حسب نشاط السوق، ومن خلال تلخيصه لكميات كبيرة من المعلومات برقم واحد فإنه بذلك يتيح للمتعاملين والمستثمرين خصوصاً والمحللين الاقتصاديين عموماً في السوق المالي سهولة تتبع نشاط السوق إضافة إلى العديد من الوظائف الأخرى.

¹ : Lo, Andrew W. (2016). "What Is an Index?". *Journal of Portfolio Management*. 42 (2): 21–36.

² : هيئة المحاسبة والمراجعة للمؤسسات المالية الإسلامية، (2015)، " المعايير الشرعية"، المعيار الشرعي رقم 27، دار الميمان للنشر والتوزيع، الرياض، السعودية، ص: 715.

2. استخدامات مؤشر السوق المالي:

إن مؤشرات سوق الأوراق المالية لديها ما لا يقل عن خمسة استخدامات محددة¹، إذ إن التطبيق الأساسي للمؤشر هو: استخدام قيمه لحساب إجمالي العوائد والمخاطر للسوق ككل أو لبعض مكوناته خلال فترة زمنية محددة واستخدام معدلات العائد والمخاطر المحسوبة كمقياس للحكم على أداء المحافظ الاستثمارية، حيث يتمثل أحد الافتراضات الأساسية عند تقييم أداء المحفظة بأن أي مستثمر يجب أن يكون قادراً على اختبار معدل العائد المعدل حسب المخاطر مقارنة بالسوق وذلك من خلال الاختيار العشوائي لعدد كبير من الأسهم أو السندات من إجمالي السوق (التنوع الساذج)، وبالتالي فإن مدير المحفظة المتميز يجب أن تحقق محفظته أداء أفضل من السوق، لذلك يمكن استخدام مؤشر السوق كمعيار للحكم على أداء مديري المال المحترفين.

كذلك فإنه من الصعب على معظم مديري الأموال (مديري المحافظ) أن يتفوقوا باستمرار على مؤشرات السوق المحددة على أساس المخاطر المعدلة مع مرور الوقت. فإذا كان هذا محققاً، فالبدل الواضح هو الاستثمار في محفظة تحاكي محفظة السوق، وقد أدى هذا المفهوم إلى إنشاء صناديق المؤشرات التي تهدف إلى تتبع أداء سلسلة مؤشر السوق مع مرور الوقت.

من جهة أخرى فإنه يتم استخدام مؤشر السوق لفحص العوامل التي تؤثر في إجمالي حركات أسعار الأوراق المالية، وهذا يعني أن المؤشرات تُستخدم لقياس حركات السوق الإجمالية، حيث يمكن للمستثمر أن يُكون فكرة سريعة عن التغير في عائد محفظة أوراقه المالية (سواء أكان إيجابياً أم سلبياً) وذلك بمجرد معرفته لاتجاه التغير الذي طرأ على مؤشر السوق.

ولابد من الإشارة إلى أن هناك مجموعة أخرى تهتم بالسلسلة الزمنية لمؤشر السوق المالي تسمى "الفنيون"، حيث يعتقدون أن تغيرات الأسعار السابقة يمكن استخدامها للتنبؤ بتحركات الأسعار

¹ : Reilly. F, Brown. K, (2003), " Investment Analysis & Portfolio Management ", 7 Edition, South-Western, Cengage Learning, USA, P:150.

في المستقبل، على سبيل المثال: من أجل توقع حركات أسعار الأسهم المستقبلية فإن الفنيين سيرسمون ويحللون تغيرات الأسعار والحجم لسلسلة مؤشر سوق الأوراق المالية.

وأخيراً، يمكن استخدام المؤشرات لقياس المخاطر المنتظمة لمحفظه الأوراق المالية (المخاطر العامة)، وهي: العلاقة بين معدلات العائد على الاستثمار لمحفظه الأوراق المالية (أصول محفوفة بالمخاطر) وبين معدلات العائد لمحفظه السوق، لذا في هذه الحال يستخدم مؤشر السوق كمؤشر لمحفظه الأصول الخطرة.

مما سبق التطرق إليه فإنه يمكن تلخيص أهم استخدامات مؤشر سوق الأوراق المالية في النقاط

الآتية:

- كميّار لتقييم أداء مديري المال المحترفين.
- إنشاء صندوق مؤشر ومراقبته.
- قياس معدلات العائد السوقي في الدراسات الاقتصادية.
- التنبؤ بحركات السوق المستقبلية ووضع تصور عن حالة سوق رأس المال في المستقبل.
- قياس المخاطر المنتظمة لمحفظه الأوراق المالية.
- أداة للتنبؤ بالحالة الاقتصادية.

3. أهمية مؤشر السوق المالي:

تكتسب مؤشرات الأسواق المالية أهمية خاصة لما لها من استخدامات مهمة سواء أكان ذلك على المستوى الفردي (كمتعاملين ومستثمرين في السوق) أم على المستوى الاقتصادي ككل، ويمكن إيجاز أهمية مؤشر السوق المالي من خلال النقاط التالية:¹

- يلخص مؤشر السوق المالي أداء السوق كونه يعكس أسعار الأسهم للشركات، ولجميع القطاعات من خلال عرض موجز (رقم معين) تكون قابلة للمقارنة، فإذا كان المؤشر في صعود فيدل ذلك على الرواج الاقتصادي ويطلق عليه السوق الصعودي، وإذا كان المؤشر في انخفاض، فيطلق على السوق بالسوق النزولي.
- يساعد على اكتشاف العلاقة بين المتغيرات الاقتصادية للبلد من خلال المقارنة بين القطاعات ومقارنة نتائج تداولها في البورصة.
- يعد إحدى الأدوات لتحديد سعر السهم من خلال خصم التدفقات النقدية المستقبلية، ويعكس توقعات المساهمين والمستثمرين في سوق الأوراق المالية.
- أداة فعالة للمقارنة مع أسعار الأسهم أو القطاع أو السوق أو مع مؤشرات الأسواق المالية في الدول الأخرى.
- يعبر المؤشر عن البنية الهيكلية لاقتصاد الدولة حيث يظهر نقاط الضعف والقوة في مكوناته ودرجة نموه فهو بمنزلة مرآة عاكسة للحالة الاقتصادية.

(1) آل شبيب، دريد كامل، (2012)، "الأسواق المالية والنقدية"، طبعة أولى، دار المسيرة للنشر والتوزيع، عمان، الاردن، ص 91-92.

4. أساليب بناء مؤشر السوق المالي:

على الرغم من وجود تفاوت بين مؤشرات الأسواق المالية من حيث كيفية بنائها، فإنها تركز جميعها على مجموعة من الأسس وهي: عينة ملائمة، وتحديد واضح للأوزان لكل مفردة داخل العينة، وطريقة واضحة وبسيطة لحساب قيمة المؤشر. وفي ما يأتي توضيح مبسط لهذه الأسس:¹

أولاً: ملائمة العينة:

يقصد بالعينة في هذا الصدد: مجموعة الأوراق المالية المستخدمة في حساب المؤشر، وهذه العينة ينبغي أن تكون ملائمة من ثلاثة جوانب هي: الحجم، والاتساع، والمصدر.

أما الحجم فإن القاعدة العامة تقول كلما زاد عدد الأوراق المالية التي يتضمنها المؤشر كلما كان المؤشر أكثر تمثيلاً لحالة السوق. أما الاتساع فيقصد به: أن تغطي العينة المختارة القطاعات المختلفة في السوق، فالمؤشر الذي يستهدف قياس حالة السوق ككل ينبغي أن يتضمن أسهماً لمنشآت في كل صناعة أو قطاع من القطاعات المكونة للاقتصاد القومي من دون أن يكون هناك تحيزاً لفئة معينة من المنشآت (المنشآت الكبيرة مثلاً) في داخل الصناعة أو القطاع، وبالطبع فإن هذا الكلام ينطبق أيضاً في حال كان المؤشر خاصاً بصناعة معينة (قطاع معين).

أما المصدر فيقصد به: مصدر الحصول على أسعار الأسهم التي يقوم عليها المؤشر، إذ ينبغي أن يكون المصدر هو السوق الأساسي الذي تُتداول فيه تلك الأوراق.

¹ : هندي، منير، (2006)، "الأوراق المالية وأسواق المال"، دار المعارف، الاسكندرية، ص ص: 249-259.

ثانياً: الأوزان النسبية لمفردات العينة:

يقصد بالأوزان القيمة النسبية للسهم داخل العينة، وفي هذا الصدد يوجد ثلاثة مداخل شائعة لتحديد الوزن النسبي للسهم داخل مجموعة الأسهم التي يقوم عليها المؤشر، وهذه المداخل هي: مدخل الوزن على أساس السعر، ومدخل تساوي الأوزان، ومدخل الوزن على أساس القيمة.

أما مدخل الوزن على أساس السعر فإنه في حال وجود سهم واحد لكل منشأة مختارة لبناء المؤشر، فإن وزن كل سهم يتحدد آلياً على أساس نسبة سعر السهم إلى مجموع أسعار الأسهم الفردية التي يقوم عليها المؤشر. ومن عيوب هذا المدخل أن الوزن النسبي يقوم على سعر السهم وحده، في حين أن سعر السهم قد لا يكون مؤشراً على أهمية المنشأة أو حجمها.

وأما مدخل الأوزان المتساوية فإنه يعني إعطاء قيم نسبية متساوية لكل سهم داخل المؤشر، وأن عائد المؤشر في ظل هذا المدخل يساوي تماماً متوسط عائد الأسهم التي يتكون منها المؤشر ذاته.

ومن عيوب هذا المدخل أنه يعطي أوزاناً متساوية للأسهم رغم احتمال تباين حجم وأهمية المنشآت التي أصدرتها، في حين أن مدخل الأوزان حسب القيمة نجده يعطي وزناً للسهم على أساس القيمة السوقية الكلية لعدد الأسهم العادية لكل منشأة ممثلة في المؤشر، وبذلك يتجنب العيب الأساسي في مدخل السعر، حيث لم يعد سعر السهم المحدد الوحيد للوزن النسبي، ومن عيوب هذا المدخل التحيز الذي يطرأ على المؤشر، والذي قد ينشأ عن التباين في حجم المنشآت داخل العينة.

ثالثاً: إجراءات حساب قيمة المؤشر:

تختلف المؤشرات من حيث الكيفية التي تحسب على أساسها قيمة المؤشر، وفي هذا الصدد هناك مجموعة من المؤشرات تحسب قيمتها على أساس الأرقام القياسية، ومجموعة أخرى تحسب قيمتها على أساس متوسط أسعار الأسهم التي يتكون منها المؤشر، في ما يتعلق بالمجموعة الأولى فيحسب المتوسط في معظم المؤشرات على أساس المتوسط الحسابي، وفي عدد قليل منها يحسب المتوسط على أساس المتوسط الهندسي، والمؤشر المحسوب على أساس الوسط الحسابي يسفر عن معدل عائد يختلف عن العائد من مؤشر مماثل محسوب على أساس المتوسط الهندسي، وكذلك فإن الصورة التي يظهر عليها عائد مؤشر محسوب على أساس الأرقام القياسية يختلف عن الصورة التي يظهر بها عائد مؤشر محسوب على أساس المتوسطات.

الفصل الثاني

نماذج التنبؤ في الأسواق المالية

تمهيد:

إن الاستثمار في الأسواق المالية مقترن بمخاطر عديدة، ومما يزيد من صعوبة تقدير هذه المخاطر تنوع الخيارات الاستثمارية المتاحة أمام المستثمرين، فاتخاذ أي قرار استثماري خاطئ ينتج عنه تحقيق خسائر، حيث يرتبط اتخاذ أي قرار استثماري في الأسواق المالية أساسياً بدراسة وتقييم مستقبل ما سيكون عليه نتيجة هذا القرار.

يكتسب التنبؤ باتجاه حركة السوق (مؤشر السوق) أهمية خاصة، حيث يعد من المسائل العملية التي تؤثر كثيراً على قرار المستثمرين في شراء الأصل المالي أو بيعه، إذ يمكن للتوقعات الدقيقة لاتجاهات مؤشر السوق أن تحقق للمستثمرين فرص استثمارية مربحة.

ومع ذلك فإن التنبؤ بمؤشر السوق المالي يصبح مهمة صعبة جداً بسبب العوامل المختلفة التي تؤثر في السوق المالي وبالتالي في اتجاه حركته باستمرار، ومن هذه العوامل نذكر: العوامل الاقتصادية والسياسية والطبيعية...إلخ، وهذا ما يضيف صبغة غير خطية على طبيعة بيانات السوق المالي¹. حيث يتميز التنبؤ بمؤشر السوق المالي بكثافة البيانات المرتبطة بالمؤشر، والضوضاء، وعدم الاستقرار، ودرجة عالية من عدم اليقين، والعلاقات المخفية والغامضة بين العوامل المتعددة.²

لذا يلجأ المستثمرون إلى مناهج وأساليب مختلفة من أجل محاولة التنبؤ بمستقبل اتجاه السوق المالي. وسيتطرق في هذا الفصل إلى التنبؤ من حيث مجالات تطبيقه وأهميته وأساليبه، وكذلك التطرق إلى أهم النماذج القياسية الخاصة بالسلاسل الزمنية المستخدمة في التنبؤ بأسعار الأصول المالية، بينما سيفرد للشبكات العصبونية الاصطناعية - كأحد أساليب الذكاء الاصطناعي- في الفصل الثالث.

¹ : Guresen E, Kayakutlu G, Daim TU. (2011). "Using artificial neural network models in stock market index prediction". *Expert Syst Appl. Contents lists available at Science Direct*; 38(8). pp:10389–10397.

² : Qiu, M., & Song, Y. (2016). Predicting the direction of stock market index movement using an optimized artificial neural network model. *PloS one*, 11(5), e0155133.

المبحث الأول

التنبؤ: أهميته ومجالات استخدامه، أساليبه ومراحل تطبيقه

سيتطرق في هذا المبحث إلى أهمية التنبؤ وميادين تطبيقه، وكذلك مداخل التنبؤ بشكل عام ومن ثم مراحل عملية التنبؤ، إضافة إلى عرض أهم الأساليب المستخدمة في التنبؤ في الأسواق المالية.

1. أهمية التنبؤ:

على الرغم من عدم الدقة الكامنة في محاولة التنبؤ بالمستقبل، فإن التوقعات تعد ضرورة ملحة للتخطيط ووضع السياسات الاستراتيجية، فكيف يمكن للبنك المركزي أن يقوم بضبط أسعار الفائدة بواقعيه من دون وجود فكرة عن النمو الاقتصادي في المستقبل والضغط التضخمية؟ وكيف يمكن لمدير العمليات تحديد جداول الإنتاج بواقعيه من دون بعض التقدير للمبيعات المستقبلية؟ وكيف يمكن للبنك وضع خطط بواقعيه من دون توقع بعض الودائع وأرصدة القروض في المستقبل؟... الخ. فجميع الأعمال باختلاف أنواعها بحاجة إلى توقعات مستقبلية للمضي قدماً في بيئة الأعمال المتغيرة باستمرار.¹

تعمل الإدارة عادة في كل من المنظمات الخاصة والعامة في ظروف من عدم اليقين أو المخاطرة سواء كانت مؤسسات إنتاجية أم خدمية، لذا فإن أهم وظيفة في مجال الأعمال هي التخطيط والذي يعد التنبؤ حجر الأساس لهذه المهمة، فالهدف من التنبؤ هو الحد من مخاطر عملية صنع القرار.

¹ : Hanke,J. Wichern,D.(2014), "Business Forecasting", Ninth Edition, Pearson Education Limited, United Kingdom, London, p:2.

وعلى سبيل المثال لا الحصر نجد أنه في مجال الأعمال التجارية، تعتبر التوقعات هي الأساس لتخطيط القدرات، والإنتاج، وتخطيط المخزون، وتخطيط القوى العاملة، والتخطيط للمبيعات وحصّة السوق، والتخطيط المالي والميزانية، والتخطيط للبحث والتطوير، والتخطيط الاستراتيجي للإدارة العليا.¹

2. مجالات استخدام التنبؤ:

يستخدم التنبؤ في العديد من الميادين، ولاستعراض التنوع الهائل في تطبيقات التنبؤ سيتطرق إلى بعض المجالات التي يظهر فيها التنبؤ بشكل بارز وذلك فيما يأتي:²

• في الدرجة الأولى يُستخدم التنبؤ على نطاق واسع في مجالات الاقتصاد، الحكومات، الأعمال التجارية، المنظمات السياسية، المصارف المركزية، شركات الخدمات المالية، وشركات الاستشارات الاقتصادية في جميع أنحاء العالم.

وتقوم الحكومات بالتنبؤ بالمتغيرات الاقتصادية الرئيسية روتينياً مثل: الناتج المحلي الإجمالي، والبطالة، والاستهلاك، والاستثمار، والمستوى العام للأسعار، وسعر الفائدة، وذلك لتوجيه السياسة النقدية والمالية، كما تستخدم الشركات الخاصة مثل هذه التنبؤات للتخطيط الاستراتيجي، لأن التقلبات الاقتصادية على مستوى الاقتصاد عموماً لها تأثيرات سواءً على مستوى الصناعة أو على مستوى الشركة.

إضافة للتنبؤ بالمتغيرات الاقتصادية الرئيسية كالناتج المحلي الإجمالي، يقوم الاقتصاديون بتنبؤات أخرى كالتنبؤ بالانكماش الاقتصادي أو التوسع الاقتصادي، التنبؤ بحالة نشاط سوق الأوراق المالية للفترة القادمة (سوق صعودي أو هبوطي)، أو حالة نشاط سوق الصرف الأجنبي المستقبلية... الخ.

¹ : Shim, J. (2009) , "Strategic Business Forecasting: including Business Forecasting Tools and Applications", Global Professional Publishing, United Kingdom, London, p:3.

² : Diebold, F., (2017), "Forecasting in Economics, Business, Finance and Beyond", International License, University of Pennsylvania, United States, pp:4-7.

•المجال الرئيس الآخر لاستخدام التنبؤ هو الأعمال التجارية بمختلف أنواعها، وتشمل هذه الاستراتيجية إدارة جميع الأنواع بما في ذلك إدارة العمليات والتحكم (التوظيف، الإنتاج، المخزون، الاستثمار، ...)، التسويق (التوزيع، الأسعار، الإعلان، ...)، والمحاسبة (الميزانية باستخدام توقعات الإيرادات والنفقات)، ... الخ.

وتتنبأ الشركات روتينياً بالمبيعات للمساعدة في توجيه القرارات الإدارية في إدارة المخزون وإدارة المبيعات وتخطيط الإنتاج، بالإضافة إلى التخطيط الاستراتيجي فيما يتعلق بخطوط الإنتاج ودخول أسواق جديدة وما إلى ذلك.

•كما يعد التنبؤ أمراً مهماً جداً في الخدمات المالية، بما في ذلك إدارة وتسعير الأصول الرأسمالية، وعمليات الدمج والاستحواذ، والخدمات المصرفية الاستثمارية، والتأمين.

فمديرو المحافظ الاستثمارية، على سبيل المثال، لديهم اهتمام كبير بالتنبؤ بعوائد الأصول (عوائد الأسهم، وأسعار الفائدة، وأسعار الصرف، وأسعار السلع) وتجري مثل هذه التنبؤات بشكل روتيني، ومن ناحية أخرى فإن التنبؤ بعوائد الأصول يصعب القيام به، فإن كان من السهل التنبؤ بعوائد الأصول فإنه من السهل الحصول على الثروة، فاستخدام أساليب بسيطة للتنبؤ لا يفيد للتنبؤ بعوائد الأصول لأن الفرص يتم استغلالها فعلياً بسرعة، ولكن قد يكون من الأفضل استخدام تقنيات جديدة ومتطورة للكشف عن أنماط البيانات المالية التي لم يلاحظها أحد سابقاً واستغلالها (في الأقل لفترة قصيرة).

ويمكن تبويب أكثر مجالات التنبؤ شيوعاً فيما يأتي:¹

1. الاقتصاد والتمويل والأعمال: تخطيط وتنظيم الاقتصادات الوطنية - التنبؤ بالنتائج المحلي الإجمالي وأسعار السلع - وغيرها من مختلف المؤشرات الاقتصادية - التنبؤ بأسعار الفائدة

¹ : Kharin, Y. (2013), " **Robustness in Statistical Forecasting**", Springer International Publishing, Switzerland, p.2.

المستقبلية - درجات الائتمان في القطاع المصرفي - التنبؤ بأسعار سوق الأوراق المالية وأسعار صرف العملات.

2. التسويق: التنبؤ بالمبيعات والتركيز على نفقات المواد الخام - التنبؤ بمجموع الطلب على المنتجات - وكذلك توزيعها عبر مختلف المناطق ومجموعات المستهلكين.

3. الهندسة: التنبؤ بالموثوقية للأنظمة التكنولوجية المعقدة - التنبؤ بجودة المنتج على أساس عوامل الإنتاج المختلفة.

4. الجيولوجيا: التنبؤ بالمدخرات من الموارد الطبيعية.

5. الدراسات البيئية: التنبؤ بالعديد من المتغيرات البيئية.

6. الأرصاد الجوية: التنبؤ بالطقس.

7. الطب: التنبؤ بالكفاءة للإجراءات الطبية.

8. علم النفس: التنبؤ بصفة الشخص الذي يجري معه التحقيق بحرفية وجودة عالية بناءً على نتائج الاختبارات النفسية.

9. الرياضة: التنبؤ بالأداء المستقبلي الرياضي بالغ بالاعتماد على النتائج السابقة.

3.مداخل أساليب التنبؤ:

تصنف أساليب التنبؤ عموماً إلى فئتين، الأساليب الكمية (الإحصائية)، والأساليب النوعية (أساليب الحكم أو الخبرة).

تتشرط الأساليب الكمية (الإحصائية) توافر معلومات كمية كافية عن الظاهرة المدروسة، حيث يمكن تطبيق التنبؤ الكمي عند وجود ثلاثة شروط:¹

- المعلومات التاريخية عن الظاهرة المدروسة متاحة.
- إمكانية قياس هذه المعلومات التاريخية على شكل بيانات رقمية.
- إمكانية الافتراض أن بعض جوانب النمط الماضي للظاهرة سوف تستمر في المستقبل (تتكرر).

ويعد الشرط الأخير فرضية أساسية لجميع أساليب التنبؤ الكمية وكذلك للعديد من أساليب التنبؤ النوعية أيضاً، بغض النظر عن مدى تعقيدها، بينما لا تتطلب أساليب التنبؤ النوعي بيانات بنفس طريقة أساليب التنبؤ الكمي، حيث تعتمد المدخلات المطلوبة على طريقة محددة وهي نتاج الحكم والمعرفة المتراكمة. وتتطلب غالباً الأساليب النوعية مدخلات (معلومات) من عدد من الأشخاص المدربين تدريباً خاصاً، وفيما يلي توصيف توضيحي لكلا الأسلوبين:

أولاً: الأساليب الكمية: هناك نوعان رئيسان من نماذج التنبؤ الكمية وهما النماذج التفسيرية، ونماذج السلاسل الزمنية.

- النماذج التفسيرية: تفترض أن المتغير التابع (المتنبئ به) يمكن تفسيره من خلال ربطه مع واحد أو أكثر من المتغيرات المستقلة. والغرض من النماذج التفسيرية هو: اكتشاف شكل العلاقة بين المتغيرات، واستخدامها للتنبؤ بالقيم المستقبلية للمتغير المتنبأ به (التابع).

¹ : Spyros G., Steven C., Rob J.,(1997), "Forecasting Methods and Applications" Wiley, New Jersey, United States , PP:9-12.

ويندرج ضمن هذه الفئة العديد من نماذج التنبؤ.

• نماذج تحليل السلاسل الزمنية: بخلاف النماذج التفسيرية فإن نماذج تحليل السلاسل الزمنية تتعامل مع الظاهرة المدروسة على أنها صندوق أسود، أي أن هذه النماذج لا تحاول اكتشاف العوامل أو المتغيرات التي تؤثر في سلوك هذه الظاهرة، بل يعتمد التنبؤ بالمستقبل على القيم أو الأخطاء (تباين الأخطاء) السابقة للمتغير المدروس، حيث تهدف أساليب التنبؤ بالسلاسل الزمنية إلى اكتشاف النمط في سلسلة البيانات التاريخية واستقراء هذا النمط في المستقبل، ويندرج ضمن هذه الفئة العديد من نماذج التنبؤ بالسلاسل الزمنية.

إن كلاً من السلاسل الزمنية والنماذج التفسيرية لها مزايا في حالات معينة، حيث يمكن استخدام نماذج السلاسل الزمنية في كثير من الأحيان للتنبؤ بسهولة أكثر، ويمكن افتراض دالة تنبؤ تابعة للزمن أو للمتغيرات التفسيرية واختبارها، أي أنه يمكن التنبؤ إما باستخدام نهج النماذج التفسيرية أو نماذج السلاسل الزمنية أو الجمع بين النهجين معاً.

ثانياً: الأساليب النوعية¹ إن أساليب التنبؤ النوعية تكون غالباً غير موضوعية في طبيعتها وتتطلب الحكم من جانب الخبراء، وكثيراً ما تُستخدم التنبؤات النوعية في الحالات التي لا يوجد فيها سوى بيانات تاريخية قليلة جداً أو معدومة، مثال على ذلك هو: تقديم منتج جديد لا يوجد له شبيه سابقاً، في هذه الحالة قد تستخدم الشركة رأي الخبراء من موظفي المبيعات والتسويق لتقدير مبيعات المنتجات بشكل شخصي خلال مرحلة تقديم المنتج الجديد.

وتعتمد أساليب التنبؤ النوعي في بعض الحالات على تجارب التسويق، والدراسات الاستقصائية للعملاء المحتملين، وكذلك على الخبرة في أداء مبيعات المنتجات الأخرى سواء أكان ذلك المنتجات

¹ : Montgomery D., Jennings C., Kulahci M.,(2015), " **INTRODUCTION TO TIME SERIES ANALYSIS AND FORECASTING**", Second Edition, Printed in the United States of America, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, p:4.

الخاصة بالشركة نفسها أو منتجات منافسيها، وعلى الرغم من إمكانية إجراء بعض التحليل للبيانات، فإن أساس التوقعات هو حكم ذاتي بطبيعته.

وتعد طريقة ديلفي (Delphi Method) من أكثر الطرائق شيوعاً واستخداماً من بين أساليب التنبؤ النوعية، تم تطوير هذه التقنية من قبل شركة RAND في عام (1967)¹ على يد (Norman Dalkey)، وهي تقوم على توظيف لجنة من الخبراء يُفترض أنهم على دراية كاملة بالمشكلة، بحيث يتم فصل أعضاء الفريق فعلياً لتجنب تأثر مداولاتهم إما عن طريق الضغوط الاجتماعية أو من خلال فرد واحد مهيمن، ومن ثم يقوم كل عضو من أعضاء الفريق بالإجابة عن استبيان يحتوي على سلسلة من الأسئلة ويعيد المعلومات إلى المنسق، وبعد الانتهاء من الإجابة عن الاستبيان الأول يتم تقديم الأسئلة اللاحقة إلى أعضاء اللجنة والإجابة عليها بالإضافة إلى معلومات حول آراء الفريق كمجموعة، وهذا يسمح لأعضاء اللجنة بمراجعة توقعاتهم المتعلقة بآراء المجموعة بأكملها، وبعد سلسلة من المناقشات من المتوقع أن آراء الخبراء تتقارب من بعضها وتنتهي إلى توافق بالإجماع على رأي معين، وفي حال عدم التوصل إلى توافق في الآراء فإنه يتم تضمين الاختلافات المدعومة بالمبررات ضمن النتيجة.

4. مراحل تطبيق التنبؤ:

تتضمن عملية التنبؤ عادة إجراء خطوات عدة (مراحل) أساسية يمكن تلخيصها في خمس نقاط

بما يأتي:²

• المرحلة الأولى: تعريف المشكلة (تحديدها): تكون هذه المرحلة غالباً من أصعب المراحل في

عملية التنبؤ، حيث تتطلب مرحلة تحديد المشكلة بعناية فهم طريقة استخدام التنبؤات، ومن الذي

¹ : Dalkey, N. C. (1967). " DELPHI ", RAND CORPORATION SANTA MONICA CA , No. P-3704.

² : Hyndman R., Athanasopoulos G., (2018), " Forecasting: Principles and Practice ", textbook, 2 ND Edition, Published by AMAZON, p:15.

يتطلب التنبؤ، وكيفية ملاءمة وظيفة التنبؤ داخل المنظمة التي هي بحاجة إلى القيام بعملية التنبؤ. ويحتاج المتخصص في التنبؤ إلى قضاء وقت في التحدث مع كل شخص يشارك في جمع البيانات والحفاظ على قواعد البيانات واستخدام التنبؤات للتخطيط المستقبلي.

● **المرحلة الثانية: جمع المعلومات:** حيث يوجد نوعان رئيسان عموماً من المعلومات: المعلومات التي نحصل عليها من البيانات الإحصائية - أي باستخدام الأساليب الكمية - ومعلومات الخبرة المتراكمة للأشخاص الذين يجمعون البيانات، والقيام بعملية التنبؤ أي باستخدام الأساليب النوعية.

● **المرحلة الثالثة: إجراء عملية التحليل الأولي (تحليل استكشافي):** تبدأ هذه المرحلة دائماً بالنظر إلى انتشار البيانات من خلال رسم الأشكال البيانية، حيث يلاحظ فيها النقاط الآتية: هل هناك أنماط ثابتة تتكرر؟ هل هناك اتجاه عام واضح في البيانات؟ هل يوجد موسمية واضحة في البيانات؟ هل هناك دليل على وجود دورات تجارية؟ هل هناك أية قيم متطرفة تحتاج إلى تفسير من قبل ذوي المعرفة المتخصصة؟ ما مدى قوة العلاقات بين المتغيرات المتاحة للتحليل؟... إلخ.

● **المرحلة الرابعة: تحديد النماذج المناسبة وبنائها:** إن النموذج الأفضل للتنبؤ (الذي يتم تقدير معاملته بناءً على البيانات التاريخية) يعتمد بشكل أساسي على قوة العلاقة بين المتغير المتنبأ به (التابع) والمتغيرات التفسيرية (المستقلة)، كما يعتمد على الأسلوب الذي يتم على أساسه التنبؤ، ومن الشائع المقارنة بين اثنين أو ثلاثة من النماذج المحتملة. كل نموذج هو في حد ذاته عبارة عن بناء اصطناعي يستند إلى مجموعة من الافتراضات (صريحة وضمنية)، ويتضمن عادة واحداً أو أكثر من المعاملات التي يجب تقديرها باستخدام البيانات التاريخية المعروفة. وهناك العديد من النماذج التي يتم الاعتماد على البيانات التاريخية في بنائها، مثل:

نماذج الانحدار ونماذج لتمهيد الأسى ومنهجية بوكس جينكز وشعاع الانحدار الذاتي...الخ، بالإضافة إلى العديد من أساليب التنبؤ المتقدمة مثل أساليب الذكاء الصناعي والتي تعد الشبكات العصبونية الاصطناعية من الأساليب الأكثر شيوعاً في التنبؤ.

- **المرحلة الخامسة: استخدام نموذج التنبؤ وتقييمه:** بمجرد تحديد النموذج الذي يناسب البيانات يتم القيام بحساب التنبؤات ومقارنتها مع القيم الفعلية، وهناك العديد من المعايير التي تقيس دقة التنبؤ والتي يتم على أساسها أيضاً المفاضلة بين النماذج المختارة، وسيتطرق في الفقرة الآتية إلى أهم معايير قياس دقة التنبؤ وأكثرها شيوعاً.

5. قياس دقة التنبؤ:

لا يمكن تحديد دقة التنبؤ إلا من خلال النظر في مدى جودة أداء النموذج المستخدم على بيانات (مشاهدات) جديدة، أي على بيانات لم تدخل ضمن البيانات الأصلية المستخدمة في بناء معاملات النموذج، لذا من الشائع فصل البيانات المتاحة إلى قسمين، قسم يسمى بيانات التدريب وقسم يسمى بيانات الاختبار، إذ يستخدم بيانات التدريب لتقدير معاملات نموذج التنبؤ، بينما تُستخدم بيانات الاختبار لتقدير دقتها، ونظراً لعدم استخدام بيانات الاختبار في بناء معاملات النموذج فإنه يجب أن يقدم هذا النموذج مؤشراً موثقاً (معنوي) عن مدى قدرته على التنبؤ بالبيانات الجديدة.

يكون حجم مجموعة الاختبار عادة حوالي 20% من إجمالي حجم (مشاهدات) العينة، ومن الناحية المثالية يجب أن تكون مجموعة الاختبار في الأقل بنفس الحد الأقصى لأفق التنبؤ المطلوب، وينبغي ملاحظة النقاط الآتية:¹

- النموذج المناسب للبيانات في مرحلة التدريب ليس من الضرورة أن يكون قادراً بشكل قاطع على التنبؤ جيداً في مرحلة الاختبار.

¹ : Hyndman R., Athanasopoulos G., (2018), op. cit., p:77.

- يمكن الحصول على نموذج مناسب للبيانات باستخدام معلمات (بارامترات) كافية.
- إن الإفراط الزائد في محاولة ملاءمة النموذج للبيانات بزيادة البارامترات كثيراً سيؤدي إلى نتائج سيئة حاله حال الإخفاق في تحديد نمط منتظم للبيانات.

وهناك العديد من المقاييس الإحصائية التي تصف مدى ملاءمة النموذج المستخدم لعينة معينة من البيانات، كما يمكن استخدام هذه المقاييس للمفاضلة بين نماذج عدة. وفيما يأتي عرض لأهم هذه المقاييس وأكثرها شيوعاً:¹

عادةً ما يتم تقييم أداء نموذج التنبؤ باستخدام أخطاء التنبؤ (البواقي)، ويتمثل خطأ التنبؤ بالفرق بين القيمة الفعلية والقيمة المتوقعة (المتنبأ بها)، ويمكن التعبير عن خطأ التنبؤ لفترة واحدة (مشاهدة واحدة) من خلال العلاقة (1-2) التالية:

$$e_t(1) = y_t - \hat{y}_t(t-1) \dots \dots \dots (1-2)$$

حيث أن:

$e_t(1)$: خطأ التنبؤ في الفترة t .

$\hat{y}_t(t-1)$: هي القيمة المتوقعة (المتنبأ بها) للمتغير y في الفترة t بناءً على الفترة $(t-1)$

أي قبل فترة واحد.

ولنفترض وجود عدد من المشاهدات (n مشاهدة) وتم حسبت القيم المتنبأ بها وأخطاء التنبؤ عند كل مشاهدة من هذه المشاهدات، عندها سيستخدم مقياس متوسط الأخطاء (متوسط البواقي) والمعبر عنه في العلاقة (2-2) الآتية:

$$\text{Mean Error} = \text{ME} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t(1) \dots \dots \dots (2-2)$$

¹ : Montgomery D., Jennings C., Kulahci M.,(2015), op, cit., pp: 65-69.

حيث: ME: المتوسط الحسابي للأخطاء $e_t(1)$.

وبناءً على ما سبق فإن متوسط الانحراف المطلق (متوسط خطأ التنبؤ المطلق) mean absolute deviation ومتوسط مربع الأخطاء mean squared error يمكن التعبير عنهما من خلال العلاقتين (2-3) و (2-4) على التوالي:

$$\text{Mean Absolute Deviation} = \text{MAD} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t(1)| \dots \dots \dots (3-2)$$

$$\text{Mean Squared Error} = \text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n [e_t(1)]^2 \dots \dots \dots (4-2)$$

إن متوسط خطأ التنبؤ (ME) والمعبر عنه بالعلاقة (2-2) يمثل تقدير للقيمة المتوقعة لخطأ التنبؤ، وبالتأكيد فإن خطأ التنبؤ نأمل أن يتناهى إلى الصفر، فإذا اختلف متوسط خطأ التنبؤ (ME) بشكل ملحوظ عن الصفر عند استخدام نموذج التنبؤ في توليد سلسلة من التنبؤات فقد يكون هذا مؤشراً على تغير السلسلة الزمنية الأساسية (التي تم الاعتماد عليها في بناء النموذج) بطريقة ما ولم يتأقلم نموذج التنبؤ مع هذا التغير، وبالتالي فإنه يتم توليد توقعات (تنبؤات) متحيزة.

بالمقابل فإن كلاً من متوسط الانحراف المطلق المعبر عنه في العلاقة (2-3) ومتوسط مربع الأخطاء والمعبر عنه بالعلاقة (2-4) يقيسان مدى انحراف القيم المتنبأ بها عن القيم الفعلية، ومن ثم فإن دقة التنبؤ تتناسب عكساً مع تباين الأخطاء طبعاً.

كذلك نجد أنه بهدف مقارنة أداء التنبؤ بين مجموعات مختلفة من البيانات يستخدم مقياس خطأ

التنبؤ النسبي $re_t(1)$ والذي يمكن توضيحه من خلال العلاقة (2-5) الآتية:

$$re_t(1) = \left(\frac{y_t - \hat{y}_t(t-1)}{y_t} \right) \times 100 = \left(\frac{e_t(1)}{y_t} \right) \times 100 \dots \dots \dots (5-2)$$

إن العلاقة السابقة تقيس خطأ التنبؤ النسبي لفترة واحدة (مشاهدة واحدة)، ويمكن حساب متوسط الخطأ النسبي لسلسلة من المشاهدات (MPE) mean percent forecast error وكذلك متوسط الخطأ المطلق النسبي (MAPE) absolute percent forecast error من خلال العلاقتين (6-2) و (7-2) على التوالي:

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n re_t(1) \dots \dots \dots (6-2)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |re_t(1)| \dots \dots \dots (7-2)$$

إن المقاييس السابقين يكونان منطقيين فقط إذا كانت السلسلة الزمنية (y_t) لا تحتوي على قيم صفرية وإلا فإنه لا يمكن تطبيقهما.

إضافة إلى المقاييس السابقة فإن هناك بعض المعايير التي تستخدم أيضاً للمفاضلة بين النماذج واختيار النموذج الأنسب للتنبؤ وتسمى معايير المعلومات، وسيطرق في ما يأتي إلى المعيارين الأكثر شيوعاً من الناحية التطبيقية:

- معيار أكايكي: Akaike Information Criterion (AIC):¹ تعود تسمية هذا المعيار باسم: معيار أكايكي للمعلومات، نسبة للإحصائي الياباني الذي صاغه وقدمه في مقاله عام (1974).² ويقوم هذا المعيار على تقدير الجودة النسبية لكل نموذج من النماذج الإحصائية المستخدمة في التنبؤ نسبة للنماذج الأخرى وذلك لمجموعة معينة من البيانات، وبهذا فهو يوفر وسيلة لانتقاء النموذج الأفضل، ووفق هذا المعيار يُفضّل النموذج ذو القيمة الأقل من بين النماذج الأخرى، لأن معيار (AIC) يعتمد على قياس نسبة المعلومات المفقودة عند مقارنة البيانات الفعلية مع البيانات

¹: Burnham, K. P.; Anderson, D. R., (2002)، "Model Selection and Multimodel Inference: A practical information-theoretic approach"، (2nd ed.)، Springer-Verlag, New York, pp:61-64.
²: Akaike, H. (1974), "A new look at the statistical model identification", *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19 (6): 716-723.

المولدة بواسطة النموذج تحت التقييم، وبالمقابل فإنه يُستخدم أيضاً للمفاضلة بين ملاءمة نموذج التنبؤ ودرجة تعقيده.

إن معيار (AIC) لا يعطي قيمة مطلقة عن جودة النموذج، فهو ليس اختصاراً احصائياً بحيث نستطيع اعتماداً عليه قبول أو رفض ملاءمة النموذج، وبالتالي فإذا كانت جميع النماذج التي يقارن بينها سيئة من حيث ملاءمتها للتنبؤ فإن هذا المعيار سيفاضل نسبياً بين هذه النماذج لتحديد الأفضل بالرغم من أن النموذج الأفضل نسبياً سيكون ضعيفاً من الناحية المطلقة، وبالتالي يجب بذل أقصى جهد لضمان أن تكون مجموعة النماذج قائمة على أسس سليمة.

ويمكن حساب قيمة هذا المعيار من خلال العلاقة (8-2) الآتية:

$$AIC = 2K - 2\text{Ln}(\hat{L}) \dots \dots \dots (8-2)$$

حيث أن:

K: عدد البارامترات.

Ln: اللوغاريتم الطبيعي.

(\hat{L}): القيمة العظمى للدالة الاحتمالية للنموذج.

كذلك فإنه يمكن حساب قيمة هذا المعيار أيضاً باستخدام طريقة المربعات الصغرى وذلك عندما يكون توزيع بواقي النموذج يتبع التوزيع الطبيعي، كما هو موضح في العلاقة (8-3) الآتية:

$$AIC = n \log(\sigma^2) + 2K \dots \dots \dots (9-2)$$

حيث أن:

σ^2 : تباين أخطاء التنبؤ (MSE).

K: عدد بارامترات النموذج (المعاملات).

• معيار (BIC): Bayesian Information Criterion: إن معيار (BIC) للمعلومات أو كما يسمى أيضاً معيار Schwarz Information Criterion (SIC)¹ هو معيار لاختيار النموذج الأفضل من بين مجموعة من النماذج، ووفق هذا المعيار يُفضّل النموذج ذو القيمة الأقل من بين النماذج الأخرى مثله في ذلك مثل معيار (AIC)، ويرتبط هذا المعيار ارتباطاً وثيقاً بمعيار (AIC)، ويمكن التعبير عنه من خلال العلاقة (10-2) الآتية:²

$$BIC = \ln(n)k - 2\ln(\hat{L}) \dots \dots \dots (10-2)$$

حيث أن:

K: عدد البارامترات.

n: عدد المشاهدات.

Ln: اللوغاريتم الطبيعي.

(\hat{L}): القيمة العظمى للدالة الاحتمالية للنموذج.

ومن الملاحظ بمقارنة العلاقتين (8-2) و (10-2) أن معيار (BIC) قد وضع قيوداً على عدد البارامترات أكثر من معيار (AIC).

6. مداخل ونماذج التنبؤ في الأسواق المالية:

إن نماذج التنبؤ في سوق الأوراق المالية قد حققت تقدماً كبيراً خلال السنوات الأخيرة، ويوجد مدخلان أساسيان عموماً لتحليل سوق الأوراق المالية بشأن التنبؤ بها، وفي ما يأتي عرض مقتضب لمداخل تحليل سوق الأوراق المالية وأهم نماذج التنبؤ المستخدمة فيها:

¹ : Schwarz, Gideon E. (1978), "Estimating the dimension of a model", *Annals of Statistics*, 6 (2): 461–464.

² : Wit, Ernst; Edwin van den Heuvel; Jan-Willem Romeyn (2012). "All models are wrong...": an introduction to model uncertainty". *Statistica Neerlandica*. 66 (3): 217–236.

أولاً: مداخل تحليل سوق الأوراق المالية¹: يوجد مدخلان رئيسان عموماً في مجال تحليل سوق

الأوراق المالية، وهما التحليل الأساسي والتحليل الفني.

إن التحليل الأساسي هو أسلوب لتقييم الشركة ومن ثم اتخاذ قرارات الاستثمار عن طريق تحليل العوامل الأساسية التي تؤثر في قيمة الشركة واحتمالاتها (آفاقها) المستقبلية. ويتمثل الافتراض الرئيس في التحليل الأساسي بأن أسعار الأسهم لا تعكس قيمة الشركة في المدى القصير، ولكنها ستعود في النهاية إلى قيمتها الحقيقية، إنها طريقة قوية لاختيار الأسهم الفردية، وفهم مجموعة الصناعة ذات الصلة، وإجراء استثمارات طويلة الأجل.

وعلى خلاف التحليل الأساسي الذي يدرس محددات حركة السوق، فإن التحليل الفني يؤكد على سلوك السوق نفسه والذي يمكن تطبيقه عالمياً على مختلف الأسهم والأدوات المالية، ويفترض التحليل الفني أن أسعار الأسهم تعكس جميع المعلومات في السوق وأن أنماط الأسعار ستكرر نفسها من وقت لآخر، ويتم التحليل الفني عادة على شكل رسوم بيانية ومؤشرات فنية ومذبذبات. ونظراً لحساسيته تجاه حركة السوق فهو يُستخدم على نطاق واسع في التداول على المدى القصير. ويشرح التحليل الأساسي عموماً أسباب تحركات أسعار الأسهم، بينما يركز التحليل الفني على وقت الدخول والخروج.

ومع ذلك فإن التحليلات الأساسية والفنية في حد ذاتها لها عيوب، ففي التحليل الأساسي تتركز الانتقادات الشائعة بشكل رئيسي على الذاتية الكاملة، وطبيعة التحليل التي تستغرق وقتاً طويلاً، ونموذج محدد للغاية لبعض الشركات أو الصناعات، والعديد من المتغيرات الاقتصادية المتداخلة. بينما تشمل عيوب التحليل الفني الافتقار إلى الأساس النظري، وعدم ملاءمتها للحياة طويلة الأجل، لذلك يُعتقد أن الجمع بين هذين النهجين سيحقق فعالية وكفاءة أعلى.

¹ : Zheng X., Chen B., (2013), "Stock Market Modeling and Forecasting", Springer-Verlag, London, p:4.

ومع تطور نظرية النمذجة ظهرت هناك الكثير من المعلومات المتعلقة بنماذج التحليل والتنبؤ. فهناك ميل (نزعة) إلى أن الحد الفاصل بين التحليل الفني والأساسي يصبح من الصعب تمييزه، وبالتالي لن يتم تصنيف النموذج كتحليل أساسي أو فني، ولكن سيتم النظر في البيانات الأساسية أو البيانات الفنية التي سيتم تضمينها في النموذج.

تشتمل البيانات الأساسية عادة على متغيرات من الاقتصاد الكلي (مثل: سعر الفائدة، والعملات، ومؤشر أسعار المستهلك، ومؤشر أسعار المنتجين)، وقطاع الصناعة، والشركة نفسها (مثل: توزيع الأرباح، والنمو، وهامش الربح). بينما تحتوي البيانات الفنية على متغيرات أقل بكثير من البيانات الأساسية فهي تشمل فقط أسعار الافتتاح والإغلاق وأعلى سعر وأدنى سعر وأحجام التداول. ومن خلال تحويل ودمج هذين النوعين من البيانات فإنه يتوافر الآن العديد من نماذج وأساليب التنبؤ في الأسواق المالية باستخدام هذه البيانات.

إن النماذج الاقتصادية التقليدية مثل نموذج تسعير الأصول الرأسمالية (CAPM)¹ ونموذج بلاك-شولز (Black-Scholes model)² بمثابة أدوات مفيدة في تسعير الأسهم (الأصول)، ولكن ثبت أنها غير مناسبة في تحليل الظواهر المعقدة، ونتيجة لذلك، تدمج النظريات والأساليب من التخصصات الأخرى تدريجياً مع هذه النماذج الاقتصادية لتعزيز أدائها. على سبيل المثال، نماذج من تحليل السلاسل الزمنية، الفيزياء، الذكاء الصناعي ونظرية النظم كلها أدوات قوية لتسهيل تحليل السوق. وستعطى في الفقرة التالية نظرة عامة عن أهم نماذج التنبؤ في السوق المالي.

¹ : Sharpe, W.F. (1964), "Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk". *Journal of Finance*, 19(3), pp: 425-442.

² : Black, F., Scholes, M., (1973), "The pricing of options and corporate liabilities", *Journal of Political Economy*, 81(3), pp: 637-654.

ثانياً: نماذج التنبؤ في الأسواق المالية:

يمكن تصنيف النماذج التقليدية في تحليل السلاسل الزمنية المستخدمة للتنبؤ في السوق المالي تقريباً إلى نوعين أساسيين: النماذج أحادية المتغير والنماذج متعددة المتغيرات. ففي النماذج أحادية المتغير، يستخدم كل من نموذج الانحدار الذاتي (AR) autoregressive، ونموذج المتوسط المتحرك (MA) Moving Average ونموذج يجمع بين النموذجين السابقين ويطلق عليه نموذج الانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك autoregressive moving average (ARMA)، ويعد هذا النموذج من النماذج الأكثر شيوعاً.

كل هذه النماذج السابقة الذكر تفترض أن السلسلة الزمنية هي عمليات عشوائية ثابتة (ساكنة). وإذا تم استخدام نموذج ARMA لنمذجة سلسلة زمنية غير ساكنة فلا بد من أخذ الفروق للسلسلة الزمنية لتحويلها إلى سلسلة زمنية ساكنة وعندها فإنه يطلق على النموذج اسم: autoregressive integrated moving average نموذج الانحدار الذاتي المتكامل والمتوسط المتحرك (ARIMA).

تفترض النماذج سابقة الذكر (أحادية المتغير) أن السلسلة الزمنية تعكس جميع المعلومات المفيدة بما في ذلك تأثيرات المتغيرات التفسيرية الأساسية. ومن أجل فحص وجود ارتباط لسوق الأسهم بالمتغيرات الاقتصادية الأخرى توسع هذه النماذج لتصبح متعددة المتغيرات. وإن أكثر هذه النماذج شيوعاً هو نموذج المتوسط المتحرك متعدد المتغيرات (MARMA). وبين النماذج متعددة المتغيرات أيضاً نموذج vector autoregressive شعاع الانحدار الذاتي (VAR).¹

إن جميع النماذج المذكورة أعلاه تفترض الثبات في تباين السلسلة الزمنية. لكن التباين في السلاسل الزمنية المالية يتصف غالباً بعدم الثبات مع مرور الوقت (عدم التجانس) وخاصة في السلاسل الزمنية لعوائد الأسهم، لذا فقد تم التوصل إلى نموذج يأخذ بالاعتبار عدم الثبات في

¹ : Campbell, J.Y., Ammer, J., (1993), "What moves the stock and bond markets? A variance decomposition for long-term asset returns". *Journal of Finance* 48(1),pp: 3-37.

التباين وهو ما يطلق عليه نموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم ثبات تباين الأخطاء (ARCH)¹ autoregressive conditional heteroscedasticity إضافة إلى جميع النماذج الأخرى التي تنتمي إلى أسرة نماذج (ARCH).

وبالتالي أصبحت هناك أدوات واسعة للتعامل مع إدارة مخاطر السوق المالي، ومع ذلك، وبسبب الافتراضات التي تقوم عليها هذه النماذج لا تزال غير كافية لمحاكاة سلوك السوق ككل، وبالتالي لابد من البحث عن تقنيات جديدة لمحاكاة سلوك السوق بشكل أفضل.

مجموعة أخرى من التقنيات المستخدمة للتنبؤ في السوق المالي تتمثل في الذكاء الصناعي، من مثل الشبكات العصبونية الاصطناعية (ANN) -artificial neural networks- بما تتميز به من قدرة على محاكاة العلاقات غير الخطية المعقدة بين المدخلات الممثلة بالعوامل المؤثرة والمخرجات الممثلة بالهدف، حيث حققت الشبكات العصبونية الاصطناعية نتائج جيدة في التنبؤ في السوق المالي، وأسهمت في تطوير أنظمة تداول الأسهم. حيث إذ أنشئ أول نظام تداول على أساس شبكة عصبونية اصطناعية اعتماداً على خوارزمية تعلم تكميلية من قبل Kimoto وآخرين² بالتطبيق على بورصة Tokyo، حيث ناقشت هذه الورقة بناء نظام للتنبؤ بتوقيت بيع وشراء الأسهم في بورصة Tokyo وذلك اعتماداً على التنبؤ بمؤشر أسعار سوق Tokyo المالي، ويستند هذا النظام على الشبكات العصبونية الاصطناعية وحققت تنبؤات دقيقة، كما أظهرت المحاكاة على الأسهم إمكانية تحقيق أرباح عالية. ومن الدراسات الأخرى نجد كذلك دراسة Jang وآخرين³ ودراسة Motiwalla and Wahab¹ وغيرها.

¹ : Engle, R.F., (1982), "Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of variance of" *United Kingdom inflation. Econometrica* , 50(4), pp:987-1008.

² : Kimoto, T., Asakawa, K., Yoda, M., Takeoka, M.(1990), "Stock market prediction system with modular neural networks. In: *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*", San Diego, vol. 1, pp: 1-6.

³ : Jang, G.-S., Lai, F., Jiang, B.-W., Chien, L.-H. (1993), "Intelligent stock trading decision support system with price trend prediction and reversal recognition using dual-module neural networks", *Journal of Applied Intelligence*. 3, pp: 225-248.

وأخيراً فإنه يتم استخدام النماذج الهجينة -Hybrid Model- للتنبؤ بأسواق المال والتي تجمع بين نموذجين أو أكثر من نماذج التنبؤ وذلك بهدف التوصل إلى دقة تنبؤ أعلى والاستفادة من مزايا وقوة كل نموذج من النماذج الداخلة في التهجين. ومن بين الدراسات التي استخدمت النماذج الهجينة للتنبؤ في أسواق المال على سبيل المثال لا الحصر نجد دراسة Siddique وآخرون² ، وكذلك دراسة Wu وآخرين³ وذلك بالتطبيق على مؤشر البورصة الصينية (مؤشر Shanghai). وكذلك دراسة Kristjanpoller وآخرون⁴ للتنبؤ بأسعار ال Bitcoin.

ولابد من الإشارة إلى أن أساليب ونماذج التنبؤ في السوق المالي لا تقتصر على ما تم التطرق إليه سابقاً، فقد تطرق إلى أكثر هذه النماذج شيوعاً، فهناك العديد من نماذج التنبؤ -على سبيل المثال لا الحصر- التي تندرج ضمن أساليب الذكاء الصناعي والتي يتم فيها استخدام خوارزميات متنوعة لتحليل حركة السوق المالي، إضافة إلى نظرية التمويل السلوكي والذي يهدف إلى دراسة التحيز النفسي للمستثمرين وما يترتب على ذلك من تأثيرات في السوق، حيث تؤدي هذه الفكرة إلى تطوير نماذج تجمع بين علم الاقتصاد وعلم النفس وعلم النظم.

¹ : Motiwalla, L.,Wahab,M. (2000), "Predictable variation and profitable trading of US equities: A trading simulation using neural networks", *Computers and Operations Research*, 27(11-12), pp:1111-1129.

² : Siddique M., Panda D., Das S., Mohapatra S., (2017), " A HYBRID FORECASTING MODEL FOR STOCK VALUE PREDICTION USING SOFT COMPUTING TECHNIQUE ", *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, Volume 117 No. 19, pp:357-363.

³: Wu C., Luo P., Li Y., Wang L., Chen K., (2015), " Stock Price Forecasting: Hybrid Model of Artificial Intelligent Method", *Engineering Economics*, 26(1), pp:40-48.

⁴ : Kristjanpoller, Werner, and Marcel C. Minutolo, (2018), "A hybrid volatility forecasting framework integrating GARCH, artificial neural network, technical analysis and principal components analysis." *Expert Systems with Applications* 109, pp: 1-11.

المبحث الثاني

النماذج القياسية للسلاسل الزمنية

تمهيد:

تتكون السلسلة الزمنية من مجموعة من المشاهدات التاريخية لمتغير ما خلال فترة زمنية معينة، مثل بيانات أسعار الأسهم، عرض النقد، مؤشر أسعار المستهلك، الناتج المحلي الإجمالي¹.... الخ.

إن الهدف الأساسي من دراسة السلسلة الزمنية لمتغير ما هو تحليل سلوك هذا المتغير عبر الزمن في محاولة للخروج بنمط محدد يمكن الاعتماد عليه للتنبؤ بالسلوك المستقبلي للمتغير المدروس وذلك بافتراض أن الأحداث الماضية يمكن أن تؤثر في الأحداث المقبلة، وبما أن التسلسل التاريخي لترتيب مشاهدات السلسلة الزمنية من المُحتمل أن ينقل معلومات مهمة فإن الإبطاء في سلوك المتغير يعد سائداً في تحليل السلاسل الزمنية بشكل عام والسلاسل الزمنية المالية بشكل خاص، حيث أن معظم السلاسل الزمنية الاقتصادية وغيرها من السلاسل الزمنية ترتبط ارتباطاً قوياً مع تاريخها السابق.

هناك العديد من النماذج التي تستخدم في تحليل السلاسل الزمنية، وقد شهدت هذه النماذج تطوراً كبيراً خلال السنين الماضية، من مثل نموذج الانحدار الذاتي (AR) autoregressive، ونموذج المتوسط المتحرك (MA) Moving Average ونموذج يجمع بين النموذجين السابقين والذي يطلق عليه نموذج الانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك autoregressive moving

¹ : السواعي، خالد محمد، (2012)، " EvIEWS والقياس الاقتصادي"، الطبعة الأولى، دائرة المكتبة الوطنية، عمان، الأردن، ص (30).

average (ARMA) والذي يفترض ثبات التباين، وصولاً إلى نماذج يمكن الاعتماد عليها في حالة عدم ثبات التباين (ARCH) autoregressive conditional heteroscedasticity. إضافة إلى العديد من النماذج الأخرى والتي تم التطرق إلى بعضها في فقرة مداخل ونماذج التنبؤ في الأسواق المالية في المبحث الأول من هذا الفصل.

ونظراً إلى تعدد النماذج القياسية المستخدمة في تحليل السلاسل الزمنية سيتطرق في هذا المبحث إلى أهم النماذج القياسية لتحليل السلاسل الزمنية المالية وأكثرها شيوعاً والتي ستستخدم في هذه الدراسة، بدءاً من عرض منهجية Box & Jenkins ومراحل بناء النموذج وصياغته الرياضية، وصولاً إلى نماذج (ARCH) والفرضيات التي تعتمد عليها، ومراحل تطبيقها.

1. منهجية بوكس - جينكينز Box-Jenkins:

تم تقديم هذه المنهجية من قبل كلٍ من GEORGE E.P. BOX و GWILYM M. JENKINS في كتابهما الشهير في تحليل السلاسل الزمنية "Time Series Analysis Forecasting & control" في عام (1976)¹، وبالرغم من مرور سنوات عديدة على تقديمها إلا أنَّ منهجية Box-Jenkins تعد من المناهج الحديثة في تحليل السلاسل الزمنية وأكثرها شيوعاً، حيث تُستخدم للتنبؤ على المدى القصير - short-term forecasting - وهي تعتمد على الارتباط الذاتي بين المشاهدات للمتغير المدروس عبر الزمن.

تتضمن هذه المنهجية سلسلة من الخطوات الرسمية، تشمل تحديد نموذج مبدئي وتطبيق مجموعة من الاختبارات التشخيصية لتقييم مدى ملاءمة النموذج.

لقد بيَّن Box-Jenkins في كتابهما "Time Series Analysis Forecasting & contro" بمختلف إصداراته مراحل تطبيق هذه المنهجية بشكل مفصّل حيث تمثلت في الآتي:²

- فحص استقراره السلسلة الزمنية، وتطبيق التحويلات اللازمة لجعلها مستقرة إن لم تكن كذلك.
- تحديد النموذج المناسب من نماذج (ARIMA).
- تقدير معاملات النموذج.
- تشخيص النموذج (اختبار ملاءمته لبيانات السلسلة الزمنية).
- التنبؤ باستخدام النموذج المحدد.

وفيما يأتي سيتطرق باختصار إلى بعض النقاط ذات الصلة بتطبيق هذه المنهجية.

¹ : Box, G. E. P. & Jenkins, G. M. (1976), "Time Series Analysis Forecasting and Control", Revised Edition., Holden-Day, California.

² : Box, G. E. P. & Jenkins, G. M. & Reinsel, G.C. (1994), "Time Series Analysis Forecasting and Control", Third Edition., Prentice-Hall, Inc., New jersey.

1.1. استقراريه السلسلة الزمنية:¹

1.1.1. مفهوم الاستقرارية: يفترض تحليل انحدار بيانات السلاسل الزمنية وجود قيد يتمثل بكون السلسلة الزمنية المدروسة مستقرّة، وعموماً فإن السلسلة الزمنية تكون مستقرّة إذا كان متوسطها وتباينها ثابتاً مع مرور الوقت، وتعتمد قيمة التباين بين فترتين زمنيتين فقط على الفجوة بين الفترتين وليس على الوقت الفعلي الذي يحسب فيه التباين المشترك، وتعتبر السلسلة الزمنية مثلاً لما يسمى: العملية العشوائية، وهي سلسلة من التغيرات العشوائية مرتبة في وقت معين.

2.1.1. أهمية دراسة استقرارية السلسلة الزمنية:

هناك أسباب عدة تستدعي دراسة استقرارية السلسلة الزمنية قيد الدراسة:

أولاً: إذا كانت السلسلة الزمنية غير مستقرّة، فيمكننا دراسة سلوكها فقط خلال الفترة قيد الدراسة، وبناءً عليه فإن كل سلسلة زمنية ستشكل جزءاً من حدث أو واقعة عرضية، ونتيجة لذلك، لا يمكن تعميمها على فترات زمنية أخرى، كما أن نتائج التنبؤ بناءً على سلسلة زمنية غير مستقرّة ستكون من الناحية التطبيقية ذات قيمة ضعيفة.

ثانياً: في حال وجود سلسلتين زمنيتين (أو أكثر) غير مستقرتين، فإن تحليل الانحدار الذي يتضمن سلسلة زمنية كهذه قد يؤدي إلى ظاهرة انحدار زائف أو وهمي. بمعنى أنه في حال انحدار سلسلة زمنية غير مستقرّة مقابل سلسلة زمنية (واحدة أو أكثر) غير مستقرّة، فقد تكون قيمة (R^2 : معامل التحديد) عالية وقد تكون بعض أو جميع معاملات الانحدار ذات دلالة إحصائية على أساس اختبارات (T) و (F) المعتادة. إلا أنه في حالة السلسلة الزمنية غير المستقرّة لا يمكن الاعتماد على هذه الاختبارات بدقة، لأن هذه الاختبارات تفترض ضمناً استقرارية السلسلة الزمنية.

¹ : Gujarati, D., (2011), "Econometrics by Example", Palgrave Macmillan, Palgrave® and Macmillan® are registered trademarks in the United States, the United Kingdom, Europe and other countries, pp:206-217.

3.1.1. اختبارات فحص استقرارية السلسلة الزمنية: للأسباب التي ذكرت في أهمية دراسة استقرارية

السلسلة الزمنية من المهم معرفة ما إذا كانت السلسلة الزمنية مستقرة أم لا.

هناك ثلاث طرائق بشكل أساسي لفحص استقرارية السلسلة الزمنية: (1) التحليل البياني، (2)

دالة الارتباط الذاتي، (3) اختبار جذر الوحدة.

• التحليل البياني: يُمكن استخدام التحليل البياني لإعطاء صورة مبدئية وعامة عن استقرارية

السلسلة الزمنية، حيث يعطي هذا التحليل العام في كثير من الأحيان فكرة أولية حول ما إذا

كانت السلسلة الزمنية مستقرة أو لا.

• دالة الارتباط الذاتي (ACF): من الممكن أن يكون هناك ارتباط معنوي بين قيمة السلسلة

الزمنية في الفترة (t) مع قيمتها في اليوم السابق (t-1)، أو مع قيمتها قبل فترتين زمنيّتين أو

أكثر، لذا فإنه من خلال دالة الارتباط الذاتي يمكن تحديد مدى امتداد الارتباط المعنوي بين

قيمة السلسلة في الفترة (t) والفترات السابقة، ويمكن تعريف دالة الارتباط الذاتي بتأخر زمني

(d) من خلال العلاقة (11-2) على النحو الآتي:

$$P_k = \frac{\text{covariance at lag } d}{\text{variance}} \dots \dots \dots (11-2)$$

هذا ويمكن استخدام معيار المعلومات Akaike أو Schwarz لتحديد عدد فترات التباطؤ d

(التأخر الزمني). وبدلاً من تقييم المعنوية الإحصائية لمعامل الارتباط الذاتي بشكل فردي، يمكن

معرفة ما إذا كان مجموع مربعات معاملات الارتباط الذاتي ذات دلالة معنوية من خلال إحصائية

Q التي طوّرت بواسطة Box and Pierce، وغالباً ما تُستخدم إحصائية Q لاختبار ما إذا كانت

السلسلة الزمنية عشوائية بحتة أو ضوضاء بيضاء، ويمكن تعريف إحصائية Q من خلال العلاقة

(12-2) الآتية:

$$Q = n \sum_{k=1}^m p_k^2 \dots\dots\dots (12-2)$$

حيث أن: n حجم السلسلة الزمنية، m العدد الإجمالي لفترات الابطاء (التأخر) المستخدمة في حساب دالة الارتباط الذاتي (ACF)، وبالنظر إلى قيم احتمال الإحصائية Q يمكن الحكم على استقرار السلسلة الزمنية.

وقبل المضي قدماً لابد من ذكر نوع خاص من العمليات العشوائية (السلاسل الزمنية) تسمى: الضوضاء البيضاء (white noise) أو كما تسمى أيضاً: العشوائية البحتة (purely random)، ويُطلق على عملية عشوائية مصطلح الضوضاء البيضاء إذا كان متوسطها صفراً وتباينها ثابتاً ولا يوجد ترابط متسلسل بين المشاهدات.

• اختبار جذر الوحدة (unit root test): لقد حظي اختبار جذر الوحدة باستخدام واسع النطاق في فحص استقرار السلسلة الزمنية خلال السنوات الماضية، لذا سيتم شرح المقصود بعملية جذر الوحدة (العشوائية) وذلك فيما يأتي:¹

يمكن كتابة العلاقة التي تمثل نموذج السير العشوائي كما هو موضح في العلاقة (13-2) الآتية:

$$Y_t = pY_{t-1} + u_t \quad -1 \leq p \leq +1 \dots\dots\dots (13-2)$$

وكما نلاحظ أن النموذج الممثل بالعلاقة الرياضية السابقة يشبه العلاقة الرياضية لنموذج الانحدار الذاتي، حيث أن (u_t) تمثل الضوضاء البيضاء للخطأ، وأن (p) هو معامل الانحدار (الميل)

¹ : Gujarati, D., (2004), “Basic Econometrics”, Fourth Edition, The McGraw–Hill, pp: 814-819.

فإذا كان $(p=1)$ هذا يعني وجود جذر وحدة وبالتالي نحن أمام نموذج سير عشوائي (بدون اتجاه عام) أي أن الحالة هي عملية عشوائية غير مستقرة. وهذه هي الفكرة العامة من اختبار الاستقرار من خلال جذر الوحدة.

ولابد من الإشارة إلى أنه في حال كانت السلسلة الزمنية غير مستقرة فإنه يمكن تحويلها إلى سلسلة زمنية مستقرة وذلك بأخذ الفرق الأول بين مشاهداتها، وفي حال لم تكن مستقرة عند الفرق الأول فيتم أخذ الفرق الثاني وهكذا، وعندها تسمى السلسلة الزمنية بالسلسلة الزمنية المتكاملة من الدرجة $(d=1)$ إذا كانت مستقرة عند الفرق الأول، وتكون متكاملة من الدرجة الثانية $(d=2)$ إذا كانت غير مستقرة عند الفرق الأول ولكنها مستقرة عند الفرق الثاني وهكذا...، وأخيراً تكون السلسلة الزمنية متكاملة من الدرجة صفر $(d=0)$ إذا كانت مستقرة وذلك من دون الحاجة إلى تطبيق أية فروق على مشاهداتها.

ولأجل توضيح الاختبارات الخاصة في جذر الوحدة سيتم إجراء بعض التعديلات على العلاقة

السابقة (13-2)، حيث سيطرح (Y_{t-1}) من طرفي العلاقة، فنحصل على العلاقة (14-2) الآتية:

$$Y_t - Y_{t-1} = pY_{t-1} - Y_{t-1} + u_t \dots \dots \dots (14-2)$$

$$= (p-1) Y_{t-1} + u_t \dots \dots \dots (15-2)$$

ويمكن كتابة العلاقة السابقة بشكل مختصر كما هو مبين في العلاقة (16-2) الآتية:

$$\Delta Y_t = \delta Y_{t-1} + u_t \dots \dots \dots (16-2)$$

حيث أن $\delta = (p - 1)$ ، Δ : الفرق الأول بين المشاهدات.

ومن الناحية العملية فإنه بدلاً من تقدير العلاقة (13-2) فإنه يتم تقدير العلاقة (16-2) ويتم اختبار الفرضية العدمية والتي تقترض أن $(\delta = 0)$ ، أي أن $p=1$ وبالتالي وجود جذر الوحدة مما يشير إلى أن السلسلة الزمنية قيد الدراسة غير مستقرة. وفي هذه الحالة _ أي عندما يكون $(\delta = 0)$ _ فإن العلاقة (16-2) يصبح شكلها كما هو موضح في العلاقة (17-2) الآتية:

$$\Delta Y_t = u_t \dots\dots\dots(17-2)$$

من خلال العلاقة السابقة (17-2) نجد أن (u_t) يمثل ضوضاء بيضاء للخطأ.

إذاً يجب اختبار فيما إذا كان $(\delta = 0)$ أم $(\delta \neq 0)$ وهل هو معنوي احصائياً؟ ولماذا لا يطبق اختبار (t) لفحص معنوية (δ) ؟

إن اختبار الفرضية العدمية والتي تنص على أن $\delta = 0$ (أي $\rho = 1$) فإن قيمة (t) الخاصة بتقييم معنوية (δ) للحد (Y_{t-1}) لا تتبع توزيع (t) حتى في العينات الكبيرة، أي أنه لا يمكن تقريبها إلى التوزيع الطبيعي. والبديل لذلك هو استخدام اختبار Dickey-Fuller (DF) test¹

● اختبار ديكي فولر (DF) test Dickey-Fuller test: لقد أظهر Dickey و Fuller أنه في ظل الفرضية العدمية والقائلة بأن $\delta = 0$ ، فإن قيمة (t) المقدره لمعامل الحد (Y_{t-1}) يتبع إحصائية (τ) ، وقد قام هؤلاء الإحصائيين بحساب القيم الحرجة لإحصائية (τ) على أساس محاكاة Monte Carlo. وفي الأدبيات فإن إحصائية (τ) تُعرف باسم اختبار Dickey-Fuller ومن الجدير بالذكر أنه إذا رفضت الفرضية القائلة إن $\delta = 0$ (أي أن السلسلة الزمنية ثابتة)، فيمكننا استخدام اختبار (t) Student.

¹ : Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). "Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root". *Journal of the American statistical association*, vol:74(366a),pp: 427-431.

يتم تقدير اختبار (DF) بثلاث صيغ (أشكال) مختلفة، أي تحت ثلاث فرضيات صفرية مختلفة وذلك فيما يأتي:

$$\Delta Y_t = \delta Y_{t-1} + u_t \dots\dots\dots(18-2)$$

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \delta Y_{t-1} + u_t \dots\dots\dots(19-2)$$

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Y_{t-1} + u_t \dots\dots\dots(20-2)$$

يتمثل الافتراض الأول والمبين في العلاقة الأولى (18-2) بأن السلسلة الزمنية تتبع السير العشوائي بدون اتجاه عام وبدون ثابت، بينما يتمثل الافتراض الثاني والمبين في العلاقة (19-2) بأن السلسلة الزمنية تتبع السير العشوائي مع ثابت (β_1) وبدون اتجاه عام، وأخيراً فإن الافتراض الثالث والمبين في العلاقة (20-2) يتمثل بأن السلسلة الزمنية تتبع السير العشوائي مع وجود ثابت (β_1) واتجاه عام ($\beta_2 t$). وفي جميع الافتراضات الثلاثة السابقة فإنه يتم اختبار الفرضية العدمية (الصفرية) والتي تنص على أن ($\delta = 0$)، فإذا تحقق ذلك فإن ذلك يشير إلى وجود جذر وحدة وبالتالي فإن السلسلة الزمنية تتبع السير العشوائي (غير مستقرة)، بينما الفرضية البديلة تفترض أن ($\delta < 0$; $p < 0$) وبالتالي فإن السلسلة الزمنية لا تتبع السير العشوائي وهي مستقرة. مع ملاحظة أن الافتراض الثاني يحتوي على ثابت وكذلك الافتراض الثالث يحتوي على ثابت واتجاه عام.

إن اختبار Fuller&Dickey الممثل في العلاقات (18-2)، (19-2)، (20-2) السابقة الذكر يفترض أن حد الخطأ العشوائي (u_t) هو عملية ضجّة أو ضوضاء بيضاء، وبالتالي يفترض هذا الاختبار أن الأخطاء العشوائية غير مرتبطة بعضها مع بعض، ولكن في حالة وجود ارتباط بينها فقد قام Fuller&Dickey بتطوير اختبارهما وسُمي اختبار ديكي فولر المطوّر Augmented Dickey

Fuller Test، وذلك بإضافة القيم المتأخرة للمتغير التابع (Yt) للعلاقات الثلاث السابقة (2-18)، (19-2)، (20-2) لتصبح دقيقة.

• اختبار ديكي فوللر المطور¹ (ADF): Augmented Dickey Fuller Test

بافتراض أنه سيتم تقدير معادلة الانحدار الممثلة في العلاقة (2-20) فإن هذه العلاقة وفق اختبار ديكي فوللر المطور (ADF) تصبح من الشكل الآتي:

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Y_{t-1} + \sum_{i=1}^m \alpha_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \dots \dots \dots (21-2)$$

حيث يمثل الحد (ε_t) الضوضاء البيضاء الصافية، وغالباً ما يتم تحديد عدد فترات الإبطاء (التأخير الزمني) التي تضمين في العلاقة السابقة تجريبياً، حيث تتمثل الفكرة بتضمين فترات تباطؤ كافية بحيث يكون الخطأ في العلاقة (2-21) غير مرتبط ذاتياً. ويتم في اختبار ديكي فوللر المطور (ADF) اختبار ما إذا كان ($\delta = 0$) أم لا كما هو الحال في اختبار ديكي فوللر البسيط (DF)، حيث يتبع اختبار ديكي فوللر المطور (ADF) نفس التوزيع المقارب لإحصائية ديكي فوللر البسيط (DF)، لذلك يمكن استخدام نفس القيم الحرجة في اختبار الفرضيات.

¹ : Gujarati, D., (2004), "Basic Econometrics", Op. Cit., p.817.

2.1. نماذج الانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك (AR-MA-ARMA):¹

لكي يتم تقدير نماذج الانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك فإن منهجية Box-Jenkins تفترض أن تكون السلسلة الزمنية مستقرة (غير عشوائية)، كما تفترض هذه المنهجية ثبات التباين، في ما يأتي سنعرض العلاقات التي توضح نموذج الانحدار الذاتي (AR) ونموذج المتوسط المتحرك (MA) ونموذج الانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك (ARMA).

1.2.1. نموذج الانحدار الذاتي Autoregressive model AR(p):

إن نموذج الانحدار الذاتي هو عملية عشوائية تُستخدم للتنبؤ بالقيم المستقبلية، والفكرة الأساسية في هذا النموذج هي إيجاد العلاقة التي تربط قيمة المتغير في فترة ما مع قيمه في الفترات السابقة وذلك من خلال استخدام الانحدار، أي يتم انحدار قيمة المتغير في الفترة (t) على قيمه في الفترات السابقة، ويتم التعبير عن القيمة الحالية للعملية كمجموع خطي من قيمه السابقة إضافة إلى الحد العشوائي وذلك كما يأتي:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \alpha_t \dots \dots \dots (22-2)$$

حيث أن:

Y_t : قيمة المتغير في الفترة (t) وهي القيمة المراد التنبؤ بها (المتغير التابع).

ϕ_1, ϕ_2, ϕ_p : معاملات الانحدار. α_t : حد الخطأ العشوائي (الضوضاء البيضاء).

$Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-p}$: قيم المتغير في الفترات السابقة حتى الفترة (p) وهو ما يسمى بالتأخر الزمني

أو التباطؤ.

¹ : Box, G. E. P. & Jenkins, G. M. & Reinsel, G.C. & Ljung, G.M. (2016), "Time Series Analysis Forecasting and Control", Fifth Edition, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey.pp:52-53.

فعندما يكون $(p=1)$ عندها يسمى نموذج الانحدار الذاتي بنموذج انحدار ذاتي من الدرجة

الأولى (1) AR أي أن قيمة المتغير في الفترة (t) تتحدّر عن قيمته في الفترة السابقة فقط $(t-1)$.

2.2.1. نموذج المتوسط المتحرك $MA(q)$:

في حين أن نموذج الانحدار الذاتي والذي تعتمد فيه قيمة المتغير المتنبئ به في الفترة (t)

على المجموع المرجح للقيم السابقة للمتغير (Weighted sum) إضافة إلى حد الخطأ العشوائي

(الضوضاء البيضاء)، فإنه في نموذج المتوسطات المتحركة تعتمد قيمة المتغير المتنبئ به في الفترة

(t) على القيم العشوائية السابقة لهذا المتغير، وبالتالي فإنه يتم إيجاد علاقة الانحدار الخطي بين

قيمة المتغير في الفترة (t) مع قيم الحد العشوائي (الضوضاء البيضاء) للمتغير في الفترات السابقة

بتأخر زمني (q) . ويتم التعبير عن نموذج المتوسطات المتحركة من خلال العلاقة (23-2) الآتية:

$$Y_t = \alpha_t - \theta_1 \alpha_{t-1} - \theta_2 \alpha_{t-2} - \dots - \theta_q \alpha_{t-q} \dots (23-2)$$

حيث أن:

$\alpha_t, \alpha_{t-1}, \alpha_{t-q}$: الحدود العشوائية الحالية والسابقة والتي تشكل عملية ضجة البيضاء.

$\theta_1, \theta_2, \theta_q$: معاملات نموذج الانحدار والتي تقدر من البيانات.

2.3.1. نموذج الانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك Autoregressive--Moving Average Models:

لتحقيق مرونة أكبر في نمذجة السلسلة الزمنية، من المفيد في بعض الأحيان تضمين نموذج

الانحدار الذاتي (AR) ونموذج المتوسط المتحرك (MA) في نموذج التنبؤ الأساسي، وهذا يعني أن

يكون النموذج الناتج هو نموذج خليط بين نماذج الانحدار الذاتي ونماذج المتوسطات المتحركة

ARMA(p,q). ويمكن التعبير عن هذا النموذج من خلال العلاقة (24-2) الآتية:

$$Y_t = \{ \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} \} + \{ \alpha_t - \theta_1 \alpha_{t-1} - \dots - \theta_q \alpha_{t-q} \} \dots (24-2)$$

من الناحية العملية، يمكن الحصول غالباً على تمثيل مناسب للسلسلة الزمنية المستقرة من خلال نماذج الانحدار الذاتي (AR) أو نماذج المتوسطات المتحركة (MA) أو النماذج المختلطة (ARMA)، وذلك عندما تأخذ (p) و (q) الرتبة 2 أو أقل.

3.1. تقدير رتب النموذج (p,q):¹

لتحديد درجة التباطؤ (p) في نموذج الانحدار الذاتي AR ودرجة التباطؤ (q) في نموذج المتوسطات المتحركة MA فقد اقترح Box & Jenkins الاعتماد على كلٍ من دالة الارتباط الذاتي autocorrelation function (ACF) لتحديد رتبة نموذج المتوسطات المتحركة MA(q)، ودالة الارتباط الذاتي الجزئي partial autocorrelation functions (PACF) لتحديد رتبة نموذج الانحدار الذاتي AR(p). حيث تشكل عدد التباطؤات المعنوية في دالة الانحدار الذاتي الجزئي الرتبة (p) في نموذج الانحدار الذاتي AR، بينما تشكل عدد التباطؤات المعنوية في دالة الانحدار الذاتي الرتبة (q) في نموذج المتوسطات المتحركة MA. وبالتالي فإذا كانت كل من دالة الارتباط الذاتي (ACF) ودالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) تتخفف (تتخامد) تدريجياً بعد عدد من فترات الإبطاء (p,q) فإن النموذج المقترح في هذه الحالة هو نموذج خليط (ARMA) بين نموذج الانحدار الذاتي AR ونموذج المتوسط المتحرك MA.

4.1 تقدير معاملات النموذج:

إن عملية تقدير معاملات النموذج تختلف باختلاف النموذج المُقدر فيما إذا كان انحدار AR ذاتياً فقط أو نموذجاً خليطاً (ARMA)، حيث أنه في حالة نموذج الانحدار الذاتي AR فإنه يمكن استخدام أي برنامج احصائي تتوافر فيه إمكانية تقدير معاملات الانحدار الخطي المتعدد AR(P)،

¹ : Box, G. E. P. & Jenkins, G. M. & Reinsel, G.C. & Ljung, G.M. (2016), Op. Cit., p.183.

بينما في حالة النموذج الخليط (ARMA) فإن تقدير المعاملات يصبح معقداً، وتوجد عدّة خوارزميات مقترحة لتقدير النموذج، حيث يمكن استخدام طريقة الامكانية العظمى (Maximum Likelihood) أو طريقة المربعات الصغرى (Least Square)، هذا وتختلف البرامج الإحصائية في ما بينها بتقدير معاملات النموذج بحسب الطريقة المتبعة لذا فإنها تعطي نتائج متباينة للنموذج نفسه.¹

5.1. تشخيص النموذج (اختبار ملاءمته):²

يشخص النموذج وتختبر مدى ملاءمته للبيانات من خلال دراسة الحد العشوائي الذي يولده النموذج، حيث يُشترط في النموذج الملائم أن يكون الارتباط الذاتي لحد الخطأ العشوائي معدوماً، وبالتالي فإن سلسلة بواقى النموذج تشكل ما يسمى بالضجة البيضاء _ أي أن متوسطها صفر وتباينها ثابت ولا يوجد ترابط متسلسل بين مشاهدات بواقى النموذج _ إضافة إلى خضوعها للتوزيع الطبيعي. وبهدف فحص وجود ارتباط ذاتي بين البواقى (autocorrelations) يستخدم اختبار (-Ljung-Box)، ويمكن الحكم على وجود ارتباط ذاتي من عدمه من خلال قيمة (p)، فإذا كانت ($p > 0.05$) فهذا مفاده قبول فرضية العدم والتي تنص على أن سلسلة بواقى النموذج تشكل ضجة بيضاء (غير مرتبطة ذاتياً)، وفي حال كانت ($p < 0.05$) فإن ذلك يشير إلى أنه لا يزال هناك بعض الارتباطات الذاتية بين البواقى وبالتالي فإن النموذج في هذه الحالة يحتاج إلى إعادة النظر به مرة أخرى.

ويمكن حساب إحصائية الاختبار من خلال الصيغة الرياضية الآتية:³

¹ : نقار، عثمان، العواد، منذر، (2011)، "منهجية Box & Jenkins في تحليل السلاسل الزمنية والتنبؤ دراسة تطبيقية على أعداد تلاميذ الصف الأول من التعليم الأساسي في سورية"، مجلة جامعة دمشق للعلوم الاقتصادية والقانونية، المجلد 27، العدد الثالث، ص ص: 128-152.

²: Goodwin, Paul., (2018), "Profit from Your Forecasting Software- A Best Practice Guide for Sales Forecasters", John Wiley & Sons, Inc., United States of America, Hoboken, New Jersey, pp:92-94.

³ : Ljung, G. M., Box, G. E. P. (1978). "On a Measure of a Lack of Fit in Time Series Models", Biometrika, Volume 65, Issue 2. PP.297-303.

$$Q(r) = n(n + 2) \sum_{k=1}^m (n - k)^{-1} r^2_k \dots \dots \dots (25-2)$$

حيث أن:

n: حجم العينة.

r^2_k : معامل الارتباط الذاتي للبواقي عند فترة ابطاء k.

هذا وأن إحصائية Q(r) تتبع توزيع كاي مربع χ^2 وفق درجة حرية (k-(p+q)).

أما فيما يخص التوزيع الاحتمالي لبواقي النموذج فإنه يمكن التأكد فيما إذا كانت تخضع للتوزيع الطبيعي أم لا من خلال الطرق الإحصائية الشائعة من مثل الاعتماد على المخطط البياني للمدرج التكراري لبواقي النموذج أو من خلال اختبار Jarque-Bera والذي يعتمد على اختبار التفرطح Kurtosis والتناظر Skewness. أو اختبار Kolmogorov.

وأخيراً فإنه بعد التأكد من صلاحية النموذج من حيث عدم وجود ارتباط ذاتي بين بواقي النموذج وأن متوسط البواقي (الأخطاء) صفر وتباينها ثابت Homoscedasticity _ أي تشكل ما يسمى بالضجة البيضاء _ فإنه يمكن القيام بالخطوة الأخيرة وهي التنبؤ.

ولا بد من الإشارة إلى أن النماذج القياسية الخاصة بمنهجية Box-Jenkins تفترض ثبات التباين عبر الزمن للمتغير المدروس، ولكن هذا الافتراض قد يشكل عائقاً أمام نمذجة بعض السلاسل الزمنية وخاصة السلاسل الزمنية المالية، حيث أن هذه السلاسل غالباً ما تتميز بعدم ثبات التباين عبر الزمن، لذا فإنه في حال كان تباين الأخطاء للنموذج المقدر غير ثابت فسيستخدم هذا النموذج لتقدير نماذج أخرى تشترط عدم ثبات التباين (Heteroscedasticity) وتسمى بنماذج ARCH والتي سنتطرق إليها في ما يأتي.

2. نماذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم ثبات التباين ARCH:

تمهيد:

إن السلاسل الزمنية المالية مثل أسعار الأسهم، أسعار الصرف، معدلات التضخم، وما إلى ذلك، غالباً ما تتصف بظاهرة التقلب في بياناتها وهذا ما يسبغ عليها صفة عدم ثبات التباين (Heteroskedasticity)، حيث تتصف قيم السلسلة الزمنية بتقلبات واسعة لفترات طويلة تليها فترة تكون فيها التقلبات طفيفة أو ساكنة نسبياً.

وبما أن بيانات السلسلة الزمنية المالية هي انعكاس لنتائج التداول بين المشتريين والبائعين في الأسواق المالية (على سبيل المثال)، فإن مصادر مختلفة للأخبار وغيرها من الأحداث الاقتصادية الخارجية قد يكون لها تأثير في نمط السلاسل الزمنية لأسعار الأصول، وبالنظر إلى أن الأخبار يمكن أن تؤدي إلى تفسيرات مختلفة، وأن بعض الأحداث الاقتصادية المحددة مثل أزمة النفط قد تستمر لبعض الوقت، فإنه يلاحظ في كثير من الأحيان أن البيانات (المشاهدات) الإيجابية والسلبية الكبيرة في سلسلة زمنية مالية تؤدي إلى حدوث التقلبات، كما يلاحظ أنه في الفترات التي ترد فيها أخبار جديدة بكثرة يكون التقلب أكبر من الفترات التي ترد فيها أخبار جديدة بشكل قليل، وتجدر الإشارة إلى أنه ليس كل الأحداث الإخبارية لها تأثير كبير في حدوث التقلبات، حيث يعتقد بشكل عام أن الأخبار السلبية لها تأثير أكبر في التقلبات من الأخبار الإيجابية.¹

لذلك فإن دراسة التقلب أمر ذو أهمية حاسمة في العديد من المجالات. على سبيل المثال فإنه بالنسبة إلى بعض صانعي القرار قد لا يكون التضخم بحد ذاته سيئاً، لكن تقلباته (تباينه) يجعل التخطيط المالي أكثر صعوبة، وبالتالي فإن نمذجة السلاسل الزمنية المالية _ والتي تتصف بأن تباينها

¹: Franses P.H., Dijk D.v., Opschoor A.(2014), "Time Series Models for Business and Economic Forecasting", Cambridge University Press, New York, pp.168-169.

متغير مع مرور الوقت_ بحاجة إلى نموذج يعتمد على التباين في بنائه ويشترط فيه عدم تجانس التباين، وهو ما يطلق عليه: نموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس التباين autoregressive conditional heteroscedasticity والذي قدمه Engle ويرمز له اختصار بـ (ARCH).¹

هناك العديد من النماذج القياسية التي تنتمي إلى عائلة (ARCH) لذا سيتطرق إلى النموذج الأساسي من نماذج (ARCH) وكذلك النموذج المعمم (GARCH) باعتبارها من النماذج الأكثر استخداماً في تحليل ونمذجة السلاسل الزمنية المالية على وجه الخصوص.

1.2. الصياغة الرياضية لنموذج (ARCH):²

حتى يتم تطبيق نموذج ARCH فإن ذلك يوجب إجراء خطوات عدة، ولتوضيح هذه الخطوات والصياغة الرياضية لنموذج ARCH فإننا سنرمز للمتغير المراد دراسته (عائد الأصل المالي مثلاً) بالرمز (y_t) ليتم القيام بالمراحل الآتية:

- حساب اللوغاريتم Log لسلسلة عوائد الأصل المالي (المتغير المدروس) ولنرمز له بالرمز (y_t^*) .
- حساب الفروق من الدرجة الأولى لسلسلة لوغاريتم العوائد (dy_t^*) .
- حساب الوسط الحسابي لسلسلة الفروق من الدرجة الأولى (السلسلة الزمنية السابقة) ولنرمز له بالرمز $(d\bar{y}_t^*)$.
- حساب الفرق بين كل مشاهدة من مشاهدات سلسلة الفروق (dy_t^*) عن الوسط الحسابي لهذه السلسلة $(d\bar{y}_t^*)$ ولنرمز لهذا الفرق بالرمز (X_t) . والذي يمثل انحراف كل قيمة (مشاهدة) من قيم سلسلة الفروق لعوائد الأصل عن الوسط الحسابي لهذه السلسلة.

¹ : Engle, R., (1982), "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation", *Econometrica*, vol. 50. no. 1, pp. 987–1007.

² : Gujarati, D., Porter, D., (2009), " **BASIC ECONOMETRICS** " 5th ed, McGraw-Hill/Irwin, New York, PP:791-796.

- حساب مربع الانحراف لكل قيمة (مشاهدة) من قيم السلسلة التي حسبت في الخطوة السابقة (X_t) ، ولنرمز له بالرمز (X_t^2) .

عندها فإنه يمكن استخدام (X_t^2) كمقياس للتقلب، وبما أن هذا المقدار يمثل مربع الانحراف فإنه سيكون كبيراً عندما يكون التغير (التقلب) في أسعار الأصل المالي كبير، وبالعكس فإنه سيكون صغيراً عندما يكون التغير في أسعار الأصل المالي طفيف (قليل). ولكي نحدد فيما إذا كانت التباينات متغيرة مع مرور الوقت سنقوم بدايةً بتقدير نموذج الانحدار الذاتي من المرتبة الأولى AR (1) أو نموذج ARIMA (1,0,0) وفق العلاقة (26-2) الآتية:

$$X_t^2 = \beta_0 + \beta_1 X_{t-1}^2 + u_t \dots\dots\dots (26-2)$$

يفترض هذا النموذج أن التقلب في الفترة الحالية مرتبط بقيمته في الفترة السابقة بالإضافة إلى حد الخطأ (الضوضاء البيضاء). فإذا كانت β_1 موجبة فإنها تشير إلى أنه إذا كان معدل التذبذب مرتفعاً في الفترة السابقة، فسوف يستمر في الارتفاع في الفترة الحالية، مما يدل على وجود تقلبات كثيرة متقاربة. أما إذا كانت β_1 معدومة فلن يكون هناك تقلبات شديدة. ولكن قد لا يرتبط التقلب في الفترة (t) في تقلب (t-1) فقط وإنما أيضاً في عدّة فترات سابقة (p)، وعندها يصبح النموذج كما هو موضح في العلاقة (27-2) الآتية:

$$X_t^2 = \beta_0 + \beta_1 X_{t-1}^2 + \beta_2 X_{t-2}^2 + \dots + \beta_p X_{t-p}^2 + u_t \dots\dots\dots (27-2)$$

يشير هذا النموذج إلى أن التقلبات في الفترة الحالية مرتبطة بالتقلبات في الفترات (p) السابقة، وإن تحديد قيمة (p) هي مسألة تجريبية يمكن حلها من خلال واحد أو أكثر من معايير اختيار النموذج الأفضل - معايير المعلومات مثل معيار Akaike - والتي تم التطرق إليها سابقاً في المبحث

الأول من هذا الفصل. ويمكن اختبار الأهمية المعنوية لأي معامل بشكل فردي من خلال اختبار (t) والأهمية الجماعية لمعاملين أو أكثر من خلال اختبار (F) المعتاد.

إن النموذج الممثل في العلاقة (26-2) يمثل نموذج ARCH من المرتبة الأولى (1) ARCH

أما النموذج الممثل في العلاقة (27-2) يمثل نموذج ARCH من المرتبة (p) أي ARCH(p).

إن نموذج ARCH يمكن تطبيقه على السلاسل الزمنية من خلال القيام ببناء نموذج قياسي مثل نموذج انحدار متعدد أو نموذج (ARIMA) ثم القيام ببناء نموذج ARCH اعتماداً على سلسلة بواقى النموذج القياسي السابق. ويمكن اختبار وجود أثر لنموذج ARCH من خلال اختبار معنوية معاملات نموذج ARCH والممثلة في العلاقة (28-2) الآتية:

$$\text{var}(u_t) = \sigma^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p u_{t-p}^2 \dots \dots (28-2)$$

إن العلاقة السابقة تمثل نموذج ARCH(p) حيث $\text{var}(u_t)$ تمثل تباين حد الخطأ (البواقى) في الفترة (t)، فإذا كان لا يوجد ارتباط ذاتي بين مربعات حدود الأخطاء (تباين الخطأ) فإن فرضية العدم هي: $\{H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_p = 0\}$ فإذا تحقق ذلك فإن $\{\text{var}(u_t) = \alpha_0\}$ وبالتالي فإنه لا يوجد أثر لنموذج ARCH. ويمكن اختبار فرضية العدم (H_0) من خلال اختبار (F) المعتاد أو من خلال حساب (nR^2)، حيث (R^2) يمثل معامل التحديد لمعادلة الانحدار الممثلة في العلاقة (28-2) وهو يتبع توزيع (chi-square) في العينات الكبيرة: ($nR^2 \sim \chi_p^2$).

2.2. الصياغة الرياضية لنموذج (GARCH):

شهد نموذج ARCH منذ عام 1982 تطورات عديدة، وأحد أهم هذه التطورات وأكثرها شيوعاً واستخداماً في نمذجة السلاسل الزمنية المالية هو نموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس التباين المعمم (Generalized ARCH) والذي قدمه (Bollerslev) في عام (1986)¹، ويرمز له اختصاراً بالرمز (GARCH)، حيث يمكن صياغته بالعلاقة (29-2) الآتية:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 \sigma_{t-1}^2 \dots \dots \dots (29-2)$$

من خلال الصياغة الرياضية لهذا النموذج نجد أن تباين (تقلب) المتغير المدروس لا يعتمد فقط على مربع الأخطاء للفترة السابقة (الفروق) كما هو الحال في نموذج ARCH(1) فحسب وإنما يعتمد أيضاً على تباين المتغير المدروس في الفترة السابقة، وبالطبع فإنه من الممكن أن يكون كل من مربع الخطأ والتباينات مرتبطة فيما بينها لأكثر من فترة واحدة وبالتالي فإنه يمكن تعميم هذا النموذج إلى نموذج GARCH (p,q)، حيث تشير (p) إلى عدد فترات التباطؤ المتعلقة بمربع الأخطاء، بينما تشير (q) إلى عدد فترات التباطؤ المتعلقة بالتباين المشروط للمتغير. وبهذا نلاحظ كيف أن نموذج GARCH هو بمثابة تعميم لنموذج ARCH.

¹ : Bollerslev. T. (1986) "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity", *Journal of Econometrica*, Volume 31, pp. 307-326.

الفصل الثالث

الشبكات العصبونية الاصطناعية

تمهيد:

لقد أسهم تطوُّر خوارزميات التعلُّم الآلي (Machine learning algorithms) في العقود الأخيرة في زيادة القدرة على معالجة البيانات الضخمة، وهذا ما أدى بدوره إلى تطوُّر كبير في مجال الحوسبة، فتنقيات التنقيب في البيانات (data mining) والذي يُطلق عليه أيضاً اكتشاف المعرفة هو أحد هذه التطبيقات والتي انتجت بالفعل تطبيقات عملية في العديد من المجالات من مثل تحليل النتائج الطبية، والتنبؤ بسلوك الشراء لدى العملاء، وتحسين عملية التصنيع، والتنبؤ باتجاهات سوق الأوراق المالية... الخ، وجميع هذه التطبيقات تعتمد بشكل أساسي على تحليل البيانات السابقة للظاهرة.

وتُعد الشبكات العصبونية الاصطناعية الجيل الجديد من نماذج معالجة المعلومات المصممة لتقليد بعض سلوكيات الدماغ البشري، وقد اكتسبت الشبكات العصبونية الاصطناعية شعبية كبيرة بسبب قدرتها على التعلم والاستنتاج والتعميم من بيانات التدريب. وفي العقد الأخير تم تحسين الشبكات العصبونية واستخدامها على نطاق واسع من قبل الباحثين ومهندسي التطبيقات.

إن النماذج القياسية للسلاسل الزمنية_والتي تطرق إليها في الفصل الثاني_ تعتمد على شروط وافتراضات إحصائية يجب توافرها في البيانات، حيث تُعد هذه الافتراضات ضرورية لاشتقاق هذه النماذج، بينما الشبكات العصبونية الاصطناعية لا تتطلب افتراضات مسبقة حول البيانات حتى يتم صياغة النموذج، إضافة إلى ذلك فهي مناسبة لنمذجة السلاسل الزمنية غير الخطية، وهذا ما يجعل الشبكات العصبونية الاصطناعية أكثر مرونةً وأداةً جذابةً لنمذجة مخاطر السوق المالي، ومع ذلك فإن بعض الظواهر تتسم بصفات خطية تارةً وغير خطية تارةً أخرى مما يتطلب لدراستها وتحليلها الدمج بين عدة أنواع من النماذج معاً بحيث يحوي النموذج الجديد على خصائص خطية وغير خطية مما

يجعله يمثل الظاهرة المدروسة بشكل أفضل، ويطلق على هذا النموذج المركب بالنموذج الهجين (hybrid model).

وسيتطرق إلى مقدمة في الشبكات العصبونية الاصطناعية: ماهيتها، أنواعها، وبنيتها وذلك في المبحث الأول من هذا الفصل، بينما سيتم في المبحث الثاني التطرق إلى طرق وخوارزميات تدريب الشبكات العصبونية الاصطناعية وإجراءات بنائها.

المبحث الأول

مقدمة في الشبكات العصبونية الاصطناعية: ماهيتها، بنيتها وأنواعها

سيتم في هذا المبحث إلى ماهية الشبكات العصبونية الاصطناعية من حيث مفهوم الشبكات العصبونية الاصطناعية والتطور التاريخي لها، وكذلك التطرق إلى بنية الشبكات العصبونية الاصطناعية وأنواعها.

1. ماهية الشبكات العصبونية الاصطناعية:

ستوضح ماهية الشبكات العصبونية الاصطناعية من حيث مفهومها والتطور التاريخي لها وذلك في ما يأتي:

1.1. مفهوم الشبكات العصبونية الاصطناعية:

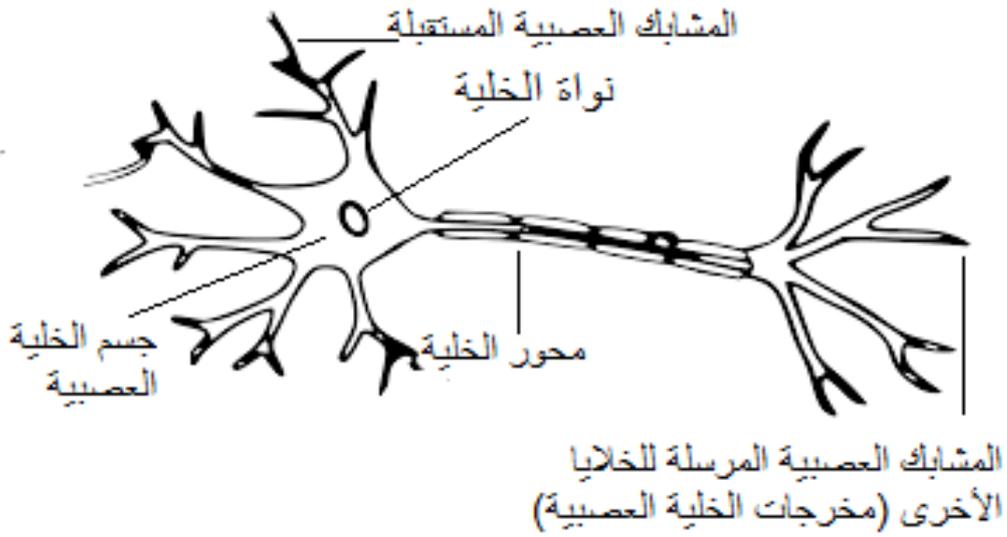
حتى يتسنى عرض مفهوم الشبكات العصبونية الاصطناعية لا بد من توضيح الفكرة الأساسية التي استنبطت منها الشبكات العصبونية الاصطناعية وذلك من خلال مقارنتها مع الشبكات العصبونية الطبيعية، ليتسنى بعدها عرض مجموعة من التعاريف الخاصة بها.

1.1.1. الشبكات العصبونية الطبيعية والشبكات العصبونية الاصطناعية:¹

يتكون الدماغ البشري من عدد كبير جداً من الخلايا العصبية (ما يفوق 100 بليون خلية عصبية)، تُشكل هذه الخلايا مجتمعة شبكة تشبه شبكة العنكبوت، وهذه الخلايا العصبية هي التي تمكن الدماغ البشري من القيام بوظائفه من التفكير والتذكر وغيرها من الوظائف الأخرى.

¹ : Gurney, K., (2004), “An introduction to neural networks “, University of Sheffield, British Library Cataloguing in Publication Data, London, pp: 13-14.

إن كل خلية عصبية طبيعية لها ثلاثة مكونات أساسية وهي: نواة الخلية (والذي يتم بها المعالجة)، المحور (مسؤول عن نقل مخرجات الخلية بعد المعالجة للخلايا العصبية الأخرى)، المشابك أو التشعبات (ومن خلالها تتلقى الخلية العصبية مدخلاتها من الخلايا العصبية الأخرى) وذلك كما هو موضح في الشكل (1-3) التالي:



الشكل (1-3) الخلية العصبية الطبيعية (العصبون)¹

وتتصل العصبونات في ما بينها عن طريق هذه المشابك عبر إشارات كهربائية تتشكل نتيجة حدوث فرق في الجهد الكهربائي (voltage) مثيرةً في ذلك جدار (أو غشاء) الخلية العصبية التي تستقبل الإشارة، حيث تنتقل الإشارات الكهربائية بوسط يتسم بتفاعلات كهروكيميائية من عصبون إلى آخر عن طريق المشابك العصبية للخلايا. وإن كل عصبون يشترك (يرتبط) مع آلاف العصبونات الأخرى وبالتالي فإنه يتلقى باستمرار العديد من الإشارات الواردة والتي تصل في النهاية إلى جسم الخلية العصبية، وهنا يتم دمج هذه الإشارات مع بعضها (جمعها) بطريقة ما في جسم الخلية، وعلى وجه

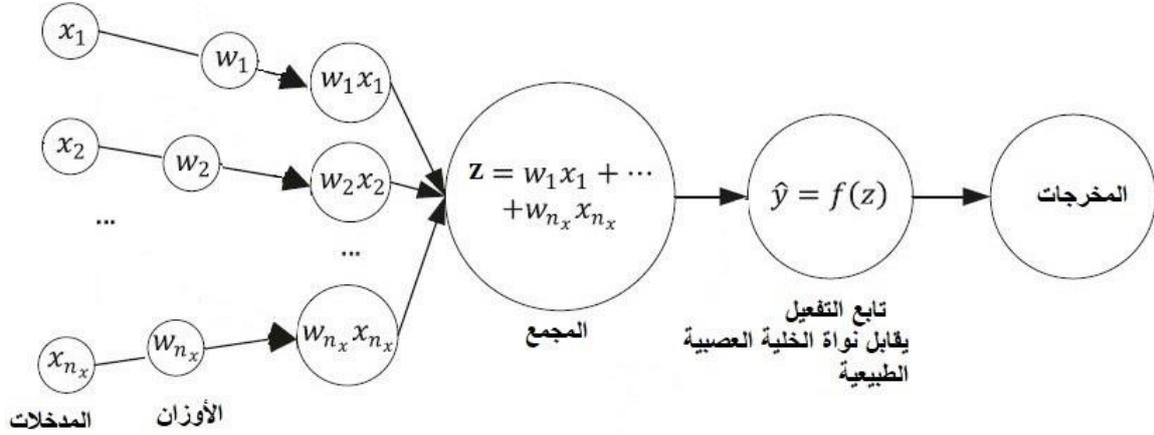
¹ : David J. Livingstone, (2009), "Artificial Neural Networks Methods and Applications", Humana Press, a part of Springer Science + Business Media, LLC, p:16.

التقريب إذا تجاوزت الإشارة الناتجة عتبة (حد) الاستجابة في الخلية فإن العصبون سوف يولد نبضة كهربائية استجابة لهذه الإشارة لتنتقل هذه النبضة الكهربائية إلى الخلايا العصبونية الأخرى عن طريق الألياف المتفرعة المعروفة باسم المحور العصبي _محور الخلية العصبونية الطبيعية والمسؤول عن مخرجاتها_ وبالتالي فإن بعض هذه الإشارات تشكل استجابة في جسم الخلية لتنتقلها إلى الخلايا الأخرى (إشارات مثيرة) وبعضها الآخر قد تكون غير مثيرة (مثبطة) وبالتالي لا تنتقل إلى الخلايا الأخرى، وهكذا فإن صفة كل عصبون (مثير - مثبط) تتعلق بقوة اتصالاته المشبكية مع العصبونات الأخرى وقدرته على معالجة هذه الإشارات.

إن الشبكات العصبونية الاصطناعية هي عملية محاكاة للخلايا العصبونية الطبيعية وطريقة ترابطها مع بعضها البعض، بحيث يتم تصميم المشابك الاصطناعية عن طريق ضرب كل مدخل بوزن_ وهذا يمثل نظير الإشارات الكهروكيميائية في الخلايا الطبيعية_ قبل إرساله إلى العقدة (node) أو كما تسمى أيضاً الوحدة (unit) _ والتي تقابل نواة الخلية الطبيعية التي يتم فيها معالجة الإشارات الكهروكيميائية_ وكما هو الحال في وظيفة نواة الخلية الطبيعية والمسؤولة عن معالجة الإشارات فإن كل عقدة في شبكة الخلايا الاصطناعية يتم فيها المعالجة عن طريق توابع رياضية، حيث يتم بداية جمع المدخلات المرجحة (الموزونة) لكل عقدة ومن ثم يتم معالجتها عن طريق تابع رياضي يسمى تابع التنشيط أو كما يسمى أيضاً تابع التفعيل (activation function) ليتم مقارنته بعتبة قبول التابع الرياضي، ومن ثمَّ فإذا تجاوزت قيمة تابع التفعيل حد العتبة فإن العقدة _والتي تقابل نواة الخلية الطبيعية والمسؤولة عن المعالجة_ تنتج مخرجات ذات قيمة عالية (مثيرة)، وبخلاف ذلك فإذا كانت قيمة تابع التفعيل أقل من حد العتبة فإن العقدة تنتج مخرجات ذات قيمة منخفضة أو معدومة (مثبطة) كما هو الحال في الخلايا العصبونية الطبيعية، وبهذا الشكل فإن كل عقدة تمثل خلية اصطناعية، وإن ارتباط هذه العقد بعضها مع بعض تشكل شبكة من الخلايا الاصطناعية والتي تحاكي بمعماريتها

الخلايا العصبونية الطبيعية، والشكل التالي (2-3) يوضح فكرة محاكاة الخلية العصبونية

الاصطناعية للخلية العصبونية الطبيعية:



الشكل (2-3) الخلية العصبونية الاصطناعية

المصدر: من اعداد الباحث بالاعتماد على U Michelucci,¹

يوضح الشكل السابق بنية الخلية العصبونية الاصطناعية، وكيف تستقبل كل خلية اصطناعية مدخلاتها الموزونة (المرجحة) ليتم تجميعها (جمعها) ومعالجتها عن طريق تابع التفعيل (التنشيط) لحساب المخرجات. كما أن الشكل السابق يوضح البنية الأساسية لخلية عصبونية اصطناعية (خلية واحدة)، وبالتالي فإن بناء خلايا عصبونية اصطناعية عدة وربطها بعضها مع بعض يشكل شبكة من الخلايا العصبونية الاصطناعية كما هو الحال في الخلايا العصبونية الطبيعية.

2.1.1. تعريف الشبكات العصبونية الاصطناعية:

بعد التطرق إلى الفكرة الأساسية التي استنبطت منها الشبكات العصبونية الاصطناعية من خلال مقارنتها بالخلايا العصبونية الطبيعية فإنه يمكن تعريف الشبكات العصبونية الاصطناعية بأنها:

¹ : Michelucci, U.,(2018), “Applied Deep Learning: A Case-Based Approach to Understanding Deep Neural Networks”, Springer Science+Business Media New York, p:33.

عبارة عن نظام لمعالجة المعلومات بشكل متوازي يتميز أداءه بخصائص شبيهة بالخلايا العصبونية البيولوجية (الحية)، وهي بمثابة تعميم للنماذج الرياضية للإدراك البشري أو البيولوجيا العصبية.¹

وتعرف بأنها: نماذج حسابية مستوحاة من النظام العصبي للكائنات الحية، لديها القدرة على اكتساب المعرفة (التعلم) من خلال مجموعة من وحدات المعالجة (processing units) والتي تشكل الخلايا العصبونية الاصطناعية_ والمرتبطة مع بعضها البعض عن طريق مصفوفة الأوزان والتي تمثل المشابك الاصطناعية.²

ويرى الباحث من خلال ما سبق ذكره أن الشبكات العصبونية الاصطناعية هي محاكاة لطريقة ترابط الخلايا العصبونية الطبيعية في محاولة لبناء دماغ اصطناعي قادر على اكتساب المعرفة (التعلم) والتفاعل مع المحيط الخارجي والمحاكاة المنطقية وذلك عن طريق ضبط الأوزان المشبكية بين العصبونات الاصطناعية باستخدام الخوارزميات والتوابع الرياضية المناسبة، إذ تعد مصفوفة الأوزان المشبكية والتي يتم ضبطها في أثناء عملية التعلم (التدريب) بمثابة الذاكرة.

2.1. لمحة تاريخية عن تطور الشبكات العصبونية الاصطناعية:

في الأربعينيات من القرن العشرين وجد كل من McCulloch و Pitts أن العصبون يمكن نمذجته كجهاز عتبة بسيط لأداء وظيفة منطقية³. وفي عام 1949 اقترح (Hebb) قاعدة وصف فيها كيف أن التعلم يؤثر في الاتصالات المشبكية بين عصبونين وسماها بقاعدة (Hebbian).¹

¹ : Neha, Y., Anupam, Y., Manoj, K., (2015), "An Introduction to Neural Network Methods for Differential Equations", Springer Dordrecht Heidelberg New York, p:18-19.

² : Silva, I., Liboni, L., Spatti, N., Alves, S., Flauzino, R., (2017), "Artificial Neural Networks A Practical Course", Springer International Publishing Switzerland, p:5.

³ : McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity". *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, 115–133.

في أواخر الخمسينيات وأوائل الستينيات اقترح Rosenblatt نموذج (perceptron)²، كما اقترح كل من Widrow و Hoff نموذجاً خطياً تكيفياً (adaptive linear)³ بحيث يُقيم التدريب اعتماداً على طريقة المربعات الصغرى (LMS) method_least mean squares. وفي عام 1969 أثبت Minsky و Papert رياضياً أنه لا يمكن استخدام نموذج perceptron في حل المشاكل المنطقية المعقدة⁴، وفي هذه المرحلة تضاعف الاهتمام في مجال الشبكات العصبونية الاصطناعية. ولكن خلال المدة نفسها استخدم النموذج الخطي التكيفي متعدد الطبقات بنجاح في حل العديد من المشاكل؛ ومع ذلك فإن هذا النموذج لم يستطع حل المشاكل التي لا يمكن فصلها خطياً (غير خطية) بسبب استخدامه دالة (تابع) تنشيط خطية.

في أواخر السبعينيات من القرن العشرين وما بعد توصل إلى نماذج جديدة من الشبكات العصبونية من مثل نماذج الذاكرة الترابطية (associative memories)⁵، ونماذج perceptron متعددة الطبقات (multi-layer perceptron (MLP))، وخوارزميات التعلم ذات التغذية الخلفية (learning algorithm back propagation)، والشبكات ذاتية التنظيم (self-organising networks) وغيرها. إذ قام كل من Grossberg⁶ و von der Malsburg⁷ و Fukushima¹

¹: Hebb, D. O. (1949). "The organization of behavior". New York: JOHN WILEY, SONS, Inc.

² : Rosenblatt, R. (1962). "PRINCIPLES OF NEURODYNAMICS PERCEPTRONS AND THE THEORY OF BRAIN MECHANISMS", CORNELL AERONAUTICAL LABORATORY, INC, New York.

³ : Widrow, B., & Hoff, M. E. (1960). Adaptive switching circuits. *Record of IRE Eastern Electronic Show & Convention (WESCON)*, 4, 96-104.

⁴ : Minsky, M. L., & Papert, S. (1969). "Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry". Cambridge, MA: MIT Press.

⁵ : Amari, S. I. (1977). Neural theory of association and concept-formation. *Biological cybernetics*, 26(3), 175-185.

⁶ : - Grossberg, S. (1972). Neural expectation: Cerebellar and retinal analogues of cells fired by unlearnable and learnable pattern classes. *Kybernetik*, 10, 49-57

- Grossberg, S. (1976). Adaptive pattern classification and universal recording: I. Parallel development and coding of neural feature detectors; II. Feedback, expectation, olfaction, and illusions. *Biological Cybernetics*, 23, 121-134 & 187-202.

⁷ : Von der Malsburg, C. (1973). Self-organization of orientation sensitive cells in the striate cortex. *Kybernetik*, 14(2), 85-100.

بعمل رائد في مجال تدريب الشبكة والتعلم، حيث اقترح Fukushima نموذج مستوحى من القشرة الدماغية البصرية، وهذا النموذج هو عبارة عن شبكة عصبونية اصطناعية متعددة الطبقات ومتسلسلة، مصممة خصيصاً للتعرف على الأنماط المرئية، كما تم اقتراح العديد من النماذج الخطية في تلك الآونة.

ومن أبرز الأحداث في تطور أبحاث الشبكات العصبونية الاصطناعية في تلك الآونة هو التوصل إلى خوارزمية التعلم ذات الانتشار الخلفي back propagation (التغذية الخلفية) في عام 1974² والتي قدمت في أطروحة الدكتوراه من قبل Werbos في جامعة Harvard، وفي وقت لاحق اقترحت من أجل نموذج Perceptron متعدد الطبقات (MLP) في عام 1985³ من قبل Rumelhart و Hinton و Williams.

في عام 1982 اقترح Oja⁴ شبكة عصبونية اصطناعية لتحليل المكونات الأساسية principal component analysis (PCA) للتحليل الإحصائي الكلاسيكي classical statistical analysis. وفي عام 1994 اقترح Comon⁵ تحليل المكون المستقل independent component analysis_ وهي تقنية إحصائية للكشف عن العوامل المخفية التي تكمن في مجموعة من المتغيرات العشوائية أو القياسات_ وهو بمثابة تعميم لتحليل المكونات الأساسية، ومنذ ذلك الحين تم اقتراح العديد من الخوارزميات الرياضية الخاصة بالأساليب الإحصائية للشبكات العصبونية الاصطناعية، مثل

1 : Fukushima, K. (1975). Cognition: A self-organizing multilayered neural network. *Biological Cybernetics*, 20, 121–136.

2 :Werbos, P. J. (1990). Backpropagation through time: what it does and how to do it. *Proceedings of the IEEE*, 78(10),pp: 1550-1560.

3 :Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning internal representations by error propagation. In D. E. Rumelhart & J. L. McClelland (Eds.), *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition, 1: Foundation* (pp. 318–362). Cambridge: MIT Press.

4 : Oja, E. (1982). A simplified neuron model as a principal component analyzer. *Journal of Mathematical Biology*, 15, 267–273.

5 : Comon, P. (1994).” Independent component analysis—a new concept?” *Signal Processing, Elsevier*, 36(3), 287–314.

تحليل فيشر للتمييز الخطي Fisher's linear discriminant analysis، وتحليل الارتباط القانوني canonical correlation analysis _ وهو أحد الأساليب الإحصائية متعددة المتغيرات يستخدم لدراسة العلاقة بين مجموعة من المتغيرات المستقلة مع مجموعة من المتغيرات التابعة لمعرفة إسهام المتغيرات المستقلة في المتغيرات التابعة _ والتحليل العاملي factor analysis، وغيرها.

في عام 1988 قدم Pearl نموذج شبكة¹ Bayesian، وهي أفضل نموذج رسومي في الذكاء الاصطناعي لوصف العلاقات بين العقد (وحدات المعالجة). إنه يمتاز بميزة كونه يصف العلاقة بين الإحصاء وتكوّن المعرفة في الشبكات العصبونية الاصطناعية، وبهذا فإنه يضع الأساس لاستدلال الذكاء الاصطناعي الحديث.

ومن الأحداث البارزة في مجال التعلم الآلي والشبكات العصبونية الاصطناعية في التسعينيات من القرن العشرين هو شعاع الدعم الآلي (SVM) support vector machine أو كما تسمى أيضاً متجهات آلات دعم التمييز_ وهي تندرج تحت خوارزميات تعلم الآلة المراقبة (المرمزة) لتحليل البيانات من أجل تصنيفها تصنيفاً إحصائياً وعمل التحليل الإحصائي اللازم لها_ والذي اقترحه Vapnik²، وتم استخدام (SVM) للتصنيف (classification) والانحدار (regression) والتجميع أو العنقدة (clustering).

وبناءً على هذه النماذج والشبكات العصبونية المختلفة _ والتي ذكر بعضها لصعوبة حصرها _ تمّ بناء وتطوير تطبيقات كثيرة واستخدامها بنجاح في كثيرٍ من التخصصات.

¹ : Pearl, j., (1988), "Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems_ Networks of Plausible Inference", Morgan Kaufmann. Los Angele.

² : Vapnik, V. N. (1998). "Statistical learning theory". New York: Wiley.

2. بنية الشبكات العصبونية الاصطناعية وأنواعها: Neural network structures:

إن لنوع الشبكة العصبونية الاصطناعية دوراً أساسياً في تحديد بنيتها (هيكلها)، من جهة أخرى فإن لكل شبكة عصبونية اصطناعية مكونات أساسية وذلك بغض النظر عن نوع الشبكة العصبونية، لذا سيتم توضيح بنية الشبكات العصبونية الاصطناعية من خلال التطرق إلى البنية الأساسية للشبكة العصبونية الاصطناعية ليتطرق بعدها إلى أنواع الشبكات العصبونية الاصطناعية وذلك فيما يلي:

1.2. بنية الشبكات العصبونية الاصطناعية:

1.1.2. العناصر الأساسية المكونة للشبكات العصبونية الاصطناعية:

تم التطرق إلى العناصر الأساسية التي تتكون منها الشبكات العصبونية الاصطناعية في مطلع هذا المبحث، وذلك عند توضيح الفكرة الأساسية التي استنبطت منها الشبكات العصبونية الاصطناعية لدى مقارنتها مع الشبكات العصبونية الطبيعية كما هو موضح في الشكل (3-2) سابقاً، إذ تتكون الشبكات العصبونية الاصطناعية من مجموعة من العقد (node) أو كما تسمى أيضاً الوحدات (unit) إذ تستقبل كل عقدة مدخلاتها الموزونة _ إما من العصبونات الأخرى في الطبقة السابقة لها أو من ملقن خارجي للبيانات (المدخلات) إذا كانت هذه العقد في طبقة المدخلات (الأولى) _ ل يتم جمعها عن طريق ما يسمى بالجامع (Summer) ومن ثم معالجتها رياضياً عن طريق تابع التنشيط (التفعيل) Activation function والذي بدوره يعطي قيمة الخرج لهذه العقدة ليتم توزيعها بالتوازي إلى العصبونات الأخرى في الطبقة التالية في حال لم تكن هذه العقدة في الطبقة الأخيرة (المخرجات).¹ ولكن قبل المضي قدماً بالتطرق إلى أنواع الشبكات العصبونية الاصطناعية لا بد من

¹ : MANOONPONG P., (2007), "Neural Preprocessing and Control of Reactive Walking Machines-Towards Versatile Artificial Perception-Action Systems", Springer-Verlag Berlin Heidelberg, New York, p. 35.

الحديث عن أنواع توابع التنشيط Activation function والتي يتم بواسطتها المعالجة الرياضية لكل وحدة (عقدة) معالجة.

2.1.2. تابع التنشيط Activation function: ¹

إن العقد (node) العصبونية في الطبقات الخفية للشبكات متعددة الطبقات _ multilayer perceptron network لا تتمتع بقدرة أعلى في المعالجة من العقد العصبونية للشبكات العادية ذات الطبقة الواحدة (single perceptron network) في حال وجود مشاكل خطية، لذا فإنه غالباً ما يتم استخدام توابع تنشيط غير خطية (non linear activation functions) للعقد العصبونية مما يؤثر على زيادة قدرة الشبكات العصبونية متعددة الطبقات في معالجة البيانات، وبالتالي فإن تابع تنشيط الخلايا العصبونية في الطبقة الخفية له دور كبير في توفير التعلّم للشبكة العصبونية الاصطناعية.

يوجد العديد من توابع التنشيط ولكل منها مجال تعريف حسب دالة التابع، وفيما يلي أكثر توابع التنشيط شيوعاً من الناحية التطبيقية:

- Function: **Linear** ; Definition: x ; Range: $(-\infty, +\infty)$.
- Function: **Logistic sigmoid** ; Definition: $\frac{1}{1+e^{-x}}$; Range: $(0, +1)$.
- Function: **Hyperbolic tanget** ; Definition: $\frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$; Range: $(-1, +1)$.
- Function: **Exponential** ; Definition: e^{-x} ; Range: $(0, +\infty)$.
- Function: **Sine** ; Definition: $\sin(x)$; Range: $(-1, +1)$.
- Function: **Step** ; Definition: $(0 : x < 0), (1 : x \geq 0)$; Range: $(0, +1)$.

¹:Cain., G., (2017)., “ **Artificial neural networks : new research**”, Nova Science Publishers, New York, USA, p.6.

- Function: **Ramp** ; Definition: $(-1: x \leq -1)$, $(+1: x \geq 1)$, $(x: -1 < x < +1)$; Range: $(-1 , +1)$.

يمكن اختيار توابع التنشيط التي تتوافق مع توزيع القيم المستهدفة (المنتجاً بها) في طبقة المخرجات، فمثلاً نجد أن تابع التنشيط اللوجستي (Logistic sigmoid) مفيد بشكل خاص عندما تكون القيم المستهدفة محدودة $(0 , +1)$ ، فإذا كانت القيم المستهدفة غير محدودة عندها يُستخدم تابع تنشيط غير محدود، وكذلك فإنه من الأفضل استخدام تابع التنشيط الأسّي (Exponential) إذا كانت قيم المخرجات موجبة وغير محدودة من الأعلى $(0 , +\infty)$ وهكذا....

2.2. أنواع الشبكات العصبونية الاصطناعية:¹

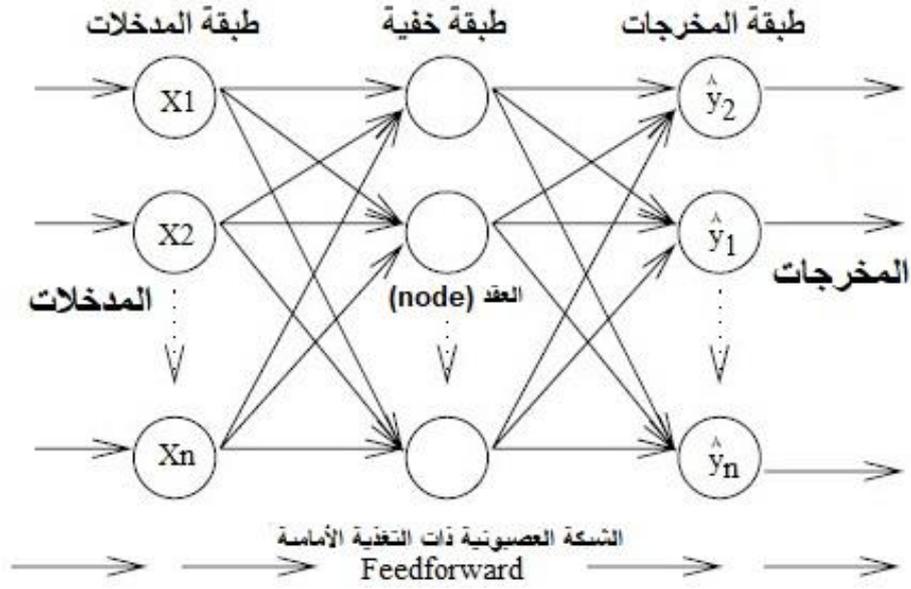
يوجد بشكل عام نوعان أساسيان للشبكات العصبونية الاصطناعية يمكن استخدامها في التنبؤ وهما: الشبكات العصبونية ذات التغذية الأمامية (feedforward neural network)، والشبكات العصبونية ذات التغذية الراجعة (الخلفية) feedback أو كما تسمى أيضاً الشبكات العصبونية ذات التغذية الخلفية أو المتكررة (recurrent neural network)، هذا ويمكن أن يكون لكلا النوعين من الشبكات هياكل متصلة بالكامل أو متصلة جزئياً، وإما أن تكون ذات طبقة واحدة أو متعددة الطبقات، إذ إن الشبكة العصبونية ذات الطبقة الواحدة لا تحتوي على طبقة خفية لذا فإنها تُعرف أيضاً بشبكة من طبقتين (طبقة المدخلات - طبقة المخرجات)، بينما تحوي الشبكة العصبونية متعددة الطبقات على طبقة خفية واحدة على الأقل، كما أن الشبكات العصبونية ذات الطبقة الواحدة يطلق عليها أيضاً اسم شبكة (perceptron) ويعد هذا النوع من الشبكات من أبسط نماذج الشبكة العصبونية وأقدمها وهي تصلح لحل المشاكل الخطية، بينما

¹ : Ng, G., (2003),” **Intelligent Systems -Fusion, Tracking and Control**”, Research Studies Press LTD, Baldock, Hertfordshire, England, pp: 41-42.

يطلق على الشبكات التي تحتوي طبقة خفية واحدة على الأقل بالشبكات العصبونية متعددة الطبقات أو شبكات بيرسبيترون متعددة الطبقات وهي تصلح لحل المشاكل ذات الصفة غير الخطية.

ولا بد من الإشارة إلى أنه يوجد أنواع أخرى من الشبكات العصبونية الاصطناعية إضافة إلى النوعين السابقين، وسيتم الاقتصار على ذكر وتوضيح النوعين السابقين باعتبار أن موضوع الدراسة الحالية سيعتمد على الشبكات العصبونية الاصطناعية التي تستخدم في التنبؤ ويتم ذلك غالباً بالاعتماد على هذين النوعين من الشبكات (الشبكات ذات التغذية الأمامية والشبكات ذات التغذية الراجعة). وفيما يلي توضيح مختصر لكل نوع من هذه الأنواع:

- الشبكات ذات التغذية الأمامية: feedforward neural network: يعتمد هذا النوع من الشبكات بشكل كامل على التغذية الأمامية دون أن يكون لخرج العقد (الوحدات) أي تغذية راجعة للشبكة، إن كل وحدة من وحدات المعالجة متصلة بجميع الوحدات في الطبقة التالية لها باتجاه واحد إلى الأمام. والشكل (3-3) الآتي يبين بنية الشبكة العصبونية الاصطناعية ذات التغذية الأمامية:



الشكل (3-3) هيكل الشبكة العصبونية الاصطناعية ذات التغذية الأمامية

المصدر: من اعداد الباحث بالاعتماد على: Ng, G¹

إن الشكل السابق (3-3) يوضح الشكل العام للشبكات العصبونية ذات التغذية الأمامية بطبقة خفية واحدة، وبالطبع من الممكن أن توجد أكثر من طبقة خفية واحدة بين طبقتي المدخلات والمخرجات. ومن الناحية النظرية لا يمكن استخدام هذا النوع من الشبكات بشكل ملائم للتحكم بالأنظمة الديناميكية، وللتغلب على ذلك يمكن الاستعانة بنظرية مشابهة للنظرية الخطية لنماذج ARIMA في تحديد مدخلات ومخرجات هذا النوع من الشبكات، بحيث يمكن تغذية الشبكة أثناء التدريب بتحديد كل من قيم المتغير في الفترات السابقة (تباطؤ زمني) ومخرجات الشبكة للملاحظات السابقة (تباطؤ زمني للمخرجات) كمدخلات للشبكة، وهذا يفترض أن تكون جميع المدخلات والمخرجات قابلة للقياس ومتاحة لتغذية الشبكة في اثناء التدريب.

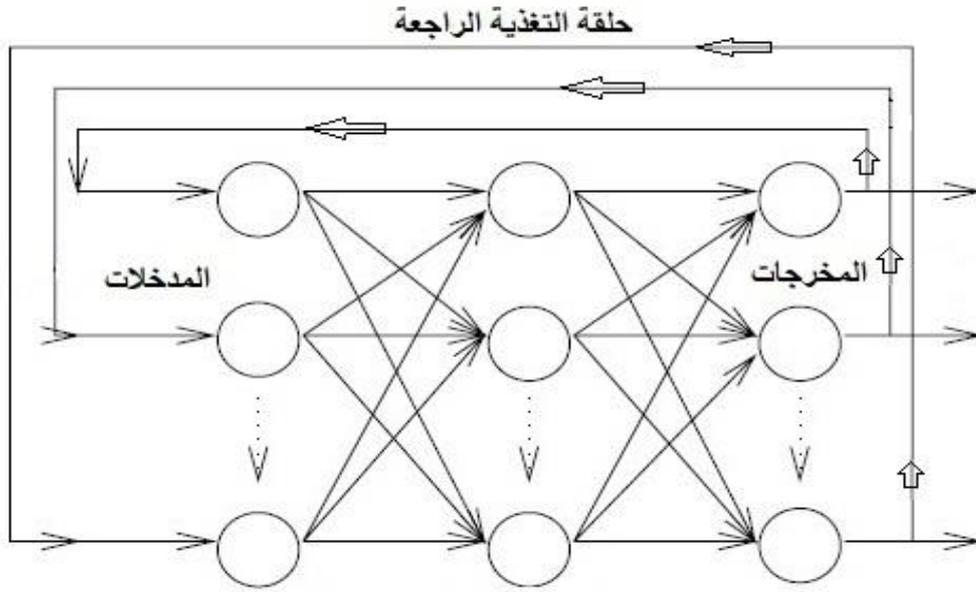
• الشبكات ذات التغذية الراجعة: Recurrent Neural Network: تتميز الشبكات العصبونية

ذات التغذية الراجعة RNN (المرتدة) من الشبكات العصبونية ذات التغذية الأمامية FNN بأن

هذا النوع من الشبكات تحتوي على حلقة تغذية راجعة واحدة في الأقل، إذ يُعتقد أن وجود حلقات

¹: Ng, G., (2003), op, cit, p.41.

تغذية راجعة له تأثير عميق في قدرة الشبكة العصبونية على التدريب والتعلم، إن هذا النوع من الشبكات مفيد في حال كان النظام الذي تتدرب عليه الشبكة هو نظاماً ديناميكياً غير خطي، وهذا النوع من الشبكات قد يكون مفضل على الشبكات ذات التغذية الأمامية في الحالات غير الخطية والمعقدة وغير الواضحة (غير معروفة). والشكل (3-4) الآتي يبين الهيكل العام للشبكات ذات التغذية الراجعة:



الشكل (3-4) هيكل الشبكة العصبونية الاصطناعية ذات التغذية الراجعة

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على: Ng, G¹

يوجد العديد من أنواع الشبكات ذات التغذية الراجعة وأكثرها شيوعاً هو شبكة Jordan وشبكة Elman and Williams-Zipser، ففي شبكة Jordan ترجع قيم المخرجات السابقة للشبكة لتغذية طبقة المدخلات أو لتغذية العقد في الطبقات المخفية، بينما في شبكة Elman يتم ارجاع المخرجات السابقة لكل عقدة في الطبقات المخفية إلى العقدة نفسها كتغذية راجعة لها.

¹ : Ng, G., (2003), op, cit, p.41.

وتجدر الإشارة إلى أن هذا النوع من الشبكات (الشبكات ذات التغذية الراجعة) يتم تدريبها عادة باستخدام خوارزمية الانتشار الخلفي (BP) back propagation algorithm.

مما سبق ذكره يمكن القول إن كل شبكة عصبونية اصطناعية تتكون من عناصر (مكونات) أساسية (العقد - الجامع - تابع التنشيط - طبقة المدخلات - طبقة المخرجات) وأن نوع الشبكة (طبقة واحدة - متعددة الطبقات - ذات تغذية أمامية - ذات تغذية خلفية - متصلة بالكامل - متصلة جزئياً) يحدد بنية (هيكل) الشبكة العصبونية الاصطناعية.

المبحث الثاني

طرائق وخوارزميات تدريب الشبكات العصبونية الاصطناعية وإجراءات بنائها

تمهيد:

تكتسب الشبكات العصبونية الاصطناعية قدرتها الأساسية في معالجة البيانات عن طريق التدريب، إذ تدرب عن طريق قواعد رياضية تسمى خوارزميات التعليم learning algorithm، وإن الهدف من خوارزميات التعليم هو حساب (ضبط) مصفوفة أوزان الشبكة - والتي تمثل معاملات الشبكة- بشكل تناسب بيانات التدريب، ويمكن النظر إلى تعليم الشبكة العصبونية الاصطناعية كمشكلة تحسين غير خطية (nonlinear optimization problem) لضبط معاملات الشبكة بهدف تقليل قيمة تابع الخطأ (error function) أو كما يسمى أيضاً تابع التكلفة (cost function) إلى أدنى قيمة ممكنة.¹ وفيما يلي لمحة عامة عن طرائق وخوارزميات تعليم الشبكات العصبونية الاصطناعية، وإجراءات بنائها.

1. طرائق تعليم الشبكات العصبونية الاصطناعية:

تنقسم طرق تعليم الشبكات العصبونية الاصطناعية تقليدياً إلى تعليم خاضع للإشراف وتعليم غير خاضع للإشراف، وكذلك التعليم بالتعزيز (المعزز) والتعليم التنافسي، وفي ما يأتي توضيح لفكرة كل طريقة:

¹ : Dillon, T., Mostafa, F., Chang, E., (2017), “Computational Intelligence Applications to Option Pricing, Volatility Forecasting and Value at Risk”, Springer International Publishing, p:55.

1.1. التعليم الخاضع للإشراف (بوساطة معلم): Supervised Learning:¹

وفق هذه الطريقة يعتمد تعليم الشبكة العصبونية الاصطناعية في ضبط معاملاتهما (أوزانها) عن طريق مقارنة خرج الشبكة الفعلي مع الخرج المطلوب (الهدف). إن التعليم الخاضع للإشراف هو نظام تغذية راجعة بحلقة مغلقة (closed-loop feedback system) حيث يكون الخطأ المحسوب هو التغذية الراجعة للشبكة، ويُحسب عن طريق الفرق بين مخرجات الشبكة وقيم عينات التدريب والتي تمثل القيم المستهدفة وذلك بهدف توجيه عملية التعليم، وعادة ما يتم تعريف مقدار الخطأ عن طريق مقياس متوسط مربعات الأخطاء (MSE) -والذي تم التطرق إليه في المبحث الأول من الفصل الثاني من المراجعة الأدبية- وتعد خوارزمية الانتشار الخلفي (BP) الأكثر انتشاراً وفق طريقة التعليم الخاضع للإشراف.

2.1. التعليم غير الخاضع للإشراف (بدون معلم): Unsupervised learning:

إن طريقة التعليم غير الخاضع للإشراف تقوم على أساس تزويد الشبكة العصبونية الاصطناعية بالمدخلات فقط دون عرض الهدف على الشبكة العصبونية في أثناء التدريب، وتسمى هذه الطريقة من التعليم بطريقة التعليم الذاتي، حيث تحاول الشبكة العصبونية الاصطناعية وفق هذه الطريقة القيام بالربط التلقائي بين بيانات المدخلات واكتشاف المعرفة عن طريق اكتشاف الصفات المميزة لما يعرض عليها وذلك دون تزويدها بأمثلة لما يجب أن تخرجه.

3.1. التعليم بالتعزيز: Reinforcement Learning:²

تتطلب هذه الطريقة من التعليم عقدة عصبونية واحدة أو أكثر في طبقة المخرجات، إذ يعطي المعلم إشارات تشير إلى مدى تطابق مخرجات الشبكة مع المخرجات الفعلية (المطلوبة)

¹: Ke-Lin Du, M. N. S. Swamy., (2014)., “Neural Networks and Statistical Learning”, Springer-Verlag London, p:16.

²: Neha, Y., Anupam, Y., Manoj, K., (2015), op, cit, p.34.

أثناء الجلسة التدريبية، وذلك على عكس التعليم الخاضع للإشراف تكون إشارة الخطأ التي ينشئها المعلم ثنائية فقط، على سبيل المثال صحيحة أو خاطئة، 1 أو 0، داخل أو خارج، وما إلى ذلك. فإذا كانت إشارة المعلم ذات تعزيز سلبي فإن الشبكة تعيد ضبط معلماتها بمساعدة إشارات الإدخال وتحاول مراراً وتكراراً حتى تحصل على استجابة تعزيز إيجابية وتصل إلى مخرجات صحيحة.

4.1. التعليم التنافسي: Competitive Learning :¹

وفق طريقة التعليم التنافسي فإنه يوجد في طبقة المخرجات عقد عصبونية عدة. فعندما يتم تطبيق إشارة إدخال على الشبكة، تتنافس كل عقدة عصبونية في طبقة المخرجات مع العقد العصبونية الأخرى في هذه الطبقة لحساب أقرب نتيجة يمكن تحقيقها قريبة من الهدف. وفي النهاية فإن العصبون الذي حقق أدق نتيجة يصبح هو المهيمن وتتوقف العصبونات الأخرى عن حساب المخرجات لهذا الدخل.

2. خوارزميات تعليم (تدريب) الشبكات العصبونية الاصطناعية:

تعد عملية تعليم الشبكات العصبونية الاصطناعية الأساس في تحويل الشبكة العصبونية لأداء عمليات التعرف المختلفة والتي تتم باستخدام أسلوب (طريقة) التعليم أو التدريب. ويمكن بشكل عام تلخيص الخطوات العريضة لمرحلة تعلم الشبكة العصبونية الاصطناعية فيما يأتي:²

- يتم في البداية تحديد القيم الابتدائية للأوزان (Weights) عشوائياً (Random selection).
- وضع قيم للمداخل (present inputs).

¹ : Neha, Y., Anupam, Y., Manoj, K., (2015), op, cit, p.34.

² : الشرقاوي، محمد علي، (1996)، "الذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية"، مطابع المكتب المصري الحديث، مركز الذكاء الاصطناعي للحاسبات، مصر، ص:278.

- حساب الخرج الحقيقي للشبكة (Actual) وذلك بطرح القيمة الحدية (Threshold) من المجموع الموزون للدخل (Weights sum).
- تغيير الأوزان مرة أخرى في اتجاه التعرّف (التعلم) correct Decisions، وإضعاف الاتجاه الآخر incorrect Decisions أي العمل على تقليل الخطأ من خلال تغيير الأوزان.
- وضع قيم أخرى للدخل (عينات التدريب) وتكرار الخطوات السابقة حتى الانتهاء من عرض عينات التدريب على الشبكة، وفي كل مرة تضبط أوزان التدريب في اتجاه تقليل الخطأ. ويطلق على تنفيذ المراحل السابقة لمرة واحدة مصطلح (epoch) أي حقبة من الخطوات، وبالتالي فإن تكرار الخطوات السابقة (n) مرة يعني أن epoch=n. حيث أن الشبكة قد تحتاج إلى تكرار التدريب لآلاف المرات كي تتدرب بشكل فعال.

هناك العديد من خوارزميات التدريب، لذا سيتم تناول خوارزميات التدريب الأكثر شيوعاً وذلك وفقاً لطرائق التعلم بإشراف (Supervised Learning) من دون التطرق إلى خوارزميات التدريب وفقاً لطريقة التعلم بدون إشراف، وذلك لأن موضوع الدراسة الحالية سيقترن على طريقة التعلم بإشراف والتي تُستخدم لبناء وتدريب الشبكة العصبونية بهدف التنبؤ، بينما طريقة التعلم بدون إشراف (Unsupervised learning) تُستخدم لأغراض أخرى غير التنبؤ من مثل: التصنيف واكتشاف الأنماط الجديدة.

بشكل عام تعتمد خوارزميات تدريب الشبكات ذات الطبقة الواحدة والشبكات متعددة الطبقات _ والتي تسمى أيضاً شبكات: perceptron Network and multi-layer perceptron Network على حساب الخطأ في عقد الإخراج (طبقة المخرجات) ومن ثم انتشار هذا الخطأ بشكل

عكسي من طبقة إلى أخرى، وفي ما يأتي قاعدة بيرسبيترون perceptron learning rule للشبكات ذات الطبقة الواحدة، والتي تعد من أبسط خوارزميات التدريب.

1.2. قاعدة بيرسبيترون (perceptron learning rule):¹

إن قاعدة perceptron هي خوارزمية للتعلم الخاضع للإشراف ذات مخرجات ثنائية، أي تستخدم للتصنيف الثنائي والذي تكون نتيجته إما واحداً أو صفرًا،² أي أنها خوارزمية تصنيف تعتمد في تنبؤاتها على دالة تنشيط خطية. وتستخدم في الشبكات ذات الطبقة الواحدة، وقد قدمت من قبل Frank Rosenblatt عام 1957، وفي ما يأتي الخطوات الأساسية التي تقوم عليها هذه الخوارزمية:

- في البداية يتم تحديد الأوزان الابتدائية والقيم الحدية للعقد عشوائياً.
- تحديد قيم المدخلات (i_1, i_2, \dots, i_n) وكذلك تحديد الخرج المطلوب (O) أو الهدف للشبكة.
- حساب خرج الشبكة (y) وذلك باستخدام العلاقة الآتية:

$$y = \sum_{k=1}^n W_k(t) * i_k(t) \dots\dots\dots (1-3)$$

حيث أن: (y) هو تابع يستخدم لحساب خرج الشبكة، $i_k(t)$: الدخل ذو الترتيب k في الفترة

(t)، $W_k(t)$: الوزن المخصص للدخل ذو الترتيب k.

- إجراء ضبط الأوزان (Adapt the weights) وذلك كما يأتي:
- أولاً: إذا كانت الحالة منضبطة، أي أن: $w_k(t + 1) = w_k(t)$ وهذا يعني أنه لا داعي لإجراء أي تعديل في الأوزان لأن خرج الشبكة يساوي الخرج المطلوب.

¹: الشرفاوي، محمد علي، (1996)، "الذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية"، مرجع سبق ذكره، ص278.
² : Freund, Y.; Schapire, R. E. (1999). "Large margin classification using the perceptron algorithm" . Machine Learning. 37 (3): 277–296.

ثانياً: إذا كانت قيمة الخرج صفر ($O=0$) ويجب أن تكون قيمته واحداً، فيجب إجراء التعديل

$$w_k(t + 1) = w_k(t) + i_k(t) \text{ : الآتي}$$

ثالثاً: إذا كانت قيمة الخرج واحد ($O=1$) ويجب أن تكون قيمته صفر، فيجب إجراء التعديل

$$w_k(t + 1) = w_k(t) - i_k(t) \text{ : الآتي}$$

حيث أن: $w_k(t)$: قيمة الوزن في الفترة (t)، $w_k(t + 1)$: قيمة الوزن في الفترة ($t+1$).

تضمن قاعدة التعلم هذه تغيير الأوزان بحيث إذا تم عرض نمط المدخلات نفسه في المرة

القادمة على الشبكة فإن الأوزان التي قد تغيرت ستغير سلوك الشبكة لتجعلها تعطي نتائج صحيحة.

وقد تمت فيما بعد إضافة مجموعة متنوعة من التعديلات إلى هذه الخوارزمية البسيطة، وكان أهم

هذه التعديلات ادخال شرط معدل التعلم والذي يرمز له بالرمز دلتا (Δ) وأحياناً بالرمز إيتا (η) والذي

يهدف إلى التحكم بسرعة تعديل الأوزان بحيث تكون قيمته موجبة ومحصورة بين الصفر والواحد،

والعلاقة (2-3) التالية توضح المعادلة الرياضية الخاصة بتعديل الأوزان بعد إدخال معدل التعلم في

التدريب:

$$w_k(t + 1) = w_k(t) + \eta i_k(t) \dots (2-3)$$

وقد أطلق widrow على هذه الخوارزمية اسم النيرون الخطي التكيّفي

_Adaptive linear neurons_ADALIN_ هذه الخوارزمية كافية لتدريب شبكة عصبونية

اصطناعية بسيطة ذات طبقة واحدة، وهي أبسط أشكال الشبكات العصبونية الاصطناعية، ويمكنها

فقط معالجة التفاعلات الخطية بين المتغيرات، أما إذا كانت الشبكة ذات طبقات متعددة (تحتوي على

طبقة خفية واحدة على الأقل) فهي بحاجة إلى خوارزمية تدريب أخرى وهذا ما سيتم التطرق إليه في

الفقرة الآتية.

2.2. خوارزمية الانتشار الخلفي (back propagation algorithm):¹

في الشبكات ذات الطبقات المتعددة هناك حاجة لخوارزمية تعلم أكثر تعقيداً من الشبكات ذات الطبقة الواحدة، وغالباً ما يتم استخدام تابع التنشيط sigmoid function غير الخطي مع شبكات بيرسيبترون ذات الطبقات المتعددة (multi-layer perceptron network)، لذا فإنه عندما يتم حساب الفرق بين مخرجات الشبكة والمخرجات المطلوبة (الهدف) فإنه يجب تغيير الأوزان وفقاً لمشتق هذا التابع، ونظراً لأن هذا النوع من الشبكات يحوي أكثر من طبقة واحدة فإنه يجب تعديل الأوزان الموجودة في كل طبقة، وبالتالي فإنه يجب على خوارزمية التعلم هذه أن تحوي على طريقة لإعادة نشر الخطأ عبر الشبكة، لذلك تطبق قاعدة التعلم بيرسيبترون متعددة الطبقات وفق خوارزمية الانتشار الخلفي للخطأ (back propagation). وفي ما يأتي مراحل تنفيذ هذه الخوارزمية:

- بدء التنشيط (Initialize) للأوزان (weights) والقيم الحدية (thresholds) وذلك باختيار قيم عشوائية صغيرة للأوزان والقيم الحدية.
- تحديد قيم المدخلات (i_1, i_2, \dots, i_n) وكذلك تحديد الخرج المطلوب (O) أو الهدف للشبكة.
- حساب خرج الشبكة، وذلك عن طريق حساب خرج كل طبقة وفق الصيغة الرياضية التالية:

$$y = \sum_{k=1}^n W_k * i_k \dots \dots \dots (3-3)$$

يتم اتخاذ قيمة الخرج لكل طبقة كمدخلات للطبقة التالية وصولاً إلى حساب خرج الطبقة الأخيرة (طبقة المخرجات) بنفس الطريقة.

- ضبط الأوزان (Adapt the weights) ويتم ذلك باتجاه عكسي بدءاً من طبقة المخرجات مروراً بالطبقات الخفية وصولاً إلى طبقة المدخلات. وذلك وفق المعادلة الآتية:

¹: Keedwell, E., Narayanan, A., (2005), "Intelligent Bioinformatics - The application of artificial intelligence techniques to bioinformatics problems", John Wiley & Sons Ltd, England, British Library Cataloguing in Publication Data, pp:180-181.

$$w_{ij}(t + 1) = w_{ij}(t) + \eta \delta_{pj} O_{pj} \dots \dots (4-3)$$

حيث أن: $W_{ij}(t)$: الأوزان من العقدة (i) إلى العقدة (j) عند الزمن (t)، وأن (η) : هو معدل التعلم، (O_{pj}) : مخرجات العقدة (j) المقابل لدخلها (p)، وأن (δ_{pj}) : هو مقدار الخطأ عند العقدة (j).

هذا ويحسب مقدار الخطأ (δ_{pj}) لكل عقدة من عقد طبقة المخرجات وفق الصيغة (5-3)

التالية:

$$\text{for the output layer: } \delta_{pj} = c o_{pj} (1 - o_{pj}) (d_{pj} - o_{pj}) \dots \dots (5-3)$$

كما يحسب مقدار الخطأ (δ_{pj}) لكل عقدة من عقد الطبقة المخفية وفق الصيغة (6-3) التالية:

$$\text{for hidden layers: } \delta_{pj} = c o_{pj} (1 - o_{pj}) \sum_k \delta_{pk} - w_{jk} \dots \dots (6-3)$$

حيث أن: (d) هو الخرج المطلوب (الهدف)، (O) هو خرج الشبكة، (C): هو حد ثابت يُستخدم في تابع التنشيط غير الخطي (Sigmoid)، (k) عدد العقد في الطبقة المخفية. كما أن دالة الجمع في العلاقة (6-3) تشير إلى جمع الخطأ الخاص بـ k عقدة للطبقات المخفية السابقة (من الخرج إلى الدخل) للعقدة الموجودة في الطبقة الخفية والذي يجري حساب الخطأ لها.

إن المعادلات سابقة الذكر تزيد (أو تنقص) أوزان الشبكة بناءً على الخطأ في الطبقة السابقة. ففي طبقة المخرجات يتم حساب الخطأ مباشرة مع الاستجابة المطلوبة، في حين أن الطبقة المخفية تحسب خطأها على أساس الخطأ الموزون الذي تم نشره مرة أخرى من طبقة المخرجات، وبالتالي تتيح هذه العملية للشبكة تكيف أوزانها لتصحيح الفرق بين نتائجها (مخرجاتها) الحالية والنتائج (المخرجات) المطلوبة عند التطبيق عدة مرات (التكرار) على جميع بيانات المدخلات والمخرجات، وبالتالي تعيد الشبكة ضبط أوزانها لتكون أكثر دقة ويمكن بعد ذلك استخدامها للتنبؤ.

إن هذا النوع من التعليم يكون ممكناً عندما تكون القيم المطلوبة (المرغوبة) معروفة ، وبالتالي يمكن تطبيق طرق التعليم الخاضع للإشراف، بينما نجد في بعض الحالات أن القيم المطلوبة (المرغوبة) قد تكون غير معروفة وعندها يتم تطبيق قواعد التعليم غير الخاضع للإشراف وذلك بغية إيجاد أنماط محددة في البيانات وتقسيمها إلى مجموعات (العقدة) وغيرها، وتسمى هذه الشبكات بالشبكات العصبونية ذات التنظيم الذاتي (self-organizing) ومن أشهر هذه الخوارزميات خوارزمية Kohonen's algorithm for Unsupervised Learning Self Organizing الذاتي (غير الموجه). ولكن لن يتم التطرق إليها باعتبار أنها لا ترتبط بموضوع الدراسة الحالية.

3. إجراءات بناء الشبكة العصبونية الاصطناعية:

سيتم التطرق في إجراءات بناء الشبكة العصبونية الاصطناعية إلى مراحل بناء الشبكات العصبونية الاصطناعية بشكل عام ومن ثم طرق تحديد عدد الطبقات والعقد في الشبكة العصبونية الاصطناعية، وأخيراً استخدام الخوارزميات الجينية كأسلوب لأمثلة تحديد عدد الطبقات والعقد في الشبكة العصبونية الاصطناعية.

1.3. مراحل بناء الشبكة العصبونية الاصطناعية:

بشكل عام فإن تصميم شبكة عصبونية اصطناعية تمر بمجموعة من الخطوات الرئيسية والتي يمكن ذكرها بالآتي:¹

- تحديد المشكلة.

¹: Shanmuganathan, S., Samarasinghe, S., (2016), “Artificial Neural Network Modelling”, Springer International Publishing, Switzerland, P:8.

• اعداد البيانات اللازمة لتدريب الشبكة: والتي قد تشمل التحليل الاحصائي والتقدير والتطبيع...الخ.

• اختيار نموذج (نوع) الشبكة العصبونية المناسبة للمشكلة.

• القيام بتدريب الشبكة العصبونية.

• اختبار قدرة الشبكة العصبونية على التعميم (generalization) والتحقق من النتائج.

وفيما يلي توضيح لأهم هذه الخطوات:¹

أولاً: فيما يخص تحديد المشكلة: فإنه يجب تحديد المتغيرات التي ترتبط ارتباطاً مباشراً في المشكلة وتمثلها، بمعنى أنه يجب اختيار المدخلات (باعتبارها متغيرات مستقلة) التي تكون أكثر تأثيراً في المخرجات (باعتبارها متغيرات تابعة) وخاصة في المشاكل (الظواهر) التي تتأثر بعدد كبير من المتغيرات.

ثانياً: فيما يخص اعداد البيانات اللازمة لتدريب الشبكة: يتم اعداد البيانات وفق ما يلي:

• جمع البيانات الخاصة بمدخلات الشبكة ومخرجاتها _والتي تمثل المتغيرات المستقلة والتابعة_

ومن ثم القيام بمعالجة هذه البيانات قبل تغذية الشبكة العصبونية بها، وخاصة إذا كانت هذه

البيانات ذات قيم متذبذبة وغير خطية فينصح بمعالجتها لتسهيل تدريب الشبكة، ويتم ذلك بإعادة

قياس هذه البيانات (تطبيعها) بالاعتماد على الحدود العليا والدنيا أو بأخذ اللوغاريتم الطبيعي

للمشاهدات وبهذا فإن قيم البيانات تنحصر ضمن المجال (1.0)، وغالباً فإنه في السلاسل

¹ : MACIE, L., BALLINI, R., (2010), "NEURAL NETWORKS APPLIED TO STOCK MARKET FORECASTING: AN EMPIRICAL ANALYSIS", *Learning and Nonlinear Models (L&NLM) – Journal of the Brazilian Neural Network Society*, Vol. 8, Iss. 1, pp. 3-22.

الزمنية المالية يتم بحساب الفروق من الدرجة الأولى (التغير) أو بأخذ اللوغاريتم الطبيعي لمشاهدات سلسلة المتغير.

● تقسيم البيانات إلى ثلاث مجموعات: مجموعة التدريب، مجموعة الاختبار، مجموعة التحقق.

أ. مجموعة التدريب (Training sets): تشمل الجزء الأكبر من البيانات وتستخدم لتغذية الشبكة العصبونية أثناء التدريب لضبط أوزانها بما يتوافق مع الهدف.

ب. مجموعة الاختبار (Testing sets): غالباً ما يكون حجمها يتراوح بين 10% إلى 30% من مجموعة بيانات التدريب، وتستخدم لاختبار وتقييم قدرة الشبكة العصبونية الاصطناعية على التعميم.

ت. مجموعة التحقق (Validation sets): غالباً ما يتم حجز 5% من البيانات دون عرضها على الشبكة أثناء التدريب ليتم استخدامها كاختبار نهائي لأداء الشبكة وتقييم قدرتها على التعميم، وفي السلاسل الزمنية يتم حجز المشاهدات الأخيرة في السلسلة الزمنية كمجموعة للتحقق وذلك لأن الشبكة من المفترض أن تكون قد تدربت جيداً على المشاهدات السابقة للسلسلة الزمنية ليتم اختبار قدرتها على التنبؤ باستخدام هذه المجموعة.

ثالثاً: فيما يخص تصميم الشبكة (هيكلها): يتم فيها تحديد عدد الطبقات المخفية وعدد العصبونات في كل طبقة وأنواع توابع التفعيل في كل من طبقة المدخلات والمخفية وطبقة المخرجات، وسيتم التطرق إلى ذلك بشكل أكثر تفصيلاً فيما بعد من هذا المبحث.

رابعاً: فيما يخص تدريب الشبكة: يتم تحديد خوارزمية التدريب المناسبة للمشكلة، وتحديد عدد دورات التدريب (التكرارات)، وكذلك معدل التعلم، ومعدل الزخم.

إن معدل التعلم -والذي تم التطرق إليه في العلاقة (3-4) من هذا المبحث في فقرة خوارزمية الانتشار الخلفي - يجب أن يكون صغير جداً، ولكن تحديد معدل تعلم صغير يؤدي إلى تعلم بطيء جداً للشبكة وتستغرق وقتاً طويلاً، لذا فإنه من الناحية العملية يتم اختيار معدل تعلم كبير في البداية ويتم إضافة ما يسمى بمعدل الزخم (α) - Momentum rate - على العلاقة (3-4) الممثلة لقاعدة دلتا المعدلة - للحد من تأثيرات التغير في الأوزان خلال دورات التدريب- لتصبح على الشكل التالي:¹

$$w_{ij}(t + 1) = w_{ij}(t) + \eta \delta_{pj} O_{pj} + \alpha \Delta w_{ij}(t) \dots \dots (7-3)$$

حيث أن: $w_{ij}(t + 1)$: الأوزان الجديدة للتكرار الجديد (t+1)، $w_{ij}(t)$: أوزان التكرار ذو الترتيب (t)، $\Delta w_{ij}(t)$: التغير في الأوزان أثناء التكرار (t)، α : معدل الزخم: وهو يعمل على الحد من تأثيرات التغيرات في الوزن الماضي (t) على الاتجاه الحالي (t+1) للوزن ويأخذ القيم ضمن المجال {0.1-0.2}.

ولا بد من الإشارة إلى أنه من الناحية العملية فإن الممارسات الشائعة هي القيام بتحديد معدل تعلم (Learning rate) مرتفع في البداية (0.8 مثلاً) ومن ثم القيام بتخفيضه تدريجياً حتى أن تصل الشبكة إلى أفضل أداء ممكن أن تحققه، وفي بعض الحالات يكون من الأفضل أن نبدأ بتحديد معدل تعلم منخفض (0.1 مثلاً) ومن ثم زيادته بشكل تدريجي، أي أن تحديد معدل التعلم مسألة تجريبية.² كذلك فإنه يصعب تحديد عدد دورات التدريب (عدد مرات تدريب الشبكة على العينات) كقاعدة عامة

¹ : Chattopadhyay, R. (2011). “Artificial neural networks in yarn property modeling”. *Soft Computing in Textile Engineering*, Indian Institute of Technology, Delhi, India, pp:105–125.

² : Veit, D., (2012), “Neural networks and their application to textile technology”. *Simulation in Textile Technology*, Woodhead Publishing Limited, PP: 9–71.

وذلك بسبب أن التدريب يتأثر بالعديد من المعاملات من مثل معدل التعلم والخوارزمية المتبعة وغيرها من العوامل الأخرى، وبالتالي يصعب تحديد قاعدة عامة لتحديد عدد دورات التدريب اللازمة.¹

2.3. تحديد عدد الطبقات والعقد في الشبكة العصبونية الاصطناعية ذات التغذية الأمامية:

يعد تحديد عدد الطبقات المخفية وكذلك عدد العقد (العصبونات) في كل طبقة من المهام الصعبة عند تحديد هيكل الشبكة العصبونية الاصطناعية، حيث أن تحديد عدد العصبونات في طبقة المدخلات والمخرجات للشبكات التي تستخدم في التنبؤ (ذات التغذية الأمامية وخوارزمية الانتشار الخلفي للخطأ) يساوي لعدد المتغيرات المستقلة والمتغيرات التابعة، بينما تحديد عدد الطبقات المخفية وعدد العصبونات في كل طبقة مخفية مهمة صعبة ويغلب عليها صفة التجريب للوصول إلى الهيكلية المناسبة للشبكة.

- تحديد عدد الطبقات المخفية: إن استخدام طبقة خفية واحدة أو طبقتين مخفيتين في الشبكات المستخدمة في التنبؤ بالسلاسل الزمنية - غالباً تكفي لتمكين الشبكة العصبونية من تمثيل البيانات، ولكن من جهة أخرى فإن زيادة عدد الطبقات المخفية يؤدي إلى زيادة عدد الأوزان والعقد التي تربط بين هذه الطبقات وهذا ما يحتاج إلى وقت أطول للتدريب ومن الممكن أن يؤدي ذلك إلى التعليم المفرط وهذا ما يؤدي بدوره إلى انخفاض قدرة الشبكة العصبونية الاصطناعية على التنبؤ.²

- تحديد عدد العقد في الطبقات المخفية: لا يوجد قاعدة عامة تحدد عدد العقد في كل طبقة وبالتالي فإنه يمكن تحديدها باتباع أسلوب التجريب أو بتطبيق بعض العلاقات الرياضية للاستئناس، وفي ما يأتي بعض القواعد الشهيرة:

¹ : KAASTRA, I., and BOYD, M., (1996), "Designing a neural network for forecasting financial and economic time series". *Neuro computing*, 10, pp: 215-236.

² : MACIE, L., BALLINI, R., (2010), op, cit. pp:3-22.

- اقترح Baily and Thompson عام (1990)¹ أن يكون عدد العقد في الطبقة الخفية للشبكات ثلاثية الطبقات هي بحدود 75% من عدد العقد في طبقة المدخلات.
- اقترح Katz عام (1992)² أن العدد الأمثل للعقد في الطبقة المخفية يمكن العثور عليه بين النصف إلى ثلاثة أضعاف عدد العقد في طبقة المدخلات.
- اقترح MASTERS في عام (1993)³ قاعدة الهرم الهندسي (geometric pyramid rule) لتحديد عدد العصبونات في الطبقة الخفية للشبكات العصبونية التي تتكون من ثلاث طبقات والتي تحوي على n عصبون (عقدة) في طبقة المدخلات و m عقدة في طبقة المخرجات، وتنص هذه القاعدة على أن عدد العقد في الطبقة المخفية هو: $\sqrt{m * n}$. أما إذا كانت الشبكة تتكون من أربع طبقات (أي طبقتان مخفيتان) فقد اقترح MASTERS أن تكون عدد العصبونات في الطبقة الخفية الأولى هي: $m * r^2$ وفي الطبقة الخفية الثانية:

$$m * r \text{ حيث أن } r = \sqrt[3]{\frac{n}{m}}.$$

وهكذا نجد مما سبق أنه لا يوجد قاعدة عامة ثابتة يمكن اتباعها سواءً أكان ذلك في تحديد عدد الطبقات الخفية أم عدد العقد في الطبقات الخفية، وغالباً ما يتم اعتماد أسلوب التجربة والخطأ وذلك بملاحظة أداء الشبكة عند كل تغيير حتى تعطي الشبكة نتائج مقبولة.

¹ : Baily, D.; Thompson D.M, (1990), "Developing neural network applications". **AI Expert** Sep, pp: 33-41.

² : Katz, J. O. (1992). "Developing neural network forecasters for trading". **Technical Analysis of Stocks and Commodities**, 10(4), 160-168.

³ : MASTERS, T. (1993); "**Practical Neural Network Recipes in C++**". Academic PRESS, INC., New York, pp: 176-177.

الفصل الرابع

الدراسة العملية

تمهيد:

يتناول موضوع الدراسة الحالي جوانب متعددة بدءاً من قياس الكفاءة السعرية في أسواق المال العربية، وبناء نماذج للتنبؤ عدة بمؤشراتها، إضافة إلى تقديم معيار مقترح لقياس كفاءة نماذج التنبؤ وقياس الكفاءة السعرية في أسواق رأس المال، لتقارن على عدة أصعدة، بين المؤشرات المستخدمة لقياس دقة التنبؤ مع المعيار المقترح من جهة، وبين أسواق المال العربية المدروسة وفقاً لإمكانية التنبؤ فيها من جهة ثانية، وبين نماذج التنبؤ والمتمثلة بالنماذج القياسية للسلاسل الزمنية والشبكات العصبونية الاصطناعية والنماذج الهجينة من جهة ثالثة.

لذا وبناءً على ما سبق فإنه سيتم تناول المواضيع السابقة وفق ثلاثة مباحث وذلك بما يخدم تحقيق أهداف البحث من جهة وبما يحقق الإجابة بشكل متسلسل على تساؤلات المشكلة البحثية وفق ما يأتي:

❖ **المبحث الأول:** يتناول أسواق المال العربية: تطورها واختبار كفاءتها السعرية، وسيتم في هذا المبحث دراسة تطور أداء أسواق المال العربية وفق بعض المؤشرات وترتيبها فيما بينها وفقاً لذلك ليتسنى بناءً على ذلك تحديد مجموعة من الأسواق لاختبار كفاءتها السعرية بناءً على الفرضيات الإحصائية ذات الصلة بذلك، وبهذا فإنه سيتم في هذا المبحث الإجابة على التساؤل الآتي:

▪ هل يوجد اختلاف ملحوظ بين أسواق المال العربية تبعاً لمؤشرات الأداء (عدد الشركات - عدد الأسهم المتداولة - قيمة الأسهم المتداولة - الرسملة السوقية - معدل دوران

السهم)؟

▪ تبعاً لاختبار التكرارات (Runs Test) و لاختبار الارتباط الذاتي المتسلسل

(Autocorrelation) هل تتمتع أسواق المال العربية بالكفاءة السعرية؟

❖ **المبحث الثاني:** يتناول بناء نماذج التنبؤ في أسواق المال العربية المدروسة: حيث سيخصص

لبناء النماذج القياسية والشبكات العصبونية الاصطناعية والنماذج الهجينة للتنبؤ في أسواق المال

العربية المدروسة، وبهذا فإنه سيتم الإجابة في هذا المبحث على التساؤلات الآتية:

▪ هل يوجد اختلاف بين نتيجة مؤشرات قياس دقة التنبؤ (RMSE-MAPE-MAE)

مقارنة بنتيجة مؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة عند الحكم على قدرة النموذج على تمثيل

مؤشر السوق المالي؟

▪ ما هو النموذج الأفضل لتمثيل مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية ومؤشرات أسواق المال

العربية المدروسة وفقاً لمؤشر (RMSE)؟

❖ **المبحث الثالث: التنبؤ - المقارنة والمعيار المقترح:** حيث سيخصص هذا المبحث لعرض نتائج

التنبؤ للنماذج التي بنيت في المبحث السابق ليتسنى القيام بالمقارنة على صعيد النماذج في ما

بينها وعلى صعيد أسواق المال العربية المدروسة، كما سيتم توصيف المعيار المقترح الخاص

بقياس كفاءة نماذج التنبؤ وقياس الكفاءة السعرية في أسواق رأس المال، وبالآتي فإنه سيتم دراسة

فعالية الاعتماد على هذا المعيار كأساس للحكم على كفاءة نماذج التنبؤ والكفاءة السعرية في

أسواق رأس المال مقارنة بفعالية الاعتماد على مؤشرات قياس دقة التنبؤ. لتبنى على ذلك المقارنة

بين النماذج من حيث قدرتها على التنبؤ من جهة، والمقارنة بين أسواق المال العربية من حيث

إمكانية التنبؤ بها (كفاءتها السعرية) من جهة أخرى. وبهذا فإنه سيجاب في هذا المبحث على

التساؤلات الآتية:

- هل يوجد اختلاف بين كل من النماذج القياسية والشبكات العصبونية الاصطناعية والنماذج الهجينة في القدرة على التنبؤ وفقاً لمؤشرات قياس دقة التنبؤ ممثلة بمؤشر (RMSE) في أسواق المال العربية المدروسة؟
- هل يوجد اختلاف في القدرة على التنبؤ بمؤشر السوق المالي (الكفاءة السعرية) بين سوق دمشق للأوراق المالية وبين أسواق المال العربية المدروسة، وذلك تبعاً لأفضل نموذج مختار.
- هل يمكن الاعتماد على مؤشرات قياس دقة التنبؤ ممثلة بمؤشر (RMSE) للمقارنة بين الأسواق من حيث إمكانية التنبؤ فيها (لاختبار كفاءتها السعرية)؟
- هل يوجد اختلاف بين النتائج التي يفضي إليها المعيار المقترح وبين النتائج التي تفضي إليها مؤشرات قياس دقة التنبؤ ممثلة بمؤشر (RMSE)؟
- ما مدى فعالية المعيار المقترح للمقارنة بين أسواق رأس المال حسب كفاءتها السعرية (القدرة على التنبؤ) إذا ما قورن بمؤشر (RMSE)؟

المبحث الأول

أسواق المال العربية: تطورها وقياس كفاءتها السعرية

تمهيد:

بما أن اختبار الكفاءة السعرية لأسواق المال العربية وبناء نماذج التنبؤ فيها سيتم اعتماداً على كامل الفترة المدروسة (2015-2019) وليس بناءً على عام واحد، فإنه بهدف تحديد أسواق المال العربية المراد تضمينها في هذه الدراسة بشكل علمي فإن ذلك يستدعي تحديدها وفقاً لأدائها اعتماداً على كامل الفترة المدروسة وليس اعتماداً على أدائها في العام الأخير من الدراسة، وذلك بعد ترتيبها وتقسيمها إلى مجموعات بناءً على مؤشرات أدائها المحسوبة خلال هذه الفترة.

لذا فإنه سيتم في هذا المبحث استعراض أهم المؤشرات الخاصة بتطور أداء أسواق المال العربية خلال الفترة المدروسة (2015-2019). لنتسنى تحديد أسواق المال العربية المراد دراستها، وتطبيق أهم الاختبارات الإحصائية المستخدمة في قياس الكفاءة السعرية، وترتيبها تبعاً لمستوى كفاءتها.

1. تطور أداء أسواق المال العربية خلال الفترة (2015-2019):

تعد أسواق المال العربية من الأسواق المالية الناشئة قياساً بأسواق المال في الدول المتقدمة، وتختلف أسواق المال العربية فيما بينها من حيث تاريخ تأسيسها ومن حيث تطورها، وقد كان لذلك أثر في حدوث التفاوت بين هذ الأسواق من حيث حجم السوق واتساعه وعمقه وانتشار الوعي الاستثماري في المجتمع والخبرة التراكمية في مجال إدارة السوق وغيرها من العوامل الأخرى، لذا فإنه من الممكن أن يكون لذلك تأثير طبعاً في كفاءتها السعرية.

جميع الدول العربية حالياً توجد فيها أسواق مالية ما عدا خمس دول وهي: الصومال، اليمن، موريتانيا، الجيبوتي، وجزر القمر. والجدول (4-1) الآتي يوضح أسواق المال العربية متسلسلة حسب تاريخ تأسيس كل منها:

الجدول (4-1)

أسواق المال العربية وتاريخ تأسيسها

الترتيب	السوق	تاريخ التأسيس
1	البورصة المصرية	1903
2	بورصة بيروت	1920
3	بورصة القيم المنقولة بالدار البيضاء	1929
4	سوق الكويت للأوراق المالية	1962
5	بورصة الأوراق المالية بتونس	1969
6	بورصة عمان	1977
7	سوق الأسهم السعودي	1984
8	بورصة البحرين	1987
9	سوق مسقط للأوراق المالية	1988
10	سوق الخرطوم للأوراق المالية	1994
11	سوق فلسطين للأوراق المالية	1995
12	بورصة الجزائر	1997
13	بورصة قطر	1997
14	سوق أبو ظبي للأوراق المالية	2000
15	سوق دبي المالي	2000
16	سوق العراق للأوراق المالية	2004
17	سوق المال اللبني	2006
18	سوق دمشق للأوراق المالية	2006

المصدر: من إعداد الباحث اعتماداً على المواقع الرسمية لأسواق المال العربية

من خلال الجدول (4-1) السابق نلاحظ التفاوت بين أسواق المال العربية من حيث تاريخ تأسيسها، إذ كانت بداية النشأة الفعلية (رسمياً) لبورصة القاهرة في عام 1903م وهي من البورصات الأولى التي تمَّ أسست في الوطن العربي. تلتها بورصة بيروت عام 1920م والتي كان التداول فيها يقتصر في هذه المرحلة فقط على الذهب والعملات الأجنبية، لتشكل فترة الخمسينات والتسعينات من القرن العشرين ازدهار السوق واتساعه، وقد توقفت بورصة بيروت أعوام متكررة نتيجة الأوضاع التي كانت تمر بها البلاد من 1983 إلى عام 1995 ليعاد إطلاقها في عام 1996، تلتها بورصة القيم المنقولة بالدار البيضاء في المغرب في عام 1929م، لتشكل الفترة من عام 1903 إلى عام 1929 تأسيس أقدم ثلاث بورصات عربية في الوطن العربي. فيما شكلت الحقبة الزمنية من عام 1962 إلى عام 2006 تأسيس بقية أسواق المال العربية بشكل تدريجياً، وحالياً يعد كل من سوق دمشق للأوراق المالية وسوق المال الليبي وسوق العراق للأوراق المالية من الأسواق الحديثة نسبة لأسواق المال العربية. ويعد سوق دمشق للأوراق المالية أحدثها، حيث تم تأسيس سوق دمشق للأوراق المالية في عام 2006 ولكن الافتتاح الرسمي بدأ في تاريخ (10/3/2010).

ويمكن الاستعانة بمجموعة من المؤشرات التي يمكن من خلالها تحديد أحجام هذه الأسواق ومقارنتها في ما بينها، وتتعلق تلك المؤشرات ببعض الجوانب التي تعكس حجم نشاط السوق وتطوره، ومن هذه المؤشرات: عدد الشركات المدرجة في كل سوق، عدد الأسهم المتداولة، قيمة الأسهم المتداولة، القيمة السوقية (الرسملة السوقية)، ومعدل دوران السهم. وسيتم الحصول على هذه البيانات من الموقع الرسمي لاتحاد البورصات العربية وكذلك صندوق النقد العربي لما يوفرانه من بيانات موحدة لجميع أسواق المال العربية الأعضاء في الاتحاد إضافة إلى المواقع الرسمية لأسواق المال العربية، وسيستثنى سوق المال الليبي بسبب توقف التداول فيه بسبب الأوضاع التي تمر بها البلاد. وفي ما يأتي تلخيص لهذه المؤشرات خلال الفترة المدروسة (2015-2019).

أولاً: مؤشر عدد الشركات المدرسة:

يشير هذا المؤشر إلى عدد الشركات المدرجة في سوق الأوراق المالية، حيث تعبر الزيادة في عدد الشركات المدرجة التطور في السوق المالي عموماً، والجدول (2-4) الآتي يلخص عدد الشركات المدرجة في أسواق المال العربية من عام 2015 وحتى الربع الثاني من عام 2019 ومتوسط عدد الشركات خلال هذه الفترة وترتيبها تبعاً لذلك.

الجدول (2-4)

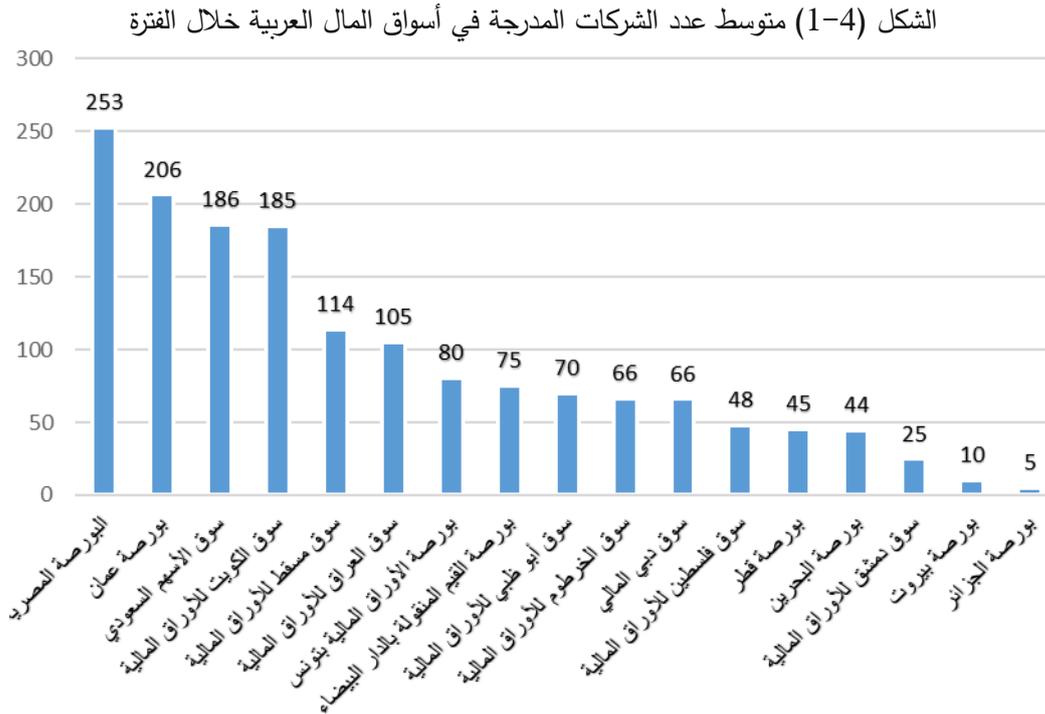
مؤشر عدد الشركات المدرجة

مؤشر عدد الشركات المدرجة								السوق	العام
الترتيب خلال الفترة	النسبة المئوية	المتوسط خلال الفترة	(2019) Q2	2018	2017	2016	2015		
1	15.97%	252.8	252	252	254	254	252	البورصة المصرية	
2	13.04%	206.4	191	195	194	224	228	بورصة عمان	
3	11.73%	185.6	202	200	179	176	171	سوق الأسهم السعودي	
4	11.69%	185	175	174	177	196	203	سوق الكويت للأوراق المالية	
5	7.18%	113.6	117	110	112	113	116	سوق مسقط للأوراق المالية	
6	6.63%	105	125	104	101	97	98	سوق العراق للأوراق المالية	
7	5.07%	80.2	81	82	81	79	78	بورصة الأوراق المالية بتونس	
8	4.74%	75	75	75	75	75	75	بورصة القيم المنقولة بالدار البيضاء	
9	4.40%	69.6	70	73	69	68	68	سوق أبو ظبي للأوراق المالية	
10	4.18%	66.2	67	65	65	67	67	سوق الخرطوم للأوراق المالية	
11	4.17%	66	76	67	66	61	60	سوق دبي المالي	
12	3.05%	48.2	48	48	48	48	49	سوق فلسطين للأوراق المالية	
13	2.84%	45	47	46	45	44	43	بورصة قطر	
14	2.81%	44.4	44	44	43	44	47	بورصة البحرين	
15	1.55%	24.6	27	24	24	24	24	سوق دمشق للأوراق المالية	
16	0.63%	10	10	10	10	10	10	بورصة بيروت	
17	0.32%	5	5	5	5	5	5	بورصة الجزائر	

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على البيانات المنشورة في موقع اتحاد البورصات العربية والمواقع الرسمية لأسواق المال العربية وصندوق النقد العربي.

من خلال الجدول السابق نلاحظ أن البورصة المصرية احتلت المركز الأول من حيث عدد الشركات المدرجة فيها، إذ بلغت عدد الشركات المدرجة فيها خلال الفترة بالمتوسط (253) شركة، وهي بذلك تمثل ما يقارب (16%) من عدد الشركات المدرجة في أسواق المال العربية، بينما احتلت بورصة عمان المركز الثاني بمتوسط (206) شركة بالمتوسط وهي تمثل ما يقارب (13%) من عدد الشركات المدرجة في أسواق المال العربية، يليها في المركز الثالث سوق الأسهم السعودي بمتوسط

(186) شركة وهو يمثل ما يقارب (11.73%) من عدد الشركات المدرجة في أسواق المال العربية، بينما تمثل سوق دمشق للأوراق المالية ما نسبته (1.55%) من إجمالي عدد الشركات المدرجة في أسواق المال العربية، وفي المركزين الأخيرين بورصة بيروت وبورصة الجزائر بنسبة (0.63%) و (0.32%) على الترتيب. ويمكن تلخيص ما سبق بشكل أكثر وضوحاً من خلال الشكل (1-4) الآتي:



المصدر: من إعداد الباحث اعتماداً على بيانات الجدول (2-4) وبرنامج الـ Excel

ثانياً: مؤشر عدد الأسهم المتداولة:

يظهر الجدول (3-4) الآتي عدد الأسهم المتداولة في أسواق المال العربية من عام 2015 وحتى الربع الثاني من عام 2019 ومتوسط عدد الأسهم المتداولة خلال هذه الفترة وترتيبها تبعاً لذلك:

الجدول (3-4)

مؤشر عدد الأسهم المتداولة

مؤشر عدد الأسهم المتداولة (مليون سهم)								السوق	العام
الترتيب خلال الفترة	الوزن النسبي	المتوسط خلال الفترة	(2019) Q2	2018	2017	2016	2015		
1	77.085%	876029	237426	832667	1215082	1038229	618726	سوق العراق للأوراق المالية	
2	6.825%	77561	17566	44624	82154	105848	98831	سوق دبي المالي	
3	5.223%	59360	19819	59711	77946	66490	43156	البورصة المصرية	
4	4.530%	51480	16836	37844	43297	67729	65955	سوق الأسهم السعودي	
5	3.220%	36588	18616	21710	50623	30505	43193	سوق الكويت للأوراق المالية	
6	2.122%	24116	7606.2	15370	28239	29483	27823	سوق أبو ظبي للأوراق المالية	
7	0.397%	4516	1768.3	4014	4263	4633	5642	سوق مسقط للأوراق المالية	
8	0.216%	2454	2016	2285	2465	1976.5	2302	بورصة قطر	
9	0.156%	1770	585	1245	1716	1836	2585	بورصة عمان	
10	0.088%	1000	681	1441	1129	734	515	بورصة البحرين	
11	0.062%	702	117.8	1370	1081	316	272	سوق الخرطوم للأوراق المالية	
12	0.023%	266	123	249.8	278.6	274.2	273	بورصة الأوراق المالية بتونس	
13	0.022%	245	142	258.7	183.1	281.5	239	بورصة القيم المنقولة بالدار البيضاء	
14	0.019%	211	85	185.07	271.1	232	175	سوق فلسطين للأوراق المالية	
15	0.011%	124	187.5	90.01	86.9	120	74	بورصة بيروت	
16	0.002%	22	10.59	30.7	28.3	20	8.3	سوق دمشق للأوراق المالية	
17	0.00007%	0.754888889	0.0006	0.2265	0.1681	0.7888	2.213	بورصة الجزائر	

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على البيانات المنشورة في موقع اتحاد البورصات العربية والمواقع الرسمية لأسواق المال العربية وصندوق النقد العربي.

نلاحظ من خلال الجدول السابق أن سوق العراق للأوراق المالية حقق أعلى ترتيب من حيث عدد الأسهم المتداولة خلال الفترة المدروسة مقارنة بباقي أسواق المال العربية وبفارق ملحوظ؛ حيث شكلت عدد الاسهم المتداولة في السوق العراقية بالمتوسط حوالي 77% من إجمالي عدد الأسهم المتداولة في أسواق المال العربية، يليها سوق دبي المالي بوزن نسبي 6.8% من إجمالي عدد الأسهم المتداولة في أسواق المال العربية ومن ثم البورصة المصرية وسوق الأسهم السعودي بوزن نسبي بلغ (5.2%)، (4.5%) على الترتيب، وفي المقابل فقد احتلت بورصة بيروت وسوق دمشق للأوراق المالية وبورصة الجزائر المراكز الأخيرة من حيث مؤشر عدد الأسهم المتداولة بوزن نسبي بلغ في المتوسط (0.011%)، (0.002%) و (0.00007%) على التوالي.

ويمكن تفسير ارتفاع عدد الأسهم المتداولة في السوق العراقي بهذا الفارق عن بقية أسواق المال العربية بأن التداولات تحدث بأعداد كبيرة نسبياً بسبب سعر السهم المنخفض جداً مقارنة بباقي أسواق المال العربية_ كما سيتضح لاحقاً عند حساب مؤشر قيمة الأسهم المتداولة والرسمة السوقية لسوق العراق_ حيث بلغ متوسط قيمة الأسهم المتداولة في سوق العراق المالي (468) مليون دولار أمريكي (كما هو موضح في الفقرة الآتية في الجدول رقم (4-4)) كما بلغ متوسط الرسمة السوقية لسوق

العراق المالي خلال الفترة (8660) مليون دولار أمريكي (كما هو موضح في الجدول (4-5) لاحقاً) وبالآتي فإنه بقسمة متوسط قيمة الأسهم المتداولة خلال الفترة على متوسط عدد الأسهم المتداولة خلال الفترة نلاحظ أنه بالمتوسط كان سعر السهم الواحد خلال الفترة (0.0005) دولار أمريكي كما أن مؤشر معدل دوران السهم بالمتوسط بلغ (4.94%) - وذلك بقسمة متوسط قيمة الأسهم المتداولة على متوسط الرسملة السوقية كما سيتضح في الجدول (4-6) لاحقاً - وهذا ما يؤكد أنه بالرغم من ارتفاع عدد الأسهم المتداولة إلا أنها لا تشكل بالمتوسط أكثر من 5% من رأس مال السوق العراقي، وبالآتي فإن عدد الأسهم في الشركات العراقية كبير نسبياً، ولهذا فإنه من الطبيعي أن تكون الصفقات تتفد على عدد أسهم كبير نسبياً. لذا فإن هذا المؤشر وحده لا يعطي صورة كافية عن نشاط السوق عند مقارنته بأسواق أخرى.

ثالثاً: مؤشر قيمة الأسهم المتداولة:

يظهر الجدول (4-4) الآتي قيمة الأسهم المتداولة في أسواق المال العربية مقيمة بالدولار الأمريكي من عام 2015 وحتى الربع الثاني من عام 2019 ومتوسط قيم الأسهم المتداولة خلال هذه الفترة وترتيبها تبعاً لذلك:

الجدول (4-4)

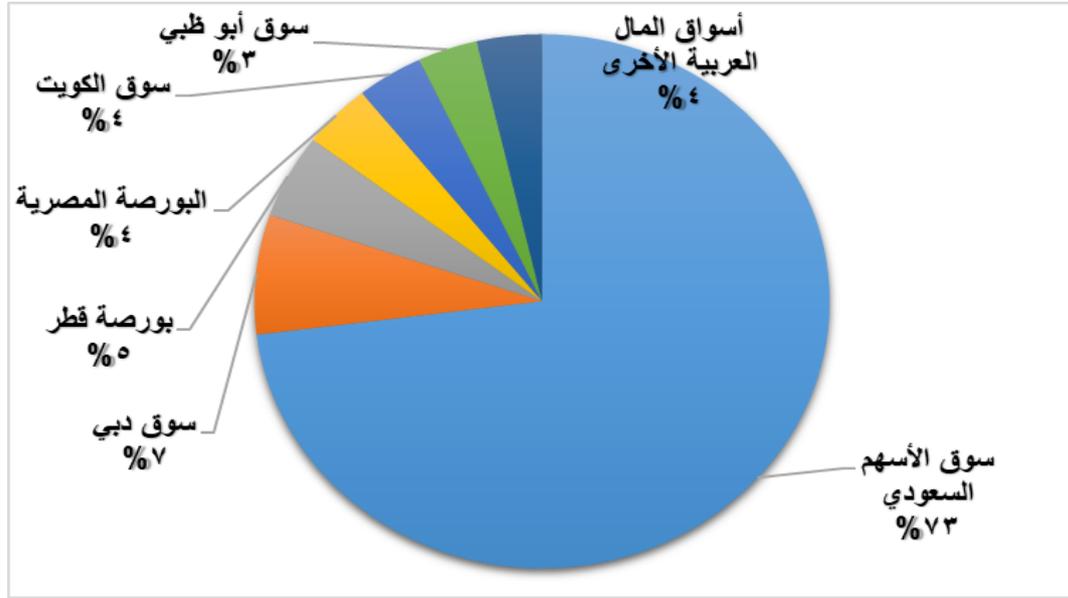
مؤشر قيمة الأسهم المتداولة

مؤشر قيمة الأسهم المتداولة (مليون دولار أمريكي)								السوق العام
الترتيب خلال الفترة	الوزن النسبي	المتوسط خلال الفترة	(2019) Q2	2018	2017	2016	2015	
1	72.998%	294185	117120.2	232342	223007	308530	442832.5	سوق الأسهم السعودي
2	7.246%	29200	6558.5	16083.5	31259.5	36246.6	41251.3	سوق دبي المالي
3	5.083%	20486	10694.2	18767.4	18149.6	18901.1	25676.7	بورصة قطر
4	3.909%	15752	5355.8	18706.3	18738	10312.4	17772.3	البورصة المصرية
5	3.744%	15087	12598.85	13650	19017	9411.7	13211.8	سوق الكويت للأوراق المالية
6	3.365%	13563	7446.64	10772.6	13092	13332	16390	سوق أبوظبي للأوراق المالية
7	1.298%	5232	2855.4	4799.8	6803.3	4998.1	4089.4	بورصة القيم المنقولة بالدار البيضاء
8	0.908%	3659	960	3271.26	4127.26	3285.56	4819.5	بورصة عمان
9	0.613%	2469	772.8	1918.2	2380.7	2490.5	3547.7	سوق مسقط للأوراق المالية
10	0.210%	846	270.8	841.4	969.4	744.2	981.9	بورصة الأوراق المالية بتونس
11	0.209%	844	801.6	633.7	762.1	972	629	بورصة بيروت
12	0.138%	556	460.49	858.9	560.6	330.11	291.7	بورصة البحرين
13	0.116%	468	126.74	389	750	430	412.5	سوق العراق للأوراق المالية
14	0.096%	386	150.5	353.4	469	445.1	320.3	سوق فلسطين للأوراق المالية
15	0.060%	243.11	4.5	29	126.07	663.4	271.01	سوق الخرطوم للأوراق المالية
16	0.007%	26.61	21.91	59.14	28.88	6.2	3.6	سوق دمشق للأوراق المالية
17	0.0003%	1.12258	0.919	1.99	0.673	0.793	0.6766	بورصة الجزائر

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على البيانات المنشورة في موقع اتحاد البورصات العربية والمواقع الرسمية لأسواق المال العربية وصندوق النقد العربي.

نلاحظ من خلال الجدول السابق (4-4) أن الوزن النسبي لقيمة الأسهم المتداولة في سوق الأسهم السعودي شكلت ما يقارب 73% من إجمالي قيم الأسهم المتداولة في أسواق المال العربية وهي النسبة الأكبر وبفارق ملحوظ مقارنة ببقية أسواق المال العربية، يليه سوق دبي وقطر بوزن نسبي (7.2%) و (5%) على التوالي، كما حققت كل من البورصة المصرية وسوق الكويت وأبو ظبي نسباً متقاربة نسبياً إذ بلغت (3.9%)، (3.7%)، و (3.3%) على الترتيب. بالمقابل فقد احتلت كل من سوق الخرطوم وسوق دمشق للأوراق المالية وبورصة الجزائر المراكز الأخيرة من حيث قيمة الأسهم المتداولة بوزن نسبي (0.060%)، (0.007%)، و(0.0003%) على الترتيب. ويمكن تلخيص ما سبق بشكل أكثر وضوحاً من خلال الشكل (4-2) الآتي:

الشكل (4-2) الوزن النسبي لمتوسط قيمة الأسهم المتداولة في أسواق المال العربية خلال الفترة



المصدر: من إعداد الباحث اعتماداً على بيانات الجدول (4-4) وبرنامج الـ Excel

رابعاً: مؤشر القيمة السوقية (الرسمة السوقية):

يظهر الجدول (5-4) الآتي الرسمة السوقية لأسواق المال العربية مقيمة بالدولار الأمريكي من عام 2015 وحتى الربع الثاني من عام 2019 ومتوسطها خلال هذه الفترة وترتيبها تبعاً لذلك:

الجدول (4-5)

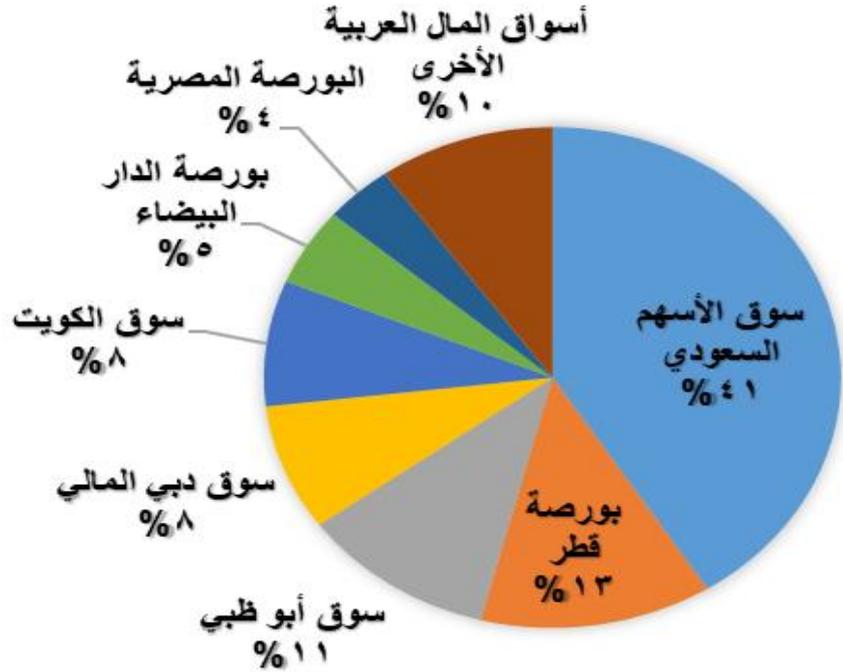
مؤشر الرسملة السوقية

مؤشر الرسملة السوقية (مليون دولار أمريكي)								السوق / العام
الترتيب خلال الفترة	الوزن النسبي	المتوسط خلال الفترة	(2019) Q2	2018	2017	2016	2015	
1	40.991%	474690	556946	496339	450561	448520	421083	سوق الأسهم السعودي
2	13.012%	150688	156899	161292	129322	154374	151555	بورصة قطر
3	10.986%	127222	141219	137524	124516	120947	111903	سوق أبوظبي للأوراق المالية
4	8.161%	94511	95886	93348	107365	92003	83954	سوق دبي المالي
5	8.125%	94087	107322	94695	92747	87876	87796	سوق الكويت للأوراق المالية
6	5.018%	58110	59525	60742	67026	57614	45645	بورصة القيم المنقولة بالدار البيضاء
7	3.847%	44546	46203	42071	46533	32191	55733	البورصة المصرية
8	3.001%	34749	47864	18738	21255	44904	40984	سوق مسقط للأوراق المالية
9	2.047%	23707	22046	22740	23925	24456	25366	بورصة عمان
10	1.820%	21081	23724	21747	21608	19227	19098	بورصة البحرين
11	0.922%	10675	9102	9675	11473	11903	11220	بورصة بيروت
12	0.748%	8660	9390	9458	8934	7795	7721	سوق العراق للأوراق المالية
13	0.723%	8374	7906	8142	8797	8252	8774	بورصة الأوراق المالية بتونس
14	0.312%	3618	3734	3735	3891	3390	3339	سوق فلسطين للأوراق المالية
15	0.169%	1961	1131	1009	2975	2432	2259	سوق الخرطوم للأوراق المالية
16	0.103%	1194	2192	1524	1475	351	427	سوق دمشق للأوراق المالية
17	0.014%	165	322	229	87	89	96	بورصة الجزائر

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على البيانات المنشورة في موقع اتحاد البورصات العربية والمواقع الرسمية لأسواق المال العربية وصندوق النقد العربي.

نلاحظ من خلال الجدول السابق (4-5) أن سوق الأسهم السعودي حقق القيمة الأكبر من مؤشر رأس المال السوقي مقارنة بأسواق المال العربية خلال الفترة، حيث شكلت الرسملة السوقية لهذا السوق نسبة إلى رأس المال السوقي لجميع أسواق المال العربية بالمتوسط (41%)، يليه سوق قطر، أبو ظبي، دبي، وسوق الكويت بوزن نسبي تراوح بين (8% - 13%) لهذه الأسواق. بينما تراوح الوزن النسبي لبورصة القيم المنقولة في الدار البيضاء والبورصة المصرية وأسواق مسقط وعمان والبحرين بين (1.8%-5%) على التوالي، أما الوزن النسبي لباقي أسواق المال العربية فكان اقل من 1% لكل سوق، حيث حققت سوق دمشق للأوراق المالية وبورصة الجزائر المراكز الأخيرة من حيث الرسملة السوقية بوزن نسبي بلغ (0.103%) و(0.014%) على التوالي. ويمكن تلخيص ما سبق بشكل أكثر وضوحاً من خلال الشكل (4-3) الآتي:

الشكل (3-4) يوضح الوزن النسبي لمتوسط قيمة الأسهم المتداولة في أسواق المال العربية خلال الفترة



المصدر: من إعداد الباحث اعتماداً على بيانات الجدول (4-5) وبرنامج ال Excel

خامساً: مؤشر معدل دوران السهم (سيولة السوق):

يمكن حساب معدل دوران السهم بنسبة قيمة الأسهم المتداولة إلى القيمة السوقية (الرسملة السوقية) ويمكن استخدام هذا المؤشر للدلالة على السيولة المتوافرة في السوق المالي، والجدول (4-6) الآتي يلخص مؤشر معدل دوران السهم لأسواق المال العربية من عام 2015 وحتى عام 2018، إذ استنتى الربع الأول والثاني من عام 2019 من الفترة كي يعطي مؤشر متوسط معدل دوران السهم خلال الفترة صورة أكثر دقة نظراً لأن هذا المؤشر يرتبط بقيمة الأسهم المتداولة في السوق لكونها تراكمية على مدار كل سنة من سنوات الدراسة.

الجدول (4-6)

مؤشر معدل دوران السهم

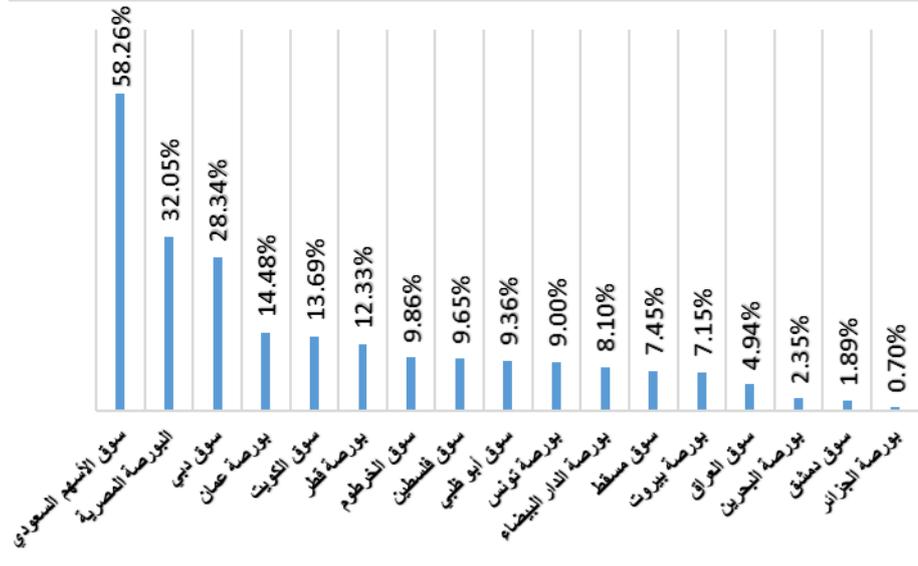
مؤشر معدل دوران السهم (سيولة السوق)						السوق العام
الترتيب خلال الفترة	المتوسط خلال الفترة	2018	2017	2016	2015	
1	58.26%	46.81%	49.50%	68.79%	105.17%	سوق الأسهم السعودي
2	32.05%	44.46%	40.27%	32.03%	31.89%	البورصة المصرية
3	28.34%	17.23%	29.12%	39.40%	49.14%	سوق دبي المالي
4	14.48%	14.39%	17.25%	13.43%	19.00%	بورصة عمان
5	13.69%	14.41%	20.50%	10.71%	15.05%	سوق الكويت للأوراق المالية
6	12.33%	11.64%	14.03%	12.24%	16.94%	بورصة قطر
7	9.86%	2.87%	4.24%	27.28%	12.00%	سوق الخرطوم للأوراق المالية
8	9.65%	9.46%	12.05%	13.13%	9.59%	سوق فلسطين للأوراق المالية
9	9.36%	7.83%	10.51%	11.02%	14.65%	سوق أبو ظبي للأوراق المالية
10	9.00%	10.33%	11.02%	9.02%	11.19%	بورصة الأوراق المالية بتونس
11	8.10%	7.90%	10.15%	8.68%	8.96%	بورصة القيم المنقولة بالدار البيضاء
12	7.45%	10.24%	11.20%	5.55%	8.66%	سوق مسقط للأوراق المالية
13	7.15%	6.55%	6.64%	8.17%	5.61%	بورصة بيروت
14	4.94%	4.11%	8.39%	5.52%	5.34%	سوق العراق للأوراق المالية
15	2.35%	3.95%	2.59%	1.72%	1.53%	بورصة البحرين
16	1.89%	3.88%	1.96%	1.77%	0.84%	سوق دمشق للأوراق المالية
17	0.70%	0.87%	0.77%	0.89%	0.70%	بورصة الجزائر

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على بيانات الجدولين (4-4) و (4-5) السابقين.

نلاحظ من خلال الجدول السابق (4-6) أن سوق الأسهم السعودي حقق النسبة الأعلى من مؤشر معدل دوران السهم، حيث كان معدل دوران السهم بالمتوسط خلال الفترة (58.26%) وهي تشير إلى توفر سيولة مرتفعة في سوق الأسهم السعودي إذا ما قورن بباقي أسواق المال العربية، يليه البورصة المصرية بمتوسط بلغ (32.05%) وهو ما يقارب نصف معدل دوران الأسهم في السوق السعودي، كما نلاحظ أن معدل دوران السهم في بورصة عمان يشكل أيضاً بالمتوسط نصف معدل دوران الأسهم في سوق دبي المالي (تقريباً)، حيث بلغ متوسط معدل دوران السهم خلال الفترة في سوق دبي المالي (28.34%) بينما في سوق عمان بلغ (14.48%)، وفي المقابل نلاحظ أن كلاً من بورصة البحرين وسوق دمشق للأوراق المالية وبورصة الجزائر قد حققت المراكز الأخيرة من حيث معدل دوران السهم حيث بلغ بالمتوسط خلال الفترة (2.35%)، (1.59%) و (0.70%) على

الترتيب. وبذلك نلاحظ التباين الواضح بين أسواق المال العربية من حيث السيولة السوقية. ويمكن تلخيص ما سبق بوضوح أكثر من خلال الشكل (4-4) الآتي:

الشكل (4-4) متوسط معدل دوران السهم خلال الفترة



المصدر: من إعداد الباحث اعتماداً على بيانات الجدول (4-6) وبرنامج ال Excel

بعد استعراض تطور مؤشرات الأداء السابقة خلال الفترة المدروسة (عدد الشركات المدرجة - عدد الأسهم المتداولة - قيمة الأسهم المتداولة - الرسملة السوقية - معدل دوران السهم) نلاحظ عموماً أن كلاً من سوق المال السعودي وسوق دبي المالي وسوق أبو ظبي والبورصة المصرية كانت في المراكز الأولى من حيث ترتيب الأسواق تبعاً لهذه المؤشرات، بينما كانت بورصة الجزائر في المركز الأخير دائماً (وفق جميع المؤشرات)، كما أن سوق دمشق للأوراق المالية تمركز عموماً في المرتبة قبل الأخيرة. ومن أجل ترتيب الأسواق حسب أدائها في جدول واحد وفق جميع المؤشرات السابقة فسيجمع ترتيب كل سوق وفق المؤشرات السابقة ومن ثم حساب متوسط الترتيب لكل سوق (متوسط الترتيب وفق جميع مؤشرات الأداء المدروسة) وذلك استعانة بالجدول السابقة (4-2)، (4-3)، (4-4)، (4-5)، (4-6). والجدول (4-7) الآتي يلخص ذلك:

الجدول (4-7)

ترتيب الأسواق وفق جميع مؤشرات الأداء المدروسة خلال الفترة (2015-2019)

الترتيب خلال الفترة	متوسط الترتيب	معدل دوران السهم	الرسملة السوقية	قيمة الأسهم المتداولة	عدد الأسهم المتداولة	عدد الشركات	المؤشر السوق
1	2	1	1	1	4	3	سوق الأسهم السعودي
2	3.4	2	7	4	3	1	البورصة المصرية
3	4.4	3	4	2	2	11	سوق دبي المالي
4	4.8	5	5	5	5	4	سوق الكويت للأوراق المالية
5.5	6.4	4	9	8	9	2	بورصة عمان
5.5	6.4	6	2	3	8	13	بورصة قطر
7	6.6	9	3	6	6	9	سوق أبوظبي للأوراق المالية
8	8.2	12	8	9	7	5	سوق مسقط للأوراق المالية
9	9	11	6	7	13	8	بورصة القيم المنقولة بالدار البيضاء
10	9.2	14	12	13	1	6	سوق العراق للأوراق المالية
11	10.4	10	13	10	12	7	بورصة الأوراق المالية بتونس
12	11.6	7	15	15	11	10	سوق الخرطوم للأوراق المالية
13	12.2	15	10	12	10	14	بورصة البحرين
14	12.4	8	14	14	14	12	سوق فلسطين للأوراق المالية
15	13.2	13	11	11	15	16	بورصة بيروت
16	15.8	16	16	16	16	15	سوق دمشق للأوراق المالية
17	17	17	17	17	17	17	بورصة الجزائر

المصدر: من إعداد الباحث اعتماداً على بيانات الجداول (2-4) (3-4) (4-4) (5-4) (6-4) السابقة.

بناءً على معطيات الجدول السابق (4-7) والذي يلخص بعض مؤشرات تطور أداء أسواق المال العربية فإنه يمكن إثبات صحة الفرضية الأولى وبالآتي الإجابة عن التساؤل الأول الخاص بهذا المبحث والذي هو (هل يوجد اختلاف ملحوظ بين أسواق المال العربية تبعاً لمؤشرات الأداء السابقة؟) حيث نلاحظ من خلال الجدول السابق (4-7) ما يلي:

❖ إن سوق الأسهم السعودي قد حقق بالمتوسط المركز الأول خلال الفترة المدروسة بالرغم من تحقيقه المركز الثالث من حيث متوسط عدد الشركات المدرجة خلال الفترة والمركز الرابع من حيث متوسط عدد الأسهم المتداولة، إلا أن متوسط قيمة الأسهم المتداولة ومتوسط الرسملة السوقية وكذلك معدل دوران السهم خلال الفترة جعلته يتصدر أسواق المال العربية الأخرى.

❖ حققت البورصة المصرية وسوق دبي المالي وسوق الكويت للأوراق المالية المركز الثاني والثالث والرابع على الترتيب، حيث كان لعدد الشركات المدرجة (حجم السوق) في البورصة المصرية

الدور الأكبر في تحقيقها المركز الثاني خلال الفترة المدروسة، وهذا ما كان له الدور الأكبر في تصدرها على سوق دبي المالي، حيث حقق الأخير المركز (11) من حيث متوسط عدد الشركات المدرجة فيه.

❖ إن كلاً من بورصة عمان وبورصة قطر حققا الترتيب نفسه (المركز الخامس والسادس) بالرغم من التباين في ترتيب السوقيين بكل مؤشر وبالرغم من الفارق الكبير من حيث عدد الشركات المدرجة فيهما، حيث حققت بورصة عمان المركز الثاني من حيث متوسط عدد الشركات المدرجة خلال الفترة بمتوسط (206) شركات بينما بورصة قطر حققت المركز (13) بمتوسط (45) شركة، ومع ذلك فإن عدد الأسهم المتداولة في بورصة قطر وقيمتها كانت أكبر مما هي عليه في بورصة عمان، كما أن الرسملة السوقية لبورصة قطر أيضاً أكبر مما هي عليه في بورصة عمان، وكذلك نجد أن معدل دوران السهم في بورصة قطر قريب من معدل دوران السهم في بورصة عمان حيث كان (14.48%)، (12.33%) على الترتيب، وهذا كله يشير إلى أن البورصة القطرية تتمتع بنشاط عالي مقارنة ببورصة عمان مما جعلها تتغلب على الميزة التي يتمتع بها سوق عمان (حجم السوق) وهذا ما أدى إلى حصولهما على الترتيب نفسه.

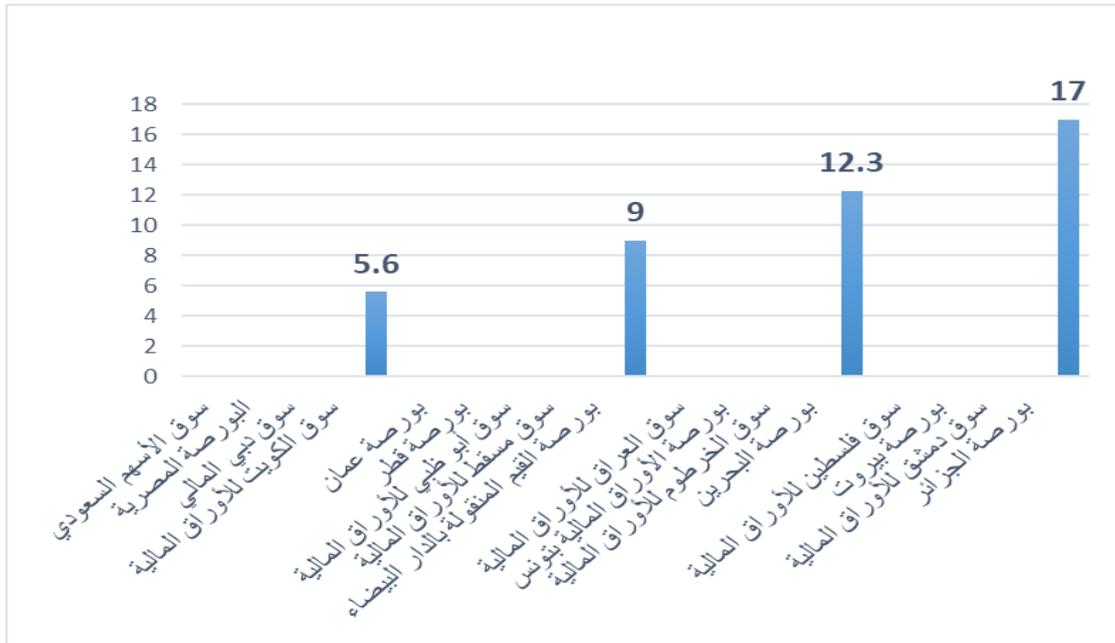
❖ إن بورصة الجزائر كانت الأسوأ من بين جميع أسواق المال العربية ووفق جميع مؤشرات الأداء المستخدمة وخلال كامل الفترة المدروسة، وكذلك احتلت سوق دمشق للأوراق المالية المركز قبل الأخير، ووفق ما سبق دراسته فإنها أيضاً تعد من أسواق المال الضعيفة نسبياً مقارنة بباقي أسواق المال العربية الأخرى.

2. تحديد أسواق المال العربية المدروسة:

بعيداً عن الاختيار العشوائي لعينة أسواق المال العربية المراد دراستها، وبعد دراسة تطور أداء أسواق المال العربية خلال الفترة المدروسة وترتيبها تبعاً لمجموعة من المؤشرات وفق الجدول السابق (4-7)، فإنه أصبح من الممكن تحديد مجموعة من أسواق المال العربية بحيث تمثل مجتمع أسواق المال العربية قدر الإمكان وبحيث تكون العينة المختارة تغطي جميع المستويات المختلفة من أسواق المال العربية، ليتسنى ضمان إمكانية مقارنة مستويات مختلفة من أسواق المال العربية بالقدرة على التنبؤ فيها (الكفاءة السعرية)، ومن جهة أخرى ضمان إمكانية المقارنة بين نماذج التنبؤ فيما بينها في ظل مستويات مختلفة من أسواق المال العربية.

لذا وتحقيقاً لهذه الأهداف فإنه سيتم تقسيم أسواق المال العربية التي تم ترتيبها سابقاً في الجدول (4-7) وفق أربع مجموعات وذلك اعتماداً على الربيعات، والشكل (4-5) الآتي يوضح حدود كل ربيع وفق ترتيب الأسواق خلال الفترة:

الشكل (4-5) تقسيم أسواق المال العربية وفق أربع مجموعات اعتماداً على الربيعات



المصدر: من إعداد الباحث اعتماداً على بيانات الجدول (4-7) السابق وبرنامج الـ Excel

يُظهر الشكل السابق أسواق المال العربية مرتبة وفق أربعة مجموعات وذلك اعتماداً على قيم الربيعات التي تم حسابها بناءً على قيم متوسط الترتيب وفق الجدول (4-7) السابق، حيث تشير قيمة العمود الأول والتي هي (5.6) إلى قيمة الربيع الأول وكذلك القيمة (9) قيمة الربيع الثاني والقيمة (12.3) قيمة الربيع الثالث، وبالتالي فإن:

❖ المجموعة الأولى: تضم أسواق المال العربية التي متوسط ترتيبها خلال الفترة ضمن المجال [2-5.6] وهذه الأسواق هي: (سوق الأسهم السعودي - البورصة المصرية - سوق دبي المالي - سوق الكويت للأوراق المالية).

❖ المجموعة الثانية: تضم أسواق المال العربية التي متوسط ترتيبها خلال الفترة ضمن المجال [5.6-9] وهذه الأسواق هي: (بورصة عمان - بورصة قطر - سوق أبوظبي للأوراق المالية - سوق مسقط للأوراق المالية - بورصة القيم المنقولة بالدار البيضاء).

❖ المجموعة الثالثة: تضم أسواق المال العربية التي متوسط ترتيبها خلال الفترة ضمن المجال

[12.3-9] وهذه الأسواق هي: (سوق العراق للأوراق المالية - بورصة الأوراق المالية بتونس - سوق الخرطوم للأوراق المالية - بورصة البحرين).

❖ المجموعة الرابعة: تضم أسواق المال العربية التي متوسط ترتيبها خلال الفترة ضمن المجال

[17-12.3] وهذه الأسواق هي: (سوق فلسطين للأوراق المالية - بورصة بيروت - سوق دمشق للأوراق المالية - بورصة الجزائر).

مما سبق نجد أن كل مجموعة تضم أربعة أسواق ما عدا المجموعة الثانية تضم خمسة أسواق مال عربية، وبالتالي فإنه سيتم اختيار (8) أسواق مال عربية بحيث تغطي المجموعات الأربعة السابقة، حيث سيتم اختيار سوقين من كل مجموعة من المجموعات الأربعة السابقة مع الأخذ بالحسبان متوسط الترتيب (التباعد) بين الأسواق المالية ضمن المجموعة الواحدة وذلك وفق ما يلي:

❖ من المجموعة الأولى: سيتم اختيار سوق الأسهم السعودي باعتباره حقق الترتيب الأول نسبياً، وسوق دبي المالي باعتباره يختلف عن سوق الأسهم السعودي نسبياً في هذه المجموعة ويتوسط سوق البورصة المصرية وسوق الكويت المالي.

❖ من المجموعة الثانية: بما أن سوق عمان المالي وسوق قطر حققا نفس الترتيب فإنه سيتم اختيار سوق عمان المالي (باعتباره أكثر عمقاً من السوق القطري وذلك بهدف ضمان التنوع) وبما أن سوق أبو ظبي حصل على متوسط ترتيب قريب من سوقي عمان وقطر (حيث بلغ متوسط الترتيب 6.6 لسوق أبو ظبي و6.4 لسوقي عمان وقطر كما هو موضح في الجدول (7-4) سابقاً) ولضمان الفروق ضمن المجموعة الواحدة فإنه سيتم اختيار سوق مسقط للأوراق المالية والتي تبعد نسبياً عن الأسواق الأخرى ضمن هذه المجموعة حيث بلغ متوسط ترتيبها (8.2). ومن جهة أخرى فإنه في السوق الإماراتي تم اختيار سوق دبي من المجموعة الأولى لذا لا داعي لاختيار سوق أبو ظبي أيضاً في المجموعة الثانية.

❖ من المجموعة الثالثة: بما أن سوق مسقط للأوراق المالية والتي تم اختيارها في المجموعة السابقة حصلت على متوسط ترتيب (8.2) وبما أن سوق العراق للأوراق المالية حصلت على متوسط ترتيب (9.2) وهي السوق الأعلى ترتيباً ضمن مجموعتها (المجموعة الثالثة) فإنه بهدف ضمان الاختلاف بين الأسواق في عملية تحديد الأسواق المدروسة سيتم اختيار كلاً من سوق الأوراق

المالية بتونس (والتي حصلت على متوسط ترتيب 10.4) وبورصة البحرين (والتي حصلت على متوسط ترتيب 12.2).

❖ **من المجموعة الرابعة:** بما أن بورصة البحرين والتي تم اختيارها في المجموعة السابقة حصلت على متوسط ترتيب (12.2) وهي السوق الأخير من حيث ترتيبها ضمن مجموعتها، وبما أن سوق فلسطين للأوراق المالية حصلت على متوسط ترتيب (12.4) وهي السوق الأعلى ترتيباً ضمن مجموعتها (المجموعة الرابعة) وهذان السوقان قريبان من بعضهما من حيث الترتيب فإنه بهدف ضمان الاختلاف بين الأسواق في عملية تحديد الأسواق المدروسة سيتم اختيار سوق بيروت باعتباره سوق يتميز بالخبرة التاريخية (ثاني أسواق المال العربية من حيث التأسيس 1920م) وسوق دمشق للأوراق المالية باعتباره متضمن في هذه الدراسة سلفاً.

والجدول (4-8) الآتي يلخص ما سبق ذكره ويوضح أسواق المال العربية التي تم تحديدها:

الجدول (4-8)

أسواق المال العربية المدروسة

متوسط الترتيب	الأسواق المدروسة	أسواق المال العربية	المجموعات
2	سوق الأسهم السعودي	سوق الأسهم السعودي	المجموعة الأولى
3.4		البورصة المصرية	
4.4	سوق دبي المالي	سوق دبي المالي	
4.8		سوق الكويت للأوراق المالية	
5.6			الربع الأول
6.4	بورصة عمان	بورصة عمان	المجموعة الثانية
6.4		بورصة قطر	
6.6		سوق أبوظبي للأوراق المالية	
8.2	سوق مسقط للأوراق المالية	سوق مسقط للأوراق المالية	
9		بورصة القيم المنقولة بالدار البيضاء	الربع الثاني
9			المجموعة الثالثة
9.2		سوق العراق للأوراق المالية	
10.4	بورصة الأوراق المالية بتونس	بورصة الأوراق المالية بتونس	
11.6		سوق الخرطوم للأوراق المالية	
12.2	بورصة البحرين	بورصة البحرين	الربع الثالث
12.3			المجموعة الرابعة
12.4		سوق فلسطين للأوراق المالية	
13.2	بورصة بيروت	بورصة بيروت	
15.8	سوق دمشق للأوراق المالية	سوق دمشق للأوراق المالية	
17		بورصة الجزائر	الربع الرابع
17			

المصدر: من إعداد الباحث

من خلال الجدول السابق نلاحظ أن أسواق المال العربية المدروسة لا تتركز في منطقة معينة من الوطن العربي بل تنتشر لتغطي نسبياً أكبر قدر من التوزع الجغرافي للوطن العربي ولهذا التنوع أهمية تتعلق بأثر المنطقة في النشاط التجاري أو الصناعي للدولة وانعكاسات ذلك في نشاط السوق المالي، حيث نلاحظ من بلاد الشام تم اختيار سوق دمشق للأوراق المالية وسوق عمان وسوق بيروت، ومن منطقة الخليج العربي تم اختيار سوق الأسهم السعودي وسوق دبي المالي وبورصة البحرين وسوق مسقط للأوراق المالية، ومن منطقة المغرب العربي تم اختيار بورصة الأوراق المالية بتونس. وبهذا فإنه يكون مجموع ما تمّ اختياره من أسواق مال عربية (8) أسواق من أصل (17) سوق مال عربي حالي، وهو يشكل ما نسبته (47%).

3. اختبار الكفاءة السعرية في أسواق المال العربية:

في أوائل الخمسينات من القرن الماضي تمكن الباحثون من استخدام الحاسبات الالكترونية لتحليل ودراسة سلوك السلاسل الزمنية للأسعار في الأسواق المالية، كان الافتراض أنه يمكن تحليل السلسلة الزمنية واستخراج الاتجاه العام (طويل الأجل) ومن ثم التدقيق في الجزء المتبقي للحركات التذبذبية قصيرة الأجل والتقلبات العشوائية.¹ وقد قام Kendall في عام (1953)² بإجراء دراسة على (22) شركة بريطانية لتحديد منحى أو اتجاه عام لحركة الأسعار وتقلباتها اعتماداً على سلوكها السابق، لكن نتيجة بحثه كانت عدم التمكن من ملاحظة أي اتجاه أو سلوك عام لتحركات الأسعار، فكانت الأسعار تتغير بشكل عشوائي ومعاملات الارتباط التسلسلي قريبة من الصفر وبدأت هذه الملاحظات تأخذ أهميتها في الأسواق المالية تحت مسمى نظرية السير العشوائي (أو نموذج السير العشوائي). وقد تبعت هذه الدراسة العديد من الدراسات الأخرى التي بحثت بإمكانية الاعتماد على البيانات السابقة للأسعار للتنبؤ بحركتها في المستقبل، وبدأ الاهتمام بمفهوم عشوائية الحركة كدليل على كفاءة السوق المالي، حيث أن المعلومات ترد إلى السوق بشكل عشوائي وتتعكس في السعر بشكل مباشر مما يؤدي إلى تغير الأسعار بشكل عشوائي ولا جدوى من الاعتماد على تحليل سلوك الأسعار في السابق للتنبؤ في المستقبل.

¹ : Dimson, Elroy; Mussavian, Massoud,(1998) "A brief history of market efficiency", *Published in European Financial Management*, Vol.4, No.1,pp;91-193.

² : M. G. Kendall and A. Bradford Hill, (1953) *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)* Vol. 116, No. 1, pp. 11-34.

وفي الستينيات والفترة التي تليها كان الاهتمام بعشوائية تحركات أسعار الأسهم، واستخدمت العديد من الاختبارات الإحصائية للكشف فيما إذا كانت الأسعار تتبع السير العشوائي أم لا، وأصبحت هذه الاختبارات تستخدم للحكم على الكفاءة السعرية للسوق المالي، وبشكل أكثر تحديداً للحكم على كفاءة السوق المالي في المستوى الضعيف تبعاً لتقسيمات Fama.

وفي الدراسة الحالية يعود السبب في اختبار عشوائية تحركات الأسعار (الكفاءة السعرية في المستوى الضعيف) بأن السوق المالي إذا لم يكن يتمتع في الكفاءة السعرية عند المستوى الضعيف فإنه يمكن توقع تحركات الأسعار في المستقبل بناءً على المعلومات التاريخية، وبالتالي فإن السوق ليس كفوً في المستوى الضعيف وشبه القوي والقوي، وبالتالي فإنه لا داعي لتطبيق الأساليب الخاصة باختبار كفاءة السوق المالي في المستوى شبه القوي (المستوى المتوسط) أو القوي إن لم يكن يتمتع بالكفاءة السعرية في المستوى الضعيف (المستوى الأول).

ومثل معظم الفرضيات في مجال الاقتصاد فإن الأدلة التي تؤكد صحة فرضية كفاءة السوق المالي مختلطة، حيث دعمت بعض الدراسات هذه الفرضيات وأشارت إلى أن أسواق رأس المال هذه تتسم بالكفاءة، بينما كشفت بعض الدراسات الأخرى عن بعض الحالات الشاذة المتعلقة بهذه الفرضيات مبينة النتائج التي لا تدعم هذه الفرضيات.

وبناءً على ما سبق فإنه سيتم في هذا المبحث اختبار الفرضيات الخاصة بهذا المبحث تبعاً حسب ورودها في التحليل، حيث سيتم اختبار فيما إذا كانت تحركات الأسعار في جميع أسواق المال العربية المدروسة تتصف بالسير العشوائي.

هناك العديد من الاختبارات الإحصائية المستخدمة في اختبار فرضية الحركة العشوائية في السوق المالي، وطالما أنه لا يمكن التفضيل القطعي لأحد الاختبارات على الآخر في الحكم على الكفاءة السعرية للسوق المالي، فإنه سيتم في هذا المبحث الاقتصار على تطبيق عدة اختبارات إحصائية (منها ما هو معلمي ومنها غير معلمي) وهذه الاختبارات هي:

اختبار التكرارات (Runs Test)، واختبار جذر الوحدة لفحص استقرار السلسلة الزمنية، اختبار الارتباط الذاتي (Autocorrelation).

وبناءً على ما سبق فإنه سيتم اختبار الفرضيتين الآتيتين:

الفرضية الثانية: وفقاً لاختبار التكرارات فإنه لا يوجد اختلاف بين أسواق المال العربية المدروسة في الحكم على السير العشوائي لتحركات الأسعار.

الفرضية الثالثة: وفقاً لاختبار جذر الوحدة فإنه لا يوجد اختلاف بين أسواق المال العربية في المستوى التي تكون فيها سلسلة مؤشر السوق المالي مستقرة وذلك من حيث قوة معاملي الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي.

إن الحكم على الكفاءة السعرية لأسواق المال العربية المدروسة لن يقتصر على تطبيق هذه الاختبارات (سابقة الذكر) في هذا المبحث فقط، حيث سيتم اختبار القدرة على التنبؤ في أسواق المال العربية باستخدام مجموعة من النماذج والأدوات في المبحث الثاني والثالث من هذه الدراسة (وهذا ما يحقق من الناحية العملية قدرة أكبر على اختبار الكفاءة السعرية)، لذا فإن الهدف من تطبيق هذه الاختبارات هنا هو لبيان مدى إمكانية الاعتماد عليها في الحكم على الكفاءة السعرية للسوق المالي. ولا بد من الإشارة إلى أنه سيتم تطبيق جميع هذه الاختبارات ولجميع الأسواق ضمن نفس الفترة الزمنية التي سيتم على أساسها بناء نماذج التنبؤ في المبحث الثاني من الدراسة العملية، وهذه الفترة هي من بداية عام 2015 إلى منتصف عام 2019 (أي إلى 30/6/2019) وهذه الفترة هي نفسها التي تم بناءً عليها اختيار عينة أسواق المال العربية المدروسة سابقاً، بينما ستخصص الفترة من بداية الشهر السابع وحتى بداية عام 2020 للتنبؤ.

1.3. اختبار التكرارات (Runs Test): تم حساب عدد المرات التي يتغير فيها المؤشر بشكل مختلف، كأن يحدث تغير سلبي في قيمة المؤشر متبوعاً بتغير إيجابي، واختبار الاستقلال يتم مقارنة عدد التغيرات لقيم المؤشر بجدول القيم المتوقعة لعدد التغيرات التي يجب أن تحدث في سلسلة عشوائية (تم التطرق إلى الفكرة الأساسية لهذا الاختبار في المراجعة الأدبية في هذه الدراسة ضمن فقرة أساليب قياس كفاءة السوق المالي في المبحث الأول من الفصل الأول)¹. وقد تم ترميز التحركات في أسعار مؤشرات الأسواق المالية وفق القيمتين (0,1)، بحيث يكون العدد (1) للتغير الإيجابي والعدد (0) للتغير السلبي، وما يميز استخدام هذا الاختبار (باعتباره غير معلمي) أنه يمكن من خلاله الحكم على عشوائية تحركات الأسعار بدون اشتراط خضوعها للتوزيع الطبيعي. والجدول (4-9) الآتي يلخص نتائج اختبار (Runs Test) للكشف عن طبيعة تحركات قيم مؤشرات أسواق المال العربية المدروسة:

¹ : Reilly, F, Brown. K, (2012), " Investment Analysis & Portfolio Management ", Op. Cit., p: 153.

الجدول (4-9)

نتائج اختبار (Runs Test)

p-value (Two-tailed)	Total Cases(N) عدد المشاهدات	R Expected value عدد التغيرات المتوقعة	Number of Runs (R) عدد التغيرات المحسوبة	المؤشر السوق
< 0.0001	1111	551.53	457	سوق مسقط
< 0.0001	986	491.371	338	سوق دمشق للأوراق المالية
0.0006	1119	558.612	501	بورصة الأوراق المالية بتونس
0.0026	1122	560.88	510	سوق الأسهم السعودي
0.0038	1109	552.39	504	بورصة عمان
0.0139	1104	552.275	511	بورصة البحرين
0.041	1002	487.916	456	بورصة بيروت
0.362	1123	561.75	546	سوق دبي المالي

المصدر: من اعداد الباحث بناءً على مخرجات البرنامج الاحصائي (XLSTAT)

يظهر الجدول السابق نتائج اختبار (Runs Test) المطبق على تحركات قيم مؤشرات أسواق المال العربية خلال الفترة المدروسة مرتبة حسب قيمة معنوية الاختبار المحسوبة (p-value)، حيث نلاحظ ما يلي:

❖ عند مستوى ثقة (95%) يمكن قبول الفرضية الصفرية لهذا الاختبار لسوق دبي المالي، وهذا مفاده أنه تبعاً لنتائج اختبار (Runs Test) فإن تحركات الأسعار في سوق دبي المالي تتوزع بشكل عشوائي، وبالتالي فإن تحركات الأسعار تبعاً لهذا الاختبار هي مستقلة بعضها عن بعض. حيث بلغت قيمة (p-value) لسوق دبي المالي (0.362) وهي أكبر من مستوى الدلالة (0.05). بينما يتم رفض الفرضية الصفرية لهذا الاختبار وقبول الفرضية البديلة لبقية أسواق المال العربية المدروسة (بورصة بيروت - بورصة البحرين - بورصة عمان - سوق الأسهم السعودي - بورصة الأوراق المالية بتونس - سوق دمشق للأوراق المالية - سوق مسقط للأوراق المالية) وهذا مفاده أنه تبعاً لنتائج اختبار (Runs Test) فإن تحركات الأسعار في بقية أسواق المال العربية المدروسة لا تتوزع بشكل عشوائي، وبالتالي فإن تحركات الأسعار في هذه الأسواق هي غير مستقلة عن بعضها البعض. حيث كانت قيمة (p-value) لجميع هذه الأسواق أقل من (0.05).

❖ نتيجة هذا الاختبار أفضت إلى أنه يمكن رفض صحة الفرضية الثانية وقبول الفرضية البديلة لها والتي تقول: وفقاً لاختبار التكرارات فإنه يوجد اختلاف بين أسواق المال العربية المدروسة في الحكم على السير العشوائي لتحركات الأسعار. حيث أفضت نتيجة هذا الاختبار إلى أنه في سوق دبي المالي فإن تحركات الأسعار هي مستقلة عن بعضها البعض وبالآتي فإنه لا يمكن الاعتماد على اتجاه تحرك الأسعار في الماضي لتوقع اتجاه الحركة في المستقبل. بينما في بقية أسواق المال العربية المدروسة فإنه يمكن الاعتماد على اتجاه تحرك الأسعار في الماضي لتوقع اتجاه الحركة في المستقبل.

إن الحكم القاطع بإمكانية الاعتماد على نتيجة هذا الاختبار (Runs Test) في الحكم على استقلال (أو عدم استقلال) تحركات الأسعار وعدم القدرة (أو القدرة) في الاستفادة من تحركات الأسعار في الماضي لتوقع تحركات الأسعار في المستقبل (وبالآتي الحكم على الكفاءة السعرية للسوق المالي في المستوى الضعيف) سيتضح تماماً في المبحث الثاني والثالث من الدراسة العملية عند اختبار القدرة على التنبؤ في المستقبل اعتماداً على البيانات التاريخية لهذه الأسواق.

2.3. اختبار جذر الوحدة والارتباط الذاتي والذاتي الجزئي:

بما أنه يشترط لبناء أي نموذج للتنبؤ أن تكون السلسلة الزمنية المالية التي يبني عليها النموذج مستقرة، لذا فإنه سيتم اختبار وتحديد المستوى التي تكون فيه السلاسل الزمنية لمؤشرات أسواق المال العربية المدروسة مستقرة ليتم بناءً على هذا المستوى (التي تكون السلسلة فيه مستقرة) اختبار وجود ارتباط ذاتي وذاتي جزئي وفترات الابطاء المعنوية للسلاسل الزمنية المالية لمؤشرات أسواق المال العربية. لأنه لا يمكن الاعتماد على قيم معاملات الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي في ترتيب أسواق المال العربية تبعاً لذلك في حال كانت السلسلة الزمنية غير مستقرة.

ولفحص استقرارية السلسلة الزمنية فإنه يمكن ذلك من خلال اختبار وجود جذر الوحدة من عدمه ويمكن ذلك من خلال اختبار Augmented Dickey-Fuller Test (ADF)، وقد تم التطرق إلى مفهوم استقرارية السلسلة الزمنية ولماذا يجب التأكد من استقرارية السلسلة الزمنية وطرق تحويلها إلى مستقرة إن لم تكن كذلك، والاختبارات المستخدمة لفحص استقرارية السلسلة الزمنية ومن ضمنها اختبار ديكي فولر المطور للتأكد من وجود جذر الوحدة، وذلك في المبحث الثاني (النماذج القياسية للسلاسل الزمنية) في الفصل الثاني.

تم اختبار وجود جذر الوحدة من عدمه في السلاسل الزمنية لمؤشرات أسواق المال العربية المدروسة، حيث تم التطبيق بداية على السلسلة الأصلية دون إجراء أي فروق، ليتم إجراء الفروق من الدرجة الأولى في حال وجود جذر وحدة، وكل ذلك تمّ عن طريق تقدير ثلاث نماذج (مع ثابت واتجاه عام - مع ثابت فقط - بدون ثابت وبدون اتجاه عام) وذلك اعتماداً على اختبار (Augmented Dickey-Fuller Test) وتم تحديد عدد الفجوات المناسبة لهذا الاختبار بناءً على معيار Schwarz Information Criterion (SIC) وتم الاعتماد على معيار (SIC) على اعتبار أن هذا المعيار متشدد أكثر من معيار أكايكي (AIC)، حيث وضع قيود على عدد البارامترات أكثر من معيار أكايكي (AIC). والجدول (4-10) يلخص نتيجة هذا الاختبار:

الجدول (4-10)

نتائج اختبار جذر الوحدة

p-value	نتائج اختبار (ADF): Augmented Dickey-Fuller Test				السلسلة الزمنية المدروسة	
	Lag Length	بدون ثابت ولا اتجاه	مع ثابت فقط	مع ثابت واتجاه		مستقرة عند
0.000	0	*			الفرق الأول	سوق مسقط للأوراق المتالية
0.000	0		*		الفرق الأول	سوق دمشق للأوراق المالية
0.000	0	*			الفرق الأول	بورصة الأوراق المالية بتونس
0.000	0	*			الفرق الأول	سوق الأسهم السعودي
0.000	0	*			الفرق الأول	بورصة عمان
0.000	1			*	الفرق الأول	بورصة البحرين
0.000	0	*			الفرق الأول	بورصة بيروت
0.000	0	*			الفرق الأول	سوق دبي المالي

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

من خلال الجدول السابق نلاحظ أن السلاسل الزمنية لمؤشرات أسواق المال العربية المدروسة مستقرة (لا تملك جذر وحدة) عند الفرق الأول (السلسلة الزمنية لتغيرات قيم المؤشر)، حيث كانت قيمة p-value لجميع السلاسل الزمنية لمؤشرات أسواق المال العربية المدروسة أصغر من (0.05). حيث تمّ أولاً دراسة استقرارية السلاسل الزمنية لمؤشرات أسواق المال العربية المدروسة دون إجراء أي فروق عليها وتبين أن قيمة p-value أكبر من (0.05)، وذلك لجميع النماذج (مع ثابت واتجاه عام - مع ثابت فقط - بدون ثابت وبدون اتجاه عام)، وقد تم تحويل السلاسل الزمنية إلى مستقرة عن طريق الفروق كما هو موضح في الجدول (4-10) سابقاً.

وبعد تحديد المستوى التي تكون عنده السلاسل الزمنية المالية لمؤشرات أسواق المال العربية المدروسة مستقرة فإنه يمكن حساب قوة ومعنوية الارتباط الذاتي والجزئي لتغيرات قيم مؤشرات أسواق المال العربية المدروسة، والجدول (11-4) يلخص ذلك:

الجدول (11-4)

الارتباط الذاتي والجزئي للسلسلة الزمنية لتغيرات قيم مؤشرات أسواق المال العربية المدروسة

الترتيب حسب التباؤات وقوة معاملات الارتباط	Autocorrelation & partial correlation					السوق المالي
	Prob	Q-Stat	PAC	AC	lag	
1	0.000	243.66	0.497	0.497	1	سوق دمشق للأوراق المالية
	0.000	291.71	-0.035	0.22	2	
	0.000	303.58	0.018	0.109	3	
2	0.000	235.76	-0.484	-0.484	1	بورصة بيروت
	0.000	235.88	-0.32	-0.011	2	
	0.000	235.89	-0.232	0.003	3	
	0.000	235.9	-0.172	0.004	4	
	0.000	235.93	-0.14	0.006	5	
	0.000	235.94	-0.113	0.002	6	
	0.000	235.94	-0.092	0.001	7	
3	0.000	94.52	0.291	0.291	1	سوق مسقط للأوراق المالية
	0.000	103.73	0.007	0.091	2	
4	0.000	30.103	0.165	0.165	1	بورصة عمان
	0.000	33.97	0.033	0.059	2	
5	0.000	21.645	0.139	0.139	1	سوق الأسهم السعودي
	0.000	21.65	-0.018	0.002	2	
6	0.000	19.611	0.132	0.132	1	بورصة الأوراق المالية بتونس
	0.000	21.54	0.024	0.042	2	
7	0.002	9.289	0.092	0.092	1	بورصة البحرين
	0.000	26.795	0.118	0.126	2	
	0.000	26.796	-0.02	0.001	3	
8	0.038	4.286	0.062	0.062	1	سوق دبي المالي
	0.017	8.16	0.055	0.059	2	

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

يظهر الجدول السابق (11-4) الارتباط الذاتي والجزئي للسلسلة الزمنية لتغيرات قيم مؤشرات أسواق المال العربية المدروسة وعدد فترات الإبطاء المعنوية المقابلة لها، ومن خلال الجدول السابق نلاحظ ما يلي:

❖ يوجد اختلاف بين أسواق المال العربية المدروسة من حيث قوة معاملات الارتباط الذاتي والجزئي الجزئي، حيث نجد مثلاً أن عدد التباؤات المعنوية لمعامل الارتباط الذاتي الجزئي في بورصة

بيروت تصل إلى (6) تباطؤات، وقد تم ترتيب أسواق المال العربية المدروسة تبعاً لقوة معاملات الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي حتى التباطؤ الذي تبدأ عنده هذه المعاملات بالاقتراب من الصفر. ❖ من الممكن أن يكون هناك قدرة أكبر للتنبؤ بالقيم المستقبلية اعتماداً على البيانات السابقة في كل من بورصة بيروت وسوق دمشق وسوق مسقط مقارنة بكل من بورصة عمان وسوق الأسهم السعودي وبورصة تونس وبورصة البحرين.

❖ قد يكون من الصعب التنبؤ بقيم مؤشر سوق دبي، حيث بلغ قيمة معامل الارتباط الذاتي لسلسلة الفروق عند التباطؤ الأول (0.06) وبالآتي فإن تحركات قيم مؤشرات سوق دبي عشوائية وأن سلسلة الفروق تشكل ما يسمى بالضجة البيضاء (عشوائية بحتة). وهذا ما يتوافق مع النتيجة التي توصل إليها سابقاً عند تطبيق اختبار Runs Test، حيث اتضح أن تحركات قيم مؤشر سوق دبي عشوائية.

❖ إن الحكم على الكفاءة السعرية في السوق المالي عند المستوى الضعيف لا يمكن أن يكون بفحص استقرارية السلسلة الزمنية كما يجري في بعض الدراسات التي تعتمد على فحص الاستقرارية للحكم على كفاءة السوق المالي، فبمجرد أن تكون السلسلة الزمنية مستقرة فإن هذا لا يعني أنه يمكن التنبؤ بها، مثلما هو الحال في سلسلة مؤشر سوق دبي، فهي مستقرة عند الفرق الأول ومع ذلك قد يكون من الصعب نمذجة السلسلة الزمنية للخروج بنموذج يمكن الاعتماد عليه في التنبؤ، وهذا ما سيتم اختباره في المبحث الثاني من الدراسة العملية.

بناءً على ما سبق فإنه يمكن رفض صحة الفرضية الثالثة وقبول الفرضية البديلة لها والتي تقول: يوجد اختلاف بين أسواق المال العربية في المستوى التي تكون فيها سلسلة مؤشر السوق المالي مستقرة وذلك من حيث قوة معاملي الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي ومن حيث عدد التباطؤات المعنوية في دالة الارتباط الذاتي (q) والذاتي الجزئي (p).

بناءً على اختبار الفرضيتين السابقتين (الثانية الثالثة) فإنه يمكن تلخيص الإجابة على السؤال الرئيس الخاص بهذا المبحث (تبعاً لاختبار التكرارات والارتباط الذاتي المتسلسل هل تتمتع أسواق المال العربية بالكفاءة السعرية؟) بأن تحركات الأسعار في أسواق المال العربية المدروسة لا تتصف بالسير العشوائي ما عدا سوق دبي المالي، وأنه يمكن الاعتماد على البيانات التاريخية للتنبؤ بالمستقبل.

إن ما خرجت به نتيجة الاختبارات السابقة هو إمكانية التنبؤ في أسواق المال العربية اعتماداً على البيانات التاريخية، ولكن هذا لا يعني أنه لا يوجد اختلاف بين أسواق المال العربية هذه من حيث الكفاءة السعرية، وأن الأسواق التي تمّ الحكم عليها بأنها لا تتمتع بالكفاءة السعرية وفق هذه الاختبارات هي ليست متساوية من حيث كفاءتها السعرية.

لذا فإنه في نهاية هذا المبحث يمكن القول أن نتيجة هذه الاختبارات السابقة لا تمكننا من الحكم القاطع بإمكانية التنبؤ وإلى أي درجة يمكن التنبؤ؟ وأيُّ الأسواق يمكن التنبؤ فيها بدقة أكبر؟ وبالآتي تحقيق أرباح غير عادية اعتماداً على البيانات السابقة. وأيُّ الأسواق لا يمكن التنبؤ فيها بدقة مقبولة؟ وبالآتي فإن اتباع أية استراتيجية مستقبلية لتحقيق أرباح غير عادية قد تكون غير فعالة. لذا فإنه سيتم اختبار القدرة على التنبؤ في أسواق المال العربية المدروسة وفق معيار مقترح لقياس كفاءة نماذج التنبؤ وقياس الكفاءة السعرية في أسواق رأس المال (وهذا ما يشكل اختبار للكفاءة السعرية بشكل عملي وتجريبي) في المبحث الثاني والثالث من هذا الفصل في محاولة للإجابة على التساؤلات السابقة.

المبحث الثاني

بناء نماذج التنبؤ بمؤشرات أسواق المال العربية المدروسة

تمهيد:

سيتم في هذا المبحث بناء نماذج ARCH-ARIMA وفق نفس الفترة التي سيتم بناءً عليها تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية، وهذه الفترة هي من بداية عام 2015 إلى منتصف عام 2019 (وهي نفس الفترة التي تمَّ بناءً عليها دراسة تطور أداء أسواق المال العربية واختيار عينة الدراسة وكذلك اختبار كفاءتها السعرية في المبحث الأول من هذا الفصل)، بينما ستخصص الفترة المتبقية (النصف الأخير من عام 2019) للتنبؤ. وبالتالي فإنه سيتم في هذا المبحث اختبار الفرضية الخاصة به وذلك حسب ورودها في التحليل وهذه الفرضية هي:

الفرضية الرابعة: لا يوجد اختلاف بين نتيجة مؤشرات قياس دقة التنبؤ (RMSE-MAPE-MAE) مقارنة بنتيجة مؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة عند الحكم على قدرة النموذج على تمثيل سلسلة مؤشر السوق المالي.

1. بناء النماذج القياسية (ARIMA- GARCH):

تبعاً لخطوات منهجية Box & Jenkins فإنه بداية يجب فحص استقرارية السلسلة الزمنية التي سيتم نمذجتها وتحويلها إلى مستقرة إن لم تكن كذلك، ليتم تحديد رتب النموذج اعتماداً على دالتي الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي للسلسلة المستقرة، وأخيراً اختبار ثبات التباين، وقد تمّ التطرق بشكل مفصل إلى مراحل بناء نماذج ARIMA ونماذج ARCH/GARCH في المبحث الثاني من الفصل الثاني من هذه الدراسة. ولكي يتم اختيار النموذج الأفضل من نماذج ARIMA فإنه لا بد من ترشيح عدة نماذج مقترحة من نماذج ARIMA والمقارنة بينها وفق معايير المعلومات ليتم تحديد النموذج الأفضل ومن ثم اختبار ثبات التباين لبواقيه، وفي حال كانت بواقى النموذج لا تتمتع بثبات التباين فإنه سيتم الذهاب إلى بناء نماذج ARCH/GARCH على بواقى نموذج ARIMA الذي تم اختياره في المرحلة السابقة وذلك بترشيح عدة نماذج مقترحة من نماذج GARCH أيضاً والمفاضلة بينها اعتماداً على معايير المعلومات، ليتم في نهاية المطاف تحديد النموذج الأنسب والذي سيتم اعتماده للتنبؤ.

نظراً إلى أن موضوع الدراسة الحالي يتناول (8) أسواق مال عربية، فإنه سيتم تطبيق المراحل السابقة في كل سوق من الأسواق الثمانية، لذا فإنه من غير المناسب عرض كل الجداول الخاصة بمخرجات تقدير كل نموذج (معاملات الانحدار الذاتي ومعاملاتها وقيم المعنوية ومعايير المعلومات ومعاملات الارتباط ومعامل التحديد...الخ) من النماذج المقترحة السابقة، والتي تصل إلى (60) نموذج تمّ بناءها، وهي موزعة بين (21) نموذج من نماذج (ARIMA) و (39) نموذج من نماذج (GARCH) وذلك لجميع أسواق المال العربية المدروسة. لذلك فإنه تمّ تلخيص نتائج تقدير نماذج ARIMA المقترحة لجميع أسواق المال العربية المدروسة وأيضاً تحديد أنسبها في جدول واحد، كما تمّ تلخيص نماذج ARCH/GARCH المقترحة في كل سوق من أسواق المال العربية المدروسة أيضاً في جدول واحد. وذلك بهدف تلخيص نتائج تقدير النماذج المقترحة من جهة ولضمان تحقيق الترابط المتسلسل لأهداف الدراسة.

كما تجدر الإشارة إلى أمرين: أولهما أنه تمّ فحص استقرارية السلاسل الزمنية لمؤشرات أسواق المال العربية وتحويلها إلى مستقرة في المبحث الأول من الدراسة العملية والتي كانت نتائجها موضحة في الجدول (4-10) سابقاً.

ثانيهما أن معاملات الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي أيضاً تمَّ حسابهما في المبحث الأول من الدراسة العملية كما هو موضح في الجدول (4-11) سابقاً. وبالآتي فإنه تمَّ الاعتماد على دالتي الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي في ترشيح هذه النماذج.

1.1. بناء نماذج (ARIMA):

الجدول الآتي (4-12) يلخص نتائج تقدير (21) نموذج مقترح من نماذج ARIMA لجميع أسواق المال العربية المدروسة:

الجدول (4-12)

نتائج تقدير نماذج ARIMA المقترحة في كل سوق من أسواق المال العربية المدروسة

النموذج المختار	النماذج المقترحة ARIMA(p,d,q)				السوق المالي
	Schwarz Information Criterion				
(1.1.3)	(1.1.0)	(1.1.3)	(1.1.2)	(1.1.1)	سوق دمشق للأوراق المالية
	9.362	9.357	9.36	9.369	
(2.1.2)	(4.1.3)	(4.1.2)	(1,1,1)	(2.1.2)	بورصة بيروت
	6.466	6.464	غير معنوي	6.46	
(1.1.0)			(1.1.0)	(1.1.1)	سوق مسقط للأوراق المالية
			9.428	9.429	
(1.1.0)			(1.1.0)	(1.1.1)	بورصة عمان
			7.096	7.101	
(1.1.0)	(2.1.0)	(1.1.0)	(2.1.1)	(1.1.1)	سوق الأسهم السعودي
	11.654	11.653	11.66	11.66	
(1.1.1)		(1.1.2)	(1.1.0)	(1.1.1)	بورصة الأوراق المالية بتونس
		9.575	9.58	9.574	
(1.1.1)			(1.1.0)	(1.1.1)	بورصة البحرين
			6.352	6.351	
(1.1.0)			(1.1.0)	(1.1.1)	سوق دبي المالي
			10.03	10.04	

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

يظهر الجدول السابق النماذج المقترحة من نماذج (ARIMA) وقيمة معيار (Schwarz) المقابل لها، كما يظهر النموذج الذي تمّ اعتماده من بين النماذج المقترحة في كل سوق من أسواق المال العربية، ومن خلال الجدول السابق نلاحظ ما يلي:

❖ إن نموذج ARIMA (1,1,0) كان الأفضل لتمثيل أربعة سلاسل زمنية لمؤشرات أسواق المال العربية وهي: سوق مسقط للأوراق المالية وبورصة عمان وسوق الأسهم السعودي - وسوق دبي المالي.

❖ إن النموذج ARIMA (1,1,1) كان الأفضل لتمثيل السلسلة الزمنية لمؤشر السوق المالي في كلٍ من بورصة الأوراق المالية بتونس وبورصة البحرين.

❖ إن النموذج ARIMA (2.1.2) كان الأفضل لتمثيل السلسلة الزمنية لمؤشر السوق المالي في بورصة بيروت

❖ إن النموذج ARIMA (1,1.3) هو الأفضل لتمثيل السلسلة الزمنية لمؤشر سوق دمشق للأوراق المالية.

وفيما يخص النماذج المقترحة فإنه لا بد من الإشارة إلى أن جميع معاملات النماذج المقترحة في الجدول السابق (4-12) هي معنوية، في حين أنه تمّ اقتراح المزيد من النماذج الأخرى وتبين أنّ معاملاتها (أو بعضها) غير معنوي، لذلك فإنه لم يتم ذكر جميع النماذج المقترحة الأخرى في الجدول السابق والتي كانت معاملاتنا (أو بعضها) غير معنوية.

وفيما يلي الجداول التي توضح معاملات النموذج الذي تمّ اختياره (في الجدول 4-12 سابقاً) والمعلومات الخاصة به لكل سوق من أسواق المال العربية المدروسة:

أولاً: سوق دمشق للأوراق المالية: يبين الجدول (4-13) الآتي نتائج نموذج ARIMA(1,1,3) في مرحلة التقدير والذي تم اختياره كأفضل نموذج لتمثيل السلسلة الزمنية لمؤشر سوق دمشق للأوراق المالية:

الجدول (4-13)

معاملات نموذج ARIMA (1,1,3) المعتمد في سوق دمشق للأوراق المالية

Dependent Variable: D(INDEX)

Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)

Date: 02/13/20 Time: 16:19

Sample: 2 986

Included observations: 985

Convergence achieved after 57 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.979275	0.008275	118.3441	0.0000
MA(1)	-0.491755	0.021932	-22.42155	0.0000
MA(2)	-0.306863	0.023327	-13.15480	0.0000
MA(3)	-0.101169	0.019879	-5.089265	0.0000
SIGMASQ	654.6397	14.81524	44.18691	0.0000
R-squared	0.260335	Mean dependent var	4.760934	
Adjusted R-squared	0.257316	S.D. dependent var	29.76488	
S.E. of regression	25.65111	Akaike info criterion	9.332677	
Sum squared resid	644820.1	Schwarz criterion	9.357513	
Log likelihood	-4591.343	Hannan-Quinn criter.	9.342123	
Durbin-Watson stat	1.986414			
Inverted AR Roots	.98			
Inverted MA Roots	.94	-.22+.24i	-.22-.24i	

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

يظهر الجدول السابق عدد المشاهدات والتي بلغت (985) وهي تمثل عدد أيام التداول من بداية عام 2015 وحتى النصف الأول من عام 2019، كما يظهر معاملات النموذج ARIMA (1,1,3) وبناءً عليه يمكن كتابة معادلة التنبؤ بتغير قيم المؤشر وفق العلاقة (4-1) الآتية:

$$\hat{D}_t = 0.979(D)_{t-1} - 0.491\varepsilon_{t-1} - 0.306\varepsilon_{t-2} - 0.101\varepsilon_{t-3} \dots \dots (1 - 4)$$

يتضح من خلال المعادلة السابقة والتي تبين معاملات النموذج ARIMA (1.1.3) أن التغير في قيم مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية يرتبط معنوياً مع التغير في اليوم السابق ومع بواقي النموذج (أخطاء النموذج) حتى اليوم الثالث.

ثانياً: بورصة بيروت: يبين الجدول (14-4) الآتي نتائج نموذج ARIMA (1,0,0) في مرحلة التقدير والذي تم اختياره لتمثيل السلسلة الزمنية في بورصة بيروت:

الجدول (14-4)

معاملات نموذج ARIMA (2.1.2) الذي تمّ اعتماده في سوق بيروت

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.885582	0.121798	7.270916	0.0000
AR(2)	-0.781115	0.116858	-6.684311	0.0000
MA(1)	-0.870484	0.144281	-6.033253	0.0000
MA(2)	0.708734	0.137546	5.152725	0.0000
SIGMASQ	36.17546	0.567504	63.74482	0.0000
R-squared	0.012036	Mean dependent var	-0.319760	
Adjusted R-squared	0.008072	S.D. dependent var	6.054151	
S.E. of regression	6.029667	Akaike info criterion	6.436299	
Sum squared resid	36247.82	Schwarz criterion	6.460799	
Log likelihood	-3219.586	Hannan-Quinn criter.	6.445610	
Durbin-Watson stat	1.987962			
Inverted AR Roots	.44+.76i	.44-.76i		
Inverted MA Roots	.44+.72i	.44-.72i		

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

يظهر الجدول السابق عدد المشاهدات والتي بلغت (1002) وهي تمثل عدد أيام التداول من بداية عام 2015 وحتى النصف الأول من عام 2019، كما يظهر معاملات النموذج ARIMA(2.1.2) وبناءً عليه يمكن كتابة معادلة التنبؤ بتغير قيم المؤشر وفق العلاقة (2-4) الآتية:

$$\hat{D}_t = 0.885(D)_{t-1} - 0.781(D)_{t-2} - 0.87\varepsilon_{t-1} + 0.708\varepsilon_{t-2} \dots (2 - 4)$$

يتضح من خلال المعادلة السابقة والتي تبين معاملات النموذج ARIMA (2.1.2) أن التغير في قيم مؤشر بورصة بيروت يرتبط معنوياً مع التغير في اليومين السابقين ومع بواقي النموذج (أخطاء النموذج) لليومين السابقين ايضاً.

ثالثاً: سوق مسقط للأوراق المالية: يبين الجدول (4-15) الآتي نتائج نموذج ARIMA (1,1,0) في مرحلة التقدير والذي تم اختياره لتمثيل السلسلة الزمنية في سوق مسقط للأوراق المالية:
الجدول (4-15)

معاملات نموذج ARIMA (1.1.0) الذي تمّ اعتماده في مسقط للأوراق المالية

Dependent Variable: D(INDEX)
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
Date: 02/16/20 Time: 08:37
Sample: 2 1112
Included observations: 1111
Convergence achieved after 25 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-2.238032	1.148189	-1.949185	0.0515
AR(1)	0.291569	0.015659	18.62018	0.0000
SIGMASQ	712.4907	16.00686	44.51157	0.0000

R-squared	0.085010	Mean dependent var	-2.221953
Adjusted R-squared	0.083359	S.D. dependent var	27.91753
S.E. of regression	26.72863	Akaike info criterion	9.412124
Sum squared resid	791577.2	Schwarz criterion	9.425661
Log likelihood	-5225.435	Hannan-Quinn criter.	9.417243
F-statistic	51.47129	Durbin-Watson stat	2.002714
Prob(F-statistic)	0.000000		

Inverted AR Roots	.29
-------------------	-----

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

يظهر الجدول السابق عدد المشاهدات والتي بلغت (1111) وهي تمثل عدد أيام التداول من بداية عام 2015 وحتى النصف الأول من عام 2019، كما يظهر معاملات النموذج ARIMA(1.1.0) وبناءً عليه يمكن كتابة معادلة التنبؤ بتغير قيم المؤشر وفق العلاقة (3-4) الآتية::

$$\hat{D}_t = -2.23 + 0.29(D)_{t-1} \dots \dots (3 - 4)$$

رابعاً: بورصة عمان: يبين الجدول (4-16) الآتي نتائج نموذج ARIMA (1,1,0) في مرحلة التقدير والذي تم اختياره لتمثيل السلسلة الزمنية في بورصة عمان:

الجدول (4-16)

معاملات نموذج ARIMA (1.1.0) الذي تمّ اعتماده في بورصة عمان

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.165335	0.024753	6.679440	0.0000
SIGMASQ	69.79977	2.087870	33.43110	0.0000
R-squared	0.026444	Mean dependent var	-0.258963	
Adjusted R-squared	0.025565	S.D. dependent var	8.471153	
S.E. of regression	8.362170	Akaike info criterion	7.087140	
Sum squared resid	77407.95	Schwarz criterion	7.096177	
Log likelihood	-3927.819	Hannan-Quinn criter.	7.090557	
Durbin-Watson stat	2.010149			
Inverted AR Roots	.17			

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

يظهر الجدول السابق عدد المشاهدات والتي بلغت (1109) وهي تمثل عدد أيام التداول من بداية عام 2015 وحتى النصف الأول من عام 2019، كما يظهر معاملات النموذج ARIMA(1.1.0) وبناءً عليه يمكن كتابة معادلة التنبؤ التي تعبر عن التغير وفق العلاقة (4-4) الآتية:

$$\hat{D}_t = 0.16(D)_{t-1} \dots \dots (4 - 4)$$

يتضح من خلال المعادلة السابقة والتي تبين معاملات النموذج ARIMA (1.1.0) أن أفضل نموذج للتنبؤ بقيمة مؤشر بورصة عمان لليوم الآتي هو الاعتماد فقط على تغير اليوم السابق وبوزن بلغ 0.16 وذلك تبعاً لنموذج ARIMA.

خامساً: سوق الأسهم السعودي: يبين الجدول (4-17) الآتي نتائج نموذج ARIMA (1,1,0) في مرحلة التقدير والذي تم اختياره لتمثيل السلسلة الزمنية في سوق الأسهم السعودي:

الجدول (4-17)

معاملات نموذج ARIMA (1.1.0) المعتمد في سوق الأسهم السعودي

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.138665	0.015760	8.798827	0.0000
SIGMASQ	6713.335	139.0718	48.27244	0.0000
R-squared	0.019235	Mean dependent var		0.367398
Adjusted R-squared	0.018359	S.D. dependent var		82.77138
S.E. of regression	82.00807	Akaike info criterion		11.65331
Sum squared resid	7532362.	Schwarz criterion		11.66226
Log likelihood	-6535.507	Hannan-Quinn criter.		11.65669
Durbin-Watson stat	1.994664			
Inverted AR Roots	.14			

المصدر: من إعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

يظهر الجدول السابق عدد المشاهدات والتي بلغت (1122) وهي تمثل عدد أيام التداول من بداية عام 2015 وحتى النصف الأول من عام 2019، كما يظهر معاملات النموذج ARIMA(1.1.0) وبناءً عليه يمكن كتابة معادلة التنبؤ التي تعبر عن التغير في قيم المؤشر وفق العلاقة (4-5) الآتية:

$$\hat{D}_t = 0.13(D)_{t-1} \dots \dots (5 - 4)$$

يتضح من خلال المعادلة السابقة والتي تبين معاملات النموذج ARIMA (1.1.0) أن أفضل نموذج للتنبؤ بقيم مؤشر سوق الأسهم السعودي لليوم الآتي هو الاعتماد فقط على تغير اليوم السابق وبوزن بلغ 0.13 وذلك تبعاً لنموذج ARIMA.

سادساً: بورصة الأوراق المالية بتونس: يبين الجدول (4-18) الآتي نتائج نموذج ARIMA (1,1,1) في مرحلة التقدير والذي تم اختياره لتمثيل السلسلة الزمنية في بورصة الأوراق المالية بتونس: الجدول (4-18)

معاملات نموذج ARIMA (1.1.1) الذي تمّ اعتماده في بورصة الأوراق المالية بتونس

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.967409	0.012784	75.67544	0.0000
MA(1)	-0.921797	0.014089	-65.42785	0.0000
SIGMASQ	826.8639	13.88314	59.55888	0.0000
R-squared	0.028135	Mean dependent var	1.824075	
Adjusted R-squared	0.026394	S.D. dependent var	29.18154	
S.E. of regression	28.79387	Akaike info criterion	9.561054	
Sum squared resid	925260.8	Schwarz criterion	9.574513	
Log likelihood	-5346.410	Hannan-Quinn criter.	9.566141	
Durbin-Watson stat	1.860839			
Inverted AR Roots	.97			
Inverted MA Roots	.92			

المصدر: من إعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

يظهر الجدول السابق عدد المشاهدات التي بلغت (1119) وهي تمثل عدد أيام التداول من بداية عام 2015 وحتى النصف الأول من عام 2019، كما يظهر معاملات النموذج ARIMA(1.1.1) وبناءً عليه يمكن كتابة معادلة التنبؤ التي تعبر عن التغير في قيم المؤشر وفق العلاقة (4-6) الآتية:

$$\hat{D}_t = 0.967(D)_{t-1} - 0.921\varepsilon_{t-1} \dots \dots (6 - 4)$$

يتضح من خلال المعادلة السابقة والتي تبين معاملات النموذج ARIMA (1.1.1) أن أفضل نموذج للتنبؤ بقيم مؤشر بورصة الأوراق المالية بتونس لليوم الآتي هو الاعتماد فقط على تغير اليوم السابق وبوأي النموذج للفترة السابقة مباشرة وذلك تبعاً لنموذج ARIMA.

سابعاً: بورصة البحرين: يبين الجدول (4-19) الآتي نتائج نموذج ARIMA (1,1,1) في مرحلة التقدير والذي تم اختياره لتمثيل السلسلة الزمنية في بورصة البحرين:

الجدول (4-19)

معاملات نموذج ARIMA (1.1.1) الذي تمّ اعتماده في بورصة البحرين

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.617220	0.149112	4.139309	0.0000
MA(1)	-0.516131	0.163105	-3.164399	0.0016
SIGMASQ	32.92288	0.795664	41.37787	0.0000
R-squared	0.016199	Mean dependent var		0.044303
Adjusted R-squared	0.014412	S.D. dependent var		5.787514
S.E. of regression	5.745658	Akaike info criterion		6.337500
Sum squared resid	36346.86	Schwarz criterion		6.351105
Log likelihood	-3495.300	Hannan-Quinn criter.		6.342646
Durbin-Watson stat	2.042667			
Inverted AR Roots	.62			
Inverted MA Roots	.52			

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

يظهر الجدول السابق عدد المشاهدات التي بلغت (1104) وهي تمثل عدد أيام التداول من بداية عام 2015 وحتى النصف الأول من عام 2019، كما يظهر معاملات النموذج ARIMA(1.1.1) وبناءً عليه يمكن كتابة معادلة التنبؤ التي تعبر عن التغير في قيم المؤشر وفق العلاقة (4-7) الآتية:

$$\hat{D}_t = 0.617(D)_{t-1} - 0.516\varepsilon_{t-1} \dots \dots (7 - 4)$$

يتضح من خلال المعادلة السابقة والتي تبين معاملات النموذج ARIMA (1.1.1) أن أفضل نموذج للتنبؤ بقيم مؤشر بورصة البحرين لليوم الآتي هو الاعتماد فقط على تغير اليوم السابق وبوادي النموذج للفترة السابقة مباشرة وذلك تبعاً لنموذج ARIMA.

ثامناً: بورصة دبي المالي: يبين الجدول (4-20) الآتي نتائج نموذج ARIMA (1,1,0) في مرحلة التقدير والذي تم اختياره لتمثيل السلسلة الزمنية في سوق دبي المالي:
الجدول (4-20)

معاملات نموذج ARIMA (1.1.0) الذي تمّ اعتماده في سوق دبي المالي

Dependent Variable: D(INDEX)
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
Date: 02/13/20 Time: 16:42
Sample: 2 1124
Included observations: 1123
Convergence achieved after 18 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.062866	0.019515	3.221356	0.0013
SIGMASQ	1324.398	31.88648	41.53479	0.0000
R-squared	0.003285	Mean dependent var	-0.917569	
Adjusted R-squared	0.002396	S.D. dependent var	36.46844	
S.E. of regression	36.42473	Akaike info criterion	10.03016	
Sum squared resid	1487299.	Schwarz criterion	10.03910	
Log likelihood	-5629.933	Hannan-Quinn criter.	10.03354	
Durbin-Watson stat	1.997261			
Inverted AR Roots	.06			

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

يظهر الجدول السابق عدد المشاهدات التي بلغت (1123) وهي تمثل عدد أيام التداول من بداية عام 2015 وحتى النصف الأول من عام 2019، كما يظهر معاملات النموذج ARIMA(1.1.0) وبناءً عليه يمكن كتابة معادلة التنبؤ التي تعبر عن التغير في قيم المؤشر وفق العلاقة (4-8) الآتية:

$$\hat{D}_t = 0.062(D)_{t-1} \dots \dots (8 - 4)$$

يتضح من خلال المعادلة السابقة والتي تبين معاملات النموذج ARIMA (1.1.0) أن أفضل نموذج للتنبؤ بقيم مؤشر سوق دبي المالي لليوم الآتي هو الاعتماد فقط على تغير اليوم السابق وذلك تبعاً لنموذج ARIMA.

حتى يمكن الاعتماد على النماذج سابقة الذكر في التنبؤ فإنه يجب أن يتوفر شرط ثبات التباين في بواقي النموذج، وفي حال الكشف عن حالة عدم ثبات التباين في بواقي النموذج فإنه يتم نمذجة تباين هذه البواقي، ويمكن أن يتم ذلك باستخدام نماذج GARCH. لذا فإنه سيتم في الفقرة الآتية عرض نتائج اختبار ثبات التباين في بواقي النماذج السابقة.

2.1. اختبار ثبات التباين (heteroskedasticity): فيما يلي نتائج الاختبارات الخاصة بفحص ثبات التباين الخاص ببواقي نماذج ARIMA والتي تم اختيارها سابقاً (كما هو موضح في الجدول 4-11) في كل سوق من أسواق المال العربية المدروسة:

أولاً: سوق دمشق للأوراق المالية: يبين الجدول (4-21) الآتي نتيجة اختبار ثبات التباين لبواقي نموذج ARIMA(1.1.3) والذي تم اعتماده في سوق دمشق للأوراق المالية:

الجدول (4-21)

اختبار ثبات التباين لبواقي نموذج ARIMA (1.1.3) لمؤشر سوق دمشق للأوراق المالية

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	80.00652	Prob. F(1,982)	0.0000
Obs*R-squared	74.12988	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 02/16/20 Time: 20:01

Sample (adjusted): 3 986

Included observations: 984 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	475.5821	61.46858	7.736995	0.0000
RESID^2(-1)	0.274457	0.030684	8.944636	0.0000

R-squared	0.075335	Mean dependent var	655.3046
Adjusted R-squared	0.074394	S.D. dependent var	1894.086
S.E. of regression	1822.271	Akaike info criterion	17.85559
Sum squared resid	3.26E+09	Schwarz criterion	17.86553
Log likelihood	-8782.948	Hannan-Quinn criter.	17.85937
F-statistic	80.00652	Durbin-Watson stat	2.075462
Prob(F-statistic)	0.000000		

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

من خلال الجدول السابق نلاحظ أن الاختبار معنوي عند مستوى دلالة 0.05 مما يشير إلى عدم

ثبات التباين في بواقي النموذج.

ثانياً: بورصة بيروت: يبين الجدول (4-22) الآتي نتيجة اختبار ثبات التباين لبواقي نموذج ARIMA(2.1.2) المعتمد في بورصة بيروت:

الجدول (4-22)

اختبار ثبات التباين لبواقي نموذج ARIMA (2.1.2) لمؤشر بورصة بيروت

Heteroskedasticity Test: White

F-statistic	1224.710	Prob. F(5,996)	0.0000
Obs*R-squared	861.8238	Prob. Chi-Square(5)	0.0000
Scaled explained SS	7228.965	Prob. Chi-Square(5)	0.0000

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 02/16/20 Time: 19:21

Sample: 2 1003

Included observations: 1002

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	19.66991	1.806829	10.88643	0.0000
GRADF 01^2	5.152588	0.445648	11.56202	0.0000
GRADF 02^2	-1.427806	0.315120	-4.530987	0.0000
GRADF 03^2	-6.375279	0.592751	-10.75541	0.0000
GRADF 04^2	4.147245	0.426605	9.721500	0.0000
GRADF 05^2	2462.626	44.76537	55.01185	0.0000

R-squared	0.860104	Mean dependent var	36.17546
Adjusted R-squared	0.859401	S.D. dependent var	148.9866
S.E. of regression	55.86477	Akaike info criterion	10.88972
Sum squared resid	3108389.	Schwarz criterion	10.91911
Log likelihood	-5449.747	Hannan-Quinn criter.	10.90089
F-statistic	1224.710	Durbin-Watson stat	1.915127
Prob(F-statistic)	0.000000		

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

من خلال الجدول السابق نلاحظ أن الاختبار معنوي عند مستوى دلالة 0.05 مما يشير إلى

عدم ثبات التباين في بواقي النموذج.

ثالثاً: سوق مسقط للأوراق المالية: يبين الجدول (4-23) الآتي نتيجة اختبار ثبات التباين لبواقي نموذج ARIMA (1.1.0) والذي تمّ اعتماده في سوق مسقط للأوراق المالية:

الجدول (4-23)

اختبار ثبات التباين لبواقي نموذج ARIMA (1.1.0) لمؤشر سوق مسقط للأوراق المالية

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	114.4481	Prob. F(1,1108)	0.0000
Obs*R-squared	103.9205	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 02/16/20 Time: 20:07

Sample (adjusted): 3 1112

Included observations: 1110 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	493.6673	59.44321	8.304856	0.0000
RESID^2(-1)	0.305974	0.028601	10.69804	0.0000
R-squared	0.093622	Mean dependent var	711.8470	
Adjusted R-squared	0.092804	S.D. dependent var	1953.074	
S.E. of regression	1860.241	Akaike info criterion	17.89660	
Sum squared resid	3.83E+09	Schwarz criterion	17.90563	
Log likelihood	-9930.613	Hannan-Quinn criter.	17.90002	
F-statistic	114.4481	Durbin-Watson stat	2.057286	
Prob(F-statistic)	0.000000			

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

من خلال الجدول السابق نلاحظ أن الاختبار معنوي عند مستوى دلالة 0.05 مما يشير إلى عدم

ثبات التباين في بواقي النموذج.

رابعاً: بورصة عمان: يبين الجدول (4-24) الآتي نتيجة اختبار ثبات التباين لبواقي نموذج

ARIMA(1.1.0) والذي تمّ اعتماده في بورصة عمان:

الجدول (4-24)

اختبار ثبات التباين لبواقي نموذج ARIMA (1.1.0) لمؤشر بورصة عمان

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	12.08414	Prob. F(1,1106)	0.0005
Obs*R-squared	11.97515	Prob. Chi-Square(1)	0.0005

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 02/16/20 Time: 20:04

Sample (adjusted): 3 1110

Included observations: 1108 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	62.53227	4.758324	13.14166	0.0000
RESID^2(-1)	0.103972	0.029909	3.476225	0.0005

R-squared	0.010808	Mean dependent var	69.79587
Adjusted R-squared	0.009914	S.D. dependent var	143.0110
S.E. of regression	142.3003	Akaike info criterion	12.75556
Sum squared resid	22395814	Schwarz criterion	12.76460
Log likelihood	-7064.580	Hannan-Quinn criter.	12.75898
F-statistic	12.08414	Durbin-Watson stat	2.019111
Prob(F-statistic)	0.000528		

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

من خلال الجدول السابق نلاحظ أن الاختبار معنوي عند مستوى دلالة 0.05 مما يشير إلى عدم

ثبات التباين في بواقي النموذج.

خامساً: سوق الأسهم السعودي: يبين الجدول (4-25) الآتي نتيجة اختبار ثبات التباين لبواقي نموذج

ARIMA(1.1.0) والذي تمّ اعتماده في سوق الأسهم السعودي:

الجدول (4-25)

اختبار ثبات التباين لبواقي نموذج ARIMA (1.1.0) لمؤشر سوق الأسهم السعودي

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	92.87878	Prob. F(1,1119)	0.0000
Obs*R-squared	85.91380	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 02/16/20 Time: 17:52

Sample (adjusted): 3 1123

Included observations: 1121 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	4856.691	602.1234	8.065940	0.0000
RESID^2(-1)	0.276849	0.028727	9.637364	0.0000
R-squared	0.076640	Mean dependent var	6716.902	
Adjusted R-squared	0.075815	S.D. dependent var	19863.81	
S.E. of regression	19095.98	Akaike info criterion	22.55413	
Sum squared resid	4.08E+11	Schwarz criterion	22.56309	
Log likelihood	-12639.59	Hannan-Quinn criter.	22.55751	
F-statistic	92.87878	Durbin-Watson stat	2.168016	
Prob(F-statistic)	0.000000			

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

من خلال الجدول السابق نلاحظ أن الاختبار معنوي عند مستوى دلالة 0.05 مما يشير إلى عدم

ثبات التباين في بواقي النموذج.

سادساً: بورصة الأوراق المالية بتونس: يبين الجدول (4-26) الآتي نتيجة اختبار ثبات التباين لبواقي

نموذج ARIMA(1.1.1) المعتمد في بورصة الأوراق المالية بتونس:

الجدول (4-26)

اختبار ثبات التباين لبواقي نموذج ARIMA (1.1.1) لمؤشر بورصة الأوراق المالية بتونس

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	311.3843	Prob. F(1,1117)	0.0000
Obs*R-squared	243.9393	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 02/16/20 Time: 19:56

Sample (adjusted): 3 1121

Included observations: 1119 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	441.3381	82.45195	5.352671	0.0000
RESID^2(-1)	0.466888	0.026458	17.64608	0.0000

R-squared	0.217998	Mean dependent var	827.3902
Adjusted R-squared	0.217297	S.D. dependent var	3005.833
S.E. of regression	2659.275	Akaike info criterion	18.61128
Sum squared resid	7.90E+09	Schwarz criterion	18.62025
Log likelihood	-10411.01	Hannan-Quinn criter.	18.61467
F-statistic	311.3843	Durbin-Watson stat	1.988549
Prob(F-statistic)	0.000000		

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

من خلال الجدول السابق نلاحظ أن الاختبار معنوي عند مستوى دلالة 0.05 مما يشير إلى عدم

ثبات التباين في بواقي النموذج.

سابعاً: بورصة البحرين: يبين الجدول (4-27) الآتي نتيجة اختبار ثبات التباين لبواقي نموذج

ARIMA(1.1.1) والذي تمّ اعتماده في بورصة البحرين:

الجدول (4-27)

اختبار ثبات التباين لبواقي نموذج ARIMA (1.1.1) لمؤشر بورصة البحرين

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	3.865738	Prob. F(2,1099)	0.0212
Obs*R-squared	7.698423	Prob. Chi-Square(2)	0.0213

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 02/16/20 Time: 18:00

Sample (adjusted): 4 1105

Included observations: 1102 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	29.21594	2.868819	10.18396	0.0000
RESID^2(-1)	0.046878	0.030097	1.557522	0.1196
RESID^2(-2)	0.066877	0.030098	2.221978	0.0265
R-squared	0.006986	Mean dependent var	32.96339	
Adjusted R-squared	0.005179	S.D. dependent var	83.95321	
S.E. of regression	83.73555	Akaike info criterion	11.69592	
Sum squared resid	7705794.	Schwarz criterion	11.70955	
Log likelihood	-6441.453	Hannan-Quinn criter.	11.70108	
F-statistic	3.865738	Durbin-Watson stat	2.001053	
Prob(F-statistic)	0.021233			

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

من خلال الجدول السابق نلاحظ أن الاختبار معنوي عند مستوى دلالة 0.05 مما يشير إلى عدم

ثبات التباين في بواقي النموذج.

ثامناً: سوق دبي المالي: يبين الجدول (4-28) الآتي نتيجة اختبار ثبات التباين لبواقي نموذج

ARIMA(1.1.0) والذي تمّ اعتماده في سوق دبي المالي:

الجدول (4-28)

اختبار ثبات التباين لبواقي نموذج ARIMA (1.1.0) لمؤشر سوق دبي المالي
Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	57.33578	Prob. F(1,1120)	0.0000
Obs*R-squared	54.64095	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

Test Equation:
Dependent Variable: RESID^2
Method: Least Squares
Date: 02/16/20 Time: 19:59
Sample (adjusted): 3 1124
Included observations: 1122 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1021.977	103.8027	9.845374	0.0000
RESID^2(-1)	0.218973	0.028919	7.572039	0.0000
R-squared	0.048700	Mean dependent var	1312.039	
Adjusted R-squared	0.047850	S.D. dependent var	3311.786	
S.E. of regression	3231.580	Akaike info criterion	19.00111	
Sum squared resid	1.17E+10	Schwarz criterion	19.01006	
Log likelihood	-10657.62	Hannan-Quinn criter.	19.00449	
F-statistic	57.33578	Durbin-Watson stat	2.137603	
Prob(F-statistic)	0.000000			

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

من خلال الجدول السابق نلاحظ أن الاختبار معنوي عند مستوى دلالة 0.05 مما يشير إلى عدم

ثبات التباين في بواقي النموذج.

من خلال نتائج الاختبارات الخاصة بثبات تباين بواقي نموذج ARIMA الذي تمّ اعتماده في كل سوق من أسواق المال العربية يتضح أن بواقي النماذج سابقة الذكر تتسم بعدم ثبات التباين في جميع أسواق المال العربية المدروسة (وهذا ما تتصف به أغلب السلاسل الزمنية المالية)، أي أن تباين البواقي يتغير مع الزمن، مما يستدعي محاولة نمذجة هذه البواقي للوصول إلى أفضل نموذج متكامل من ARIMA و (G)ARCH، وهذا ما سيتم التطرق إليه في الفقرة الآتية.

3.1. بناء نماذج ARCH(G):

الجدول الآتي (4-29) يلخص نتائج تقدير (39) نموذج مقترح من نماذج ARCH(G) لجميع أسواق المال العربية المدروسة تمّ بناؤها مع نماذج ARIMA المختارة سابقاً في كل سوق:

الجدول (4-29)

نتائج تقدير نماذج GARCH المقترحة في كل سوق من أسواق المال العربية المدروسة

النموذج المختار	النموذج المقترح GARCH(p,q)				السوق المالي
	Schwarz Information Criterion				
(1,1)	(1,1)	(3,0)	(2,0)	(1,0)	سوق دمشق للأوراق المالية
	7.99	8.22	8.46	8.89	
(0,1)			(0,2)	(0,1)	بورصة بيروت
			6.46	6.45	
(1,1)	(1,1)	(3,0)	(2,0)	(1,0)	سوق مسقط للأوراق المالية
	9.199	9.237	9.555	9.297	
(1,1)	(0,2)	(0,1)	(1,3)	(1,2)	بورصة عمان
	9.32	9.31	9.209	9.204	
(1,1)	(1,1)	(3,0)	(2,0)	(1,0)	بورصة عمان
	7.05	7.06	7.072	7.078	
(1,1)	(2,1)	(2,0)	(1,1)	(1,0)	سوق الأسهم السعودي
	11.4	11.48	11.39	11.55	
(2,1)	(2,1)	(2,0)	(1,1)	(1,0)	بورصة الأوراق المالية بتونس
	9.314	9.366	9.324	9.38	
(1,1)	(1,2)	(1,1)	(2,0)	(1,0)	بورصة البحرين
	6.334	6.329	6.332	6.34	
(2,1)	(2,1)	(2,0)	(1,1)	(1,0)	سوق دبي المالي
	9.73	9.83	9.75	9.919	

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

يظهر الجدول السابق النماذج المقترحة من نماذج GARCH وقيمة معيار (Schwarz) المقابل لها، كما يظهر النموذج المعتمد من بين النماذج المقترحة في كل سوق من أسواق المال العربية، ومن خلال الجدول السابق نلاحظ ما يلي:

❖ إن نموذج GARCH (1,1) كان الأفضل لتمثيل تقلبات بواقي نموذج ARIMA لأربعة سلاسل زمنية لمؤشرات أسواق المال العربية وهي: سوق دمشق للأوراق المالية، سوق مسقط للأوراق المالية، بورصة عمان، سوق الأسهم السعودي.

❖ إن النموذج GARCH (0,1) كان الأفضل لتمثيل تقلبات بواقي نموذج ARIMA للسلسلة الزمنية لمؤشر بورصة بيروت.

❖ إن النموذج GARCH (1.0) كان الأفضل لتمثيل تقلبات بواقي نموذج ARIMA للسلسلة الزمنية لمؤشر بورصة البحرين.

❖ إن النموذج GARCH (2,1) كان الأفضل لتمثيل تقلبات بواقي نموذج ARIMA للسلسلة الزمنية لمؤشر بورصة الأوراق المالية بتونس، وكذلك لمؤشر سوق دبي المالي.

وفيما يخص النماذج المقترحة فإنه لا بد من الإشارة إلى أن جميع معاملات النماذج المقترحة في الجدول السابق (4-29) هي معنوية، في حين أنه تم اقتراح المزيد من النماذج الأخرى وتبين أن معاملاتها (أو بعضها) غير معنوي، لذلك فإنه لم يتم ذكر جميع النماذج المقترحة الأخرى في الجدول السابق والتي كانت معاملاتنا (أو بعضها) غير معنوية.

وفيما يلي الجداول التي توضح معاملات النموذج النهائي ARIMA-GARCH وفق النماذج التي تم اختيارها في الجدولين (4-12) و (4-29) سابقاً والمعلومات الخاصة به لكل سوق من أسواق المال العربية المدروسة:

أولاً: سوق دمشق للأوراق المالية: يبين الجدول (30-4) الآتي نتائج نموذج -ARIMA(1,1,3) في مرحلة التقدير والذي تم اختياره كأفضل نموذج نهائي لتمثيل السلسلة الزمنية لمؤشر سوق دمشق للأوراق المالية:

الجدول (30-4)

نموذج -ARIMA(1,1,3)-GARCH(1,1) الذي تمّ اعتماده في سوق دمشق للأوراق المالية

Dependent Variable: D(INDEX)
Method: ML ARCH - Normal distribution (OPG - BHHH / Marquardt steps)
Date: 02/19/20 Time: 06:22
Sample (adjusted): 3 986
Included observations: 984 after adjustments
Convergence achieved after 58 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients
MA Backcast: 0 2
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
GARCH = C(5) + C(6)*RESID(-1)^2 + C(7)*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.960557	0.010615	-90.49096	0.0000
MA(1)	1.439821	0.037463	38.43297	0.0000
MA(2)	0.624642	0.059566	10.48657	0.0000
MA(3)	0.180505	0.038244	4.719816	0.0000

Variance Equation				
C	0.213221	0.049361	4.319625	0.0000
RESID(-1)^2	0.214107	0.017172	12.46860	0.0000
GARCH(-1)	0.828080	0.009579	86.44609	0.0000

R-squared	0.238865	Mean dependent var	4.766443
Adjusted R-squared	0.236535	S.D. dependent var	29.77952
S.E. of regression	26.02029	Akaike info criterion	7.959892
Sum squared resid	663514.5	Schwarz criterion	7.994690
Log likelihood	-3909.267	Hannan-Quinn criter.	7.973128
Durbin-Watson stat	1.879266		

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

يلاحظ من خلال الجدول السابق (30-4) أن جميع معاملات معادلتى الوسط والتباين معنوية عند مستوى دلالة (0.01)، كما نلاحظ أن قيمة اختبار DW بلغت 1.87 وهذا يشير إلى عدم وجود ارتباط ذاتي بين بواقي النموذج النهائي: -ARIMA(1,1,3)-GARCH(1,1). واعتماداً على الجدول السابق فإنه يمكن كتابة الصياغة الرياضية للنموذج النهائي لمعادلة التباين الشرطي ومعادلة الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة والتي يمكن من خلالهما التنبؤ بتغير قيم مؤشر السوق_ فيما يلي:

$$\widehat{\sigma}_t^2 = 0.213 + 0.214 \varepsilon_{t-1}^2 + 0.828\sigma_{t-1}^2$$

$$\widehat{D}_t = -0.96(D)_{t-1} + 1.439\varepsilon_{t-1} + 0.624\varepsilon_{t-2} + 0.18\varepsilon_{t-3} \dots\dots (9-4)$$

ثانياً: بورصة بيروت: يبين الجدول (31-4) الآتي نتائج نموذج ARIMA(2.1.2)-GARCH(0,1) في مرحلة التقدير والذي تم اختياره كأفضل نموذج نهائي لتمثيل السلسلة الزمنية لمؤشر بورصة بيروت:

الجدول (31-4)

نموذج ARIMA(2.1.2)-GARCH(0,1) الذي تمّ اعتماده في بورصة بيروت

Dependent Variable: D(INDEX)
 Method: ML ARCH - Normal distribution (OPG - BHHH / Marquardt steps)
 Date: 02/14/20 Time: 15:39
 Sample (adjusted): 4 1003
 Included observations: 1000 after adjustments
 Failure to improve likelihood (non-zero gradients) after 117 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients
 MA Backcast: 2 3
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 GARCH = C(5) + C(6)*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	1.206409	0.007152	168.6753	0.0000
AR(2)	-0.974345	0.007277	-133.8883	0.0000
MA(1)	-1.234394	0.000274	-4503.992	0.0000
MA(2)	0.993383	0.003260	304.7621	0.0000
Variance Equation				
C	-0.228839	0.142476	-1.606154	0.1082
GARCH(-1)	1.006667	0.004060	247.9707	0.0000
R-squared	0.017645	Mean dependent var	-0.312170	
Adjusted R-squared	0.014686	S.D. dependent var	6.056095	
S.E. of regression	6.011459	Akaike info criterion	6.422257	
Sum squared resid	35993.09	Schwarz criterion	6.451704	
Log likelihood	-3205.129	Hannan-Quinn criter.	6.433449	
Durbin-Watson stat	1.916770			

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

يلاحظ من خلال الجدول السابق (31-4) أن جميع معاملات معادلتَي الوسط والتباين معنوية عند مستوى دلالة (0.01) ما عدا قيمة الثابت في معادلة التباين الشرطي، كما نلاحظ أن قيمة اختبار DW بلغت 1.91 وهذا يشير إلى عدم وجود ارتباط ذاتي بين بواقي النموذج النهائي: ARIMA(2.1.2)-GARCH(0,1). واعتماداً على الجدول السابق فإنه يمكن كتابة الصياغة الرياضية للنموذج النهائي لمعادلة التباين الشرطي ومعادلة الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة _ والتي يمكن من خلالهما التنبؤ بتغير قيم مؤشر السوق _ فيما يلي:

$$\hat{\sigma}_t^2 = -0.22 + 1.006\sigma_{t-1}^2$$

$$\hat{D}_t = 1.20(D)_{t-1} - 0.97(D)_{t-2} - 1.23\varepsilon_{t-1} + 0.993\varepsilon_{t-2} \dots (10-4)$$

ثالثاً: سوق مسقط للأوراق المالية: يبين الجدول (32-4) الآتي نتائج نموذج -ARIMA(1.1.0) في مرحلة التقدير والذي تم اختياره كأفضل نموذج نهائي لتمثيل السلسلة الزمنية لمؤشر سوق مسقط للأوراق المالية:

الجدول (32-4)

نموذج -ARIMA(1.1.0)-GARCH(1,1) الذي تمّ اعتماده في سوق مسقط للأوراق المالية

Dependent Variable: D(INDEX)
Method: ML ARCH - Normal distribution (OPG - BHHH / Marquardt steps)
Date: 02/16/20 Time: 08:43
Sample (adjusted): 3 1112
Included observations: 1110 after adjustments
Convergence achieved after 30 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-2.573502	0.922056	-2.791046	0.0053
AR(1)	0.280821	0.034075	8.241341	0.0000

Variance Equation				
C	63.18639	11.24647	5.618333	0.0000
RESID(-1)^2	0.185065	0.022458	8.240616	0.0000
GARCH(-1)	0.722360	0.030670	23.55286	0.0000

R-squared	0.084794	Mean dependent var	-2.186360
Adjusted R-squared	0.083968	S.D. dependent var	27.90489
S.E. of regression	26.70765	Akaike info criterion	9.176656
Sum squared resid	790334.5	Schwarz criterion	9.199233
Log likelihood	-5088.044	Hannan-Quinn criter.	9.185193
Durbin-Watson stat	1.983167		

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

يلاحظ من خلال الجدول السابق (32-4) أن جميع معاملات معادلتَي الوسط والتباين معنوية عند مستوى دلالة (0.01)، كما نلاحظ أن قيمة اختبار DW بلغت 1.98 وهذا يشير إلى عدم وجود ارتباط ذاتي بين بواقي النموذج النهائي: -ARIMA(1.1.0)-GARCH(1,1). واعتماداً على الجدول السابق فإنه يمكن كتابة الصياغة الرياضية للنموذج النهائي لمعادلة التباين الشرطي ومعادلة الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة _ والتي يمكن من خلالها التنبؤ بتغير قيم مؤشر السوق _ فيما يلي:

$$\hat{\sigma}_t^2 = 63.18 + 0.185 \varepsilon_{t-1}^2 + 0.722\sigma_{t-1}^2$$

$$\hat{D}_t = -2.57 + 0.28(D)_{t-1} \quad \dots\dots (11-4)$$

رابعاً: بورصة عمان: يبين الجدول (33-4) الآتي نتائج نموذج ARIMA(1.1.0)-GARCH(1,1) في مرحلة التقدير والذي تم اختياره كأفضل نموذج نهائي لتمثيل السلسلة الزمنية لمؤشر بورصة عمان:

الجدول (33-4)

نموذج ARIMA(1.1.0)-GARCH(1,1) الذي تمّ اعتماده في بورصة عمان

Dependent Variable: D(INDEX)
 Method: ML ARCH - Normal distribution (OPG - BHHH / Marquardt steps)
 Date: 02/09/20 Time: 20:51
 Sample (adjusted): 3 1110
 Included observations: 1108 after adjustments
 Convergence achieved after 36 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients
 Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2 + C(4)*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	0.138663	0.035906	3.861850	0.0001
Variance Equation				
C	15.37091	3.153916	4.873595	0.0000
RESID(-1)^2	0.126289	0.026237	4.813399	0.0000
GARCH(-1)	0.655598	0.062628	10.46819	0.0000
R-squared	0.025785	Mean dependent var	-0.251318	
Adjusted R-squared	0.025785	S.D. dependent var	8.471150	
S.E. of regression	8.361221	Akaike info criterion	7.040764	
Sum squared resid	77390.39	Schwarz criterion	7.058852	
Log likelihood	-3896.583	Hannan-Quinn criter.	7.047604	
Durbin-Watson stat	1.956599			

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

يلاحظ من خلال الجدول السابق (33-4) أن جميع معاملات معادلتى الوسط والتباين معنوية عند مستوى دلالة (0.01)، كما نلاحظ أن قيمة اختبار DW بلغت 1.95 وهذا يشير إلى عدم وجود ارتباط ذاتي بين بواقي النموذج النهائي: ARIMA(1.1.0)-GARCH(1,1). واعتماداً على الجدول السابق فإنه يمكن كتابة الصياغة الرياضية للنموذج النهائي لمعادلة التباين الشرطي ومعادلة الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة _ والتي يمكن من خلالهما التنبؤ بتغير قيم مؤشر السوق _ فيما يلي:

$$\hat{\sigma}_t^2 = 15.37 + 0.126\varepsilon_{t-1}^2 + 0.6555\sigma_{t-1}^2$$

$$\hat{D}_t = 0.138(D)_{t-1} \quad \dots\dots (12-4)$$

خامساً: سوق الأسهم السعودي: يبين الجدول (4-34) الآتي نتائج نموذج ARIMA(1.1.0)-GARCH(1,1) في مرحلة التقدير والذي تم اختياره كأفضل نموذج نهائي لتمثيل السلسلة الزمنية لمؤشر سوق الأسهم السعودي:

الجدول (4-34)

نموذج ARIMA(1.1.0)-GARCH(1,1) الذي تمّ اعتماده في سوق الأسهم السعودي

Dependent Variable: D(INDEX)				
Method: ML ARCH - Normal distribution (OPG - BHHH / Marquardt steps)				
Date: 02/07/20 Time: 09:03				
Sample (adjusted): 3 1123				
Included observations: 1121 after adjustments				
Convergence achieved after 30 iterations				
Coefficient covariance computed using outer product of gradients				
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)				
GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2 + C(4)*GARCH(-1)				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	0.199459	0.031728	6.286447	0.0000
Variance Equation				
C	202.9273	49.66457	4.085958	0.0000
RESID(-1)^2	0.177632	0.018439	9.633602	0.0000
GARCH(-1)	0.804692	0.018635	43.18080	0.0000
R-squared	0.015541	Mean dependent var	0.414657	
Adjusted R-squared	0.015541	S.D. dependent var	82.79318	
S.E. of regression	82.14731	Akaike info criterion	11.37749	
Sum squared resid	7557962.	Schwarz criterion	11.39541	
Log likelihood	-6373.085	Hannan-Quinn criter.	11.38427	
Durbin-Watson stat	2.108776			

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

يلاحظ من خلال الجدول السابق (4-34) أن جميع معاملات معادلتَي الوسط والتباين معنوية عند مستوى دلالة (0.01)، كما نلاحظ أن قيمة اختبار DW بلغت 2.1 وهذا يشير إلى عدم وجود ارتباط ذاتي بين بواقي النموذج النهائي: ARIMA(1.1.0)-GARCH(1,1). واعتماداً على الجدول السابق فإنه يمكن كتابة الصياغة الرياضية للنموذج النهائي لمعادلة التباين الشرطي ومعادلة الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة _ والتي يمكن من خلالها التنبؤ بتغير قيم مؤشر السوق _ فيما يلي:

$$\hat{\sigma}_t^2 = 202.92 + 0.177\varepsilon_{t-1}^2 + 0.804\sigma_{t-1}^2$$

$$\hat{D}_t = 0.199(D)_{t-1} \quad \dots\dots (13-4)$$

سادساً: بورصة الأوراق المالية بتونس: يبين الجدول (4-35) الآتي نتائج نموذج ARIMA(1.1.1)-GARCH(2,1) في مرحلة التقدير والذي تم اختياره كأفضل نموذج نهائي لتمثيل السلسلة الزمنية لمؤشر بورصة الأوراق المالية بتونس:

الجدول (4-35)

نموذج ARIMA(1.1.1)-GARCH(2,1) الذي تمّ اعتماده في بورصة الأوراق المالية بتونس

Dependent Variable: D(INDEX)
Method: ML ARCH - Normal distribution (OPG - BHHH / Marquardt steps)
Date: 02/13/20 Time: 16:37
Sample (adjusted): 3 1120
Included observations: 1118 after adjustments
Convergence achieved after 69 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients
MA Backcast: 2
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*RESID(-2)^2 + C(6)
*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	0.485630	0.114952	4.224647	0.0000
MA(1)	-0.318716	0.136016	-2.343221	0.0191
Variance Equation				
C	3.855235	0.923906	4.172755	0.0000
RESID(-1)^2	0.228663	0.032853	6.960236	0.0000
RESID(-2)^2	-0.202430	0.032730	-6.184904	0.0000
GARCH(-1)	0.968196	0.004920	196.7779	0.0000
R-squared	0.015338	Mean dependent var	1.824106	
Adjusted R-squared	0.014456	S.D. dependent var	29.19460	
S.E. of regression	28.98282	Akaike info criterion	9.287446	
Sum squared resid	937444.1	Schwarz criterion	9.314384	
Log likelihood	-5185.683	Hannan-Quinn criter.	9.297629	
Durbin-Watson stat	2.062934			

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

يلاحظ من خلال الجدول السابق (4-35) أن جميع معاملات معادلتى الوسط والتباين معنوية عند مستوى دلالة (0.01)، كما نلاحظ أن قيمة اختبار DW بلغت 2.06 وهذا يشير إلى عدم وجود ارتباط ذاتي بين بواقي النموذج النهائي ARIMA(1.1.1)-GARCH(2,1). واعتماداً على الجدول السابق فإنه يمكن كتابة الصياغة الرياضية للنموذج النهائي لمعادلة التباين الشرطي ومعادلة الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة _ والتي يمكن من خلالها التنبؤ بتغير قيم مؤشر السوق _ فيما يلي:

$$\hat{\sigma}_t^2 = 3.855 + 0.228\varepsilon_{t-1}^2 - 0.202\varepsilon_{t-2}^2 + 0.968\sigma_{t-1}^2$$

$$\hat{D}_t = 0.485(D)_{t-1} - 0.318\varepsilon_{t-1} \quad \dots\dots (14-4)$$

سابعاً: بورصة البحرين: يبين الجدول (36-4) الآتي نتائج نموذج ARIMA(1.1.1)-GARCH(1.0) في مرحلة التقدير والذي تم اختياره كأفضل نموذج نهائي لتمثيل السلسلة الزمنية لمؤشر بورصة البحرين: الجدول (36-4)

نموذج ARIMA(1.1.1)-GARCH(1.0) الذي تمّ اعتماده في بورصة البحرين

Dependent Variable: D(INDEX)
Method: ML ARCH - Normal distribution (OPG - BHHH / Marquardt steps)
Date: 02/07/20 Time: 10:37
Sample (adjusted): 3 1105
Included observations: 1103 after adjustments
Convergence achieved after 45 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients
MA Backcast: 2
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	0.577040	0.149836	3.851134	0.0001
MA(1)	-0.459587	0.172825	-2.659262	0.0078
Variance Equation				
C	28.20771	1.107734	25.46434	0.0000
RESID(-1)^2	0.162098	0.032219	5.031069	0.0000
R-squared	0.015687	Mean dependent var	0.040444	
Adjusted R-squared	0.014793	S.D. dependent var	5.788718	
S.E. of regression	5.745742	Akaike info criterion	6.322755	
Sum squared resid	36347.92	Schwarz criterion	6.340909	
Log likelihood	-3483.000	Hannan-Quinn criter.	6.329622	
Durbin-Watson stat	2.076991			

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

يلاحظ من خلال الجدول السابق (36-4) أن جميع معاملات معادلتَي الوسط والتباين معنوية عند مستوى دلالة (0.01)، كما نلاحظ أن قيمة اختبار DW بلغت 2.07 وهذا يشير إلى عدم وجود ارتباط ذاتي بين بواقي النموذج النهائي ARIMA(1.1.1)-GARCH(1.0). واعتماداً على الجدول السابق فإنه يمكن كتابة الصياغة الرياضية للنموذج النهائي لمعادلة التباين الشرطي ومعادلة الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة _ والتي يمكن من خلالها التنبؤ بتغير قيم مؤشر السوق _ فيما يلي:

$$\hat{\sigma}_t^2 = 28.207 + 0.162\varepsilon_{t-1}^2$$

$$\hat{D}_t = 0.577(D)_{t-1} - 0.459\varepsilon_{t-1} \quad \dots\dots (15-4)$$

ثامناً: سوق دبي المالي: يبين الجدول (37-4) الآتي نتائج نموذج ARIMA(1.1.1)-GARCH(2.1) في مرحلة التقدير والذي تم اختياره كأفضل نموذج نهائي لتمثيل السلسلة الزمنية لمؤشر سوق دبي المالي: الجدول (37-4)

نموذج ARIMA(1.1.1)-GARCH(2.1) الذي تمّ اعتماده في سوق دبي المالي

Dependent Variable: D(INDEX)
Method: ML ARCH - Normal distribution (OPG - BHHH / Marquardt steps)
Date: 02/13/20 Time: 16:49
Sample (adjusted): 3 1124
Included observations: 1122 after adjustments
Convergence achieved after 45 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2 + C(4)*RESID(-2)^2 + C(5)
*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	0.111251	0.034375	3.236438	0.0012
Variance Equation				
C	3.177803	1.357438	2.341029	0.0192
RESID(-1)^2	0.203319	0.031535	6.447332	0.0000
RESID(-2)^2	-0.180107	0.031257	-5.762086	0.0000
GARCH(-1)	0.971849	0.005023	193.4805	0.0000
R-squared	0.000999	Mean dependent var	-0.808316	
Adjusted R-squared	0.000999	S.D. dependent var	36.30037	
S.E. of regression	36.28224	Akaike info criterion	9.716925	
Sum squared resid	1475685	Schwarz criterion	9.739309	
Log likelihood	-5446.195	Hannan-Quinn criter.	9.725385	
Durbin-Watson stat	2.120097			

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على مخرجات برنامج (EViews.9)

يلاحظ من خلال الجدول السابق (37-4) أن جميع معاملات معادلتى الوسط والتباين معنوية عند مستوى دلالة (0.01)، كما نلاحظ أن قيمة اختبار DW بلغت 2.12 وهذا يشير إلى عدم وجود ارتباط ذاتي بين بواقي النموذج النهائي ARIMA(1.1.1)-GARCH(2.1). واعتماداً على الجدول السابق فإنه يمكن كتابة الصياغة الرياضية للنموذج النهائي لمعادلة التباين الشرطي ومعادلة الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة _ والتي يمكن من خلالها التنبؤ بتغير قيم مؤشر السوق _ فيما يلي:

$$\hat{\sigma}_t^2 = 3.177 + 0.203\varepsilon_{t-1}^2 - 0.18\varepsilon_{t-2}^2 + 0.971\sigma_{t-1}^2$$

$$\hat{D}_t = 0.111(D)_{t-1} \dots (16-4)$$

بعد بناء النماذج القياسية بشكلها النهائي سيتم الانتقال إلى بناء الشبكات العصبونية الاصطناعية في كل سوق من أسواق المال العربية، ليتسنى بعدها بناء النماذج الهجينة ومن ثم القيام بالتنبؤ.

2. بناء الشبكات العصبونية الاصطناعية:

بنيت الشبكات العصبونية الاصطناعية في أسواق المال العربية وفق نفس الفترة التي تمّ على أساسها بناء النماذج القياسية (من بداية عام 2015 إلى منتصف عام 2019)، لتخصص الفترة المتبقية من عام 2019 للتنبؤ كما هو الحال مع النماذج القياسية، وفيما يلي الآلية المتبعة في بناء الشبكات العصبونية الاصطناعية في أسواق المال العربية:

1.2. الآلية المتبعة في بناء الشبكات العصبونية الاصطناعية:

كما هو الحال بالنسبة مع التنبؤ بالسلاسل الزمنية فقد اعتمد على القيم السابقة للمتغير المدروس (سعر إغلاق المؤشر) كمدخلات للشبكة العصبونية الاصطناعية للتنبؤ في اليوم الآتي (وهو ما يسمى: التباطؤات) للكشف عن وجود نمط معين بين تحركات الأسعار وقياس مدى إمكانية الاعتماد على البيانات السابقة للتنبؤ بالمستقبل، وهذا ما يشكل مقارنة عادلة بين قدرة الشبكات العصبونية الاصطناعية وقدرة النماذج القياسية في التنبؤ بمؤشر السوق المالي وباتجاه حركته (أي تم تحديد مدخلات الشبكة العصبونية بالتوافق مع الفكرة الأساسية لنماذج الانحدار الذاتي) وتحقيقاً لذلك فقد اعتمد على أداة مخصصة باستخدام الشبكات العصبونية للتنبؤ بالسلاسل الزمنية المالية Neural Time Series: Nonlinear Autoregressive (NAR) في برنامج Matlab ووفقاً لذلك يعتمد على الشبكة العصبونية من نوع التغذية الأمامية والانتشار الخلفي للخطأ (والتي تستخدم بهدف التنبؤ في السلاسل الزمنية المالية). ويتم بهذا النوع من الشبكات استخدام توابع تفعيل غير خطية في الطبقة المخفية من مثل:

- Function: **Logistic sigmoid**; Definition: $\frac{1}{1+e^{-x}}$; Range: (0 , +1).
- Function: **Hyperbolic tangent**; Definition: $\frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$; Range: (-1 , +1).

وتعتمد الأداة المستخدمة Neural Time Series: Nonlinear Autoregressive في برنامج Matlab على تابع التفعيل Hyperbolic tangent غير الخطي في الطبقة المخفية والذي يستخدم بشكل خاص لكشف العلاقات المعقدة وغير الخطية عند استخدام خوارزمية الانتشار الخلفي للخطأ

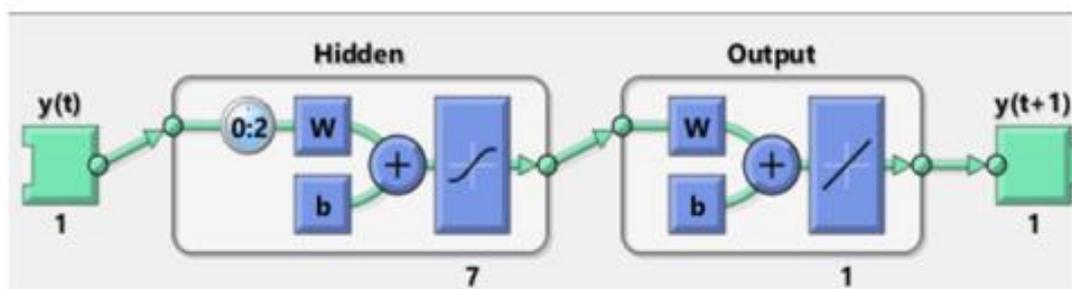
باعتباره أعم من تابع التفعيل Logistic sigmoid، بينما يتم استخدام تابع التفعيل الخطي Linear في طبقة المخرجات وذلك بهدف السعي إلى مطابقة الخرج الفعلي مع خرج الشبكة. وتمثلت مراحل بناء الشبكة العصبونية بعد تقسيم البيانات إلى بيانات خاصة بالتدريب وبيانات خاصة بالنتبؤ بالقيام بتجريب العديد من الشبكات العصبونية بشكل تدريجي بناءً على التباطؤات المستخدمة كمدخلات للشبكة العصبونية، حيث تم بداية اعتماد قيمة المؤشر في اليوم السابق (تباطؤ 1) وتدريب الشبكة على سعر الإغلاق لليوم الآتي (مخرجات الشبكة) لكل يوم من أيام التداول خلال فترة التدريب، وتم تحديد عدد دورات التدريب الأعظمي بـ (Epoch 1000) وحفظت النتائج ليعاد التدريب بتعديل عدد العصبونات في الطبقة المخفية بشكل تدريجي أيضاً من (1 إلى 50) عصبون، وبمجرد إعطاء الشبكة نتائج غير جيدة أثناء زيادة عدد العصبونات أو عدم تحسن أدائها فإنه يتم تعديل المدخلات بزيادة التباطؤات وإعادة التدريب، ومن خلال التجريب التدريجي لمعاملات الشبكة أمكن التوصل إلى بناء شبكة عصبونية اصطناعية خاصة بكل سوق من أسواق المال العربية المدروسة للنتبؤ بقيم مؤشراتنا وباتجاه حركتها.

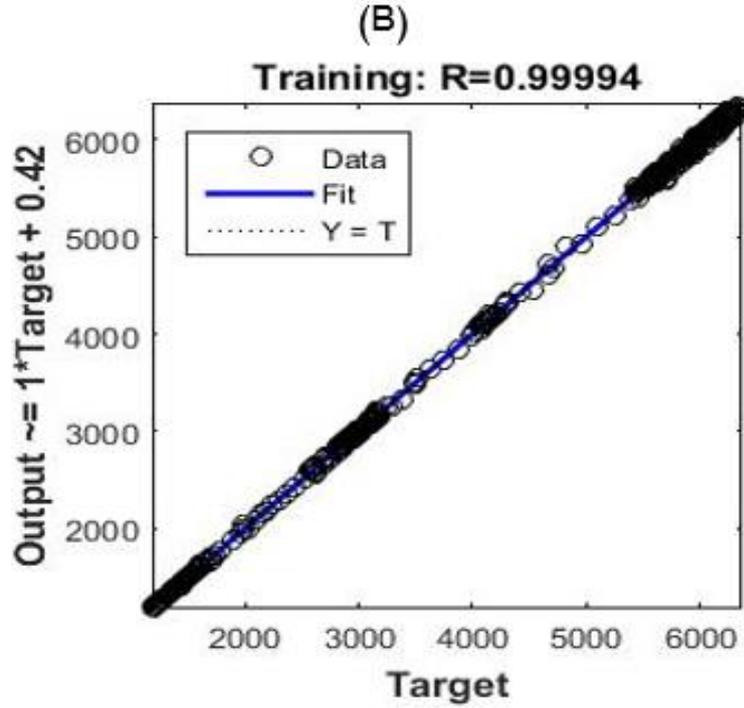
2.2. هيكل الشبكات العصبونية الاصطناعية المقترحة في أسواق المال العربية ونتائج تدريبها:

تم تجهيز البيانات باستخدام برنامج Microsoft Excel قبل إدخالها إلى برنامج Matlab، وبعد التجريب التدريجي أمكن التوصل إلى بناء شبكة عصبونية اصطناعية خاصة بكل سوق من أسواق المال العربية المدروسة موضحة فيما يلي:

أولاً: سوق دمشق للأوراق المالية: الشكل (4-6) الآتي يبين بنية ونتيجة تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية والمعتمدة بناءً على التجريب التدريجي لنمذجة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية: الشكل (4-6) بنية ونتيجة تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية لمؤشر سوق دمشق للأوراق المالية

(A)





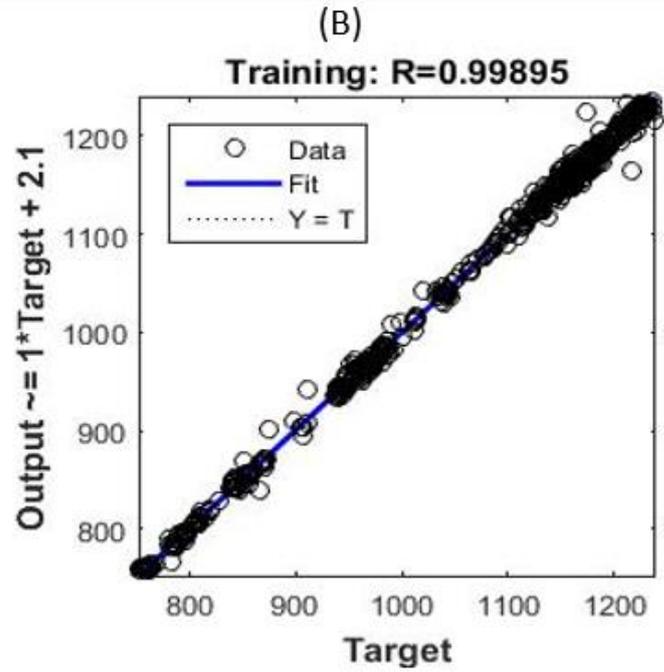
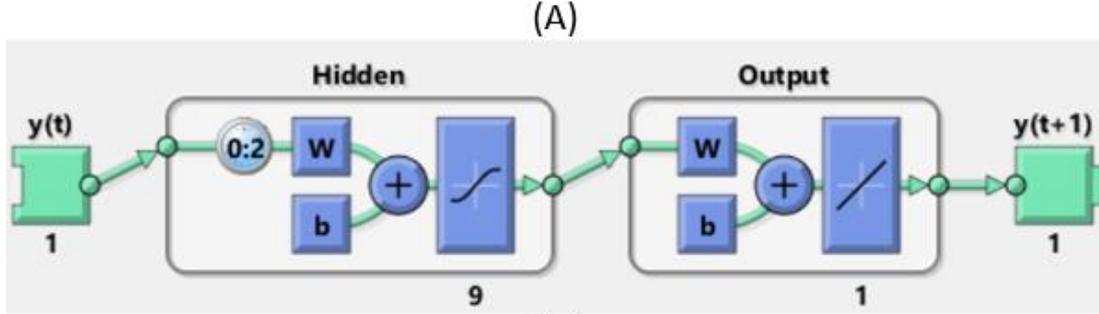
المصدر: مخرجات برنامج Matlab 2017.

يوضح الشكل السابق (A) بنية الشبكة العصبونية من حيث أشكال توابع التفعيل في كل طبقة وعدد المدخلات والذي بلغ (3 تباطؤات) وعدد العصبونات في الطبقة المخفية والتي بلغت (7) عصبونات وكذلك عدد العصبونات في طبقة الخرج وهي دائماً قيمة المؤشر في اليوم الآتي. حيث يشير الرمز $y(t)$ في طبقة المدخلات إلى أن مدخلات الشبكة هو المتغير y نفسه (سعر إغلاق المؤشر)، بينما يشير $y(t+1)$ إلى أن خرج الشبكة هو قيمة المتغير في اليوم الآتي. ويشير الترميز (0:2) إلى عدد مدخلات الشبكة (التباطؤات) والتي بلغت (3) تباطؤات، حيث يشير الرقم (0) في الترميز السابق إلى قيمة المؤشر الحالية (في الفترة t) بينما يشير الرقم (2) إلى قيمة المؤشر في اليومين السابقين. وعلى هذا يصبح عدد المدخلات (3).

كما يظهر الشكل (B) السابق علاقة الانحدار بين الخرج الفعلي (Target) وخرج الشبكة (Output) أثناء التدريب، حيث بلغ معامل الارتباط بينهما (0.99994) وهي علاقة ارتباط قوية جداً مما يشير إلى أن الشبكة تدربت بشكل جيد، حيث تم تقييم الشبكة اعتماداً على نتائج التدريب في كل مرة يتم فيها تعديل عدد العصبونات والتباطؤات حتى توصل إلى هذه النتيجة.

ثانياً: بورصة بيروت: الشكل (7-4) الآتي يبين بنية ونتيجة تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية والمعتمدة بناءً على التجريب التدريجي لنمذجة مؤشر بورصة بيروت:

الشكل (7-4) بنية ونتيجة تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية لمؤشر بورصة بيروت



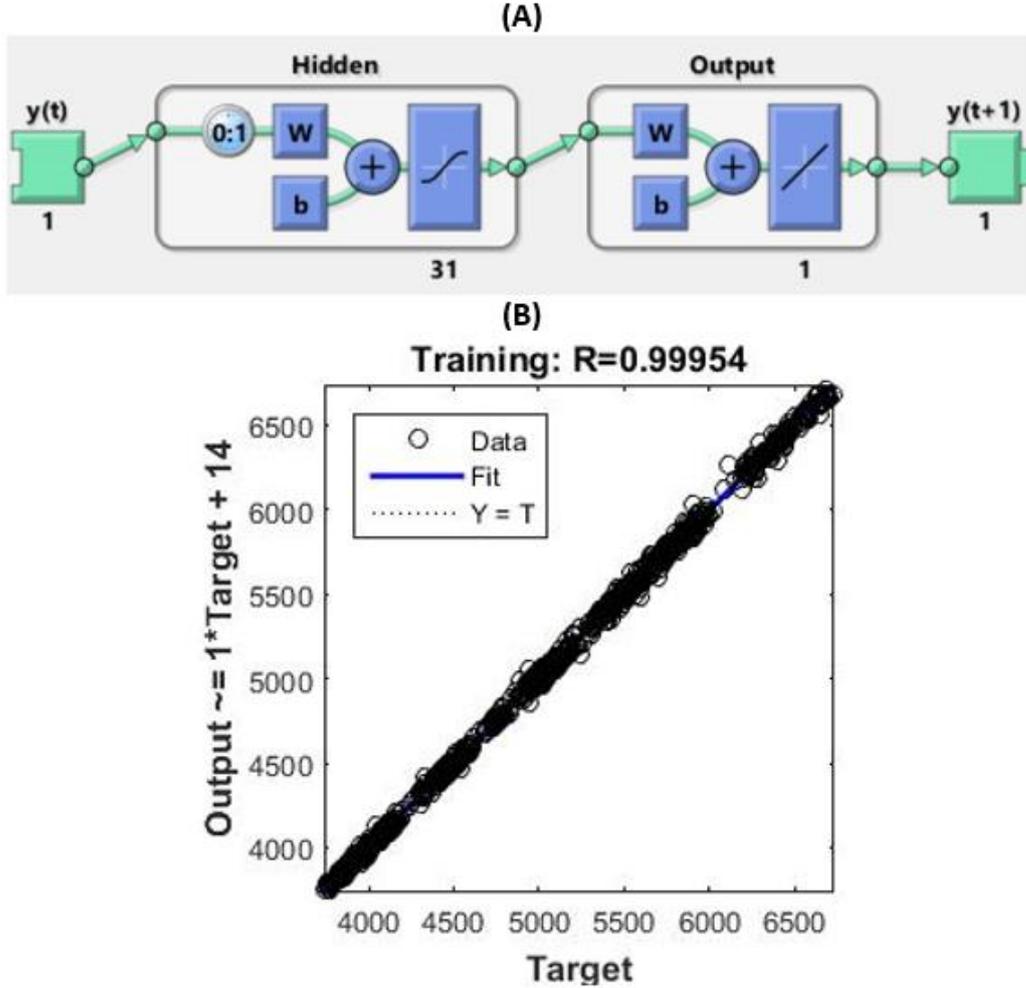
المصدر: مخرجات برنامج Matlab 2017.

يوضح الشكل السابق (A) بنية الشبكة العصبونية، حيث يشير الرقم (0) في الترميز (0:2) إلى قيمة المؤشر الحالية (في الفترة t) بينما يشير الرقم (2) إلى قيمة المؤشر في اليومين السابقين (t-1) و (t-2). وعلى هذا يصبح عدد المدخلات (3). كما تتكون الطبقة المخفية من (9) عصبونات خفية.

كما يوضح الشكل (B) السابق علاقة الانحدار بين الخرج الفعلي (Target) وخرج الشبكة (Output) أثناء التدريب، حيث بلغ معامل الارتباط بينهما (0.99895) وهي علاقة ارتباط قوية مما يشير إلى أن الشبكة تدرت بشكل جيد، حيث تم تقييم الشبكة اعتماداً على نتائج التدريب في كل مرة يتم فيها تعديل عدد العصبونات والتباطؤات حتى توصل إلى هذه النتيجة.

ثالثاً: سوق مسقط للأوراق المالية: الشكل (8-4) الآتي يبين بنية ونتيجة تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية والمعتمدة بناءً على التجريب التدريجي لنمذجة مؤشر سوق مسقط المالي:

الشكل (8-4) بنية ونتيجة تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية لمؤشر سوق مسقط المالي



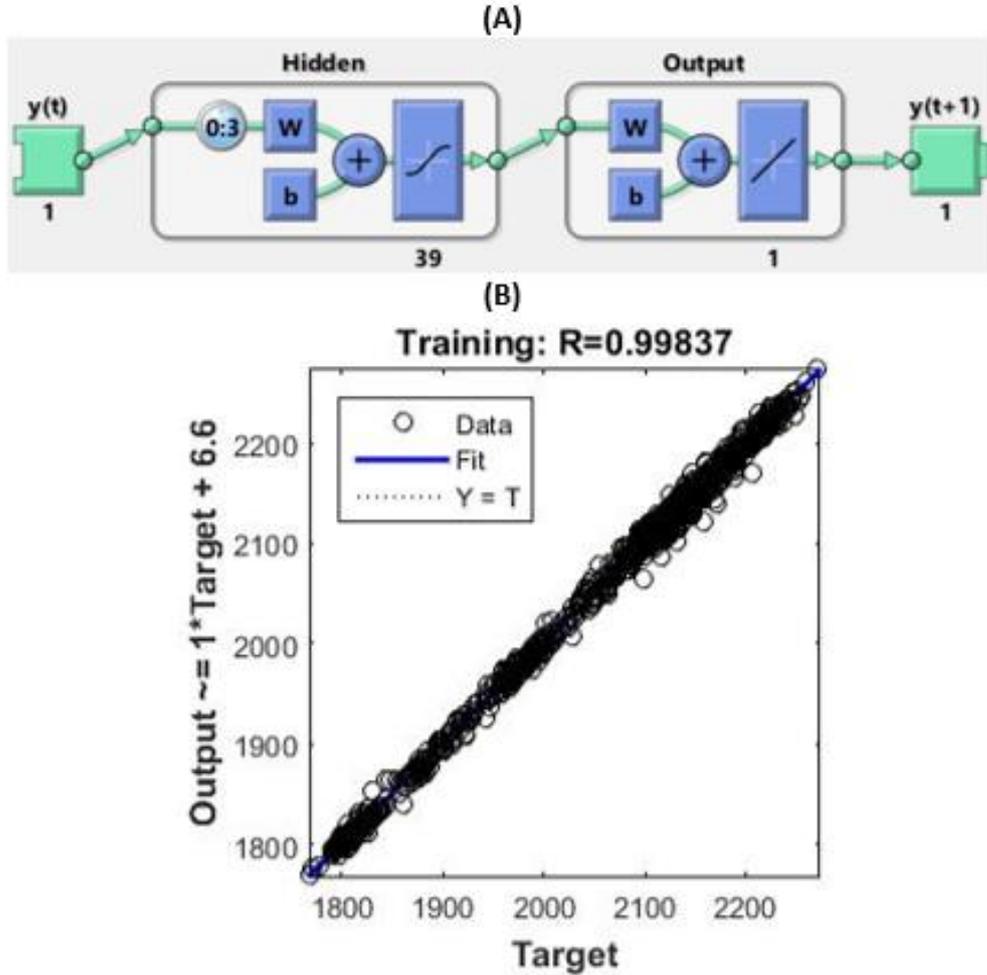
المصدر: مخرجات برنامج Matlab 2017.

يوضح الشكل السابق (A) بنية الشبكة العصبونية، حيث يشير الرقم (0) في الترميز (0:1) إلى قيمة المؤشر الحالية (في الفترة t) بينما يشير الرقم (1) إلى قيمة المؤشر في اليوم السابق (t-1) وعلى هذا يصبح عدد المدخلات (2)، كما تتكون الطبقة المخفية من (31) عصبون.

كما يوضح الشكل (B) السابق علاقة الانحدار بين الخرج الفعلي (Target) وخرج الشبكة (Output) أثناء التدريب، حيث بلغ معامل الارتباط بينهما (0.99954) وهي علاقة ارتباط قوية مما يشير إلى أن الشبكة تدرت بشكل جيد، حيث تم تقييم الشبكة اعتماداً على نتائج التدريب في كل مرة يتم فيها تعديل عدد العصبونات والتباطؤات حتى توصل إلى هذه النتيجة.

رابعاً: بورصة عمان: الشكل (9-4) الآتي يبين بنية ونتيجة تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية والمعتمدة بناءً على التجريب التدريجي لنمذجة مؤشر بورصة عمان:

الشكل (9-4) بنية ونتيجة تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية لمؤشر بورصة عمان



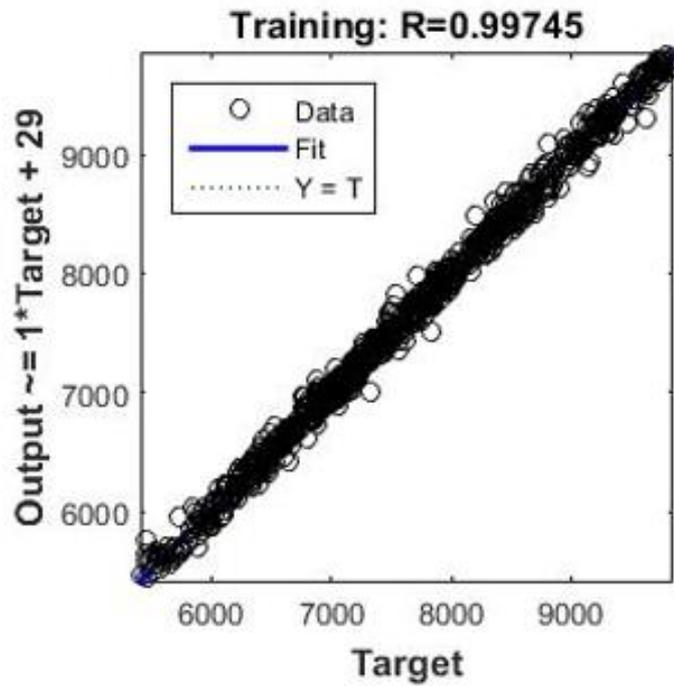
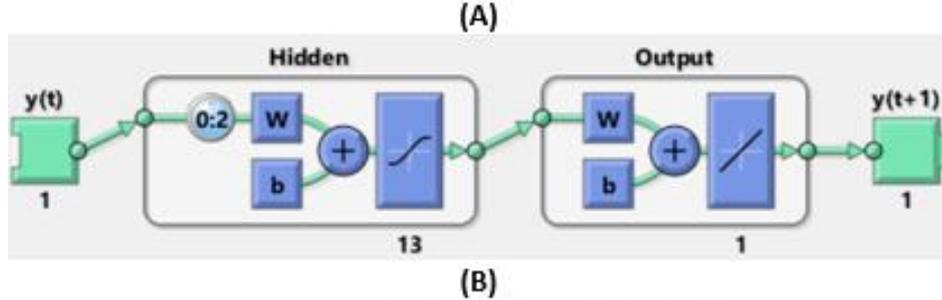
المصدر: مخرجات برنامج Matlab 2017.

يوضح الشكل السابق (A) بنية الشبكة العصبونية، حيث يشير الرقم (0) في الترميز (0:3) إلى قيمة المؤشر الحالية (في الفترة t) بينما يشير الرقم (3) إلى قيمة المؤشر في الأيام الثلاثة السابقة (t-1)، (t-2)، (t-3) وعلى هذا يصبح عدد المدخلات (4)، كما تتكون الطبقة المخفية من (39) عصبون.

كما يوضح الشكل (B) السابق علاقة الانحدار بين الخرج الفعلي (Target) وخرج الشبكة (Output) أثناء التدريب، حيث بلغ معامل الارتباط بينهما (0.99837) وهي علاقة ارتباط قوية مما يشير إلى أن الشبكة تدربت بشكل جيد، حيث تم تقييم الشبكة اعتماداً على نتائج التدريب في كل مرة يتم فيها تعديل عدد العصبونات والتباطؤات حتى توصل إلى هذه النتيجة.

خامساً: سوق الأسهم السعودي: الشكل (10-4) الآتي يبين بنية ونتيجة تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية والمعتمدة بناءً على التجريب التدريجي لنمذجة مؤشر سوق الأسهم السعودي:

الشكل (10-4) بنية ونتيجة تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية لمؤشر سوق الأسهم السعودي



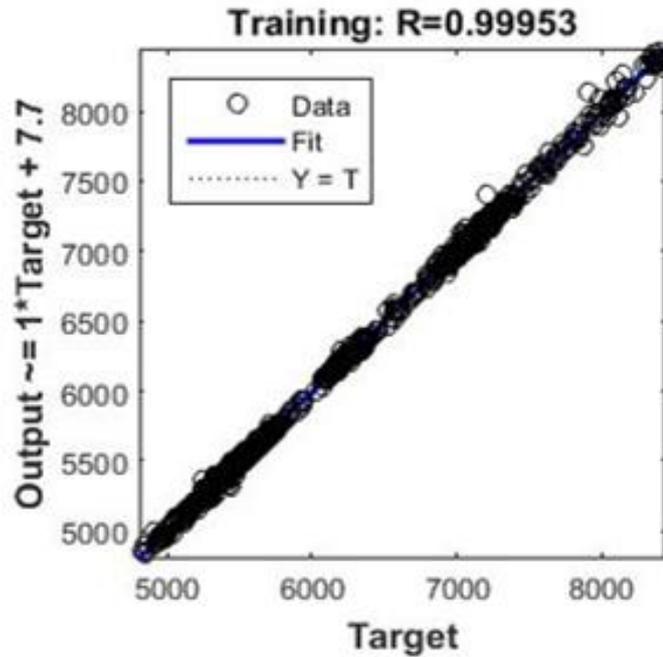
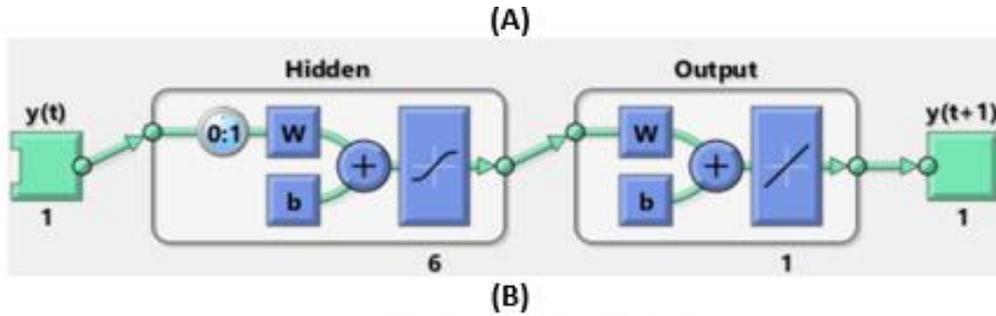
المصدر: مخرجات برنامج Matlab 2017.

يوضح الشكل السابق (A) بنية الشبكة العصبونية، حيث يشير الرقم (0) في الترميز (0:2) إلى قيمة المؤشر الحالية (في الفترة t) بينما يشير الرقم (2) إلى قيمة المؤشر في اليومين السابقين (t-1)، (t-2)، وعلى هذا يصبح عدد المدخلات (3)، كما تتكون الطبقة المخفية من (13) عصبون.

كما يوضح الشكل (B) السابق علاقة الانحدار بين الخرج الفعلي (Target) وخرج الشبكة (Output) أثناء التدريب، حيث بلغ معامل الارتباط بينهما (0.99745) وهي علاقة ارتباط قوية مما يشير إلى أن الشبكة تدربت بشكل جيد، حيث تم تقييم الشبكة اعتماداً على نتائج التدريب في كل مرة يتم فيها تعديل عدد العصبونات والتباطؤات حتى توصل إلى هذه النتيجة.

سادساً: بورصة الأوراق المالية بتونس: الشكل (4-11) الآتي يبين بنية ونتيجة تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية والمعتمدة بناءً على التجريب التدريجي لنمذجة مؤشر بورصة الأوراق المالية بتونس

الشكل (4-11) بنية ونتيجة تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية لمؤشر بورصة تونس



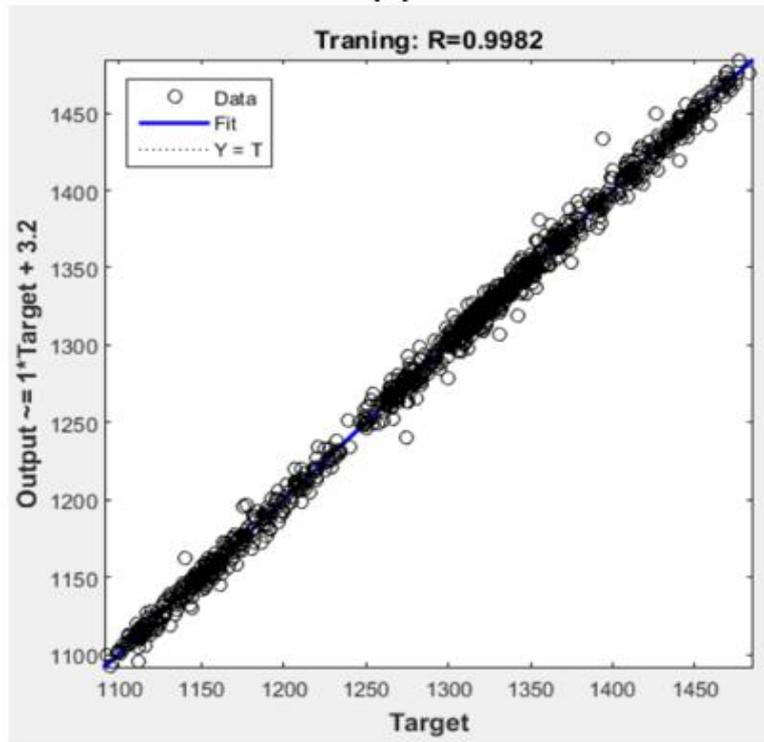
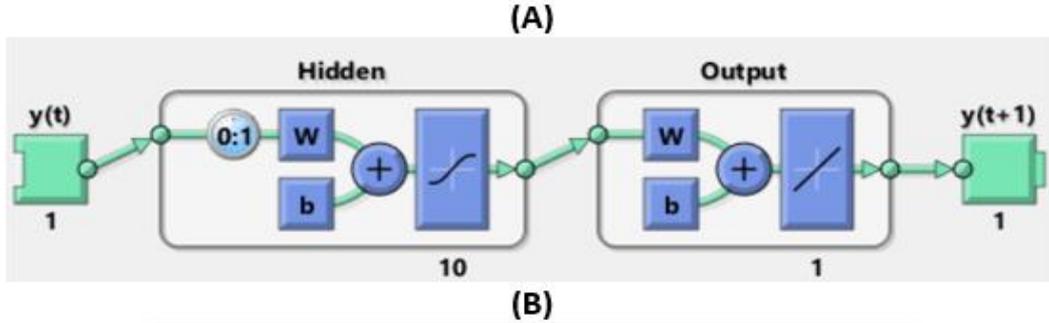
المصدر: مخرجات برنامج Matlab 2017.

يوضح الشكل السابق (A) بنية الشبكة العصبونية، حيث يشير الرقم (0) في الترميز (0:1) إلى قيمة المؤشر الحالية (في الفترة t) بينما يشير الرقم (1) إلى قيمة المؤشر في اليوم السابق (t-1)، وعلى هذا يصبح عدد المدخلات (2)، كما تتكون الطبقة المخفية من (6) عصبون.

كما يوضح الشكل (B) السابق علاقة الانحدار بين الخرج الفعلي (Target) وخرج الشبكة (Output) أثناء التدريب، حيث بلغ معامل الارتباط بينهما (0.99953) وهي علاقة ارتباط قوية مما يشير إلى أن الشبكة تدربت بشكل جيد، حيث تم تقييم الشبكة اعتماداً على نتائج التدريب في كل مرة يتم فيها تعديل عدد العصبونات والتباطؤات حتى توصل إلى هذه النتيجة.

سابعاً: بورصة البحرين: الشكل (4-12) الآتي يبين بنية ونتيجة تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية والمعتمدة بناءً على التجريب التدريجي لنمذجة مؤشر بورصة البحرين:

الشكل (4-12) بنية ونتيجة تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية لمؤشر بورصة البحرين

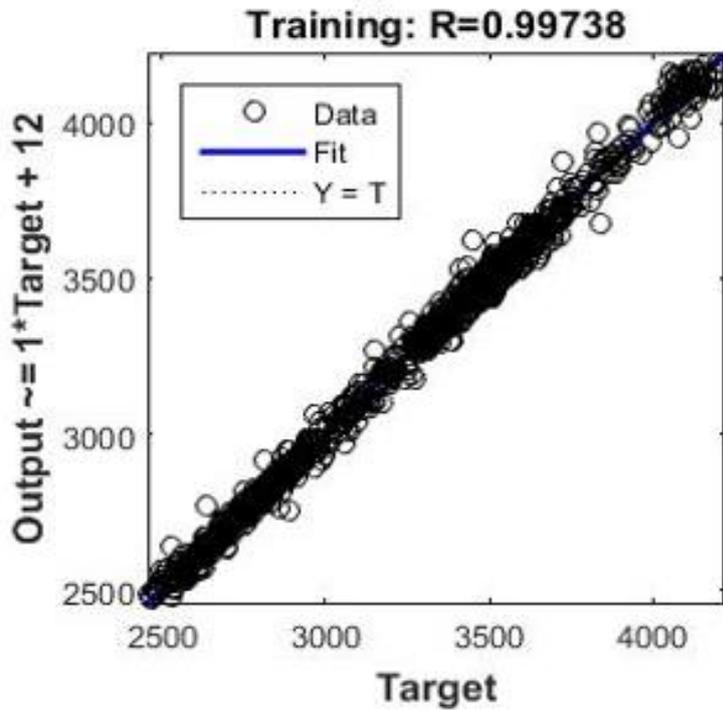
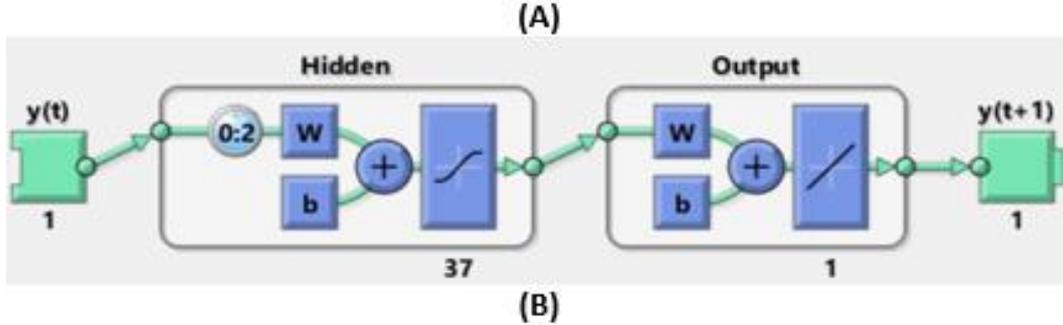


المصدر: مخرجات برنامج Matlab 2017.

يوضح الشكل السابق (A) بنية الشبكة العصبونية، حيث يشير الرقم (0) في الترميز (0:1) إلى قيمة المؤشر الحالية (في الفترة t) بينما يشير الرقم (1) إلى قيمة المؤشر في اليوم السابق (t-1)، وعلى هذا يصبح عدد المدخلات (2)، كما تتكون الطبقة المخفية من (10) عصبونات.

كما يوضح الشكل (B) السابق علاقة الانحدار بين الخرج الفعلي (Target) وخرج الشبكة (Output) أثناء التدريب، حيث بلغ معامل الارتباط بينهما (0.9982) وهي علاقة ارتباط قوية مما يشير إلى أن الشبكة تدرب بشكل جيد، حيث تم تقييم الشبكة اعتماداً على نتائج التدريب في كل مرة يتم فيها تعديل عدد العصبونات والتباطؤات حتى توصل إلى هذه النتيجة.

ثامناً: سوق دبي المالي: الشكل (4-13) الآتي يبين بنية ونتيجة تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية والمعتمدة بناءً على التجريب التدريجي لنمذجة مؤشر سوق دبي المالي:
 الشكل (4-13) بنية ونتيجة تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية لمؤشر سوق دبي



المصدر: مخرجات برنامج Matlab 2017.

يوضح الشكل السابق (A) بنية الشبكة العصبونية، حيث يشير الرقم (0) في الترميز (0:2) إلى قيمة المؤشر الحالية (في الفترة t) بينما يشير الرقم (2) إلى قيمة المؤشر في اليومين السابقين (t-1)، (t-2) وعلى هذا يصبح عدد المدخلات (3)، كما تتكون الطبقة المخفية من (37) عصبون.

كما يوضح الشكل (B) السابق علاقة الانحدار بين الخرج الفعلي (Target) وخرج الشبكة (Output) أثناء التدريب، حيث بلغ معامل الارتباط بينهما (0.99738) وهي علاقة ارتباط قوية مما يشير إلى أن الشبكة تدربت بشكل جيد، حيث تم تقييم الشبكة اعتماداً على نتائج التدريب في كل مرة يتم فيها تعديل عدد العصبونات والتباطؤات حتى توصل إلى هذه النتيجة.

بعد بناء النماذج القياسية بشكلها النهائي وكذلك الشبكات العصبونية الاصطناعية في كل سوق من أسواق المال العربية، أصبح من الممكن الانتقال إلى بناء نموذج هجين بين النماذج القياسية ARIMA-(G)ARCH والشبكة العصبونية الاصطناعية (ANN).

3. بناء النماذج الهجينة:

قبل المضي قدماً في بناء النماذج الهجينة في كل سوق من أسواق المال العربية لابد من عرض مبسط لمفهوم النماذج الهجينة وطرق التهجين الشائعة وتحديد أسلوب التهجين المتبع في هذه الدراسة.

1.3. مفهوم النماذج الهجينة وأساليب التهجين الشائعة: من المعروف أن أي سلسلة زمنية يمكن نمذجتها والتنبؤ بها باستخدام عدة طرق، على سبيل المثال فإن السلسلة الزمنية $(y_t, t=1,2,\dots)$ والتي تحتوي على اتجاه عام (على سبيل المثال) يمكن التنبؤ بها من خلال كل من نموذج التمهيد الأسّي (exponential smoothing) ونماذج ARIMA، في مثل هذه الحالات فإنه من غير الفعال الاعتماد فقط على تنبؤات أحد النماذج وتجاهل جميع المعلومات في النموذج الآخر، فقد اتضح عملياً أنه يمكن الجمع بين تنبؤات النماذج للوصول إلى تنبؤات أفضل من حيث خطأ التنبؤ إذا ما تمت مقارنته بتنبؤات كل نموذج على حدة. وهنا لا بد من الإشارة إلى أن دقة التنبؤ تزداد بشكل ملحوظ كلما كانت أخطاء التنبؤات للنماذج المراد استخدامها في النموذج الهجين ترتبط ارتباطاً عكسياً فيما بينها، ومع ذلك حتى إذا كانت الأخطاء ترتبط إيجابياً فإن التنبؤ اعتماداً على النموذج الهجين يبقى أفضل من التنبؤ اعتماداً على نموذج واحد بشرط أن:

$\rho \neq \sigma_1/\sigma_2$. حيث أن ρ هو معامل الارتباط بين أخطاء النموذجين، σ : الانحراف المعياري لأخطاء النموذج.¹

وفي الحديث عن التنبؤ في السلاسل الزمنية فإن ما تتصف به السلسلة الزمنية من صفات خطية وغير خطية فإن نمذجتها باستخدام أسلوب واحد قد لا يعطي تنبؤات جيدة دائماً، فمثلاً نجد أن نماذج ARIMA جيدة لنمذجة السلاسل الزمنية الخطية بينما الشبكات العصبونية الاصطناعية جيدة لنمذجة السلاسل الزمنية غير الخطية، وبالتالي يمكن أن تكون المنهجية الهجينة التي تتمتع بقدرات النمذجة

¹ : DOUGLAS ,C., CHERYL,L., MURAT ,K, (2015), “INTRODUCTION TO TIME SERIES ANALYSIS AND FORECASTING”, Second Edition, Published by John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, p:518.

الخطية وغير الخطية استراتيجية جيدة للاستخدام العملي من خلال الجمع بين نماذج مختلفة، ويمكن توضيح ما سبق من خلال العلاقة (17-4) الآتية:¹

$$y_t = L_t + N_t \dots \dots (17-4)$$

حيث أن: L_t : تمثل الجزء الخطي من السلسلة الزمنية، N_t : تمثل الجزء غير الخطي من السلسلة الزمنية.

حيث يتم تقدير الجزء الخطي والجزء غير الخطي من خلال نماذج التنبؤ المختلفة وذلك اعتماداً على البيانات السابقة.

وهناك العديد من أساليب التهجين الشائعة، نجد مثلاً أن Zhang, G قام أولاً بتقدير نموذج ARIMA وذلك لتقدير الجزء الخطي من السلسلة الزمنية واعتبر أن بواقي نموذج ARIMA هي الجزء غير الخطي: $e_t = y_t - \hat{L}_t$ ، وفي الخطوة الثانية يتم محاولة نمذجة بواقي نموذج ARIMA من خلال الشبكة العصبونية الاصطناعية (أي يتم التنبؤ بأخطاء نموذج ARIMA باستخدام الشبكة العصبونية) باعتبار أن هذه البواقي هي الجزء غير الخطي من السلسلة الزمنية وبالتالي فإن النموذج الهجين هو حاصل جمع مخرجات نموذج ARIMA مع مخرجات الشبكة في كل خطوة مراد التنبؤ بها وهذه الطريقة في التهجين الذي قدمها Zhang, G يطلق عليها في الأدبيات additive hybrid ARIMA-ANN.

وفي دراسات أخرى اتبعت نفس الطريقة السابقة تماماً ولكن الاختلاف هو بحساب بواقي نموذج ARIMA فبدلاً من طرح مخرجاته من القيم الأصلية للسلسلة لحساب بواقي النموذج فإنه يتم قسمة مخرجاته على القيمة الأصلية أي: $e_t = y_t / \hat{L}_t$ ومن ثم يتم التنبؤ بالخطأ باستخدام الشبكة العصبونية وذلك وفقاً لدراسة² Dutsarak, A., & Liangrokapart, J. ويطلق على هذه الطريقة في الأدبيات Multiplicative Hybrid ARIMA-ANN Model.

كما يمكن بناء النموذج الهجين عن طريق الشبكة العصبونية الاصطناعية بحيث تكون مدخلات الشبكة العصبونية الاصطناعية هي مخرجات النماذج المستخدمة (مثل ARIMA - EXP - ARCH) وبحيث تكون مخرجات الشبكة هي القيم الأصلية، ومن خلال تدريب الشبكة يتم تقليص

¹ : Zhang, G. P. (2003). Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing*, 50, 159-175.

² : Dutsarak, A., & Liangrokapart, J. (2018). A STUDY OF THE HYBRID MODEL PERFORMANCE FOR TIME SERIES FORECASTING. *Kasem Bundit Engineering Journal*, 8, 151-163.

الخطأ بين مدخلاتها (مخرجات النماذج الأخرى) والقيم الأصلية للسلسلة الزمنية، كما أن هذه الطريقة تندرج في الأدبيات أيضاً تحت مسمى additive combined method for hybrid model²⁸.

وأخيراً فإنه يمكن بناء النموذج الهجين من خلال إعطاء وزن نسبي لكن نموذج ومن ثم فإن النموذج الهجين عبارة عن حاصل مجموع مضارب أوزان الدمج بمخرجات النماذج المستخدمة، ويمكن تقدير أوزان الدمج من خلال الانحدار الخطي بين النماذج باعتبارها متغيرات مستقلة مع قيم السلسلة الأصلية باعتبارها متغير تابع. ويمكن توضيح ما سبق من خلال العلاقة الآتية:¹

$$Y_t = W_1 F_t^{model1} + W_2 F_t^{model2} + \dots + W_n F_t^{model(n)} \dots \dots \dots (18-4)$$

وذلك بشرط أن يكون مجموع الأوزان يساوي (100%). حيث أن W: الوزن الترجيحي للنموذج، F_t^{model} : خرج النموذج في الفترة t.

ووفقاً لدراسة (Timmermann) فإن استخدام المتوسط البسيط لمخرجات النماذج تعد طريقة فعالة مثلها مثل طرق التهجين المتطورة (أي ان النموذج الهجين هو الوسط الحسابي لمخرجات النماذج الداخلة في عملية التهجين وهذا مفاده استخدام أوزان متساوية)²، ولكن في كثير من الحالات لا يمكن أن تحقق الأوزان المتساوية أفضل نتيجة للتنبؤ.

ونظراً إلى أنه في هذه الدراسة تمّ بناء نماذج ARIMA ومن ثم نمذجة بواقي نماذج ARIMA باستخدام نماذج GARCH وكذلك تمّ استخدام الشبكات العصبونية الاصطناعية لنمذجة مؤشرات أسواق المال العربية فإنه سيتم في هذه الدراسة بناء النموذج الهجين باتباع طريقة الأوزان النسبية، كما أن التهجين لن يتم اعتماداً على أسلوب الأوزان المتساوية للنماذج المراد تهجينها وإنما سيتم الاعتماد على البرمجة الرياضية (غير الخطية) في حساب أوزان الدمج المثلى والتي عندها يكون الخطأ أصغر ما يمكن.

2.3. أوزان الدمج المقترحة اعتماداً على البرمجة الرياضية:

تم تحديد تابع دالة الهدف اعتماداً على مؤشر RMSE: الجذر التربيعي لمتوسط مربعات أخطاء التنبؤ للنموذج الهجين بين ARIMA-(G)ARCH والشبكة العصبونية (ANN)، بحيث يكون الحل الأمثل بناءً على تحديد أوزان الدمج والذي يعطي أقل قيمة للخطأ (RMSE): تابع الهدف

¹ : Khairalla, X. N. M., & AL-Jallad, N. T. (2017). "Hybrid Forecasting Scheme for Financial Time-Series Data using Neural Network and Statistical Methods". *(IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 8.

² : Timmermann, A. (2006). Forecast combinations. *Handbook of economic forecasting*, 1, 135-196.

المحدد)، وتمّ وضع شرط أن يكون مجموع أوزان الدمج يساوي (100%)، ولتحقيق ذلك فقد تمّ الاعتماد على أداة الـ Solver في برنامج Microsoft Excel بهدف حل البرنامج الرياضي وذلك من خلال الاعتماد على خوارزمية التدرج المعمم (GRG Nonlinear) في أداة الـ Solver والخاصة بأمثلة المسائل غير الخطية. وبناءً على تطبيق ذلك توصل إلى أوزان الدمج بين النموذج القياسي والشبكة العصبونية الاصطناعية الخاصة في كل سوق من أسواق المال العربية والتي كانت على الشكل الآتي:

أولاً: سوق دمشق للأوراق المالية: العلاقة (4-19) الآتية توضح الصيغة الرياضية للنموذج الهجين وأوزان الدمج المحسوبة اعتماداً على البرمجة الرياضية:

$$Y_{Hybrid} = (93.034\%)*Y_{net} + (6.965\%)*Y_{ARCH} \dots\dots (19-4)$$

ثانياً: بورصة بيروت: العلاقة (4-20) الآتية توضح الصيغة الرياضية للنموذج الهجين وأوزان الدمج المحسوبة اعتماداً على البرمجة الرياضية:

$$Y_{Hybrid} = (82\%)*Y_{net} + (18\%)*Y_{ARCH} \dots\dots (20-4)$$

ثالثاً: سوق مسقط للأوراق المالية: العلاقة (4-21) الآتية توضح الصيغة الرياضية للنموذج الهجين وأوزان الدمج المحسوبة اعتماداً على البرمجة الرياضية:

$$Y_{Hybrid} = (94.12\%)*Y_{net} + (5.88\%)*Y_{ARCH} \dots\dots (21-4)$$

رابعاً: بورصة عمان: العلاقة (4-22) الآتية توضح الصيغة الرياضية للنموذج الهجين وأوزان الدمج المحسوبة اعتماداً على البرمجة الرياضية:

$$Y_{Hybrid} = (89.8\%)*Y_{net} + (10.20\%)*Y_{ARCH} \dots\dots (22-4)$$

خامساً: سوق الأسهم السعودي: العلاقة (4-23) الآتية توضح الصيغة الرياضية للنموذج الهجين وأوزان الدمج المحسوبة اعتماداً على البرمجة الرياضية:

$$Y_{Hybrid} = (96.52\%)*Y_{net} + (3.48\%)*Y_{ARCH} \dots\dots (23-4)$$

سادساً: بورصة الأوراق المالية بتونس: العلاقة (4-24) الآتية توضح الصيغة الرياضية للنموذج الهجين وأوزان الدمج المحسوبة اعتماداً على البرمجة الرياضية:

$$Y_{\text{Hybrid}} = (86.88\%)*Y_{\text{net}}+(13.12\%)*Y_{\text{ARCH}} \dots\dots (24-4)$$

سابعاً: بورصة البحرين: العلاقة (4-25) الآتية توضح الصيغة الرياضية للنموذج الهجين وأوزان الدمج المحسوبة اعتماداً على البرمجة الرياضية:

$$Y_{\text{Hybrid}} = (73.98\%)*Y_{\text{net}}+(26.02\%)*Y_{\text{ARCH}} \dots\dots (25-4)$$

ثامناً: سوق دبي المالي: العلاقة (4-26) الآتية توضح الصيغة الرياضية للنموذج الهجين وأوزان الدمج المحسوبة اعتماداً على البرمجة الرياضية:

$$Y_{\text{Hybrid}} = (90.42\%)*Y_{\text{net}}+(9.58\%)*Y_{\text{ARCH}} \dots\dots (26-4)$$

من خلال أوزان الدمج التي تمّ حسابها اعتماداً على البرمجة الرياضية سابقاً نلاحظ أن الشبكة العصبونية الاصطناعية حصلت على الوزن الأكبر في جميع أسواق المال العربية المدروسة، وهذا ما يؤكد فعالية الشبكة العصبونية الاصطناعية مقارنة بالنماذج القياسية حيث حازت على ثقل أكبر بهدف تخفيض قيمة تابع الجذر التربيعي لمتوسط مربعات أخطاء التنبؤ (RMSE)،

بعد بناء النماذج القياسية بشكلها النهائي وكذلك الشبكات العصبونية الاصطناعية والنماذج الهجينة في كل سوق من أسواق المال العربية، لا بد من عرض أهم مؤشرات قياس أداء النماذج لأساليب التنبؤ السابقة وذلك خلال مرحلة بناء النماذج وتدريب الشبكة العصبونية ليتسنى بعد ذلك الانتقال إلى المرحلة الآتية ألا وهي التنبؤ. والجدول الآتي (4-38) يلخص مؤشرات قياس أداء نماذج ARIMA-(G)ARCH والشبكات العصبونية الاصطناعية والنماذج الهجينة خلال الفترة التي تمّ على أساسها تقدير النماذج وذلك في كل سوق من أسواق المال العربية:

الجدول (4-38) مؤشرات قياس أداء أساليب التنبؤ خلال مرحلة التقدير

السوق المالي	النموذج	المؤشرات	RMSE	MAPE	MAE	نسبة التوافق باتجاه الحركة
سوق دمشق للأوراق المالية	ARIMA(1,1,3)-GARCH(1,1)		25.692	0.004	15.299	64.90%
	ANN(3,7,1)		23.622	0.007	14.267	64.19%
	Hybrid Model		23.609	0.007	14.253	64.80%
بورصة بيروت	ARIMA(2,1,2)-GARCH(0,1)		5.999	0.0064	3.739	54.10%
	ANN(3,9,1)		5.998	0.0064	3.755	55.10%
	Hybrid Model		5.980	0.0063	3.719	56.60%
سوق مسقط للأوراق المالية	ARIMA(1,1,0)-GARCH(1,1)		26.684	0.0034	17.837	60.27%
	ANN(2,31,1)		25.238	0.0034	17.580	60.81%
	Hybrid Model		25.242	0.0034	17.556	61.08%
بورصة عمان	ARIMA(1,1,0)-GARCH(1,1)		8.363	0.0029	6.135	54.16%
	ANN(2,39,1)		7.613	0.0027	5.605	60.85%
	Hybrid Model		7.602	0.0027	5.609	60.67%
سوق الأسهم السعودي	ARIMA(1,1,0)-GARCH(1,1)		81.835	0.0077	57.276	54.55%
	ANN(3,13,1)		76.647	0.0073	54.853	55.89%
	Hybrid Model		76.640	0.0073	54.848	55.89%
بورصة الأوراق المالية بتونس	ARIMA(1,1,1)-GARCH(2,1)		28.942	0.0049	19.610	56.89%
	ANN(2,6,1)		28.336	0.0049	19.627	56.62%
	Hybrid Model		28.321	0.0049	19.592	56.44%
بورصة البحرين	ARIMA(1,1,1)-GARCH(1,1)		5.769	0.0031	4.088	52.99%
	ANN(2,10,1)		5.767	0.0031	4.117	53.81%
	Hybrid Model		5.761	0.0031	4.087	52.90%
سوق دبي المالي	ARIMA(1,1,0)-GARCH(2,1)		35.835	0.0077	25.624	51.43%
	ANN(3,37,1)		32.797	0.0073	24.124	56.61%
	Hybrid Model		32.761	0.0073	24.062	56.43%

المصدر: من إعداد الباحث اعتماداً على برنامج Excel ومخرجات برنامجي Eviews و Matlab من خلال الجدول السابق فإنه يمكن الإجابة على بعض التساؤلات الخاصة بهذا المبحث وذلك فيما يلي:

- على صعيد مؤشرات قياس دقة التنبؤ نلاحظ لدى مقارنة هذه المؤشرات في جميع أسواق المال العربية المدروسة أنه غالباً ما تتوافق نتيجة مؤشر (RMSE) مع نتيجة مؤشر (MAE) بينما لا يوجد توافق ملحوظ بين نتيجة مؤشر (RMSE) مع نتيجة مؤشر (MAPE) وكذلك الأمر بالنسبة لمؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة، حيث نجد مثلاً في سوق دمشق للأوراق المالية أن النموذج الهجين حقق أقل قيمة من مؤشر (RMSE) في حين أن النموذج القياسي حقق أقل قيمة من

مؤشر (MAPE) وأعلى قيمة من مؤشر (MAE) وكذلك الأمر بالنسبة لمؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة. ويمكن ملاحظة وجود مثل هذه الاختلافات في جميع أسواق المال العربية المدروسة. وللتأكد من ذلك احصائياً وبهدف الإجابة على أحد التساؤلات الخاصة بالمشكلة البحثية والذي هو: (هل يوجد اختلاف بين نتيجة مؤشرات قياس دقة التنبؤ (RMSE-MAPE-MAE) مقارنة بنتيجة مؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة عند الحكم على قدرة النموذج على تمثيل مؤشر السوق المالي؟) فقد تم اختبار الفرضية البحثية ذات الصلة بذلك والتي تنص على أنه "لا يوجد اختلاف بين نتيجة مؤشرات قياس دقة التنبؤ (RMSE-MAPE-MAE) مقارنة بنتيجة مؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة عند الحكم على قدرة النموذج على تمثيل سلسلة مؤشر السوق المالي". وذلك من خلال حساب مصفوفة الارتباط بين جملة مؤشرات قياس الأداء سابقة الذكر، والجدول (4-39) الآتي يوضح ذلك:

الجدول (4-39)

مصفوفة معاملات الارتباط بين مؤشرات قياس دقة الأداء

		Correlations			نسبة التوافق باتجاه الحركة
		RMSE	MAPE	MAE	
RMSE	Pearson Correlation	1	.590**	.998**	-.056-
	Sig. (2-tailed)		.002	.000	.795
	N	24	24	24	24
MAPE	Pearson Correlation	.590**	1	.584**	-.139-
	Sig. (2-tailed)	.002		.003	.518
	N	24	24	24	24
MAE	Pearson Correlation	.998**	.584**	1	-.097-
	Sig. (2-tailed)	.000	.003		.654
	N	24	24	24	24
نسبة التوافق باتجاه الحركة	Pearson Correlation	-.056-	-.139-	-.097-	1
	Sig. (2-tailed)	.795	.518	.654	
	N	24	24	24	24

** . Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

المصدر: مخرجات برنامج SPSS

نلاحظ من خلال الجدول السابق أن علاقة الارتباط بين مؤشر RMSE ومؤشر MAE 99.8% مما يشير إلى وجود توافق في نتيجة هذين المؤشرين وهي معنوية عند مستوى دلالة

(0.01)، بينما نجد أن علاقة الارتباط بين مؤشر RMSE ومؤشر MAPE 59% وهي علاقة ارتباط متوسطة الشدة ولكنها أيضاً معنوية احصائياً عند مستوى دلالة (0.01). في حين نجد أن علاقة الارتباط بين المؤشرات السابقة (MAE – MAPE – RMSE) مع نسبة التوافق باتجاه الحركة تراوحت بين (-5.6%) و (-13.9%) وهي علاقة ارتباط ضعيفة جداً وهي غير معنوية احصائياً. كما أن الإشارة السالبة دليل على وجود علاقة عكسية بين هذه المؤشرات مع مؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة، وهذا صحيح من الناحية العلمية حيث أن انخفاض قيم مؤشرات الأداء (MAE-RMSE – MAPE) دليل على انخفاض الخطأ في تنبؤات النماذج وبالتالي هذا يجب أن يساهم في تحقيق تطابق أفضل في اتجاه الحركة ولكن تبقى هذه العلاقة غير معنوية. وبناءً على ما سبق فإنه يمكن رفض الفرضية الرابعة وقبول الفرضية البديلة لها وهذا يعني أن انخفاض قيمة مؤشرات قياس دقة التنبؤ (RMSE-MAPE-MAE) لا يعني دائماً زيادة في مؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة عند الحكم على قدرة النموذج على تمثيل سلسلة مؤشر السوق المالي. وبالتالي يوجد اختلاف بين نتيجة مؤشرات قياس دقة التنبؤ (RMSE-MAPE-MAE) مقارنة بنتيجة مؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة عند الحكم على قدرة النموذج على تمثيل سلسلة مؤشر السوق المالي

وبما أن مؤشر RMSE متوافق بدرجة عالية ومعنوية احصائياً مع مؤشر MAE (99.8%) وبدرجة متوسطة ومعنوية أيضاً مع مؤشر MAPE (59%) فإنه يوجد مؤشران متوافقان بشدة مقابل مؤشر واحد فقط متوافق بدرجة متوسطة، لذا فإنه سيتم الاعتماد على مؤشر (RMSE) كممثل عن مؤشرات قياس دقة التنبؤ للمفاضلة بين النماذج، كما أن مؤشر (RMSE) هو من أكثر مؤشرات قياس دقة التنبؤ شيوفاً من الناحية العملية.

■ على صعيد نماذج التنبؤ نلاحظ أن النموذج الهجين بين النماذج القياسية والشبكات العصبونية الاصطناعية كان الأفضل في تمثيل مؤشرات أسواق المال العربية المدروسة مقارنة بكل نموذج على حدة، حيث كانت قيمة مؤشر (RMSE) للنموذج الهجين اقل مما هي عليه في النماذج القياسية وكذلك في الشبكات العصبونية الاصطناعية وذلك في جميع أسواق المال العربية المدروسة. وكذلك بالنسبة لمؤشر (MAE). وبهذا فقد تمّ الإجابة على التساؤل الخاص بالمشكلة البحثية والذي هو: ما هو النموذج الأفضل لتمثيل مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية ومؤشرات أسواق المال العربية المدروسة وفقاً لمؤشر (RMSE)؟

■ على سعيد المقارنة بين الشبكات العصبونية الاصطناعية والنماذج القياسية نلاحظ أن الشبكات العصبونية الاصطناعية كانت الأفضل وفقاً لمؤشر (RMSE) وذلك في جميع أسواق المال العربية المدروسة.

إن قدرة النموذج لا يمكن اختبارها بشكل فعلي إلا من خلال تجريب النموذج للتنبؤ على بيانات أخرى غير البيانات التي تمّ على أساسها بناء معاملاته وكذلك الأمر بالنسبة للشبكة العصبونية الاصطناعية، لذا فإنه سيتم الاختبار الفعلي لقدرة هذه النماذج في الخطوة الآتية ألا وهي التنبؤ. وذلك في المبحث الثالث من الدراسة العملية.

المبحث الثالث

التنبؤ - المقارنة والمعيار المقترح

تمهيد:

ستعرض في هذا المبحث نتائج التنبؤ للنماذج التي بنيت في المبحث السابق ليتسنى القيام بالمقارنة على صعيد النماذج فيما بينها وعلى صعيد أسواق المال العربية المدروسة، كما سيتم توصيف المعيار المقترح الخاص بقياس كفاءة نماذج التنبؤ وقياس الكفاءة السعرية في أسواق رأس المال، وبالآتي فإنه سيتم دراسة فعالية الاعتماد على هذا المعيار كأساس للحكم على كفاءة نماذج التنبؤ والكفاءة السعرية في أسواق رأس المال مقارنة بفعالية الاعتماد على مؤشرات قياس دقة التنبؤ. لنتم بناءً على ذلك المقارنة بين النماذج من حيث قدرتها على التنبؤ من جهة، والمقارنة بين أسواق المال العربية من حيث إمكانية التنبؤ بها (كفاءتها السعرية) من جهة أخرى. وبالآتي فإنه سيتم في هذا المبحث اختبار الفرضيات الخاصة به وذلك حسب ورودها في التحليل وهذه الفرضيات هي:

الفرضية الخامسة: بناءً على نتيجة مؤشر قياس دقة التنبؤ (RMSE) فإنه لا يوجد اختلاف في القدرة على التنبؤ بين النماذج القياسية وبين الشبكات العصبونية الاصطناعية والنماذج الهجينة في أسواق المال العربية المدروسة.

الفرضية السادسة: لا يوجد اختلاف في القدرة على التنبؤ بمؤشر السوق المالي (الكفاءة السعرية) بين سوق دمشق للأوراق المالية وبين أسواق المال العربية المدروسة وذلك تبعاً لأفضل نموذج تم اختياره وفق مؤشر قياس دقة التنبؤ (RMSE).

الفرضية السابعة: إن النتائج التي يفرضي إليها المعيار المقترح عند استخدامه للمقارنة بين الأسواق المدروسة تختلف عن النتائج التي يفرضي إليها مؤشر قياس دقة التنبؤ (RMSE).

الفرضية الثامنة: يمكن الاعتماد على المعيار المقترح للمقارنة بين أسواق رأس المال المدروسة من حيث كفاءتها السعرية.

1. التنبؤ والمقارنة:

من خلال النماذج القياسية المعتمدة للتنبؤ في مؤشر السوق المالي في كل سوق من أسواق المال العربية المدروسة (المحددة في المبحث السابق) فقد تمّ التنبؤ باستخدام الحزمة البرمجية Eviews باتباع طريقة التنبؤ الساكن (Static Forecast) الذي يعتمد على القيم الفعلية للسلسلة الزمنية في كل مرة يراد التنبؤ بها لليوم الآتي.

وكذلك بالنسبة للشبكة العصبونية الاصطناعية فقد تمّ التنبؤ الساكن أيضاً عن طريق تغذية الشبكة العصبونية بالقيم السابقة (التباطؤات) للسلسلة الزمنية الفعلية في كل مرة يتم فيها التنبؤ لليوم الآتي وذلك حسب بنية الشبكة المعتمدة في كل سوق وباستخدام برنامج Matlab.

وبهدف اختبار مدى قدرة النماذج في المحافظة على أدائها وبالآتي اختبار فعاليتها فقد قسمت الفترة المخصصة للتنبؤ والتي هي النصف الأخير من عام 2019 إلى ثلاث فترات، بحيث تشمل كل فترة شهرين وقد تمّ حساب مؤشر (RMSE) ومؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة خلال الثلاث فترات المحددة وخلال فترة التنبؤ الكلية أيضاً. والجدول (4-40) الآتي يلخص مؤشرات قياس دقة التنبؤ وفقاً لما هو موضح سابقاً:

الجدول (4-40)

مؤشرات قياس دقة التنبؤ خلال الفترة المخصصة للتنبؤ

الفترة الكلية		الفترة الثالثة		الفترة الثانية		الفترة الأولى		النموذج	السوق المالي
Cr%	RMSE	Cr%	RMSE	Cr%	RMSE	Cr%	RMSE		
67.26	24.712	68.29	27.405	62.79	25.626	69.23	20.306	ARIMA(1,1,3)-GARCH(1,1) ANN(3,7,1) Hybrid Model	سوق دمشق للأوراق المالية
67.26	23.966	70.73	26.089	58.14	24.975	69.23	20.203		
67.26	23.922	70.73	25.984	58.14	24.962	69.23	20.198		
52.69	5.463	50.00	7.011	53.85	4.777	54.55	4.777	ARIMA(2,1,2)-GARCH(0,1) ANN(3,9,1) Hybrid Model	بورصة بيروت
64.52	5.162	55.88	6.818	69.23	3.333	69.70	4.295		
65.59	5.161	55.88	6.813	69.23	3.331	72.73	4.347		
59.68	16.788	64.29	18.807	51.11	13.947	63.16	17.411	ARIMA(1,1,0)-GARCH(1,1) ANN(2,31,1) Hybrid Model	سوق مسقط للأوراق المالية
61.29	16.175	59.52	18.180	53.33	13.833	71.05	16.363		
60.00	16.172	59.52	18.192	46.67	13.830	73.68	16.338		
40.00	5.096	40.00	4.150	40.00	5.116	65.00	5.927	ARIMA(1,1,0)-GARCH(1,1) ANN(2,39,1) Hybrid Model	بورصة عمان
57.03	4.917	53.49	4.365	55.56	4.849	62.50	5.518		
56.25	4.860	53.49	4.291	53.33	4.847	62.50	5.417		
55.12	70.202	50.00	70.635	54.55	73.183	61.54	66.161	ARIMA(1,1,0)-GARCH(1,1) ANN(3,13,1) Hybrid Model	سوق الأسهم السعودي
59.84	70.316	59.09	72.692	56.82	72.241	64.10	65.204		
59.84	70.277	59.09	72.594	56.82	72.258	64.10	65.167		
58.14	20.287	47.73	23.250	65.12	20.010	61.90	16.965	ARIMA(1,1,1)-GARCH(2,1) ANN(2,6,1) Hybrid Model	بورصة الأوراق المالية بتونس
58.91	20.080	54.55	23.038	74.42	18.574	47.62	17.516		
61.24	20.060	56.82	23.029	74.42	18.572	52.38	17.516		
58.54	6.014	65.00	5.046	47.62	6.673	63.41	6.167	ARIMA(1,1,1)-GARCH(1,1) ANN(2,10,1) Hybrid Model	بورصة البحرين
58.54	5.909	65.00	4.734	50.00	6.612	60.98	6.172		
59.35	5.922	70.00	4.798	50.00	6.615	58.54	6.159		
46.46	23.066	43.90	18.254	40.00	26.124	56.10	23.786	ARIMA(1,1,0)-GARCH(2,1) ANN(3,37,1) Hybrid Model	سوق دبي المالي
50.39	22.984	43.90	20.635	37.78	26.516	70.73	20.947		
49.61	22.900	41.46	20.354	37.78	26.418	70.73	21.073		

المصدر: من إعداد الباحث اعتماداً على برنامج Excel ومخرجات برنامجي Eviews و Matlab

يلخص الجدول السابق مؤشر (RMSE) لكل نموذج من نماذج التنبؤ وكذلك مؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة (Cr) Compatibility ratio وذلك في كل سوق من أسواق المال العربية المدروسة وخلال فترات التنبؤ الثلاث، ومن خلال الجدول السابق فإنه يمكن الإجابة عن بعض التساؤلات الخاصة بهذا المبحث وذلك فيما يلي:

أولاً: على صعيد المقارنة بين نماذج التنبؤ: نلاحظ أن النموذج الهجين عموماً كان الأفضل مقارنة

بكل نموذج على حدة _ وهذا ما يتوافق مع النتيجة التي توصل إليها في مرحلة بناء النماذج كما

هو موضح سابقاً في الجدول (4-38) في المبحث الثاني _ فمثلاً نجد أن النموذج الهجين في

سوق دمشق للأوراق المالية حقق أقل قيمة من مؤشر (RMSE) خلال الفترات الثلاث وخلال فترة

التنبؤ الكلية أيضاً، كما أن نسبة التوافق باتجاه الحركة كانت مساوية للنماذج الأخرى، وبالآتي فإن النموذج الهجين في سوق دمشق للأوراق المالية يعد الأفضل إذا ما تمت مقارنته بكل نموذج على حدة. ومن جهة أخرى نلاحظ أن الشبكات العصبونية الاصطناعية كانت أفضل من النماذج القياسية وفقاً لمؤشر (RMSE). وكذلك الأمر لبورصة بيروت، حيث نلاحظ أن النموذج الهجين في الفترة الثانية والثالثة والفترة الكلية كان الأفضل مقارنة بكل نموذج على حدة وذلك بالنسبة لمؤشر (RMSE) ولمؤشر التوافق باتجاه الحركة أيضاً. وهذه النتيجة تنطبق على باقي أسواق المال العربية المدروسة ما عدا بورصة البحرين، حيث حققت الشبكة العصبونية الاصطناعية قيمة أقل من النموذج الهجين من حيث مؤشر (RMSE) بالرغم من أن الفارق ليس كبيراً إلا أن الشبكة العصبونية كانت أفضل خلال جميع فترات التنبؤ، لكن بالمقابل فإن النموذج الهجين تفوق عن الشبكة العصبونية الاصطناعية في بورصة البحرين بالنسبة لمؤشر التوافق باتجاه الحركة خلال الفترة الكلية للتنبؤ.

وبهدف الإجابة على التساؤل الخاص بالمشكلة البحثية والذي هو: (هل يوجد اختلاف بين كل من النماذج القياسية والشبكات العصبونية الاصطناعية والنماذج الهجينة في القدرة على التنبؤ وفقاً لمؤشر (RMSE) في أسواق المال العربية المدروسة؟) فقد تم اختبار الفرضية الخامسة ذات الصلة بذلك والتي تنص على أنه (بناءً على نتيجة مؤشر قياس دقة التنبؤ (RMSE) فإنه لا يوجد اختلاف في القدرة على التنبؤ بين النماذج القياسية وبين الشبكات العصبونية الاصطناعية والنماذج الهجينة في أسواق المال العربية المدروسة). حيث تم حساب متوسط مؤشر (RMSE) لكل نموذج على حدة وذلك لجميع أسواق المال العربية المدروسة مجتمعة خلال فترة التنبؤ الكلية وتبين أن متوسط مؤشر (RMSE) للنموذج الهجين أقل مما هو عليه لكل من الشبكة العصبونية الاصطناعية والنماذج القياسية، كما تبين أن متوسط مؤشر (RMSE) للشبكة العصبونية الاصطناعية أقل من متوسط مؤشر (RMSE) للنماذج القياسية، وللتأكد من أن هذه الفروق بين متوسطات مؤشرات (RMSE) الخاصة بكل نموذج هي فروق جوهرية (معنوية احصائياً) فقد تم الاستعانة بالاختبار الاحصائي Paired-Samples T Test حيث تم اختبار معنوية الفروق بين متوسط مؤشر (RMSE) للنموذج الهجين مع متوسط مؤشر (RMSE) للشبكة العصبونية الاصطناعية والنماذج القياسية، وكذلك الأمر في المقارنة بين الشبكات العصبونية والنماذج

القياسية، والجدول (41-4) يبين متوسطات مؤشرات (RMSE) المحسوبة لكل نموذج وكذلك نتائج اختبار Paired-Samples T Test إضافة إلى اختبار التوزيع الطبيعي والذي هو أحد شروط تطبيق هذا الاختبار.

الجدول (41-4)

نتائج اختبارات Paired-Samples T Test للمقارنة بين قدرة نماذج التنبؤ المختلفة

Tests of Normality

	Kolmogorov-Smirnov ^a		
	Statistic	df	Sig.
Hybrid	.324	8	.014
ANN	.323	8	.014
ARIMA-GARCH	.314	8	.019

Paired Samples Statistics

		Mean	N
Pair 1	Hybrid	21.1591	8
	ANN	21.1887	8
Pair 2	Hybrid	21.1591	8
	ECONOMETRIC	21.4534	8
Pair 3	ANN	21.1887	8
	ARIMA-GARCH	21.4534	8

Paired Samples Test

		Paired Differences					t	df	Sig. (2-tailed)
		Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean	95% Confidence Interval of the Difference				
					Lower	Upper			
Pair 1	Hybrid - ANN	-.02959	.03284	.01161	-.05705	-.00213	-2.548	7	.038
	Hybrid - ARIMA-GARCH	-.29429	.28064	.09922	-.52891	-.05967	-2.966	7	.021
Pair 3	ANN - ARIMA-GARCH	-.26470	.28479	.10069	-.50278	-.02661	-2.629	7	.034

المصدر: مخرجات برنامج SPSS

من خلال الجدول السابق نجد ما يلي:

❖ يشير نتيجة اختبار (Tests of Normality) إلى أن قيم مؤشرات RMSE الخاصة بكل نموذج تتوزع توزيع طبيعي عند مستوى معنوية (0.01) حيث تراوحت قيمة Sig المحسوبة بين

(0.014 – 0.019) وهي أكبر من (0.01) وذلك تبعاً لاختبار Kolmogorov–Smirnov. وبالتالي فإنه يمكن تطبيق اختبار Paired–Samples T Test.

❖ من خلال الجدول **Paired Samples Statistics** نلاحظ أنّ متوسط مؤشر RMSE للنموذج الهجين خلال فترة التنبؤ الكلية لجميع أسواق المال العربية مجتمعة كان (21.1591) بينما كان بالنسبة للشبكة العصبونية الاصطناعية (21.1887) أما النماذج القياسية فقد بلغ (21.4534) ومن هنا نجد التقارب بين النموذج الهجين والشبكة العصبونية الاصطناعية وهذا بسبب أوزان التهجين التي كانت تميل لصالح الشبكات العصبونية الاصطناعية أكثر من النماذج القياسية في جميع أسواق المال العربية المدروسة.

❖ وفقاً لنتيجة اختبار **Paired Samples Test** ولدى مقارنة متوسط مؤشر RMSE للنموذج الهجين مع ما يقابل ذلك بالنسبة للشبكة العصبونية الاصطناعية نجد أنه يوجد فروق معنوية بين متوسط المؤشر للنموذجين حيث بلغت قيمة المعنوية (0.038) وهي أصغر من مستوى الدلالة (0.05) وهذا يشير إلى قبول الفرضية البديلة لهذا الاختبار والتي تنص على وجود فروق بين المتوسطين، وبما أن النموذج الهجين ذا المتوسط الأقل فإن ذلك كفيل بإثبات أن النموذج الهجين عموماً يتفوق على الشبكة العصبونية الاصطناعية في التنبؤ.

❖ وفقاً لنتيجة اختبار **Paired Samples Test** ولدى مقارنة متوسط مؤشر RMSE للنموذج الهجين مع ما يقابل ذلك في النماذج القياسية نجد أنه يوجد فروق معنوية بين متوسط المؤشر للنموذجين حيث بلغت قيمة المعنوية (0.021) وهي أصغر من مستوى الدلالة (0.05) وهذا يشير إلى قبول الفرضية البديلة لهذا الاختبار والتي تنص على وجود فروق بين المتوسطين، وبما أن النموذج الهجين ذا المتوسط الأقل فإن ذلك كفيل بإثبات أن النموذج الهجين عموماً يتفوق على النماذج القياسية.

❖ وفقاً لنتيجة اختبار **Paired Samples Test** ولدى مقارنة متوسط مؤشر RMSE للشبكة العصبونية الاصطناعية مع ما يقابل ذلك في النماذج القياسية نجد أنه يوجد فروق معنوية بين متوسط المؤشر للنموذجين حيث بلغت قيمة المعنوية (0.034) وهي أصغر من مستوى الدلالة (0.05) وهذا يشير إلى قبول الفرضية البديلة لهذا الاختبار والتي تنص على وجود فروق بين المتوسطين، وبما أن الشبكة العصبونية الاصطناعية ذات المتوسط الأقل فإن ذلك كفيل بإثبات أن الشبكة العصبونية الاصطناعية عموماً تتفوق على النماذج القياسية، وهذا ما يتوافق مع

النتيجة التي توصل إليها في مرحلة بناء النماذج كما هو موضح سابقاً في الجدول (4-38) في المبحث الثاني.

بناءً على ما سبق فإنه يمكن رفض الفرضية الخامسة الخاصة بهذه الدراسة وقبول الفرضية البديلة لها وهذا يعني: وجود اختلاف في القدرة على التنبؤ بين النماذج القياسية وبين الشبكات العصبونية الاصطناعية والنماذج الهجينة في أسواق المال العربية المدروسة. كما أن النماذج الهجينة تتفوق على الشبكات العصبونية الاصطناعية وأيضاً على النماذج القياسية، في حين نجد أن الشبكات العصبونية الاصطناعية تفوقت على النماذج القياسية في التنبؤ.

ثانياً: على صعيد المقارنة بين الأسواق: وفق هذه الفقرة من المقارنة فإنه سيتم الإجابة على التساؤل الخاص بالمشكلة البحثية والذي هو: (هل يوجد اختلاف في القدرة على التنبؤ بمؤشر السوق المالي (الكفاءة السعرية) بين سوق دمشق للأوراق المالية وبين أسواق المال العربية المدروسة وذلك تبعاً لأفضل نموذج تم اختياره وفق مؤشر قياس دقة التنبؤ RMSE؟). وسيتم الإجابة على هذا التساؤل من خلال اختبار الفرضية السادسة الخاصة بذلك والتي هي: (لا يوجد اختلاف في القدرة على التنبؤ بمؤشر السوق المالي (الكفاءة السعرية) بين سوق دمشق للأوراق المالية وبين أسواق المال العربية المدروسة وذلك تبعاً لأفضل نموذج تم اختياره وفق مؤشر قياس دقة التنبؤ RMSE)).

وبالعودة إلى الجدول (4-40) سابقاً والذي يتضمن مؤشرات قياس دقة التنبؤ خلال الفترة المخصصة للتنبؤ يمكن ترتيب أسواق المال العربية المدروسة حسب قيمة مؤشر (RMSE) تصاعدياً (بدءاً من الأسواق التي كان خطأ التنبؤ فيها أقل) وحسب مؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة تنازلياً وذلك وفقاً للنموذج الهجين في كل سوق (باعتباره أفضل نموذج)، وبالتالي فإنه وفقاً لمؤشر RMSE فإن السوق الذي خطأ التنبؤ فيه أقل يشير إلى قدرة أكبر على التنبؤ من السوق الذي يكون فيه خطأ التنبؤ أكبر وبالتالي هذا ما يعكس الكفاءة السعرية في كل سوق من أسواق المال العربية المدروسة. ووفقاً لمؤشر نسب التوافق باتجاه الحركة فإن السوق الذي تكون فيه نسبة التوافق عالية يشير إلى قدرة أكبر على التنبؤ من السوق الذي يكون فيه نسبة التوافق باتجاه الحركة أقل. والجدول (4-42) يلخص ذلك:

الجدول (4-42)

ترتيب أسواق المال العربية المدروسة حسب مؤشر خطأ التنبؤ (RMSE) ونسبة التوافق باتجاه الحركة (Cr%)

الفترة الكلية للتنبؤ				السوق المالي
الترتيب تنازلياً	Cr%	الترتيب تصاعدياً	RMSE	
7	56.25	1	4.860	بورصة عمان
2	65.59	2	5.161	بورصة بيروت
6	59.35	3	5.922	بورصة البحرين
4	60.00	4	16.172	سوق مسقط للأوراق المالية
3	61.24	5	20.060	بورصة الأوراق المالية بتونس
8	49.61	6	22.900	سوق دبي المالي
1	67.26	7	23.922	سوق دمشق للأوراق المالية
5	59.84	8	70.277	سوق الأسهم السعودي

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على بيانات الجدول (4-40)

من خلال الجدول السابق نلاحظ أن أقل قيمة لخطأ التنبؤ في مؤشر السوق المالي وفق معيار RMSE كان في بورصة عمان حيث بلغت قيمة مؤشر RMSE (4.860) خلال فترة التنبؤ الكلية، بينما بورصة بيروت كانت في المركز الثاني بقيمة خطأ بلغ (5.161)، يليها بفارق قليل بورصة البحرين بخطأ بلغ (5.922)، ومن ثم سوق مسقط للأوراق المالية بفارق ملحوظ حيث بلغت قيمة مؤشر RMSE (16.172)، يليه بورصة الأوراق المالية بتونس بقيمة خطأ بلغ (20.06)، وسوق دبي بخطأ (22.9)، ليحتل سوق دمشق للأوراق المالية المركز السابع بقيمة خطأ بلغ (23.922)، بينما احتل سوق الأسهم السعودي المركز الأخير من حيث خطأ التنبؤ حيث كان قيمة خطأ التنبؤ في مؤشر سوق الأسهم السعودي تبعاً لمؤشر RMSE (70.277) وهو ما يشكل ثلاث أضعاف خطأ التنبؤ في مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية و(14) ضعف تقريباً من خطأ التنبؤ في بورصة عمان. وبما أن سوق دمشق احتل المركز قبل الأخير (السابع) تبعاً لمؤشر (RMSE) فهذا يشير إلى أن القدرة على التنبؤ في سوق دمشق للأوراق المالية تختلف عن بورصة عمان وبيروت والبحرين ومسقط وبفارق يصل إلى (4) أضعاف بالمتوسط، بينما تقترب من بورصة الأوراق المالية في تونس وسوق دبي المالي. وبهذا فإنه يمكن رفض الفرضية السادسة وقبول الفرضية البديلة لها وهذا يعني أنه

يوجد اختلاف في القدرة على التنبؤ بمؤشر السوق المالي (الكفاءة السعرية) بين سوق دمشق للأوراق المالية وبين أسواق المال العربية المدروسة وذلك تبعاً لأفضل نموذج تم اختياره وفق مؤشر قياس دقة التنبؤ (RMSE).

ومن جهة أخرى نلاحظ أن نتائج التنبؤ باتجاه الحركة كانت على غير المتوقع، حيث لم يكن هناك أي علاقة بين القدرة على التنبؤ بقيم مؤشر السوق المالي (خطأ التنبؤ) وبين نسبة التوافق باتجاه الحركة، فمن الناحية العلمية يجب أن يكون هناك علاقة معنوية عكسية (على الأقل متوسطة الشدة) بين قيم مؤشر (RMSE) ونسبة التوافق باتجاه الحركة (كلما قل خطأ التنبؤ زادت القدرة على التنبؤ بالقيم وباتجاه الحركة)، حيث نجد مثلاً أن سوق دمشق للأوراق المالية احتل المركز قبل الأخير من حيث قيمة مؤشر RMSE وهذا يعني أن التنبؤ بمؤشر سوق دمشق للأوراق المالية أصعب من التنبؤ بمؤشرات أسواق المال العربية الأخرى التي تمركزت قبل سوق دمشق، مع ذلك نجد أن سوق دمشق للأوراق المالية احتل المركز الأول تبعاً لمؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة، وهذا يشير إلى أنه في سوق دمشق للأوراق المالية يمكن التنبؤ باتجاه حركة السوق بنسبة توافق تصل إلى (67%) خلال فترة التنبؤ الكلية (6 شهور) ووفق معطيات الجدول (4-4) فإن نسبة التوافق باتجاه الحركة في الفترة الثالثة للتنبؤ وصلت في سوق دمشق للأوراق المالية إلى (70.73%) وهي نسبة توافق جيدة مقارنة بباقي أسواق المال العربية الأخرى، بينما نجد أن سوق دبي المالي والذي احتل المركز السادس تبعاً لمؤشر RMSE (قبل سوق دمشق للأوراق المالية بمركز واحد فقط) كانت نسبة التوافق باتجاه الحركة (49.6%) وهو احتل المركز الأخير من حيث إمكانية التنبؤ باتجاه الحركة، كما نلاحظ أن سوق الأسهم السعودي والذي كان خطأ التنبؤ في مؤشره أكبر بأضعاف من بقية أسواق المال العربية نجد نسبة التوافق باتجاه الحركة تصل إلى (60%) تقريباً. وللتأكد من ذلك احصائياً تم حساب علاقة الارتباط بين قيم مؤشرات RMSE ونسب التوافق باتجاه الحركة والجدول (4-4) يبين قوة وشدة هذه العلاقة:

الجدول (4-43)

علاقة الارتباط بين مؤشر (RMSE) ونسبة التوافق باتجاه الحركة (Cr)

Correlations

		RMSE	Cr
RMSE	Pearson Correlation	1	-.031-
	Sig. (2-tailed)		.941
N		8	8

المصدر: مخرجات برنامج SPSS

من خلال الجدول السابق نلاحظ أنه لا يوجد علاقة ارتباط بين مؤشر RMSE ومؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة حيث بلغت قيمة معامل الارتباط (-0.031) وهي غير معنوية حيث بلغت قيمة Sig (0.941) أكبر بكثير من (0.05).

وبناءً على كل ما سبق (معطيات الجدول 4-42 الخاص بترتيب أسواق المال العربية المدروسة حسب قيمة خطأ التنبؤ فيها وكذلك الجدول السابق 4-43 الخاص بعلاقة الارتباط بين مؤشر RMSE ومؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة) لا بد من مناقشة مجموعة من التساؤلات المحورية الآتية:

❖ هل يمكن الاعتماد على مؤشر قياس دقة التنبؤ (من مثل RMSE) عند مقارنة القدرة على التنبؤ بين سلاسل زمنية مختلفة كما هو الحال بالنسبة لموضوع الدراسة الحالية؟ (مقارنة القدرة على التنبؤ بمؤشر السوق المالي بين مجموعة من أسواق المال العربية).

فإذا كان كذلك فإن هذا مفاده أن سوق دمشق للأوراق المالية هو أكثر كفاءة سعرية من جميع أسواق المال العربية المدروسة (سوق دبي - تونس - مسقط - البحرين - بيروت - عمان) ما عدا سوق الأسهم السعودي. بالرغم من أن إمكانية التنبؤ باتجاه الحركة في سوق دمشق للأوراق المالية أكبر من جميع أسواق المال العربية المدروسة.

❖ هل تعطي مؤشرات قياس دقة التنبؤ من مثل (RMSE) مؤشر عن كفاءة نموذج التنبؤ؟ أو نسبة القيمة المضافة لنموذج التنبؤ ليتسنى إمكانية مقارنة مجموعات مختلفة من السلاسل الزمنية من حيث إمكانية التنبؤ فيها؟

هذا ما سيتم الإجابة عليه من خلال توصيف المعيار المقترح الخاص بقياس كفاءة نموذج التنبؤ والكفاءة السعرية في أسواق رأس المال.

2. معيار مقترح لقياس فعالية نماذج التنبؤ في السلاسل الزمنية وقياس الكفاءة السعرية في أسواق رأس المال:

لا شك أنه يمكن الاعتماد على مؤشرات قياس دقة التنبؤ من مثل مؤشر (RMSE) عند المقارنة بين قدرة النماذج على التنبؤ في سلسلة زمنية معينة، وعلى هذا الأساس فإن النموذج الذي يحقق أقل قيمة من خطأ التنبؤ (مؤشر RMSE مثلاً) يعد الأفضل لأنه يمثل السلسلة الزمنية بشكل أفضل من بقية النماذج، ولكن مؤشرات قياس دقة التنبؤ لا تعطي قيمة مطلقة عن جودة النموذج، وكذلك الحال بالنسبة لمعايير المعلومات حيث نجد مثلاً أن "معيار Akaike Information Criterion أو معيار Schwarz Information Criterion لا يعطيان قيمة مطلقة عن جودة النموذج، فهو ليس اختباراً احصائياً بحيث نستطيع اعتماداً عليه قبول أو رفض ملاءمة النموذج، وبالتالي فإذا كانت جميع النماذج التي يتم المقارنة بينها سيئة من حيث ملاءمتها للتنبؤ فإن هذا المعيار سيقوم بالمفاضلة النسبية بين هذه النماذج لتحديد الأفضل بالرغم من أن النموذج الأفضل نسبياً سيكون ضعيفاً من الناحية المطلقة، وبالتالي يجب بذل أقصى جهد لضمان أن تكون مجموعة النماذج قائمة على أسس سليمة"¹. وبالتالي فإننا لا نستطيع الاعتماد على مؤشرات قياس دقة التنبؤ أو حتى معايير المعلومات للحكم على إمكانية رفض أو قبول نموذج التنبؤ في حال كان أفضل نموذج تم اختياره لا يمكن الاعتماد عليه.

وبناءً على ما سبق فهذا بحاجة إلى معيار يمكن من خلاله الحكم على إمكانية التنبؤ في السوق المالي مقاساً بمؤشر يعبر عن الكفاءة السعرية للسوق المالي من جهة ويعكس فعالية نموذج التنبؤ من جهة أخرى، وبالتالي يفسح المجال بإمكانية إجراء المقارنة بين الأسواق المدروسة، وهذا ما سعى الباحث إلى تحقيقه في هذه الدراسة من خلال تقديم معيار مقترح لقياس فعالية نموذج التنبؤ وقياس الكفاءة السعرية في أسواق رأس المال، وسيتم توضيح الفكرة الأساسية التي يستند إليها هذا المعيار تباعاً من خال عرض بعض النقاط التي بُني على أساسها وذلك فيما يلي:

لنفرض أنه لدينا سلسلة زمنية تمثل سعر السهم في السوق المالي، فإنه يمكن التعبير عن سعر السهم في فترات مختلفة من خلال العلاقات (4-26) الآتية:

¹ : Burnham, K. P.; Anderson, D. R., (2002)، "Model Selection and Multimodel Inference: A practical information-theoretic approach Op. Cit., pp:63-64

$$Y_t = Y_{t-1} + D_1$$

$$Y_{t+1} = Y_t + D_2$$

$$Y_{t+n} = Y_{t_{n-1}} + D_{t+n} \dots \dots \dots (26 - 4)$$

حيث أن: D: تمثل مقدار التغير في سعر السهم، Y: سعر السهم، t: الفترة الزمنية.

وكما هو معروف فإن مقدار التغير (D) في سعر السهم ليس ثابتاً فهو ذو قيمة متغيرة من فترة إلى أخرى وذلك بسبب مجموعة من العوامل التي تؤثر في سعر السهم، فبتغير هذه العوامل عند كل فترة تتغير قيمة (D).

وفي نطاق السلاسل الزمنية فإنه يتم دراسة العلاقة بين قيم المتغير السابقة مع قيمته الحالية (وهو ما يسمى بالتباطؤات) وذلك باستخدام الأساليب الإحصائية وطرق التنبؤ المعروفة.

وهنا لا بد من الإشارة إلى أن قيمة التغير (D) هي حاصل مجموع جزئيين:

الجزء الأول: هو مقدار التغير في العوامل D_{f_n} (المتغيرات) التي تؤثر في سعر السهم.

الجزء الثاني: هو عبارة عن المتغير العشوائي والذي سنرمز له بالرمز (ε).

وبالآتي فإنه يمكن التعبير عن التغير في اللحظة (t) من خلال العلاقة الآتية:

$$D_n = D_{f_n} + \varepsilon \dots \dots \dots (27 - 4)$$

وبالعودة إلى العلاقة (27-4) السابقة فإنه يمكن أن نميز بين ثلاث حالات:

الحالة الأولى: في حال كانت ($D_{f_n} > \varepsilon$) عندها فإن دراسة حساسية التغيرات في العوامل المؤثرة

في سعر السهم على سعر السهم من المفترض أن ينتج عنه تقديرات جيدة لسعر السهم.

الحالة الثانية: في حال كان ($\varepsilon > D_{f_n}$) فإن إمكانية دراسة حساسية التغيرات في العوامل المؤثرة

في سعر السهم على سعر السهم تزداد صعوبة.

الحالة الثالثة: في حال كان: $D = \varepsilon$ عندها فإنه لا يمكن الخروج بأي معرفة حول سعر السهم.

وفي الحقيقة فإنه يصعب تحديد مقدار (أو حصة) المتغير العشوائي من التغير (D)، فمن الممكن أن تختلف قدرة النماذج على التنبؤ وخاصة أنه لا يمكن تحديد جميع العوامل المؤثرة في سعر السهم في السوق المالي، وغالباً فإنه يتم الاعتماد على النماذج القياسية والتي تستخدم الانحدار الذاتي في محاولة لتحديد سعر السهم، حيث نجد أنه في نماذج التنبؤ الخاصة بالسلاسل الزمنية يتم الاعتماد على القيم السابقة للمتغير (التباطؤات) لتقدير التغير في قيمة السهم. وبهذا فإنه لا يمكن الحكم على أن مقدار خطأ التنبؤ للنموذج الاسوأ هو قيمة المتغير العشوائي، وكذلك فإنه لا يمكن الحكم على أن خطأ التنبؤ للنموذج الأفضل من بين النماذج المقترحة هو قيمة المتغير العشوائي. وبالآتي فإن هذا يستدعي وجود معيار يمكن من خلاله تقييم جودة النموذج.

ويمكن تلخيص النقاط التي يركز عليها المعيار المقترح فيما يلي:

- إن المعيار المقترح يستند بشكل اساسي على تحديد قيمة مرجعية يمكن من خلالها حساب فعالية نموذج التنبؤ وبالآتي الكفاءة السعرية في سوق رأس المال.
- إن القيمة المرجعية يمكن تحديدها من خلال حساب الحد الأعظمي لخطأ التنبؤ الممكن تحققه في سلسلة زمنية معينة.
- يقوم هذا المعيار بحساب فعالية وصلاحيّة النموذج المستخدم للتنبؤ من خلال مقارنة خطأ التنبؤ للنموذج مع الخطأ الأعظمي الممكن تحققه. وبالطبع في حال كانت قيمة خطأ النموذج أكبر من قيمة الحد الاعظمي للخطأ الممكن تحققه عندها فإنه يتم رفض النموذج، وعلى هذا الأساس نستطيع الاعتماد على هذا المعيار للحكم على إمكانية رفض أو قبول أفضل نموذج تمّ اختياره من بين نماذج التنبؤ المقترحة.

بناءً على ما سبق نجد أن المعيار يتطلب بشكل أساسي حساب الحد الأعظمي للخطأ الممكن تحققه في سلسلة زمنية معينة.

إن أعظم خطأ ممكن تحققه يمكن حسابه بافتراض تحقق الحالة الثالثة $D = \varepsilon$ (التي تمّ الإشارة إليها سابقاً) في سلسلة زمنية معينة، أي عندما يكون كامل التغير في سلسلة زمنية هو عشوائي. وبافتراض تحقق هذه الحالة في سلسلة زمنية لسعر سهم معين فإنه لا يمكن الاعتماد على البيانات السابقة للتنبؤ بالقيمة المستقبلية، وهذا ما يتوافق مع فرضية السوق الكفاء التي تفترض أنه في السوق الكفاء فإن الأسعار تتغير بشكل عشوائي ولا يمكن الاعتماد على البيانات السابقة (المعلومات

الماضية) للتنبؤ بالقيمة المستقبلية لسعر السهم، لأنه في حال لم تكن الأسعار تتغير بشكل عشوائي فإنه يمكن التنبؤ ولو جزئياً بالقيمة المستقبلية للسعر وعندها فإنه يمكن توقع بعض المعلومات عن سعر السهم وبالآتي سيكون خطأ التنبؤ أقل من خطأ التنبؤ الأعظمي والذي يتحقق في حال كانت التغيرات عشوائية بحتة. وكما هو معروف فإن أفضل طريقة للتنبؤ في السوق الكفؤ (السلسلة الزمنية العشوائية) هي افتراض أن التغير في اليوم الحالي هو نفسه في اليوم الآتي لأنه لا يمكن ترجيح أي قيمة ولا يمكن الخروج بأي نموذج يمكن الاعتماد عليه، وبالآتي فإنه يمكن حساب الحد الأعظمي للخطأ الممكن تحققه من خلال حساب الانحرافات بين القيم الفعلية والقيم المتوقعة عندما نفترض أن التغير في اليوم هو نفسه التغير في اليوم الآتي، وعلى هذا الأساس فإنه يمكن صياغة العلاقات الرياضية التي تعكس فعالية النموذج والكفاءة السعرية في أسواق رأس المال فيما يلي:

لنرمز للقيمة المرجعية للمعيار والتي هي الحد الأعظمي للخطأ الممكن تحققه بالرمز (E_{Max}) ولنرمز لخطأ نموذج التنبؤ بالرمز (E_{Model}) عندها فإنه يمكن التعبير عن الكفاءة السعرية للسوق المالي Price efficiency بالعلاقة (27-4) الآتية:

$$P.E = \frac{E_{Model}}{E_{Max}} * 100 \quad \dots\dots (27-4)$$

من خلال العلاقة السابقة يمكن توصيف الكفاءة السعرية في السوق المالي وفق الحالات الثلاث الآتية:

- إذا كان ($0 < E_{Model} < E_{Max}$): أي خطأ النموذج اقل من الخطأ الأعظمي الممكن تحققه فإن الكفاءة السعرية للسوق المالي ستكون بالتأكيد اقل من 100% وهي تتراوح وفق المجال ($0\% < P.E < 100\%$) وهذا مفاده أن النموذج المعتمد للتنبؤ استطاع الاستفادة من البيانات السابقة أو المتوفرة (التباطؤات أو معلومات أو متغيرات أخرى ذات صلة...الخ) في التنبؤ بالقيم المستقبلية.
- إذا كان $E_{Model} \geq E_{Max}$: أي خطأ النموذج أكبر أو يساوي الخطأ الأعظمي الممكن تحققه فإن الكفاءة السعرية للسوق المالي ستكون 100% وهذا مفاده أن النموذج المعتمد للتنبؤ لم يستطع الاستفادة من البيانات السابقة أو المتوفرة (التباطؤات أو معلومات أو متغيرات أخرى ذات صلة...الخ) في التنبؤ بالقيم المستقبلية.

▪ إذا كان $E_{Model} = 0$: أي إذا كان خطأ نموذج التنبؤ معدوم، فهذا يعني أن نموذج التنبؤ يعطي تنبؤات متطابقة تماماً (100%) مع القيم الفعلية ولا يوجد انحرافات بين خرج النموذج والقيم الفعلية، وبتعويض $E_{Model} = 0$ في علاقة الكفاءة السعرية للسوق المالي نجد أن الكفاءة السعرية للسوق المالي تساوي (0%) أي أن الكفاءة السعرية للسوق المالي معدومة، حيث استطاع نموذج التنبؤ المتبع الاستفادة بنسبة (100%) من البيانات السابقة أو المتوفرة (التباطؤات أو معلومات أو متغيرات أخرى ذات صلة...الخ) في التنبؤ بالقيم المستقبلية.

ووفق الحالة الأخيرة ($E_{Model} = 0$) فإن فعالية نموذج التنبؤ (100%)، وبناءً على ذلك يمكن حساب فعالية نموذج التنبؤ من خلال العلاقة (28-4):

$$\text{Effectiveness of model} = \left(1 - \frac{E_{Model}}{E_{Max}}\right) * 100 \dots (28 - 4)$$

وبالطبع فإن فعالية نموذج التنبؤ وفق هذا المعيار تشير إلى النسبة المئوية للقيمة المضافة لهذا النموذج، فإذا كانت فعالية النموذج (100%) فهذا يشير إلى تحقيق النموذج قيمة مضافة بنسبة (100%)، ويمكن الوصول إلى نفس نتيجة العلاقة السابقة (28-4) وفق العلاقة (29-4) الآتية:

$$\text{Percentage added value of the model} = \frac{E_{Max} - E_{Model}}{E_{Max}} * 100 \dots (29 - 4)$$

ووفقاً للعلاقة (29-4) إذا كانت إشارة الناتج (النسبة المئوية للقيمة المضافة لنموذج التنبؤ) موجبة فهذا يشير إلى أن النموذج يمكن الاعتماد عليه في التنبؤ لأنه يعطي قيمة مضافة ويؤدي دور إيجابي في عملية التنبؤ وقيمة النسبة تعبر عن ثقل الاستفادة من هذا النموذج. أما إذا كانت إشارة الناتج سالبة فهذا مفاده أن النموذج يؤدي دور سلبي في عملية التنبؤ ولا يمكن الاعتماد عليه في عملية التنبؤ وقيمة النسبة تشير إلى ثقل السلبية فيما لو تم الاعتماد عليه في التنبؤ.

وتجدر الإشارة إلى أنه يمكن حساب خطأ نموذج التنبؤ E_{Model} وكذلك النقطة المرجعية (الحد الأعظمي للخطأ الممكن تحقيقه) E_{Max} من خلال أي مؤشر من مؤشرات قياس خطأ التنبؤ المعروفة والتي هي (MSE-RMSE-MAPE-MAE...) وهنا لا بد من مراعاة النقطتين الآتيتين:

- أن يتم حساب خطأ نموذج التنبؤ E_{Model} وكذلك الحد الأعظمي للخطأ الممكن تحققه E_{Max} وفق نفس المؤشر (RMSE مثلاً).
- في حال المقارنة بين سوقين أو أكثر (سلسلتين زمنيتين أو أكثر) فإنه يشترط أن يتم حساب E_{Model} وكذلك E_{Max} في جميع الأسواق وفق نفس المؤشر (RMSE مثلاً).

إن ما سبق التطرق إليه في هذا المعيار المقترح يصب بشكل أساسي للمقارنة بين النماذج وبين الأسواق اعتماداً على الانحرافات بين القيم المتنبئ بها والقيم الفعلية، ولكن في حال كان الهدف هو التنبؤ في اتجاه سعر السهم أو اتجاه السوق المالي (مؤشر السوق المالي) فإن هذا لا يستدعي نقطة مرجعية للاعتماد عليها لقياس قدرة التنبؤ بهدف المقارنة بين الأسواق (أي يمكن الاعتماد على مؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة للمقارنة بين الأسواق من حيث إمكانية التنبؤ بالاتجاهات المستقبلية)، ولكن في حال كان الهدف الأساسي هو تقييم وقياس فعالية النموذج (أو الأسلوب المتبع) من حيث قدرته على التنبؤ باتجاه الحركة، فيمكن اتباع نفس الفكرة التي بُني عليها المعيار المقترح لحساب القيمة المضافة لهذا النموذج، وذلك من خلال مقارنة نسبة التوافق باتجاه الحركة لهذا النموذج مع نقطة مرجعية وهي الحد الأدنى لنسبة التوافق باتجاه الحركة الممكن تحقيقها، ويتم ذلك باعتبار أن اتجاه الحركة في اليوم (t) هو نفسه في اليوم (t+1) وهذه الطريقة تتم عموماً في حال كان السوق المالي يتمتع بكفاءة عالية، فعندها يكون من الصعب التنبؤ باتجاه الحركة، لذا فأفضل تنبؤ بالاتجاه هو اعتبار اتجاه اليوم هو نفسه اتجاه الغد، وهكذا. وعلى هذا الأساس يتم حساب نسبة التوافق باتجاه الحركة في كل خطوة اعتماداً على الاتجاه الحالي ولنرمز للحد الأدنى لنسبة التوافق باتجاه الحركة الممكن تحقيقها بالرمز (Cr_{Min}) ولنرمز لنسبة التوافق باتجاه الحركة التي يحققها النموذج بالرمز (Cr_{Model}) عندها فإنه يمكن حساب النسبة المئوية للقيمة المضافة للنموذج تحت التقييم في التنبؤ باتجاه الحركة وفق العلاقة (30-4) الآتية:

$$\text{Percentage Cr added value} = \frac{Cr_{Model} - Cr_{Min}}{Cr_{Min}} * 100 \dots (30-4)$$

ووفقاً للعلاقة (30-4) السابقة إذا كانت إشارة الناتج (النسبة المئوية للقيمة المضافة لنموذج التنبؤ باتجاه الحركة) موجبة فهذا يشير إلى أن النموذج يمكن الاعتماد عليه في التنبؤ لأنه يعطي قيمة مضافة ويؤدي دور إيجابي في عملية التنبؤ باتجاه الحركة، وقيمة النسبة تعبر عن ثقل الاستفادة

من هذا النموذج. أما إذا كانت إشارة الناتج سالبة فهذا مفاده أن النموذج يؤدي دور سلبي في عملية التنبؤ بالاتجاه ولا يمكن الاعتماد عليه في عملية التنبؤ باتجاه الحركة وقيمة النسبة تشير إلى ثقل السلبية فيما لو تمّ الاعتماد عليه في التنبؤ بالاتجاه. فمثلاً قد نستطيع تحقيق نسبة توافق قد تصل إلى 62% مثلاً اعتماداً على اتجاه الحركة في الفترة السابقة في كل مرة يتم بها التنبؤ باتجاه الحركة (CR_{Min}) فإذا لم يستطع النموذج تحت التقييم تحقيق نسبة توافق باتجاه الحركة أكبر من (CR_{Min}) ولتكن مثلاً (58%) فعندها يمكن رفض هذا النموذج لأنه لم يقدم أي قيمة مضافة بالرغم من أن نسبة التوافق التي حققها أكبر من (50%). وهذا لأن الاعتماد على الاتجاه الحالي للتنبؤ بالاتجاه المستقبلي أفضل من الاعتماد على هذا النموذج.

وبناءً على ما سبق فإنه لا بد من الإشارة إلى النقاط الآتية:

- ❖ في حال كان خطأ النموذج الذي تمّ بناءه للتنبؤ أكبر من الحد الأعظمي للخطأ الممكن تحققه فيعد هذا النموذج مرفوض. لأنه كان يؤدي دوراً سلبياً، فعندها يمكن تحقيق تنبؤات أفضل من النموذج الذي تمّ بناءه وذلك باعتبار أن قيمة المتغير اليوم (السهم، أو مؤشر السوق المالي في دراستنا الحالية) هي نفسها في اليوم الآتي.
- ❖ تمّ في هذا المعيار إطلاق مصطلح الفعالية للتعبير عن قدرة النموذج على التنبؤ (فعالية النموذج) وهذا بسبب أن النموذج يستخدم التباطؤات (التباطؤات أو معلومات أو متغيرات أخرى ذات صلة... الخ) كمدخلات لنموذج التنبؤ وذلك لتحقيق مخرجاته وهي القيم المتنبئ بها، وبالتالي فإنّ قدرة النموذج على تحقيق الهدف المطلوب (القدرة على التنبؤ) تعكس فعاليته، وبالتالي كلما كان التوافق بين القيم المتنبئ بها والقيم الفعلية أكبر كلما كانت فعالية نموذج التنبؤ أعلى.
- ❖ إن قياس فعالية النماذج وفقاً للقيمة المرجعية التي يستند إليها المعيار (الحد الأعظمي للخطأ الممكن تحققه) تعتمد على التغيرات الأساسية الفعلية في السلسلة الزمنية. وليس عن طريق المفاضلة النسبية لأخطاء النماذج فيما بينها.
- ❖ إن اعتماد هذا المعيار في حسابه لفعالية النموذج على القيمة المرجعية (الحد الأعظمي للخطأ الممكن تحققه) فسح المجال لإمكانية مقارنة التنبؤ في مجموعة مختلفة من أسواق رأس المال، حيث يعطي هذا المعيار مؤشر نسبي مئوي عن قدرة التنبؤ في كل سوق وبالتالي عن الكفاءة السعرية في كل سوق من الأسواق المدروسة، وهذا لا يمكن القيام به اعتماداً على مؤشرات قياس

دقة التنبؤ المختلفة من مثل مؤشر (RMSE)، فمن خلال نسبة خطأ النموذج إلى القيمة المرجعية التي يستند إليها المعيار أمكن التخلص من أثر الاختلاف بين السلاسل الزمنية من حيث مقدار التغيرات بين الفترات الزمنية والتي تختلف باختلاف السلسلة الزمنية. ولتوضيح ذلك لنفرض أن لدينا سلسلتين زمنيتين تعبران عن قيم المؤشر في سوقين من أسواق رأس المال، السلسلة الأولى كانت (...-1507-1503-1501-1500-1498) والسلسلة الثانية كانت (...-1700-1625-1550-1490) نلاحظ أن قيم المؤشر في السلسلة الأولى قريبة من بعضها البعض مقارنة مع السلسلة الثانية، وبالتالي فإن التغيرات الفعلية في السلسلة الثانية أكبر من التغيرات الفعلية من السلسلة الأولى (وهذا خاص بطبيعة كل سلسلة زمنية)، وعليه فإنه من الطبيعي أن يكون متوسط انحرافات القيم الفعلية عن المتنبئ بها في السلسلة الأولى أقل مما هو عليه في السلسلة الثانية لأن التغيرات بالأساس هي بحدود (2) نقطة في السلسلة الأولى أما في السلسلة الثانية فإن التغيرات الفعلية تصل إلى (70) نقطة، لهذا السبب فإنه لا يمكن الاعتماد على مؤشرات قياس دقة التنبؤ (RMSE-MAE-MAPE) لمقارنة القدرة على التنبؤ بين مجموعة من أسواق رأس المال، وهذا ما يعطي للمعيار ميزة وفعالية في الحكم عند إجراء المقارنات.

❖ إن هذا المعيار يعبر عن الكفاءة السعرية للسوق المالي كمؤشر نسبي مئوي، ولا بد من الإشارة إلى أن مؤشر الكفاءة المحسوب تعتمد قيمته على أفضل نموذج تم اختياره للتنبؤ، وبالتالي في حال كان هناك نماذج أخرى وأساليب تنبؤ أكثر قدرة فبالطبع ستتغير قيمة مؤشر الكفاءة السعرية في السوق المالي تبعاً لتغير قدرة التنبؤ للنموذج المتبع. وهنا فإنه يمكن تعميم هذا المعيار كأساس للتعبير عن الكفاءة السعرية للسوق المالي كمؤشر نسبي مئوي بغض النظر عن نموذج التنبؤ المتبع أو أسلوب التنبؤ، فأي نموذج تنبؤ أو طريقة أو أسلوب يتم تطبيقه في السوق المالي يمكن عنده باستخدام هذا المعيار تقييم الكفاءة السعرية للسوق المالي، ومن جهة أخرى فإن هذا يتيح للمستثمرين والمتعاملين في السوق المالي معرفة مدى الاستفادة من أسلوب التنبؤ المتبع إذا تم تطبيقه في هذا السوق.

بعد توصيف المعيار المقترح فإنه سيتم تطبيقه لقياس فعالية نماذج التنبؤ من جهة وقياس الكفاءة السعرية في أسواق رأس المال العربية المدروسة من جهة أخرى، ليتسنى ترتيب الأسواق المدروسة حسب كفاءتها السعرية.

3. تطبيق المعيار المقترح:

لكي يتم تطبيق المعيار المقترح فإن ذلك يتطلب كخطوة أولى حساب النقطة المرجعية في كل سوق والمتمثلة بالحد الأعظمي للخطأ الممكن تحققه (E_{Max})، وسيتم الاعتماد في هذه الدراسة على مؤشر (RMSE) في حساب (E_{Max}) توافقاً مع ما تمّ تطبيقه في هذه الدراسة العملية سابقاً، كما سيتم حساب الحد الأدنى لنسبة التوافق باتجاه الحركة الممكن تحققها (CR_{Min})، وتمّ الاستعانة ببرنامج Microsoft Excel لتحقيق ذلك، والجدول (44-4) يلخص قيم (E_{Max}) و (CR_{Min}) في كل سوق من أسواق المال العربية المدروسة وذلك خلال فترة تقدير النماذج وفترات التنبؤ الثلاث والفترة الكلية للتنبؤ:

الجدول (44-4)

قيم (E_{Max}) و (CR_{Min}) في أسواق المال العربية المدروسة

السوق المالي	فترة التقدير	فترة التنبؤ الأولى	فترة التنبؤ الثانية	فترة التنبؤ الثالثة	الفترة الكلية للتنبؤ
	Crmin% Emax	Crmin% Emax	Crmin% Emax	Crmin% Emax	Crmin% Emax
سوق دمشق للأوراق المالية	64.70 30.171	64.10 21.194	60.47 27.615	65.85 32.125	62.83 27.442
بورصة بيروت	54.50 6.061	48.48 4.559	46.15 3.435	47.06 6.924	47.31 5.311
سوق مسقط للأوراق المالية	58.92 27.978	76.32 18.857	44.44 12.893	57.14 19.345	58.87 17.167
بورصة عمان	54.10 8.475	65.00 5.945	40.00 4.959	41.86 4.092	48.44 5.032
سوق الأسهم السعودي	54.59 82.456	61.54 69.957	54.55 69.957	50.00 69.513	55.12 71.214
بورصة الأوراق المالية بتونس	55.19 29.238	52.38 17.724	62.79 19.774	43.18 23.139	52.71 20.377
بورصة البحرين	53.46 5.836	63.41 6.569	45.24 6.747	70.00 5.366	59.35 6.268
سوق دبي المالي	51.34 36.293	56.10 24.429	40 25.764	43.90 17.870	46.46 23.043

المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على برنامج Microsoft Excel

من خلال الجدول السابق يتضح الحد الأعظمي للخطأ الممكن تحققه في كل سوق من أسواق المال العربية في مرحلتي التقدير والتنبؤ، والذي يعبر بالمتوسط عن مقدار التغيرات في سلسلة مؤشرات أسواق المال العربية المدروسة، حيث نجد أن مؤشر سوق الأسهم السعودي يتحرك بتغيرات أكبر من باقي الأسواق المدروسة، في حين نجد أن مؤشرات بورصة بيروت وسوق عمان كانت تتحرك بتغيرات أقل مقارنة بباقي أسواق رأس المال العربية المدروسة.

كما نلاحظ من خلال الجدول السابق أنه بالمتوسط يوجد توافق باتجاه الحركة في كل يومين متتاليين في سوق دمشق خلال الفترة الكلية للتنبؤ بنسبة تصل إلى (62.83%) يليه بورصة البحرين بنسبة توافق (59.35%) خلال الفترة الكلية للتنبؤ، يليه سوق مسقط بنسبة تصل إلى (58.87%)، يليه سوق الأسهم السعودي بنسبة تصل إلى (55.12%) خلال الفترة الكلية للتنبؤ، يليه سوق تونس بنسبة تصل إلى (52.71%)، أما سوق دبي وعمان وبيروت فكانت نسبة التوافق باتجاه الحركة أقل من (50%).

وبناءً على الجدول (4-44) السابق والجدول (4-40) والخاص بمؤشرات قياس دقة التنبؤ خلال الفترة المخصصة للتنبؤ والذي تمّ حسابه سابقاً فإنه يمكن تطبيق المعيار وحساب كافة المؤشرات الخاصة بالتعبير عن فعالية نماذج التنبؤ والقيمة المضافة لنموذج التنبؤ في التنبؤ باتجاه الحركة والكفاءة السعرية للسوق المالي في كل مرحلة من مراحل التنبؤ.

وسيتم تطبيق المعيار المقترح بناءً على نتائج النموذج الهجين والذي تمّ اعتماده سابقاً كأفضل نموذج للتنبؤ في جميع أسواق رأس المال العربية المدروسة، والجدول (4-45) الآتي يلخص ذلك:

الجدول (4-45)

نتائج تطبيق مؤشرات المعيار المقترح

القيمة المضافة لنموذج التنبؤ/ القيمة المضافة للتنبؤ بالاتجاه				السوق المالي
الكفاءة السعرية				
فترة التنبؤ الأولى	فترة التنبؤ الثانية	فترة التنبؤ الثالثة	الفترة الكلية للتنبؤ	
8% 4.70%	-3.85% 9.61%	7.41% 19.12%	7.04% 12.83%	سوق دمشق للأوراق المالية
95.30%	90.39%	80.88%	87.17%	
-18.1% 13.36%	16.7% -7.27%	4.17% 5.96%	16.13% 5.80%	سوق مسقط للأوراق المالية
86.64%	100%	94.04%	94.20%	
-7.69% 6.25%	10.5% 1.95%	0.00% 10.59%	0.00% 5.52%	بورصة البحرين
93.75%	98.05%	89.41%	94.48%	
-3.85% 8.89%	33.3% 2.26%	27.78% -4.88%	23.55% 3.42%	بورصة عمان
91.11%	97.74%	100%	96.58%	
50% 1.12%	50% 0.81%	18.75% 0.58%	38.64% 2.81%	بورصة بيروت
98.88%	99.19%	99.42%	97.19%	
0% 1.18%	18.5% 6.08%	31.58% 0.48%	16.18% 1.56%	بورصة الأوراق المالية بتونس
98.82%	93.92%	99.52%	98.44%	
4.17% 6.85%	3.6% -3.29%	18.18% -4.43%	8.57% 1.32%	سوق الأسهم السعودي
93.15%	100%	100%	98.68%	
26.09% 13.74%	-5.6% -2.54%	-5.56% -13.90%	6.78% 0.62%	سوق دبي المالي
86.26%	100%	100%	99.38%	

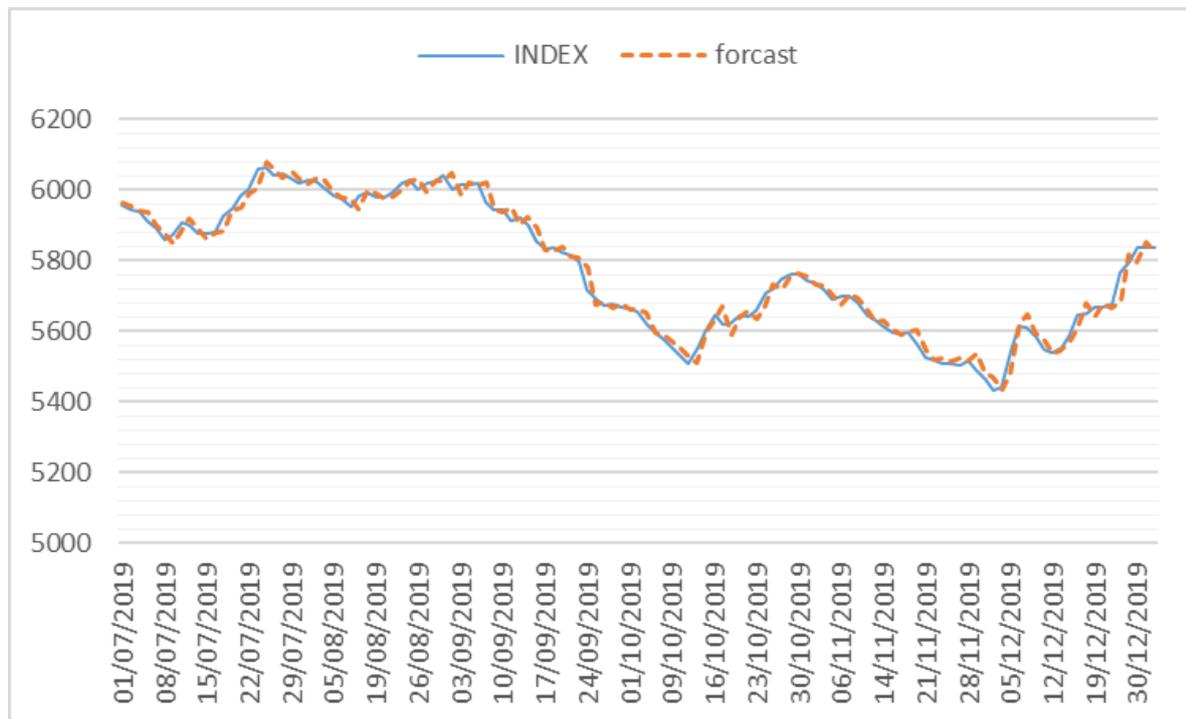
المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على برنامج Microsoft Excel

يظهر الجدول السابق نتائج مؤشرات المعيار المقترح من فعالية نموذج التنبؤ وكذلك قيمته المضافة في تحقيق تنبؤات باتجاه الحركة ومؤشر الكفاءة السعرية لكل سوق من أسواق رأس المال العربية المدروسة، وذلك في كل فترة من فترات التنبؤ وخلال الفترة الكلية للتنبؤ، حيث نجد أن نتائج مؤشرات الكفاءة وفق هذا المعيار تشير إلى نتائج مختلفة عن النتائج التي يمكن التوصل إليها اعتماداً على مؤشرات (RMSE) كما اتضح سابقاً، حيث نجد من خلال الجدول السابق ما يلي:

أولاً: سوق دمشق للأوراق المالية: إن سوق دمشق للأوراق المالية حقق أقل قيمة من مؤشر الكفاءة السعرية مقارنة بباقي أسواق رأس المال العربية المدروسة، حيث بلغ مؤشر الكفاءة السعرية حسب المعيار خلال الفترة الكلية للتنبؤ (87.17%) وهذا يشير إلى أنه يمكن الاستفادة من المعلومات السابقة (والتي هي في دراستنا الحالية التباطؤات) بنسبة تصل إلى (12.83%) للتنبؤ بقيم مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية، وهي بذلك تعكس فعالية نموذج التنبؤ في تقدير قيم مؤشر سوق دمشق

للأوراق المالية، كما نجد من جهة أخرى أن نسبة القيمة المضافة للتنبؤ باتجاه الحركة للنموذج المعتمد في سوق دمشق للأوراق المالية تصل إلى (7.04%). وبالنظر إلى مؤشرات المعيار خلال فترات التنبؤ الثلاث نجد أن فعالية نموذج التنبؤ ازدادت من فترة إلى أخرى بشكل تدريجي. والشكل البياني (14-4) الآتي يوضح القيم المتنبئ بها والقيم الفعلية خلال الفترة الكلية المخصصة للتنبؤ في سوق دمشق للأوراق المالية:

الشكل (14-4) القيم المتنبأ بها والقيم الفعلية لمؤشر سوق دمشق خلال فترة التنبؤ الكلية



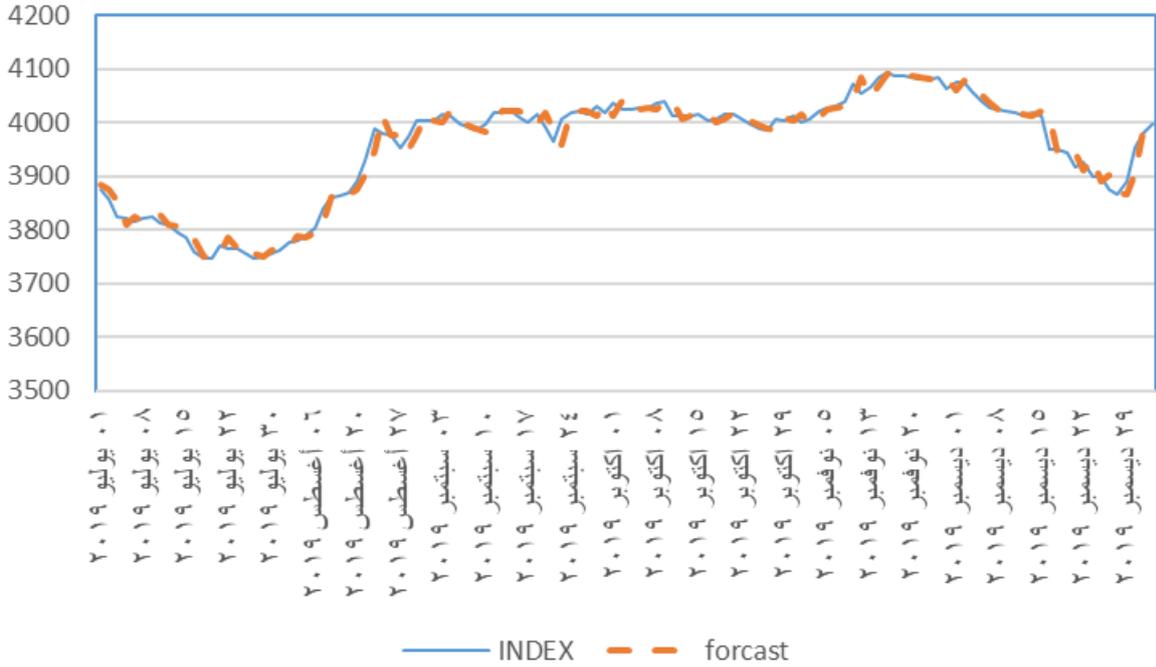
المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على برنامج Microsoft Excel

من خلال الشكل السابق نلاحظ أنه يمكن التنبؤ بمؤشر سوق دمشق للأوراق المالية وفقاً لقدرة النموذج الهجين على محاكاة سلسلة مؤشر سوق دمشق، كما يظهر من خلال الشكل البياني مقدار الانحرافات بين القيم الفعلية والمتنبأ بها والتي تم تقييمها اعتماداً على مؤشرات المعيار المقترح. فنظراً لعدد أيام التنبؤ والتي وصلت إلى (122) يوم تداول فعلي (بعد استبعاد العطل الرسمية خلال 6 أشهر) فإن السلاسل الزمنية في المخطط السابق ظهرت بشكل ممهد كما هو موضح في المحور الأفقي (تواريخ التداول)، حيث نجد أن كل 7 أيام تنبؤ تم تمثيلها بنقطة واحدة لذلك لم يتضح تماماً مقدار التذبذب اليومي في قيم المؤشر وكذلك التوافق باتجاه الحركة بين السلسلتين. حيث كانت نسبة

التوافق باتجاه الحركة في سوق دمشق للأوراق المالية 67% خلال الفترة الكلية للتنبؤ كما هو موضح سابقاً في الجدول (4-40).

ثانياً: سوق مسقط للأوراق المالية: من خلال الجدول السابق نجد أن سوق مسقط للأوراق المالية حقق المركز الثاني بعد سوق دمشق للأوراق المالية بالنسبة لقيمة مؤشر الكفاءة السعرية، حيث بلغ مؤشر الكفاءة السعرية حسب المعيار خلال الفترة الكلية للتنبؤ (94.20%) وهذا يشير إلى أنه يمكن الاستفادة من المعلومات السابقة (والتي هي في دراستنا الحالية التباطؤات) بنسبة تصل إلى (5.80%) للتنبؤ بقيم مؤشر سوق مسقط للأوراق المالية، وهي بذلك تعكس فعالية نموذج التنبؤ في تقدير قيم مؤشر سوق مسقط للأوراق المالية، كما نجد من جهة أخرى أن نسبة القيمة المضافة للتنبؤ باتجاه الحركة للنموذج المعتمد في سوق مسقط للأوراق المالية تصل إلى (16.13%). وبالنظر إلى مؤشرات المعيار خلال فترات التنبؤ الثلاث نجد أن فعالية نموذج التنبؤ تناقصت من فترة إلى أخرى بشكل تدريجي، كما نلاحظ أن النموذج كان يؤدي دوراً سلبياً في التنبؤ باتجاه الحركة في الفترة الأولى حيث بلغت القيمة المضافة للنموذج في التنبؤ باتجاه الحركة خلال هذه الفترة (-18.1%) بينما كان يؤدي دوراً إيجابياً في التنبؤ باتجاه الحركة في الفترتين الثانية والثالثة حيث بلغت القيمة المضافة للنموذج في التنبؤ باتجاه الحركة (16.7%) و (4.17%) على الترتيب. والشكل البياني (4-15) الآتي يوضح القيم المتنبئ بها والقيم الفعلية خلال الفترة الكلية المخصصة للتنبؤ في سوق مسقط للأوراق المالية:

الشكل (4-15) القيم المتنبأ بها والقيم الفعلية لمؤشر سوق مسقط خلال فترة التنبؤ الكلية



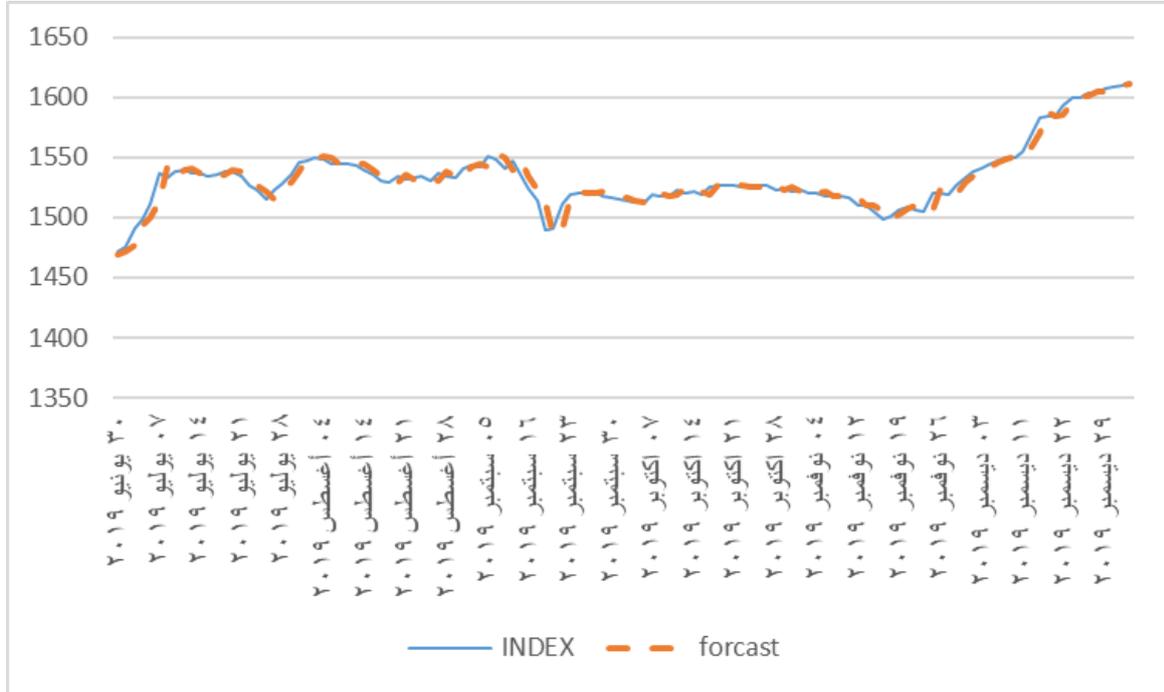
المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على برنامج Microsoft Excel

من خلال الشكل السابق نلاحظ مقدار الانحرافات بين القيم الفعلية والمتنبأ بها والتي تمّ تقييمها اعتماداً على مؤشرات المعيار المقترح. فنظراً لعدد أيام التنبؤ والتي وصلت إلى (123) يوم تداول فعلي (بعد استبعاد العطل الرسمية خلال 6 أشهر) فإن السلاسل الزمنية في المخطط السابق ظهرت بشكل ممهد كما هو موضح في المحور الأفقي (تواريخ التداول)، حيث نجد أنه بالمتوسط كل 6 أيام تنبؤ تمّ تمثيلها بنقطة واحدة لذلك لم يتضح تماماً مقدار التذبذب اليومي في قيم المؤشر وكذلك التوافق باتجاه الحركة بين السلسلتين. حيث كانت نسبة التوافق باتجاه الحركة في سوق مسقط 60% خلال الفترة الكلية للتنبؤ كما هو موضح سابقاً في الجدول (4-40).

ثالثاً: بورصة البحرين: من خلال الجدول السابق (4-45) نجد أن بورصة البحرين حققت المركز الثالث بالنسبة لمؤشر الكفاءة السعرية، حيث بلغ مؤشر الكفاءة السعرية حسب المعيار المقترح خلال الفترة الكلية للتنبؤ (94.48%) وهذا يشير إلى أنه يمكن الاستفادة من المعلومات السابقة (والتي هي في دراستنا الحالية التباطؤات) بنسبة تصل إلى (5.52%) للتنبؤ بقيم مؤشر بورصة البحرين، وهذه النسبة تعكس فعالية نموذج التنبؤ في تقدير قيم مؤشر بورصة البحرين، كما نجد من جهة أخرى أن نسبة القيمة المضافة للتنبؤ باتجاه الحركة للنموذج المعتمد في بورصة البحرين (0.00%) أي أنّ النموذج لم يساهم في زيادة نسبة التوافق باتجاه الحركة إذا ما تمّ مقارنة ذلك بمؤشر (CRMin).

والشكل البياني (4-16) الآتي يوضح القيم المتنبئ بها والقيم الفعلية خلال الفترة الكلية المخصصة للتنبؤ في بورصة البحرين:

الشكل (4-16) القيم المتنبئ بها والقيم الفعلية لمؤشر بورصة البحرين خلال فترة التنبؤ الكلية



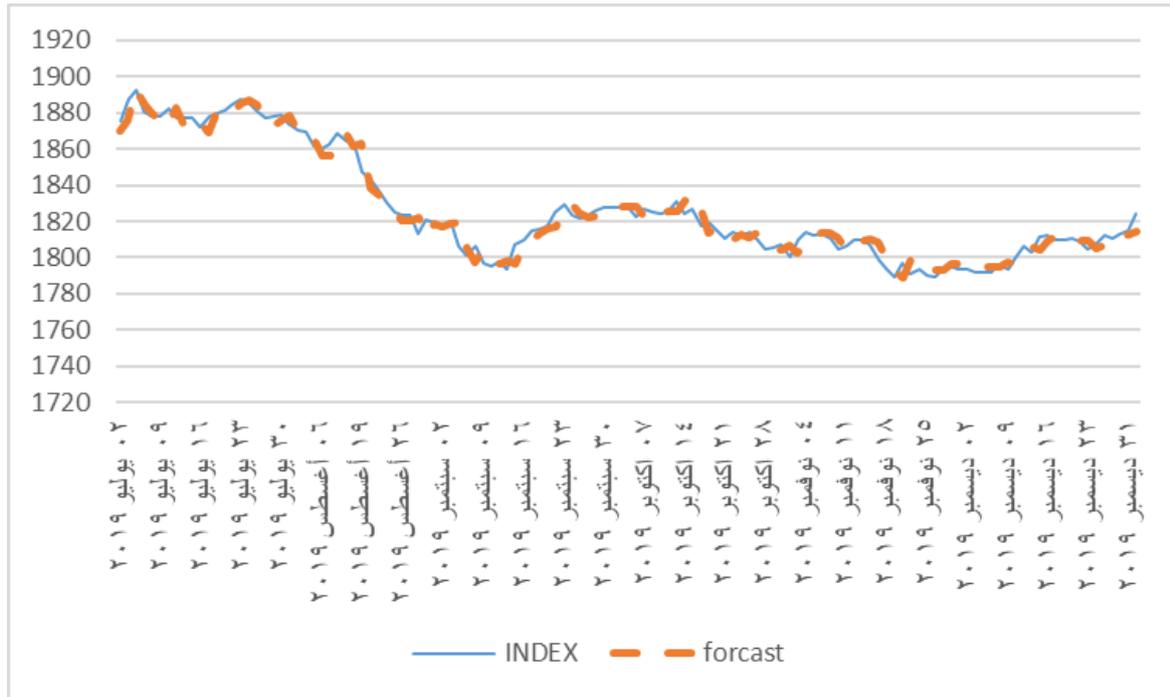
المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على برنامج Microsoft Excel

من خلال الشكل السابق نلاحظ مقدار الانحرافات بين القيم الفعلية والقيم المتنبئ بها، ونظراً لعدد أيام التنبؤ والتي وصلت إلى (123) يوم تداول فعلي (بعد استبعاد العطل الرسمية خلال 6 أشهر) فإن السلاسل الزمنية في المخطط السابق ظهرت بشكل ممهد كما هو موضح في المحور الأفقي (تواريخ التداول)، حيث نجد أنه بالمتوسط كل 7 أيام تنبؤ تمّ تمثيلها بنقطة واحدة لذلك لم يتضح تماماً مقدار التذبذب اليومي في قيم المؤشر وكذلك التوافق باتجاه الحركة بين السلسلتين. حيث كانت نسبة التوافق باتجاه الحركة في بورصة البحرين إلى 59.35% خلال الفترة الكلية للتنبؤ كما هو موضح سابقاً في الجدول (4-40).

رابعاً: بورصة عمان: من خلال الجدول السابق (4-45) نجد أن بورصة عمان حققت المركز الرابع بالنسبة لمؤشر الكفاءة السعرية، حيث بلغ مؤشر الكفاءة السعرية حسب المعيار المقترح خلال الفترة الكلية للتنبؤ (96.58%) وهذا يشير إلى أنه يمكن الاستفادة من المعلومات السابقة (والتي هي في دراستنا الحالية التباطؤات) بنسبة تصل إلى (3.42%) للتنبؤ بقيم مؤشر بورصة عمان، وهذه النسبة

تعكس فعالية نموذج التنبؤ في تقدير قيم مؤشر بورصة عمان، كما نجد من جهة أخرى أن نسبة القيمة المضافة للتنبؤ باتجاه الحركة للنموذج المعتمد في بورصة عمان تصل إلى (23.55%). والشكل البياني (4-17) الآتي يوضح القيم المتنبئ بها والقيم الفعلية خلال الفترة الكلية المخصصة للتنبؤ في بورصة عمان:

الشكل (4-17) القيم المتنبئ بها والقيم الفعلية لمؤشر بورصة عمان خلال فترة التنبؤ الكلية



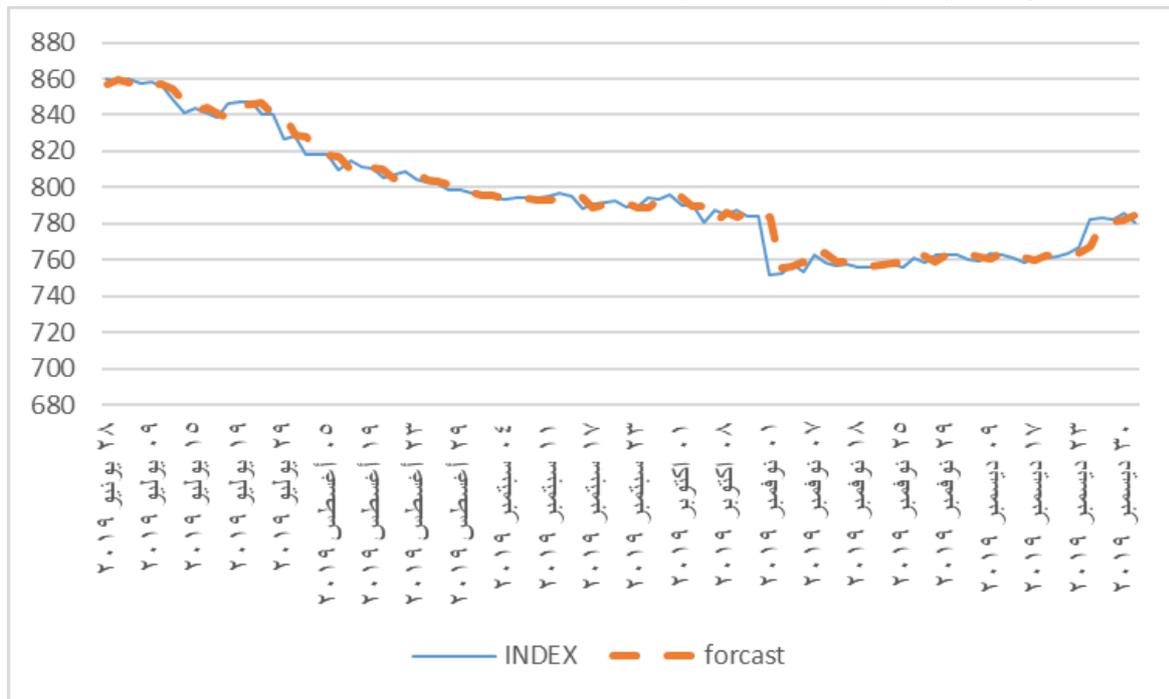
المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على برنامج Microsoft Excel

من خلال الشكل السابق نلاحظ مقدار الانحرافات بين القيم الفعلية والمتنبأ بها والتي تمّ تقييمها اعتماداً على مؤشرات المعيار المقترح. فنظراً لعدد أيام التنبؤ والتي وصلت إلى (126) يوم تداول فعلي (بعد استبعاد العطل الرسمية خلال 6 أشهر) فإن السلاسل الزمنية في المخطط السابق ظهرت بشكل ممهد كما هو موضح في المحور الأفقي (تواريخ التداول)، حيث نجد أنه بالمتوسط كل 7 أيام تنبؤ تمّ تمثيلها بنقطة واحدة لذلك لم يتضح تماماً مقدار التذبذب اليومي في قيم المؤشر وكذلك التوافق باتجاه الحركة بين السلسلتين. حيث كانت نسبة التوافق باتجاه الحركة في بورصة عمان إلى 56.26% خلال الفترة الكلية للتنبؤ كما هو موضح سابقاً في الجدول (4-4).

خامساً: بورصة بيروت: من خلال الجدول السابق (4-45) نجد أن بورصة بيروت حققت المركز الخامس بالنسبة لمؤشر الكفاءة السعرية، حيث بلغ مؤشر الكفاءة السعرية حسب المعيار المقترح خلال الفترة الكلية للتنبؤ (97.19%) وهذا يشير إلى أنه يمكن الاستفادة من المعلومات السابقة (والتي هي

في دراستنا الحالية التباطؤات) بنسبة تصل إلى (2.81%) للنتبؤ بقم مؤشر بورصة بيروت، وهذه النسبة تعكس فعالية نموذج التنبؤ في تقدير قيم مؤشر بورصة بيروت، كما نجد من جهة أخرى أن نسبة القيمة المضافة للنتبؤ باتجاه الحركة للنموذج المعتمد في بورصة بيروت تصل إلى (38.64%). وبالنظر إلى مؤشرات المعيار خلال فترات التنبؤ الثلاث نجد أن القيمة المضافة لنموذج التنبؤ كانت لصالح التوافق باتجاه الحركة أكثر من فعاليته بالنتبؤ بقم المؤشر، والشكل البياني (4-18) الآتي يوضح القيم المنتبئ بها والقيم الفعلية خلال الفترة الكلية المخصصة للنتبؤ في بورصة بيروت:

الشكل (4-18) القيم المنتبئ بها والقيم الفعلية لمؤشر بورصة بيروت خلال فترة التنبؤ الكلية

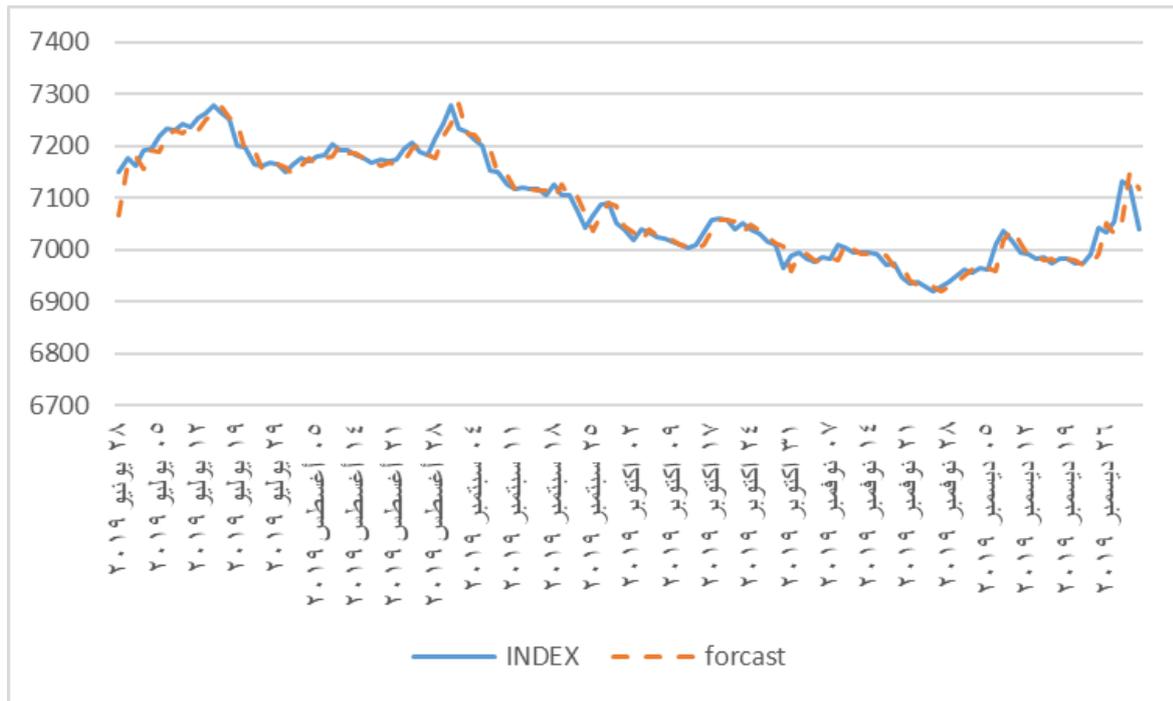


المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على برنامج Microsoft Excel

من خلال الشكل السابق نلاحظ مقدار الانحرافات بين القيم الفعلية والمنتبئ بها والتي تم تقييمها اعتماداً على مؤشرات المعيار المقترح. فنظراً لعدد أيام التنبؤ والتي وصلت إلى (93) يوم تداول فعلي (بعد استبعاد العطل الرسمية خلال 6 أشهر) فإن السلاسل الزمنية في المخطط السابق ظهرت بشكل ممهد كما هو موضح في المحور الأفقي (تواريخ التداول)، حيث نجد أنه بالمتوسط كل 6 أيام تنبؤ تم تمثيلها بنقطة واحدة لذلك لم يتضح تماماً مقدار التذبذب اليومي في قيم المؤشر وكذلك التوافق باتجاه الحركة بين السلسلتين. حيث كانت نسبة التوافق باتجاه الحركة في بورصة بيروت 65.59% خلال الفترة الكلية للنتبؤ كما هو موضح سابقاً في الجدول (4-40).

سادساً: بورصة الأوراق المالية بتونس: من خلال الجدول السابق (4-45) نجد أن بورصة الأوراق المالية بتونس حققت المركز السادس بالنسبة لمؤشر الكفاءة السعرية، حيث بلغ مؤشر الكفاءة السعرية حسب المعيار المقترح خلال الفترة الكلية للتنبؤ (98.44%) وهذا يشير إلى أنه يمكن الاستفادة من المعلومات السابقة (والتي هي في دراستنا الحالية التباطؤات) بنسبة تصل إلى (1.56%) للتنبؤ بقيم مؤشر بورصة الأوراق المالية بتونس، وهذه النسبة تعكس فعالية نموذج التنبؤ في تقدير قيم مؤشر بورصة الأوراق المالية بتونس، كما نجد من جهة أخرى أن نسبة القيمة المضافة للتنبؤ باتجاه الحركة للنموذج المعتمد في بورصة الأوراق المالية بتونس تصل إلى (16.18%). وبالنظر إلى مؤشرات المعيار خلال فترات التنبؤ الثلاث نجد أن القيمة المضافة لنموذج التنبؤ كانت لصالح التوافق باتجاه الحركة أكثر من فعاليته بالتنبؤ بقيم المؤشر، والشكل البياني (4-19) الآتي يوضح القيم المتنبئ بها والقيم الفعلية خلال الفترة الكلية المخصصة للتنبؤ في بورصة الأوراق المالية بتونس:

الشكل (4-19) القيم المتنبئ بها والقيم الفعلية لمؤشر بورصة بتونس خلال فترة التنبؤ الكلية



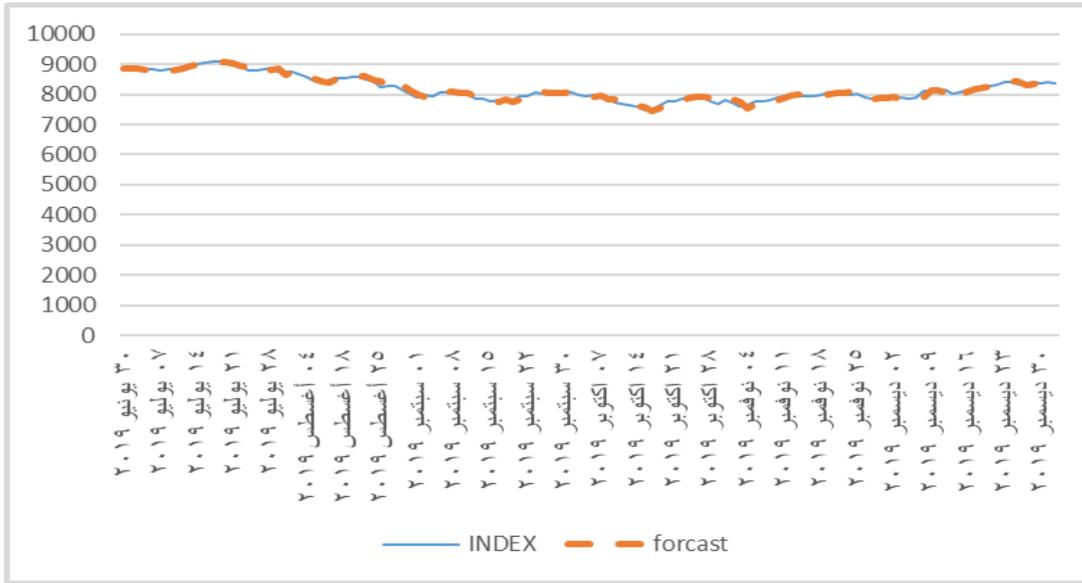
المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على برنامج Microsoft Excel

من خلال الشكل السابق نلاحظ مقدار الانحرافات بين القيم الفعلية والمتنبئ بها والتي تمّ تقييمها اعتماداً على مؤشرات المعيار المقترح. فنظراً لعدد أيام التنبؤ والتي وصلت إلى (129) يوم تداول فعلي (بعد استبعاد العطل الرسمية خلال 6 أشهر) فإن السلاسل الزمنية في المخطط السابق ظهرت بشكل ممهّد كما هو موضح في المحور الأفقي (تواريخ التداول)، حيث نجد أنّه بالمتوسط كل 7 أيام

تنبؤ تمّ تمثيلها بنقطة واحدة لذلك لم يتضح تماماً مقدار التذبذب اليومي في قيم المؤشر وكذلك التوافق باتجاه الحركة بين السلسلتين. حيث كانت نسبة التوافق باتجاه الحركة في بورصة الأوراق المالية بتونس 61.24% خلال الفترة الكلية للتنبؤ كما هو موضح سابقاً في الجدول (4-40).

سابعاً: سوق الأسهم السعودي: من خلال الجدول السابق (4-45) نجد أن سوق الأسهم السعودي حققت المركز السابع بالنسبة لمؤشر الكفاءة السعرية ، حيث بلغ مؤشر الكفاءة السعرية حسب المعيار المقترح خلال الفترة الكلية للتنبؤ (98.68%) وهذا يشير إلى أنه يمكن الاستفادة من المعلومات السابقة (والتي هي في دراستنا الحالية التباطؤات) بنسبة تصل إلى (1.32%) للتنبؤ بقيم مؤشر سوق الأسهم السعودي، وهذه النسبة تعكس فعالية نموذج التنبؤ في تقدير قيم مؤشر سوق الأسهم السعودي، كما نجد من جهة أخرى أن نسبة القيمة المضافة للتنبؤ باتجاه الحركة للنموذج المعتمد في سوق الأسهم السعودي تصل إلى (8.57%). وبالنظر إلى مؤشرات المعيار خلال فترات التنبؤ الثلاث نجد أن القيمة المضافة لنموذج التنبؤ كانت لصالح التوافق باتجاه الحركة أكثر من فعاليته بالتنبؤ بقيم المؤشر، كما نجد أنه خلال الفترة الثانية والثالثة للتنبؤ فإن النموذج كان يؤدي دوراً سلبياً للتنبؤ بقيم المؤشر، وهذا مفاده أن سوق الأسهم السعودي كان يتمتع بالكفاءة السعرية خلال هاتين الفترتين، ونظراً إلى أن القيمة المضافة للنموذج في التنبؤ باتجاه الحركة كانت إيجابية خلال كامل فترة التنبؤ (خلال 6 أشهر) حيث كانت (4.17%)، (3.6%)، (18.18%) على الترتيب، لذا لا يمكن الحكم بأن سوق الأسهم السعودي يتمتع بكفاءة سعرية (100%)، ويمكن اعزاء عدم قدرة النموذج في الفترتين الثانية والثالثة للتنبؤ أن فعالية النموذج ليست طويلة الأمد، فقد اقتصرَت القيمة المضافة للنموذج في التنبؤ بقيم المؤشر خلال الفترة الأولى للتنبؤ فقط وبنسبة استعادة وصلت إلى (6.85%)، وهذا يعني أن طبيعة العلاقة بين المتغيرات (التباطؤات) المعتمدة للتنبؤ قد تغيّرت. والشكل البياني (4-20) الآتي يوضح القيم المتنبئ بها والقيم الفعلية خلال الفترة الكلية المخصصة للتنبؤ في سوق الأسهم السعودي:

الشكل (4-20) القيم المتنبأ بها والقيم الفعلية لمؤشر سوق الأسهم السعودي خلال فترة التنبؤ الكلية



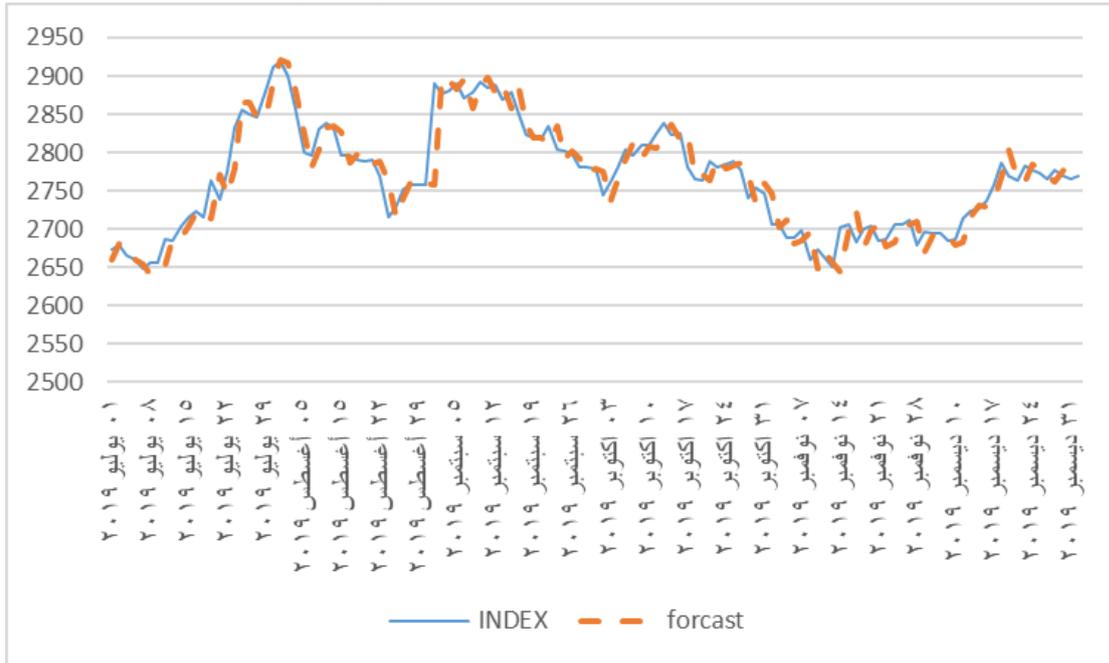
المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على برنامج Microsoft Excel

من خلال الشكل السابق نلاحظ مقدار الانحرافات بين القيم الفعلية والمتنبأ بها والتي تمّ تقييمها اعتماداً على مؤشرات المعيار المقترح. فنظراً لعدد أيام التنبؤ والتي وصلت إلى (127) يوم تداول فعلي (بعد استبعاد العطل الرسمية خلال 6 أشهر) فإن السلاسل الزمنية في المخطط السابق ظهرت بشكل مهاد كما هو موضح في المحور الأفقي (تواريخ التداول)، حيث نجد أنه بالمتوسط كل 7 أيام تنبؤ تمّ تمثيلها بنقطة واحدة لذلك لم يتضح تماماً مقدار التذبذب اليومي في قيم المؤشر وكذلك التوافق باتجاه الحركة بين السلسلتين. حيث كانت نسبة التوافق باتجاه الحركة في سوق الأسهم السعودي 59.84% خلال الفترة الكلية للتنبؤ كما هو موضح سابقاً في الجدول (4-40).

ثامناً: سوق دبي المالي: من خلال الجدول السابق (4-45) نجد أن سوق دبي المالي حققت المركز الثامن والأخير بالنسبة لمؤشر الكفاءة السعرية، حيث بلغ مؤشر الكفاءة السعرية حسب المعيار المقترح خلال الفترة الكلية للتنبؤ (99.38%) وهذا يشير إلى أنه يمكن الاستفادة من المعلومات السابقة (والتي هي في دراستنا الحالية التباطؤات) بنسبة تصل إلى (0.62%) للتنبؤ بقيم مؤشر سوق دبي المالي، وهذه النسبة تعكس فعالية نموذج التنبؤ في تقدير قيم مؤشر سوق دبي المالي، كما نجد من جهة أخرى أن نسبة القيمة المضافة للتنبؤ باتجاه الحركة للنموذج المعتمد في سوق دبي المالي تصل إلى (6.78%). وبالنظر إلى مؤشرات المعيار خلال فترات التنبؤ الثلاث نجد أن القيمة المضافة لنموذج التنبؤ كانت فقط خلال الفترة الأولى للتنبؤ، حيث لم يستطع نموذج التنبؤ تحقيق أي قيمة مضافة في الفترة الثانية والثالثة للتنبؤ سواء على صعيد التنبؤ بقيم المؤشر أو على صعيد التنبؤ

باتجاه الحركة، وهذا مفاده أن سوق دبي كان يتمتع بالكفاءة السعرية خلال هاتين الفترتين، ونظراً إلى أن القيمة المضافة للنموذج للتنبؤ بقيم المؤشر وبتجاه الحركة كانت إيجابية خلال الفترة الأولى للتنبؤ (شهرين) حيث كانت (13.74%)، (62.06%) على الترتيب، لذا لا يمكن الحكم بأن سوق دبي المالي يتمتع بكفاءة سعرية (100%) بشكل مطلق، ويمكن اعزاء عدم قدرة النموذج في الفترتين الثانية والثالثة للتنبؤ أن فعالية النموذج ليست طويلة الأمد، فقد اقتصرَت القيمة المضافة للنموذج في التنبؤ بقيم المؤشر وبتجاه حركته خلال الفترة الأولى للتنبؤ فقط، وهذا يعني أن طبيعة العلاقة بين المتغيرات (التباطؤات) المعتمدة للتنبؤ قد تغيرت. والشكل البياني (4-21) الآتي يوضح القيم المتنبئ بها والقيم الفعلية خلال الفترة الكلية المخصصة للتنبؤ في سوق دبي المالي:

الشكل (4-21) القيم المتنبأ بها والقيم الفعلية لمؤشر سوق دبي المالي خلال فترة التنبؤ الكلية

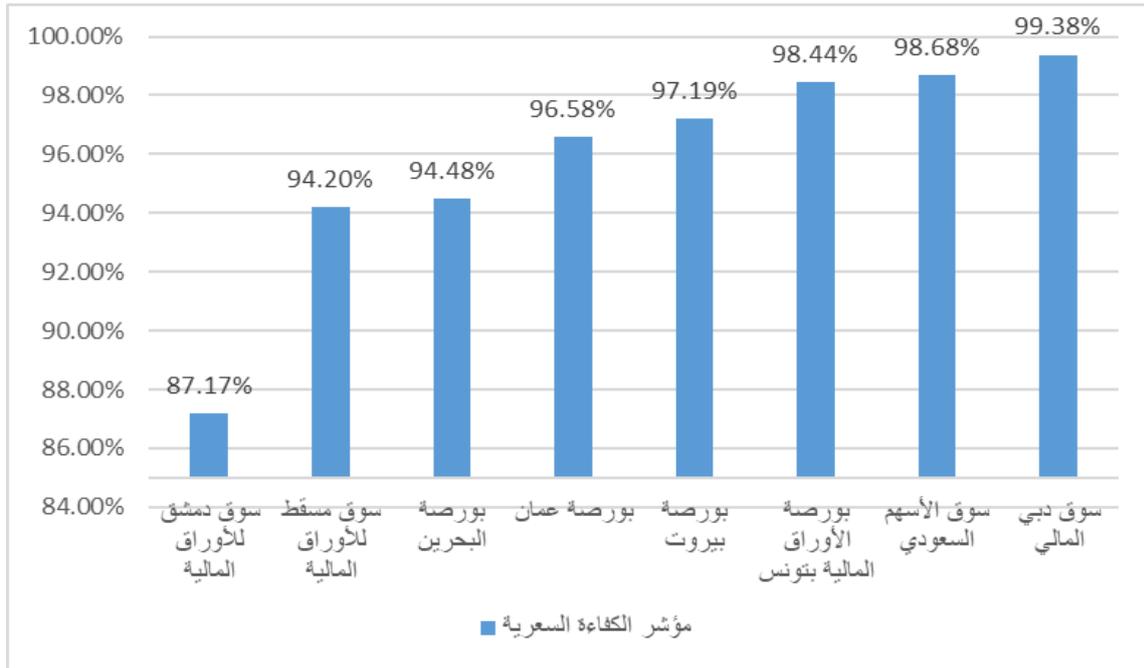


المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على برنامج Microsoft Excel

نلاحظ من خلال الشكل البياني السابق مقدار الانحرافات بين القيم الفعلية والمتنبأ بها والتي تمّ تقييمها اعتماداً على مؤشرات المعيار المقترح. ونظراً لعدد أيام التنبؤ والتي وصلت إلى (126) يوم تداول فعلي (بعد استبعاد العطل الرسمية خلال 6 أشهر) فإن السلاسل الزمنية في المخطط السابق ظهرت بشكل ممهد كما هو موضح في المحور الأفقي (تواريخ التداول)، حيث نجد أنه بالمتوسط كل 7 أيام تنبؤ تمّ تمثيلها بنقطة واحدة لذلك لم يتضح تماماً مقدار التذبذب اليومي في قيم المؤشر وكذلك

التوافق باتجاه الحركة بين السلسلتين. حيث كانت نسبة التوافق باتجاه الحركة في سوق دبي المالي 49.61% خلال الفترة الكلية للتنبؤ كما هو موضح سابقاً في الجدول (4-40).

بعد استعراض نتائج مؤشرات المعيار المقترح في كل سوق من أسواق راس المال العربية المدروسة فإنه يمكن تلخيص مؤشرات الكفاءة المحسوبة وفق المعيار المقترح لكل سوق من أسواق المال العربية المدروسة بشكل أكثر وضوحاً من خلال الشكل البياني (4-22) الآتي:



المصدر: من اعداد الباحث اعتماداً على برنامج Microsoft Excel

يظهر الشكل البياني السابق مؤشرات الكفاءة السعرية المحسوبة وفق المعيار المقترح لأسواق المال العربية المدروسة مرتبة بشكل تصاعدي، حيث نلاحظ الفارق الملحوظ بين سوق دمشق للأوراق المالية عن بقية أسواق راس المال العربية المدروسة، كما نلاحظ التقارب بين كل من بورصة البحرين وسوق مسقط للأوراق المالية، والتقارب بين كل من بورصة عمان وبيروت وبورصة الأوراق المالية بتونس، وأخيراً نلاحظ التقارب بين سوق الأسهم السعودي وسوق دبي المالي.

بعد التطرق سابقاً إلى نتائج تطبيق المعيار المقترح ومقارنة ذلك مع نتائج مؤشرات RMSE والمتمثلة بالجدول (4-40) سابقاً، فإنه يمكن اختبار صحة الفرضية السابعة والتي تقول: إن النتائج التي يفرضي إليها المعيار المقترح عند استخدامه للمقارنة بين الأسواق المدروسة تختلف عن النتائج التي يفرضي إليها مؤشر قياس دقة التنبؤ (RMSE). وبالعودة إلى نتائج الجدول (4-40) والتي تمّ التطرق إليها سابقاً نجد مثلاً أن سوق دمشق للأوراق المالية تمركز في المركز قبل الأخير من حيث

مؤشر RMSE مقارنة بباقي أسواق رأس المال المدروسة، وهذا يعني أنه أكثر كفاءة من باقي الأسواق المدروسة الأخرى (6 أسواق) والتي كان قيمة مؤشر RMSE لها اقل من سوق دمشق، بينما وفق المعيار المقترح كانت النتائج على عكس ذلك، حيث احتل سوق دمشق للأوراق المالية المركز الأول من حيث إمكانية التنبؤ فيه، وكذلك الحال بالنسبة لبقية الأسواق المدروسة حيث كانت النتائج مختلفة. وبناءً على كل ما سبق فإنه يمكن اثبات صحة الفرضية السابعة والتي تقول: إن النتائج التي يفضي إليها المعيار المقترح عند استخدامه للمقارنة بين الأسواق المدروسة تختلف عن النتائج التي يفضي إليها مؤشر قياس دقة التنبؤ (RMSE).

وبهدف الإجابة على التساؤل الأخير التي تطرحه إشكالية الدراسة والذي كان (ما مدى فعالية المعيار المقترح للمقارنة بين أسواق رأس المال حسب كفاءتها السعرية (القدرة على التنبؤ) إذا ما تمت مقارنته بمؤشر RMSE؟ فإنه سيتم دراسة فعالية المعيار المقترح للإجابة على هذا التساؤل وذلك من خلال اختبار الفرضية السابعة والأخيرة في هذه الدراسة والتي تقول: يمكن الاعتماد على المعيار المقترح للمقارنة بين أسواق المال من حيث كفاءتها السعرية (القدرة على التنبؤ).

4. مقارنة فعالية المعيار المقترح مع فعالية مؤشر قياس دقة التنبؤ (RMSE):

سبق وأن تمّ دراسة علاقة الارتباط بين مؤشر قياس دقة التنبؤ (RMSE) في أسواق رأس المال العربية المدروسة خلال الفترة الكلية للتنبؤ مع مؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة (Cr) وذلك كما هو موضح في الجدول (4-43) سابقاً، حيث تبين أنه لم يكن هناك أي علاقة بين القدرة على التنبؤ بقيم مؤشر السوق المالي (خطأ التنبؤ ممثلاً بمؤشر RMSE) وبين نسبة التوافق باتجاه الحركة، فمن الناحية العلمية يجب أن يكون هناك علاقة معنوية عكسية (على الأقل متوسطة الشدة) بين قيم مؤشر (RMSE) ونسبة التوافق باتجاه الحركة (كلما قلّ خطأ التنبؤ زادت القدرة على التنبؤ بالقيم وباتجاه الحركة)، لذا فإنه سيتم دراسة فعالية المعيار المقترح من خلال دراسة علاقة الارتباط بين مؤشرات الكفاءة المحسوبة وفق المعيار المقترح مع مؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة كما هو الحال تماماً عندما تمّ دراسة علاقة الارتباط بين مؤشر RMSE و نسبة التوافق باتجاه الحركة سابقاً، ومن جهة أخرى سيتم التحقق من فعالية المعيار المقترح مقارنة بمؤشر RMSE من خلال دراسة علاقة الارتباط بين مؤشرات الكفاءة المحسوبة وفق المعيار المقترح وبين متوسط ترتيب أداء أسواق رأس المال العربية والذي تمّ دراسته في المبحث الأول من الدراسة العملية وكذلك الأمر بالنسبة لمؤشرات RMSE، وبهذا

فإنه سيتم ربط نتائج الجدول الخاص بترتيب أسواق راس المال العربية المدروسة حسب مؤشرات أدائها (عدد الشركات المدرجة - عدد الأسهم المتداولة - قيمة الأسهم المتداولة - الرسملة السوقية - معدل دوران السهم) المخلصة في الجدول (4-7) في المبحث الأول من الدراسة العملية مع نتائج المعيار المقترح. والجدول (4-46) يلخص نتائج معاملات الارتباط سابقة الذكر:

الجدول (4-46)

معاملات الارتباط الخاصة بقياس فعالية المعيار المقترح مقارنة بفعالية مؤشر (RMSE)

Correlations (نسبة التوافق بالاتجاه مع مؤشر الكفاءة السعريّة للمعيار)

		التوافق بالاتجاه	الكفاءة السعريّة
التوافق بالاتجاه	Pearson Correlation	1	-.594-
	Sig. (1-tailed)		.060
	N	8	8

Correlations (نسبة التوافق بالاتجاه مع فعالية نموذج التنبؤ وفقاً للمعيار المقترح)

		cr	Effectiveness of model
cr	Pearson Correlation	1	.594
	Sig. (1-tailed)		.060
	N	8	8

Correlations (مؤشر الكفاءة السعريّة للمعيار المقترح مع متوسط ترتيب الأسواق حسب مؤشرات الأداء)

		الكفاءة السعريّة	متوسط الترتيب
الكفاءة السعريّة	Pearson Correlation	1	-.690-
	Sig. (1-tailed)		.029
	N	8	8

Correlations (مؤشر RMSE مع نسبة التوافق بالاتجاه)

		RMSE	التوافق باتجاه الحركة
RMSE	Pearson Correlation	1	-.031-
	Sig. (1-tailed)		.471
	N	8	8

Correlations (مؤشر RMSE مع متوسط ترتيب الأسواق حسب مؤشرات الأداء)

		RMSE	متوسط الترتيب
RMSE	Pearson Correlation	1	-.576-
	Sig. (1-tailed)		.067
	N	8	8

المصدر: مخرجات برنامج SPSS

من خلال نتائج معاملات الارتباط الخاصة بقياس فعالية المعيار المقترح مقارنة بفعالية مؤشر (RMSE) والممثلة في الجدول (4-46) السابق نلاحظ ما يلي:

- إن علاقة الارتباط بين مؤشرات الكفاءة المحسوبة وفقاً للمعيار المقترح مع مؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة بلغت (-0.594) وهي علاقة متوسطة الشدة ومعنوية عند مستوى دلالة (0.06) (وبالآتي عند مستوى دلالة 0.1)، والإشارة السالبة دليل على العلاقة العكسية، حيث أنّ زيادة الكفاءة السعرية في السوق المالي ستؤثر سلباً في القدرة على التنبؤ باتجاه الحركة. بينما نجد أنّ علاقة الارتباط بين مؤشر RMSE ونسبة التوافق باتجاه الحركة بلغت (-0.031)، وهي علاقة ارتباط شبه معدومة وغير معنوية، حيث بلغت مستوى الدلالة (0.471). وهذا دليل على فعالية المعيار المقترح في توصيف الكفاءة السعرية إذا ما تمّ مقارنته بمؤشر RMSE، ومن جهة أخرى نجد أن علاقة الارتباط بين مؤشر فعالية نموذج التنبؤ (المحسوب وفق المعيار المقترح) ومؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة هي مطابقة تماماً لشدة العلاقة بين مؤشر الكفاءة السعرية ونسبة التوافق باتجاه الحركة إلا أنها تعاكسها في الإشارة، وبالطبع ستكون كذلك، لأن فعالية النموذج هو متمم لمؤشر الكفاءة السعرية، والعلاقة الطردية تشير إلى أنّه بزيادة فعالية نموذج التنبؤ ستزيد القدرة على التنبؤ باتجاه الحركة والعكس بالعكس. وهذا ما يعطي للمعيار أبعاد أخرى يمكن بناءً عليها تأكيد صلاحية الفكرة التي بُني على أساسها المعيار.

- إن علاقة الارتباط بين مؤشرات الكفاءة المحسوبة وفقاً للمعيار المقترح مع متوسط ترتيب الأسواق المدروسة حسب مؤشرات الأداء (عدد الشركات المدرجة - عدد الأسهم المتداولة - قيمة الأسهم المتداولة - الرسملة السوقية - معدل دوران السهم) بلغت (-0.69) وهي علاقة يمكن اعتبارها قوية (قريبة جداً من 0.7) ومعنوية عند مستوى دلالة (0.05)، وهي ذات علاقة عكسية، بينما كانت قيمة معامل الارتباط وفقاً لمؤشر RMSE (-0.576) وهي علاقة ارتباط متوسطة الشدة وغير معنوية عند مستوى دلالة (0.05) ولكن يمكن اعتبارها معنوية عند مستوى دلالة (0.07)، إلا أنها أقل من شدة علاقة الارتباط بين مؤشرات الكفاءة المحسوبة وفقاً للمعيار المقترح مع متوسط ترتيب الأسواق المدروسة (-0.69)، وهذا مفاده أن الاختلاف بين الأسواق من حيث عدد الشركات المدرجة وعدد الأسهم المتداولة وقيمة الأسهم المتداولة والرسملة السوقية ومعدل دوران السهم (والتي تمّ دراستها في المبحث الأول من الدراسة العملية) أدت إلى اختلاف في الكفاءة السعرية بين الأسواق المدروسة، فالإشارة السالبة لمعامل الارتباط تشير إلى أنه بارتفاع مؤشر الكفاءة السعرية للسوق المالي فإن

متوسط ترتيب الأسواق المدروسة فيما بينها تبعاً لمؤشرات الأداء سابقة الذكر ينخفض والعكس بالعكس. وعلى هذا الأساس نجد مثلاً أنّ سوق دمشق للأوراق المالية والذي حصل على أعلى قيمة من متوسط الترتيب تبعاً لمؤشرات قياس الأداء والتي بلغت 15.8 (كما هو موضح في الجدول (4-7) سابقاً في المبحث الأول من الدراسة العملية) فإنه حصل على أقل قيمة من مؤشر الكفاءة السعرية في سوق دمشق والذي بلغ حسب المعيار المقترح (87.17%). وهذا أيضاً دليل على فعالية المعيار المقترح في توصيف الكفاءة السعرية ويؤكد صلاحيته.

وبناءً على ما سبق فإنه يمكن إثبات صحة الفرضية الثامنة والتي تقول: أنه يمكن الاعتماد

على المعيار المقترح للمقارنة بين أسواق المال من حيث كفاءتها السعرية.

ولا بد من الإشارة إلى أنّ معامل الارتباط بين مؤشرات الكفاءة المحسوبة وفقاً للمعيار المقترح مع متوسط ترتيب الأسواق المدروسة حسب مؤشرات الأداء (عدد الشركات المدرجة - عدد الأسهم المتداولة - قيمة الأسهم المتداولة - الرسملة السوقية - معدل دوران السهم) والتي بلغت (-0.69) بالتأكيد لا يشترط وفقاً لهذه الدراسة أن يكون (100%)، لأن مؤشرات الأداء سابقة الذكر (عدد الشركات...الخ) المدروسة (والتي تمّ دراستها سابقاً وتبين وجود اختلاف بين الأسواق المدروسة فيما بينها تبعاً لهذه المؤشرات) لا تمثل كل المتغيرات ذات الصلة بكفاءة السوق المالي، فقد يكون إضافة للمتغيرات السابقة أثر في الكفاءة السعرية من مثل اختلاف سياسات إدارة السوق المالي، التطور التكنولوجي واستخدامه في التداولات، اختلاف القوانين الناظمة للتداول، حجم الاستثمار الأجنبي، عمق السوق واتساعه...الخ والتي تختلف من سوق إلى آخر (وهذه كلها مبررات لاختلاف الكفاءة السعرية بين الأسواق المدروسة)، كما أن مؤشرات الكفاءة السعرية (المحسوبة وفقاً للمعيار المقترح) للأسواق المدروسة مبنية وفقاً لقدرة النماذج المستخدمة في هذه الدراسة على التنبؤ، والهدف من دراسة علاقة الارتباط هذه هو التحقق من فعالية المعيار المقترح وإثبات صلاحيته، وأن شدة العلاقة المعنوية والتي بلغت (-0.69) كفيلاً بتحقيق ذلك.

ولتحديد أي متغير من مؤشرات الأداء (عدد الشركات المدرجة - عدد الأسهم المتداولة - قيمة الأسهم المتداولة - الرسملة السوقية - معدل دوران السهم) تؤثر في الكفاءة السعرية في السوق المالي فقد تمّ دراسة معامل ارتباط سبيرمان بين ترتيب مؤشرات الكفاءة المحسوبة وفق المعيار المقترح مع

ترتيب الأسواق فيما بينها وفقاً لكل مؤشر من مؤشرات الأداء على حدة، والجدول (4-47) يلخص معاملات الارتباط:

الجدول (4-47)

معاملات الارتباط بين ترتيب الأسواق وفقاً لكفاءتها السعرية وبين ترتيبها وفقاً لمؤشرات الأداء

		الكفاءة السعرية	عدد الشركات	عدد الأسهم المتداولة	قيمة الأسهم المتداولة	الرسلة السوقية	معدل دوران السهم
Spearman's rho	Correlation Coefficient	1.000	.214	.571	.714*	.524	.810**
	Sig. (1-tailed)	.	.305	.069	.023	.091	.007
	N	8	8	8	8	8	8

*. Correlation is significant at the 0.05 level (1-tailed).

**. Correlation is significant at the 0.01 level (1-tailed).

المصدر: مخرجات برنامج SPSS

من خلال الجدول السابق (4-47) نلاحظ أنّ معدل دوران السهم أكثر العوامل التي تؤثر في الكفاءة السعرية لأسواق المال العربية المدروسة، وهذا يشير إلى أثر نشاط السوق في الكفاءة السعرية، حيث بلغ قيمة مؤشر معامل الارتباط بينهما (0.81) وهو ذو دلالة معنوية عند مستوى (0.01)، يليه مؤشر قيمة الأسهم المتداولة، حيث بلغ معامل الارتباط (0.714) وهي علاقة قوية ومعنوية عند مستوى دلالة (0.05). بينما كانت علاقة الارتباط مع الرسلة السوقية وعدد الأسهم المتداولة هي علاقة متوسطة الشدة ومعنوية عند مستوى (0.1).

لذا وبناءً على ما سبق يمكن اعزاء بعض أسباب اختلاف الكفاءة السعرية بين أسواق المال العربية المدروسة إلى وجود تباينات بين هذه الأسواق وفقاً لمؤشرات الأداء السابقة (والتي تمّ دراستها في المبحث الأول من الدراسة العملية) وبشكل أساسي نشاط السوق ممثلاً بمعدل دوران السهم وقيمة الأسهم المتداولة.

وأخيراً فإنه لا بد من الإشارة في نهاية الدراسة العملية بعد الإجابة على جميع تساؤلات المشكلة البحثية واختبار الفرضيات ذات الصلة بذلك أن الاختبارات الإحصائية للكشف عن الكفاءة السعرية في السوق المالي من مثل اختبار Runs test واختبار الارتباط المتسلسل أو اختبار جذر الوحدة قد لا تعطي الصورة الكافية عن الكفاءة السعرية في السوق المالي ولا يمكن اعتماداً عليها مقارنة الأسواق فيما بينها، فمثلاً في حال تبين أنه وفقاً لاختبار Runs test واختبار الارتباط المتسلسل أنه يمكن التنبؤ في مجموعة من الأسواق المالية وبالآتي فإنها لا تتمتع بالكفاءة في المستوى الضعيف تبعاً لتقسيمات Fama، إلا أنها لم تميز فيما بينها ضمن هذا المستوى، فمع ذلك فهي غير متساوية من حيث كفاءتها السعرية، لهذا فقد تمّ الانتقال إلى اختبار القدرة على التنبؤ في المبحث الثاني ومن ثمّ التوصل إلى معيار يمكن من خلاله الحكم على الكفاءة السعرية لكل سوق وبالآتي إمكانية المقارنة بين الأسواق العربية المدروسة.

النتائج والتوصيات:

1. النتائج:

يمكن تلخيص أهم النتائج التي توصل إليها في هذه الدراسة بما يلي:

أولاً: نتائج خاصة بمؤشرات أداء أسواق المال العربية: بناءً على دراسة تطور بعض مؤشرات الأداء في أسواق المال العربية (عدد الشركات المدرجة - عدد الأسهم المتداولة - قيمة الأسهم المتداولة - الرسملة السوقية - معدل دوران السهم) والملخصة وفق معطيات الجدول (4-7) واختبار صحة الفرضية الأولى تبين أنه يوجد اختلاف ملحوظ بين أسواق المال العربية تبعاً لمؤشرات الأداء السابقة، وبشكل أكثر تحديداً تبين ما يلي:

- حقق سوق الأسهم السعودي بالمتوسط (متوسط ترتيبه وفقاً لمؤشرات الأداء) المركز الأول خلال الفترة المدروسة بالرغم من تحقيقه المركز الثالث من حيث متوسط عدد الشركات المدرجة خلال الفترة والمركز الرابع من حيث متوسط عدد الأسهم المتداولة، إلا أن متوسط قيمة الأسهم المتداولة ومتوسط الرسملة السوقية وكذلك معدل دوران السهم خلال الفترة جعلته يتصدر أسواق المال العربية الأخرى.

- حققت البورصة المصرية وسوق دبي المالي وسوق الكويت للأوراق المالية المركز الثاني والثالث والرابع على الترتيب، حيث كان لعدد الشركات المدرجة (حجم السوق) في البورصة المصرية الدور الأكبر في تحقيقها المركز الثاني خلال الفترة المدروسة، وهذا ما كان له الدور الأكبر في تصدرها على سوق دبي المالي، حيث حقق الأخير المركز (11) من حيث متوسط عدد الشركات المدرجة فيه.

- إن كلاً من بورصة عمان وبورصة قطر حققنا الترتيب نفسه (المركز الخامس والسادس) بالرغم من التباين في ترتيب السوقين بكل مؤشر وبالرغم من الفارق الكبير من حيث عدد الشركات المدرجة فيهما، حيث حققت بورصة عمان المركز الثاني من حيث متوسط عدد الشركات المدرجة خلال الفترة بمتوسط (206) شركات، بينما بورصة قطر حققت المركز (13) بمتوسط (45) شركة، ومع ذلك فإن عدد الأسهم المتداولة في بورصة قطر وقيمتها كانت أكبر مما هي عليه في بورصة عمان، كما أن الرسملة السوقية لبورصة قطر أيضاً أكبر مما هي عليه في بورصة عمان، وكذلك نجد أن معدل دوران السهم في بورصة قطر قريب من معدل دوران السهم في بورصة عمان حيث

كان (14.48%)، (12.33%) على الترتيب، وهذا كله يشير إلى أن البورصة القطرية تتمتع بنشاط عالي مقارنة ببورصة عمان مما جعلها تتغلب على الميزة التي يتمتع بها سوق عمان (حجم السوق) وهذا ما أدى إلى حصولهما على الترتيب نفسه.

- إن بورصة الجزائر كانت الأسوأ من بين جميع أسواق المال العربية ووفق جميع مؤشرات الأداء المستخدمة وخلال كامل الفترة المدروسة، وكذلك احتلت سوق دمشق للأوراق المالية المركز قبل الأخير، وهي بذلك تعد من أسواق المال الضعيفة نسبياً مقارنة بباقي أسواق المال العربية الأخرى.

ثانياً: نتائج خاصة باختبار الكفاءة السعرية في أسواق المال العربية المدروسة وفقاً لاختبار التكرارات والارتباط الذاتي والذاتي الجزئي: وفقاً لنتائج هذه الاختبارات تبين ما يلي:

- نتيجة اختبار (Runs Test) أفضت إلى أنه في سوق دبي المالي فإن تحركات الأسعار هي مستقلة عن بعضها البعض وبالتالي فإنه لا يمكن الاعتماد على اتجاه تحرك الأسعار في الماضي لتوقع اتجاه الحركة في المستقبل. بينما في بقية أسواق المال العربية المدروسة فإنه يمكن الاعتماد على اتجاه تحرك الأسعار في الماضي لتوقع اتجاه الحركة في المستقبل. وهذه النتيجة توافقت إلى حد كبير مع النتيجة النهائية التي توصل إليها بتطبيق المعيار المقترح، إلا أنّ هذا الاختبار لم يعط مؤشراً عن مدى القدرة على التنبؤ في كل سوق فهو بمثابة قبول أو رفض إمكانية التنبؤ، وبالتالي فإنه لا يمكن اعتماداً عليه المقارنة بين الأسواق التي تبين أنه يمكن التنبؤ بها.

- يوجد اختلاف بين أسواق المال العربية في المستوى الذي تكون فيه سلسلة مؤشر السوق المالي مستقرة وذلك من حيث قوة معاملي الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي ومن حيث عدد التباطؤات المعنوية في دالة الارتباط الذاتي (q) والذاتي الجزئي (p).

- وفقاً لاختبار الارتباط الذاتي فإنه قد يكون من الصعب التنبؤ بقيم مؤشر سوق دبي، حيث بلغ قيمة معامل الارتباط الذاتي لسلسلة الفروق (التي تكون عندها السلسلة مستقرة) عند التباطؤ الأول (0.06) وبالتالي فإن تحركات قيم مؤشر سوق دبي عشوائية، وأن سلسلة الفروق تشكل ما يسمى بالضجة البيضاء (عشوائية بحتة). وهذا ما يتوافق مع النتيجة التي توصل إليها عند تطبيق اختبار Runs Test، حيث اتضح أن تحركات قيم مؤشر سوق دبي عشوائية.

- لا يمكن أن يكون بفحص استقرارية السلسلة الزمنية كما يجري في بعض الدراسات التي تعتمد على فحص الاستقرارية للحكم على كفاءة السوق المالي، فبمجرد أن تكون السلسلة الزمنية مستقرة فإن هذا لا يعني أنه يمكن التنبؤ بها، مثلما هو الحال في سلسلة مؤشر سوق دبي،

فهي مستقرة عند الفرق الأول ومع ذلك قد يكون من الصعب نمذجة السلسلة الزمنية للخروج بنموذج يمكن الاعتماد عليه في التنبؤ.

- إن نتيجة هذه الاختبارات (Runs Test) والارتباط الذاتي والذاتي الجزئي) لا تمكننا من الحكم القاطع بإمكانية التنبؤ وإلى أي درجة يمكن التنبؤ، وأي الأسواق يمكن التنبؤ فيها بدقة أكبر، وأي الأسواق لا يمكن التنبؤ فيها بدقة مقبولة. وبالتالي فإنها لا تعطي الصورة الكافية عن الكفاءة السعرية في السوق المالي ولا يمكن اعتماداً عليها مقارنة الأسواق فيما بينها، فمثلاً في حال تبين أنه وفقاً لاختبار Runs test واختبار الارتباط المتسلسل أنه يمكن التنبؤ في مجموعة من الأسواق المالية وبالتالي فإنها لا تتمتع بالكفاءة في المستوى الضعيف تبعاً لتقسيمات Fama، إلا أنها لم تميز فيما بينها ضمن هذا المستوى، فمع ذلك فهي غير متساوية من حيث كفاءتها السعرية، لهذا فقد تم الانتقال إلى اختبار القدرة على التنبؤ والتوصل إلى معيار يمكن من خلاله الحكم على الكفاءة السعرية لكل سوق وبالتالي إمكانية المقارنة بين الأسواق العربية المدروسة.

ثالثاً: نتائج خاصة بنماذج التنبؤ:

- من خلال أوزان الدمج للنموذج الهجين التي تم حسابها اعتماداً على البرمجة الرياضية تبين أن الشبكة العصبونية الاصطناعية حصلت على الوزن الأكبر في جميع أسواق المال العربية المدروسة، وهذا ما يؤكد فعالية الشبكة العصبونية الاصطناعية مقارنة بالنماذج القياسية، حيث حازت على ثقل أكبر بهدف تخفيض قيمة تابع الجذر التربيعي لمتوسط مربعات أخطاء التنبؤ (RMSE)،

- إن النموذج الهجين بين النماذج القياسية والشبكات العصبونية الاصطناعية (ANN-ARIMA\GARCH) عموماً كان الأفضل للتنبؤ في جميع أسواق المال العربية المدروسة مقارنة بكل نموذج على حدة _ وهذا ما يتوافق مع النتيجة التي توصل إليها في مرحلة بناء النماذج، حيث كانت قيمة مؤشر (RMSE) للنموذج الهجين اقل مما هي عليه في النماذج القياسية وكذلك في الشبكات العصبونية الاصطناعية وذلك في جميع أسواق المال العربية المدروسة. في حين تبين أن الشبكات العصبونية الاصطناعية (ANN) عموماً تفوقت على النماذج القياسية (ARIMA\GARCH).

رابعاً: نتائج خاصة بمؤشرات قياس دقة التنبؤ ومؤشرات المعيار المقترح:

- تبين أنّ علاقة الارتباط بين مؤشر RMSE ومؤشر MAE (0.998) مما يشير إلى وجود توافق في نتيجة هذين المؤشرين بينما نجد أن علاقة الارتباط بين مؤشر RMSE ومؤشر MAPE (0.59) وهي علاقة ارتباط متوسطة الشدة ولكنها أيضاً معنوية احصائياً عند مستوى دلالة (0.01).
- إن علاقة الارتباط بين المؤشرات (MAE – MAPE – RMSE) مع نسبة التوافق باتجاه الحركة تراوحت بين (-0.056) و (-0.139) في مرحلة تقدير النماذج، وهي علاقة ارتباط ضعيفة جداً وهي غير معنوية احصائياً.
- تبعاً لمؤشرات الكفاءة المحسوبة وفق المعيار المقترح تم إثبات أنّ زيادة الكفاءة السعرية في السوق المالي ستؤثر سلباً في القدرة على التنبؤ باتجاه الحركة. بينما نجد أنّ علاقة الارتباط بين مؤشر RMSE ونسبة التوافق باتجاه الحركة بلغت (-0.031)، وهي علاقة ارتباط شبه معدومة وغير معنوية، حيث بلغت مستوى الدلالة (0.471). وهذا دليل على فعالية المعيار المقترح في توصيف الكفاءة السعرية إذا ما تمّ مقارنته بمؤشر RMSE.
- إن الاختلاف بين الأسواق من حيث عدد الشركات المدرجة وعدد الأسهم المتداولة وقيمة الأسهم المتداولة والرسملة السوقية ومعدل دوران السهم (والتي تمّ دراستها في المبحث الأول من الدراسة العملية) أدت إلى اختلاف في الكفاءة السعرية بين الأسواق المدروسة (والتي تم تقييمها وفقاً للمعيار المقترح)، فالإشارة السالبة لمعامل الارتباط تشير إلى أنه بارتفاع مؤشر الكفاءة السعرية للسوق المالي فإن متوسط ترتيب الأسواق المدروسة فيما بينها تبعاً لمؤشرات الأداء سابقة الذكر ينخفض والعكس بالعكس.
- بناءً على توصيف المعيار المقترح وعلى نتائج المقارنة بين الأسواق العربية المدروسة وفقاً لمؤشرات RMSE وكذلك المقارنة بين الأسواق العربية المدروسة وفقاً للمعيار المقترح ومقارنة فعالية المعيار المقترح مع فعالية مؤشرات قياس دقة التنبؤ ممثلة بمؤشر (RMSE) وتطبيق الاختبارات الإحصائية ذات الصلة بذلك، تبين أنه لا يمكن الاعتماد على مؤشرات قياس دقة التنبؤ من مثل مؤشر (RMSE) عند إجراء مقارنة القدرة على التنبؤ بين مجموعة من أسواق راس المال، وأنه يمكن الاعتماد على المعيار المقترح للمقارنة بين أسواق المال من حيث كفاءتها السعرية.

- يمكن اعزاء بعض أسباب اختلاف الكفاءة السعرية بين أسواق المال العربية المدروسة إلى وجود تباينات بين هذه الأسواق وفقاً لمؤشرات الأداء وبشكل أساسي نشاط السوق ممثلاً بمعدل دوران السهم وقيمة الأسهم المتداولة.

خامساً: من حيث المقارنة بين الأسواق تبعاً لنتائج المعيار المقترح:

- إن سوق دمشق للأوراق المالية حقق أقل قيمة من مؤشر الكفاءة السعرية مقارنة بباقي أسواق رأس المال العربية المدروسة، وهذا يشير إلى أنه يمكن الاستفادة من المعلومات السابقة (والتي هي في دراستنا الحالية التباطؤات) بنسبة تصل إلى (12.83%) للنتبؤ بقيم مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية، كما نجد من جهة أخرى أن نسبة القيمة المضافة للنتبؤ باتجاه الحركة للنموذج المعتمد في سوق دمشق للأوراق المالية تصل إلى (7.04%). حيث وصلت نسبة التوافق باتجاه الحركة في سوق دمشق للأوراق المالية إلى 67% خلال الفترة الكلية للنتبؤ.

- إن سوق مسقط للأوراق المالية حقق المركز الثاني بعد سوق دمشق للأوراق المالية بالنسبة لقيمة مؤشر الكفاءة السعرية، حيث بلغ مؤشر الكفاءة السعرية حسب المعيار خلال الفترة الكلية للنتبؤ إلى (94.20%) وهذا يشير إلى أنه يمكن الاستفادة من المعلومات السابقة بنسبة تصل إلى (5.80%) للنتبؤ بقيم مؤشر سوق مسقط للأوراق المالية، كما نجد من جهة أخرى أن نسبة القيمة المضافة للنتبؤ باتجاه الحركة للنموذج المعتمد في سوق مسقط للأوراق المالية تصل إلى (16.13%). حيث وصلت نسبة التوافق باتجاه الحركة في سوق مسقط إلى 60% خلال الفترة الكلية للنتبؤ.

- إن بورصة البحرين حققت المركز الثالث بالنسبة لمؤشر الكفاءة السعرية، حيث بلغ مؤشر الكفاءة السعرية حسب المعيار المقترح خلال الفترة الكلية للنتبؤ (94.48%) وهذا يشير إلى أنه يمكن الاستفادة من المعلومات السابقة بنسبة تصل إلى (5.52%) للنتبؤ بقيم مؤشر بورصة البحرين، كما نجد من جهة أخرى أن نسبة القيمة المضافة للنتبؤ باتجاه الحركة للنموذج المعتمد في بورصة البحرين (0.00%) أي أن النموذج لم يساهم في زيادة نسبة التوافق باتجاه الحركة إذا ما تمّ مقارنة ذلك بمؤشر (CR_{Min}). خلال الفترة الكلية للنتبؤ، حيث وصلت نسبة التوافق باتجاه الحركة في بورصة البحرين إلى 59.35% خلال الفترة الكلية للنتبؤ.

- إنَّ بورصة عمان حققت المركز الرابع بالنسبة لمؤشر الكفاءة السعرية، حيث بلغ مؤشر الكفاءة السعرية حسب المعيار المقترح خلال الفترة الكلية للتنبؤ (96.58%) وهذا يشير إلى أنه يمكن الاستفادة من المعلومات السابقة بنسبة تصل إلى (3.42%) للتنبؤ بقيم مؤشر بورصة عمان، كما نجد من جهة أخرى أن نسبة القيمة المضافة للتنبؤ باتجاه الحركة للنموذج المعتمد في بورصة عمان تصل إلى (23.55%). حيث وصلت نسبة التوافق باتجاه الحركة في بورصة عمان إلى 56.26% خلال الفترة الكلية للتنبؤ.

- إنَّ بورصة بيروت حققت المركز الخامس بالنسبة لمؤشر الكفاءة السعرية، حيث بلغ مؤشر الكفاءة السعرية حسب المعيار المقترح خلال الفترة الكلية للتنبؤ (97.19%) وهذا يشير إلى أنه يمكن الاستفادة من المعلومات السابقة بنسبة تصل إلى (2.81%) للتنبؤ بقيم مؤشر بورصة بيروت، كما نجد من جهة أخرى أن نسبة القيمة المضافة للتنبؤ باتجاه الحركة للنموذج المعتمد في بورصة بيروت تصل إلى (38.64%). حيث وصلت نسبة التوافق باتجاه الحركة في بورصة بيروت إلى 65.59% خلال الفترة الكلية للتنبؤ.

- إنَّ بورصة الأوراق المالية بتونس حققت المركز السادس بالنسبة لمؤشر الكفاءة السعرية، حيث بلغ مؤشر الكفاءة السعرية حسب المعيار المقترح خلال الفترة الكلية للتنبؤ (98.44%) وهذا يشير إلى أنه يمكن الاستفادة من المعلومات السابقة بنسبة تصل إلى (1.56%) للتنبؤ بقيم مؤشر بورصة الأوراق المالية بتونس، كما نجد من جهة أخرى أن نسبة القيمة المضافة للتنبؤ باتجاه الحركة للنموذج المعتمد في بورصة الأوراق المالية بتونس تصل إلى (16.18%). حيث وصلت نسبة التوافق باتجاه الحركة في بورصة الأوراق المالية بتونس إلى 61.24% خلال الفترة الكلية للتنبؤ.

- إنَّ سوق الأسهم السعودي حققت المركز السابع بالنسبة لمؤشر الكفاءة السعرية، حيث بلغ مؤشر الكفاءة السعرية حسب المعيار المقترح خلال الفترة الكلية للتنبؤ (98.68%) وهذا يشير إلى أنه يمكن الاستفادة من المعلومات السابقة بنسبة تصل إلى (1.32%) للتنبؤ بقيم مؤشر سوق الأسهم السعودي، كما نجد من جهة أخرى أن نسبة القيمة المضافة للتنبؤ باتجاه الحركة للنموذج المعتمد في سوق الأسهم السعودي تصل إلى (8.57%)، كما أن القيمة المضافة لنموذج التنبؤ كانت لصالح التوافق باتجاه الحركة أكثر من فعاليتها بالتنبؤ بقيم

المؤشر. حيث وصلت نسبة التوافق باتجاه الحركة في سوق الأسهم السعودي إلى 59.84% خلال الفترة الكلية للتنبؤ.

- إنَّ سوق دبي المالي حققت المركز الثامن والأخير بالنسبة لمؤشر الكفاءة السعرية، حيث بلغ مؤشر الكفاءة السعرية حسب المعيار المقترح خلال الفترة الكلية للتنبؤ (99.38%) وهذا يشير إلى أنه يمكن الاستفادة من المعلومات السابقة بنسبة تصل إلى (0.62%) للتنبؤ بقيم مؤشر سوق دبي المالي، كما نجد من جهة أخرى أن نسبة القيمة المضافة للتنبؤ باتجاه الحركة للنموذج المعتمد تصل إلى (6.78%). كما أن القيمة المضافة للنموذج كانت فقط خلال الفترة الأولى للتنبؤ، حيث لم يستطع النموذج تحقيق أي قيمة مضافة في الفترة الثانية والثالثة للتنبؤ سواء على صعيد التنبؤ بقيم المؤشر أو على صعيد التنبؤ باتجاه الحركة، ومع ذلك فإنه لا يمكن الحكم بأن سوق دبي المالي يتمتع بكفاءة سعرية (100%) بشكل مطلق. إلا أنه أكثر الأسواق العربية المدروسة كفاءةً.

2. التوصيات:

أولاً: بناءً على النتائج الخاصة بنماذج التنبؤ المستخدمة في هذه الدراسة فإنه يمكن تلخيص أهم التوصيات ذات الصلة فيما يلي:

- إعطاء أهمية للنماذج الهجينة عند القيام بعملية التنبؤ في السوق المالي لاتخاذ قرارات استثمارية رشيدة.
- ضرورة إعطاء أهمية للشبكات العصبونية الاصطناعية عند القيام بعملية التنبؤ لاتخاذ القرارات الاستثمارية كترديف أساسي مقارنة بالنماذج القياسية ARCH (G) - ARIMA.
- ضرورة قيام الباحثين والمستثمرين والمهتمين بتجريب عدة أشكال وبنى هيكلية أخرى للشبكات العصبونية الاصطناعية.

ثانياً: بناءً على النتائج الخاصة بالمعيار المقترح فإنه يمكن تلخيص أهم التوصيات المتعلقة بذلك فيما يلي:

- عند إجراء مقارنات بين مجموعة من أسواق راس المال فنوصي بعدم الاعتماد على مؤشرات قياس دقة التنبؤ من مثل مؤشر (RMSE) عند إجراء المقارنة.
- نوصي اعتماداً على المعيار المقترح بهدف المقارنة بين أسواق راس المال من حيث المقدرة على التنبؤ. حيث يمكن تعميم هذا المعيار كأساس للتعبير عن الكفاءة السعرية للسوق المالي كمؤشر نسبي مئوي بغض النظر عن نموذج التنبؤ المتبع أو أسلوب التنبؤ، فأى نموذج تنبؤ أو طريقة أو أسلوب يتم تطبيقه في السوق المالي بهدف التنبؤ يمكن عنده باستخدام هذا المعيار تقييم الكفاءة السعرية للسوق المالي، ومن جهة أخرى فإن هذا يتيح للمستثمرين والمتعاملين في السوق المالي معرفة مدى الاستفادة من أسلوب التنبؤ المتبع إذا تم تطبيقه في هذا السوق.

ثالثاً: بناءً على النتائج الخاصة بكفاءة الأسواق العربية المدروسة وفق المعيار المقترح والتي تبين أنّ سوق دمشق للأوراق المالية أقل هذه الأسواق كفاءةً فإنه يمكن تقديم مجموعة من التوصيات التي من شأنها أن تساهم في رفع كفاءة سوق دمشق للأوراق المالية فيما يلي:

- ضرورة قيام الشركات بنشر المعلومات بسرعة ودون تأخير حيث يلاحظ مثلاً (على سبيل المثال وليس الحصر) أن العديد من البيانات الختامية لبعض الشركات (مثل المصارف) قد تتأخر عدة شهور بعد الدخول في السنة الجديدة لنشر تقريرها المالي.
- زيادة حدود تحرك الأسعار ضمن هامش أعلى من المحدد حالياً.
- تشجيع وجود صناع سوق وشركات استشارية.
- ضرورة قيام الباحثين بالاستفادة من الدراسة الحالية (من تقييمها للكفاءة السعرية لسوق دمشق للأوراق المالية) كنقطة انطلاق لدراسة تحليلية خاصة لتقييم أداء العميات في سوق دمشق للأوراق المالية وتحديد العثرات والعمل على وضع آليات تساهم في رفع الكفاءة السعرية لسوق دمشق للأوراق المالية.

المصادر والمراجع

أولاً: المراجع العربية:

الكتب:

- آل شبيب، دريد كامل، (2012)، "الأسواق المالية والنقدية"، طبعة أولى، دار المسيرة للنشر والتوزيع، عمان، الأردن.
- السواعي، خالد محمد، (2012)، "Eviews والقياس الاقتصادي"، الطبعة الأولى، دائرة المكتبة الوطنية، عمان، الأردن.
- الشراوي، محمد علي، (1996)، "الذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية"، مطابع المكتب المصري الحديث، مركز الذكاء الاصطناعي للحاسبات، مصر.
- علوان، قاسم، (2009)، "إدارة الاستثمار (بين النظرية والتطبيق)"، الطبعة الأولى، دار الثقافة للنشر والتوزيع، عمان.
- مفلح، هزاع، وخلف، أسهان، (2020)، "الأسواق المالية"، منشورات جامعة حماة.
- هندي، منير، (1993)، "الأوراق المالية وأسواق رأس المال"، دار المعارف، الإسكندرية.
- هندي، منير، (2006)، "الأوراق المالية وأسواق المال"، دار المعارف، الإسكندرية.
- هيئة المحاسبة والمراجعة للمؤسسات المالية الإسلامية، (2015)، "المعايير الشرعية"، المعيار الشرعي رقم 27، دار الميمان للنشر والتوزيع، الرياض، السعودية.

الدوريات:

- الأحمد، زينة، والصالح، مهند، (2016)، "اختبار نموذج السير العشوائي على عوائد أسهم الشركات المدرجة في سوق دمشق للأوراق المالية"، *مجلة جامعة البعث*، العدد 26، المجلد 38، ص: 11-34.
- أرناؤط، مهند، (2017)، "اختبار الصيغة الضعيفة لكفاءة سوق دمشق للأوراق المالية دراسة مقارنة مع سوقي عمان ومسقط للأوراق المالية"، *مجلة جامعة البعث*، العدد 44، المجلد 39، ص: 27-57.
- البلخي، راتب، وقزما، جان، (2014)، "الاتجاه العام لأسعار الأسهم المدرجة في سوق دمشق للأوراق المالية وبناء نموذج للتنبؤ بها- دراسة تطبيقية على أسهم بنك التجارة والتمويل الدولي باستخدام نماذج أريما ونماذج الانحدار للسلاسل الزمنية"، *مجلة جامعة تشرين للبحوث والدراسات العلمية، سلسلة العلوم الاقتصادية والقانونية*، المجلد (36) العدد (5).

- الجراح، نوال، والحكاك، ندى، (2013)، " استخدام الطرق الهجينة في التنبؤ لسعر الصرف للدولار الأمريكي"، *مجلة كلية بغداد للعلوم الاقتصادية الجامعة*، العدد (34)، ص ص: 359-380.
- فاضل، عادل، وعبيد مهند، (2019)، "التنبؤ بمؤشر سوق العراق للأوراق المالية (ISX) باستعمال نموذج ARIMA (p,d,q)", *مجلة الدنانير، الجامعة العراقية، كلية الإدارة والاقتصاد*، العدد (15).
- كوجك ورد، ونفار، عثمان، ومنذو، عبد القادر، (2018) "التنبؤ بالاتجاهات المستقبلية لعوائد مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام نماذج ARIMA-GARCH"، *مجلة جامعة حماة، المجلد الأول*.
- مرهج، منذر، (2013)، " التنبؤ بقيم مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية واتجاهاتها"، *مجلة جامعة تشرين للبحوث والدراسات العلمية _ سلسلة العلوم الاقتصادية والقانونية*، المجلد 53، العدد: 5.
- موصللي، سليمان، والسمان، حازم، (2013)، " دراسة الكفاءة السعرية لسوق دمشق للأوراق المالية"، *مجلة جامعة دمشق للعلوم الاقتصادية والقانونية*، العدد 2، المجلد 29، ص: 151-169
- نقار، عثمان، العواد، منذر، (2011)، " منهجية Box & Jenkins في تحليل السلاسل الزمنية والتنبؤ دراسة تطبيقية على أعداد تلاميذ الصف الأول من التعليم الأساسي في سورية"، *مجلة جامعة دمشق للعلوم الاقتصادية والقانونية*، المجلد 27، العدد الثالث، ص ص: 128-152.
- الرسائل العلمية:
- أمينة، دربال، (2014)، "محاولة التنبؤ بمؤشرات الأسواق المالية العربية باستعمال النماذج القياسية: دراسة حالة سوق دبي المالي"، أطروحة دكتوراه غير منشورة، جامعة أبي بكر بلقايد، تلمسان، كلية العلوم الاقتصادية وعلوم التسيير والعلوم التجارية، الجزائر.
- كينة، صفاء، (2017)، " دراسة قياسية للتنبؤ بحركة أسعار المؤشرات في سوق نيويورك المالي - حالة مؤشر داو جونز الصناعي للأوراق المالية في الفترة الممتدة من 2004-2015"، رسالة ماجستير غير منشورة، جامعة قاصدي مرباح، ورقلة، كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير، الجزائر.

- Box, G. E. P. & Jenkins, G. M. & Reinsel, G.C. & Ljung, G.M. (2016), "**Time Series Analysis Forecasting and Control**", Fifth Edition, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey.
- Box, G. E. P. & Jenkins, G. M. (1976), "**Time Series Analysis Forecasting and Control**", Revised Edition., Holden-Day, California.
- Box, G. E. P. & Jenkins, G. M.& Reinsel, G.C. (1994), "**Time Series Analysis Forecasting and Control**", Third Edition., Prentice-Hall, Inc., New jersey.
- Burnham, K. P.; Anderson, D. R., (2002).” **Model Selection and Multimodel Inference: A practical information-theoretic approach**” (2nd ed.)، Springer-Verlag, New York.
- Cain., G., (2017)., “ **Artificial neural networks : new research**”, Nova Science Publishers, New York, USA.
- David J. Livingstone, (2009), “**Artificial Neural Networks Methods and Applications**”, Humana Press, a part of Springer Science + Business Media, LLC,.
- Diebold, F., (2017), "**Forecasting in Economics, Business, Finance and Beyond**", International License, University of Pennsylvania, United States.
- Dillon, T., Mostafa, F., Chang, E., (2017), “**Computational Intelligence Applications to Option Pricing, Volatility Forecasting and Value at Risk**”, Springer International Publishing.
- DOUGLAS ,C., CHERYL,L., MURAT,K, (2015), “**INTRODUCTION TO TIME SERIES ANALYSIS AND FORECASTING**”, Second Edition, Published by John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey,.
- Franses P.H., Dijk D.v., Opschoor A,(2014), "**Time Series Models for Business and Economic Forecasting**", Cambridge University Press, New York, pp.168-169.
- Goodwin, Paul., (2018), “**Profit from Your Forecasting Software- A Best Practice Guide for Sales Forecasters**”, John Wiley & Sons, Inc., United States of America, Hoboken, New Jersey.
- Gujarati, D., (2004), “**Basic Econometrics**”, Fourth Edition, The McGraw–Hill,
- Gujarati, D., (2011), “**Econometrics by Example**”, Palgrave Macmillan, Palgrave® and Macmillan® are registered trademarks in the United States, the United Kingdom, Europe and other countries.
- Gujarati, D., Porter, D., (2009), " **BASIC ECONOMETRICS** " 5th ed, McGraw-Hill/Irwin, New York.
- Gurney, K., (2004), “**An introduction to neural networks** “, University of Sheffield, British Library Cataloguing in Publication Data, London.
- Hanke,J. Wichern,D.(2014), "**Business Forecasting**", Ninth Edition, Pearson Education Limited, United Kingdom, London.

- Hebb, D. O. (1949).” **The organization of behavior**”. New York: JOHN WILEY, SONS, Inc.
- Hyndman R., Athanasopoulos G., (2018), " **Forecasting: Principles and Practice** ", textbook, 2 ND Edition, Published by AMAZON.
- Jeremy J. Siegel, (1998), " Stocks for the long run", 2nd Edition, United States of
- Jordan. B, Miller. T, Dalvin. S, (2015), " **Fundamentals of Investments Valuation and Management**", Seventh Edition, Published by McGraw-Hill Education, New York.
- Keedwell, E., Narayanan, A., (2005), “**Intelligent Bioinformatics - The application of artificial intelligence techniques to bioinformatics problems**”, John Wiley & Sons Ltd, England, British Library Cataloguing in Publication Data.
- Ke-Lin Du, M. N. S. Swamy., (2014)., “**Neural Networks and Statistical Learning**”, Springer-Verlag London.
- Kharin, Y. (2013), " **Robustness in Statistical Forecasting**", Springer International Publishing, Switzerland.
- MANOONPONG P., (2007),”**Neural Preprocessing and Control of Reactive Walking Machines-Towards Versatile Artificial Perception–Action Systems**", Springer-Verlag Berlin Heidelberg, New York.
- Marcus, B. (2003),” **Investments**”, Fifth Edition, McGraw-Hill. United States of America.
- MASTERS, T. (1993); “**Practical Neural Network Recipes in C++**”. Academic PRESS, INC., New York.
- Matthews.K, Giuliadori.M, Mishkin.Frederic. (2013),” **THE ECONOMICS OF Money, Banking & Financial Markets**”, ninth edition, Pearson Education Limited, United Kingdom, London
- Michelucci, U.,(2018), “**Applied Deep Learning: A Case-Based Approach to Understanding Deep Neural Networks**”, Springer Science+Business Media New York,.
- Minsky, M. L., & Papert, S. (1969). “**Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry**”. Cambridge, MA: MIT Press.
- MISHKIN FREDERIC.S, (2016), " **THE ECONOMICS OF Money, Banking & Financial Markets**", Eleventh Edition, Pearson Education Limited, United Kingdom, London.
- Montgomery D., Jennings C., Kulahci M.,(2015), " **INTRODUCTION TO TIME SERIES ANALYSIS AND FORECASTING**", Second Edition, Printed in the United States of America, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey.
- Neha, Y., Anupam, Y., Manoj, K., (2015), “**An Introduction to Neural Network Methods for Differential Equations**”, Springer Dordrecht Heidelberg New York.
- Ng, G., (2003),” **Intelligent Systems -Fusion, Tracking and Control**”, Research Studies Press LTD, Baldock, Hertfordshire, England.

- Pearl, J., (1988), "**Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems_ Networks of Plausible Inference**", Morgan Kaufmann. Los Angeles.
- Reilly. F, Brown. K, (2003), " **Investment Analysis & Portfolio Management "**, 7 Edition, South-Western, Cengage Learning, USA.
- Reilly. F, Brown. K, (2012), " **Investment Analysis & Portfolio Management "**, Tenth Edition, South-Western, Cengage Learning, USA.
- Rosenblatt, R. (1962). "**PRINCIPLES OF NEURODYNAMICS PERCEPTRONS AND THE THEORY THEORY OF BRAIN MECHANISMS**", CORNELL AERONAUTICAL LABORATORY, INC, New York.
- Shanmuganathan, S., Samarasinghe, S., (2016), "**Artificial Neural Network Modelling**", Springer International Publishing, Switzerland.
- Shim, J. (2009) ,"**Strategic Business Forecasting: including Business Forecasting Tools and Applications**", Global Professional Publishing, United Kingdom, London.
- Silva, I., Liboni, L., Spatti, N., Alves, S., Flauzino, R., (2017), "**Artificial Neural Networks A Practical Course "**, Springer International Publishing Switzerland.
- Spyros G., Steven C., Rob J.,(1997),"**Forecasting Methods and Applications**" Wiley, New Jersey, United States.
- Vapnik, V. N. (1998). "**Statistical learning theory "**. New York: Wiley.
- Zheng X., Chen B., (2013), "**Stock Market Modeling and Forecasting**", Springer-Verlag, London.

الدوريات الأجنبية:

- Akaike, H. (1974), "**A new look at the statistical model identification**", *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19 (6): 716–723.
- Amari, S. I. (1977). Neural theory of association and concept-formation. *Biological cybernetics*, 26(3), 175-185.
- Arash,B., Pejman, M. Milad, G,(2015), " Forecasting Tehran Stock Exchange index using the industry index and economic variables affecting it using neural networks", *Cumhuriyet University Faculty of Science Science Journal (CSJ)*, Vol. 36, No: 4 Special Issue.
- Baily, D.; Thompson D.M, (1990), "Developing neural network applications". *AI Expert* Sep, pp: 33-41.
- Beaver. William.H, (1981),"**Market Efficiency**", *American Accounting Association*, Vol. 56, No. 1, pp. 23-37.
- Black, F., Scholes, M., (1973), "**The pricing of options and corporate liabilities**", *Journal of Political Economy*, 81(3), pp: 637–654
- Bollerslev. T. (1986) "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity", *Journal of Econometrica*, Volume 31, pp. 307-326.

- Campbell, J.Y., Ammer, J., (1993), "**What moves the stock and bond markets? A variance decomposition for long-term asset returns**". *Journal of Finance* 48(1),pp: 3–37.
- Chattopadhyay, R. (2011). "Artificial neural networks in yarn property modeling". *Soft Computing in Textile Engineering*, Indian Institute of Technology, Delhi, India, pp:105–125.
- Chi, W. (2018). "Forecasting Stock Index Based On BP Neural Network Algorithm". *2nd International Conference on Mechanical, Electronic, Control and Automation Engineering (MECAE 2018)*. *Advances in Engineering Research*, volume 149 Atlantis Press. This is an open access article under the CC BY-NC license (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>).
- Comon, P. (1994). "Independent component analysis—a new concept?" *Signal Processing, Elsevier*, 36(3), 287–314.
- Dalkey, N. C. (1967). "**DELPHI**", *RAND CORPORATION SANTA MONICA CA*, No. P-3704.
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). "Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root". *Journal of the American statistical association*, vol:74(366a),pp: 427-431.
- Dimson, Elroy; Mussavian, Massoud,(1998) "A brief history of market efficiency", *Published in European Financial Management*, Vol.4, No.1,pp;91-193.
- Dutsarak, A., & Liangrokapart, J. (2018). A STUDY OF THE HYBRID MODEL PERFORMANCE FOR TIME SERIES FORECASTING. *Kasem Bundit Engineering Journal*, 8, 151-163.
- Engle, R., (1982),"Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation", *Econometrica*, vol. 50. no. 1, pp. 987–1007.
- Engle, R.F., (1982), "**Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of variance of**" *United Kingdom inflation. Econometrica* , 50(4), pp:987–1008.
- Fama, E. F. (1965). The behavior of stock-market prices. *The journal of Business*, 38(1), 34-105.
- Fama, Eugene F.,(1991), "**Efficient Capital Markets**", *The Journal of Finance*, Vol. 46, No. 5, pp. 1575-1617.
- Freund, Y.; Schapire, R. E. (1999). "Large margin classification using the perceptron algorithm" . *Machine Learning*. 37 (3): 277–296.
- Fukushima, K. (1975). Cognition: A self-organizing multilayered neural network. *Biological Cybernetics*, 20, 121–136.
- Grossberg, S. (1972). Neural expectation: Cerebellar and retinal analogues of cells fired by unlearnable and learnable pattern classes. *Kybernetik*, 10, 49–57
- Grossberg, S. (1976). Adaptive pattern classification and universal recording: I. Parallel development and coding of neural feature detectors; II. Feedback, expectation, olfaction, and illusions. *Biological Cybernetics*, 23, 121–134 & 187–202.

- Grossman, S. Stiglitz, J. (1980), "**On the impossibility of informationally efficient markets**", *THE AMERICAN ECONOMIC REVIEW*, VOL 70, NO 3, PP:392-408.
- Guresen E, Kayakutlu G, Daim TU. (2011). "Using artificial neural network models in stock market index prediction". *Expert Syst Appl. Contents lists available at Science Direct*; 38(8). pp:10389–10397.
- Jang, G.-S., Lai, F., Jiang, B.-W., Chien, L.-H. (1993), "**Intelligent stock trading decision support system with price trend prediction and reversal recognition using dual-module neural networks**", *Journal of Applied Intelligence*. 3, pp: 225–248.
- Jensen, Michael C., (1978), "**Some anomalous evidence regarding market efficiency**", *Journal of Financial Economics*, Vol. 6, Nos , pp: 95-101.
- KAASTRA, I., and BOYD, M., (1996), "Designing a neural network for forecasting financial and economic time series". *Neuro computing*, 10, pp: 215–236.
- Katz, J. O. (1992). "Developing neural network forecasters for trading". *Technical Analysis of Stocks and Commodities*, 10(4), 160-168.
- Khairalla, X. N. M., & AL-Jallad, N. T. (2017). "Hybrid Forecasting Scheme for Financial Time-Series Data using Neural Network and Statistical Methods". (*IJACSA International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 8.
- Kimoto, T., Asakawa, K., Yoda, M., Takeoka, M.(1990), "**Stock market prediction system with modular neural networks. In: Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks**", *San Diego*, vol. 1, pp: 1–6.
- Kristjanpoller, Werner, and Marcel C. Minutolo, (2018), "**A hybrid volatility forecasting framework integrating GARCH, artificial neural network, technical analysis and principal components analysis.**" *Expert Systems with Applications* 109, pp: 1-11.
- Kumar, H., (2009). "NONLINEAR PREDICTION OF THE STANDARD & POOR'S 500 AND THE HANG SENG INDEX UNDER A DYNAMIC INCREASING SAMPLE", *ASIAN ACADEMY of MANAGEMENT JOURNAL of ACCOUNTING and FINANCE*. Vol. 5, No. 2, 101–118.
- Kumar, M., Thenmozhi, M. (2012), "Stock Index Return Forecasting and Trading Strategy Using Hybrid ARIMA-Neural Network Model" *International Journal of Financial Management* Volume 1 Issue 1 January.
- Ljung, G. M., Box, G. E. P. (1978). "*On a Measure of a Lack of Fit in Time Series Models*", *Biometrika*, Volume 65, Issue 2. PP.297-303.
- Lo, Andrew W. (2016). "What Is an Index?". *Journal of Portfolio Management*. 42 (2): 21–36.
- M. G. Kendall and A. Bradford Hill, (1953) *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)* Vol. 116, No. 1, pp. 11-34.
- MACIE, L., BALLINI, R., (2010), "NEURAL NETWORKS APPLIED TO STOCK MARKET FORECASTING: AN EMPIRICAL ANALYSIS", *Learning and*

- Nonlinear Models (L&NLM) – Journal of the Brazilian Neural Network Society*, Vol. 8, Iss. 1, pp. 3-22.
- Markowitz, H.M. (March 1952). "**Portfolio Selection**". *The Journal of Finance* 7 (1): 77–91.
 - McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity". *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, 115–133.
 - Motiwalla, L., Wahab, M. (2000), "**Predictable variation and profitable trading of US equities: A trading simulation using neural networks**", *Computers and Operations Research*, 27(11-12), pp:1111–1129.
 - Nashat T AL-Jallad, XU-Ning, Mergani Khairalla, (2017), "Hybrid Forecasting Scheme for Financial Time Series Data using Neural Network and Statistical Methods", *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, Vol. 8, No. 9, pp:319-327.
 - Oja, E. (1982). A simplified neuron model as a principal component analyzer. *Journal of Mathematical Biology*, 15, 267–273.
 - Qiu, M., & Song, Y. (2016). Predicting the direction of stock market index movement using an optimized artificial neural network model. *PloS one*, 11(5), e0155133.
 - Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning internal representations by error propagation. In D. E. Rumelhart & J. L. McClelland (Eds.), *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition, 1: Foundation* (pp. 318–362). Cambridge: MIT Press.
 - S. M. Idrees , M. A. Alam, P. Agarwal.(2019), "A Prediction Approach for Stock Market Volatility Based on Time Series Data", *IEEE, VOLUME 7*, pp: (17287-17298).
 - Schwarz, Gideon E. (1978), "**Estimating the dimension of a model**", *Annals of Statistics*, 6 (2): 461–464.
 - Sharpe, W.F. (1964), "**Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk**". *Journal of Finance*, 19(3), pp: 425–442.
 - Sharpe, William F. (1964). "**Capital Asset Prices – A Theory of Market Equilibrium Under Conditions of Risk**". *Journal of Finance* XIX. (3): 425–42.
 - Siddique M., Panda D., Das S., Mohapatra S., (2017), "**A HYBRID FORECASTING MODEL FOR STOCK VALUE PREDICTION USING SOFT COMPUTING TECHNIQUE** ", *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, Volume 117 No. 19, pp:357-363.
 - Timmermann, A. (2006). Forecast combinations. *Handbook of economic forecasting*, 1, 135-196.
 - Veit, D., (2012), "Neural networks and their application to textile technology". *Simulation in Textile Technology*, Woodhead Publishing Limited, PP: 9–71.
 - Von der Malsburg, C. (1973). Self-organization of orientation sensitive cells in the striate cortex. *Kybernetik*, 14(2), 85-100.

- Werbos, P. J. (1990). Backpropagation through time: what it does and how to do it. *Proceedings of the IEEE*, 78(10), pp: 1550-1560.
- Widrow, B., & Hoff, M. E. (1960). Adaptive switching circuits. *Record of IRE Eastern Electronic Show & Convention (WESCON)*, 4, 96–104.
- Wit, Ernst; Edwin van den Heuvel; Jan-Willem Romeyn (2012). "**All models are wrong...': an introduction to model uncertainty**". *Statistica Neerlandica*. **66** (3): 217–236.
- Wu C., Luo P., Li Y., Wang L., Chen K., (2015), "**Stock Price Forecasting: Hybrid Model of Artificial Intelligent Method**", *Engineering Economics*, 26(1), pp:40–48.
- Zhang, G. P. (2003). Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing*, 50, 159-175.

Abstract

The study current topic dealt with multiple aspects of measuring price efficiency in Arab financial markets, by building several models to predict their indicators, in addition to presenting a suggested criterion to measure the effectiveness of forecasting models and measuring price efficiency in financial markets, to be compared at several levels; between the indicators which used to measure the accuracy of the prediction with the proposed criterion on one hand, between the Arab financial markets studied according to the predictability of them on the other hand, and between the prediction models represented by the standard models of time series, and artificial neural networks, also hybrid models. To achieve this, it was relied on a daily database of studied Arab financial markets indicators during the period (1/1/2015 - 1/1/2020). The prediction period, which is the last half of 2019 (6 months), has been divided into three equal periods in order to test the extent of the models' ability to maintain their performance and thus test their effectiveness. The most prominent results can be summarized that the hybrid model between standard models and artificial neural networks (ANN-ARIMA\GARCH) in general was the best for predicting the financial market index in all studied Arab capital markets compared to each model separately, as it turned out that artificial neural networks (ANN) overall outperformed the standard models (ARIMA\GARCH) in predictability. And that the RMSE cannot be relied upon when making a prediction comparison between a group of capital markets, while the proposed criterion can be reliable when comparing the financial markets in terms of their price efficiency. On this basis, it was found that the Damascus Stock Exchange is less efficiently priced than the rest of studied Arab financial markets with a noticeable difference. It was also found that some reasons for the difference in price efficiency between the studied Arab financial markets are due to the presence of variations between these markets according to their performance indicators, mainly the market activity represented by stock turnover ratio and traded shares value.

Key Words: Predicting – Market Index - Artificial Neural Networks (ANN) – ARIMA Models – GARCH Models – Hybrid Models – Financial Market Price Efficiency - Repetition Test – Autocorrelation Test – Unit Root Test.

Syrian Arab Republic
Hama University
Faculty of Economics
Department of Finance and Banking



**Price Efficiency and the Forecasting of Financial Market Index
Using Econometric Models and Artificial Neural Networks
(A Comparative Study of Damascus Stock Exchange and Some
Arab Financial Markets)**

A dissertation submitted to fulfillment of the requirements for the
degree of PHD in Finance and Banking

Prepared by

Ayham Mahmood ALhameed

Supervised by

Dr. Othman Naqar

Associate professor
Department of Economics

Dr. Asmhan Khalaf

Associate professor
Department of Economics

1442-2020