تحسين القدرة على التنبؤ باتجاه حركة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام أسلوب مقترح لبناء نموذج هجين بين الشبكات العصبونية الاصطناعية ونماذج ARIMA –ARCH

أيهم الحميد* د. أسمهان خلف** د. عثمان نقار***

(الإيداع: 16 كانون الأول 2019 ، القبول: 20 شباط 2020)

الملخص:

هدفت هذه الدراسة إلى تقديم أسلوب مقترح لبناء نموذج هجين بين الشبكات العصبونية الاصطناعية ونماذج ARIMA– ARCH بهدف تحسين القدرة على التنبؤ باتجاه حركة مؤشر السوق المالي وذلك بالتطبيق على مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية، ولتحقيق هدف البحث فقد تمَّ تطبيق مجموعة من أساليب التهجين الشائعة ومقارنتها مع الأسلوب المقترح وذلك من خلال تقسيم فترة التنبؤ إلى فترتين، من تاريخ 19/08/2019 إلى 19/09/2019 ومنها إلى تاريخ 21/10/2019 وحساب نسبة التوافق بالاتجاه ومؤشر RMSE للفترتين، وأهم النتائج التي تمَّ التوصل إليها أن الأسلوب المقترح كان الأنسب للتنبؤ باتجاه حركة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية. حيث أن هذا الأسلوب لا يعتمد في حسابه لأوزان الدمج على أخطاء النماذج في مرحلة التقدير وإنما على قدرة النماذج على محاكاة اتجاه الحركة لسلسلة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية وهذا ما أعطاه قدرة أكبر في تحسين إمكانية التنبؤ باتجاه حركة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية خلال فترتي التنبؤ إذا ما تمت مقارنته بأساليب التهجين الأخرى.

الكلمات المفتاحية: التنبؤ – مؤشر السوق – الشبكات العصبونية الاصطناعية – نماذج ARIMA– نماذج ARCH– النماذج الهجينة.

*: طالب دكتوراه في كلية الاقتصاد (تمويل ومصارف) – جامعة حماة.

** : مشرف علمي، أستاذ مساعد في قسم الاقتصاد في جامعة حماة.

*** : مشرف مشارك، أستاذ مساعد في قسم الاقتصاد في جامعة حماة.

Improving the Predictability of Damascus Securities Exchange index's Movement Using a Proposed Method to Build a Hybrid Model between Artificial Neural Networks and ARCH-ARIMA Models

Ayham AL Hameed* **Dr. Asmhan Khalaf**** **Dr.Othman Naqar*****

(Received: 16 December 2019, Accepted: 20 February 2020)

Abstract:

This study aimed at presenting a proposed method for constructing a hybrid model between artificial neural networks and ARIMA-ARCH models. In order to improve the ability to predict the direction of the movement of the financial market index, by applying it to DSE index, and to achieve the research goal, a set of common hybridization methods have been applied and compared with the proposed method, the forecast periods were divided into two periods, from (19/08/2019 to 19/09/2019) and (from 19/09/2019 to 21/10/2019) and calculating the trend-fit ratio and RMSE for the two periods. The most important results reached are; the proposed method was the most appropriate to predict the movement of the DSE index movement. As this method does not depend on calculating the merging weights on model errors in the estimation stage, but on the ability of the models to simulate the direction of movement of the DSE Index series, which gives a greater ability to improve the predictability of the DSE index directions' during the two forecasted periods when compared to other hybridization methods.

Key Words: Predicting – Market Index – Artificial Neural Networks – ARIMA Models – ARCH Models – Hybrid Models.

*PhD student, Department of Banking and Finance, Faculty of Economics, Hama University, Syria.

** Associate professor, Department of Economics. Faculty of Economics, Hama University, Syria.

*** Associate professor, Department of Economics. Faculty of Economics, Hama University, Syria.

1.المقدمة:

إن التنبؤ بمؤشر السوق المالي يصبح مهمة صعبة للغاية بسبب العوامل المختلفة التي تؤثر في السوق المالي وبالتالي في اتجاه حركته بشكل مستمر (العوامل الاقتصادية، السياسية، والطبيعية...الخ) ، وهذا ما يضفي صبغة غير خطية على طبيعة بيانات السوق المالي.[16] لذا يلجأ المستثمرون إلى مناهج وأساليب مختلفة من أجل محاولة التنبؤ بمستقبل ما سيكون عليه اتجاه السوق المالي. وفي ظل وجود دراسات سابقة استخدمت الشبكات العصبونية الاصطناعية للتنبؤ بمؤشر سوق دمشق للأوراق المالية في بدايات نشأته وتوصلت إلى نتائج جيدة في التنبؤ، إضافة إلى وجود دراسات أخرى استخدمت نماذج قياسية مثل الانحدار الذاتي للتنبؤ بمؤشر سوق دمشق للأوراق المالية، فكان لابد من تقييم قدرة هذه النماذج في دراسة واحدة خلال نفس الفترة الزمنية للمفاضلة بين قدرتها على التنبؤ باتجاه حركة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية، وبناء عدة نماذج هجينة وتقييم قدرتها على تحسين التنبؤ باتجاه حركة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية ومقارنتها مع أسلوب التهجين المقترح، وبالتالي فإنه يمكن تلخيص مشكلة البحث بالتساؤل الرئيس التالي:

هل أسلوب التهجين المقترح يساعد على تحسين القدرة على التنبؤ باتجاه حركة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية إذا ما تم مقارنته مع أساليب التهجين الشائعة؟

2. أهداف البحث وأهميته:

1.2. أهداف البحث: يمكن تلخيص أهم أهداف البحث في النقاط التالية:

- بناء نماذج هجينة بين الشبكة العصبونية الاصطناعية ونماذج (ARIMA– ARCH) وفق طرق التهجين الشائعة ومقارنتها مع أسلوب التهجين المقترح.

2.2. أهمية البحث: يمكن تلخيص أهمية البحث في النقاط التالية:

- إن محاولة التنبؤ بمؤشر سوق دمشق للأوراق المالية بأكثر من أسلوب والوصول إلى تنبؤات يمكن الاعتماد عليها في اتخاذ القرارات من شأنه أن يفيد المستثمرين في سوق دمشق للأوراق المالية في التعرف على هذه الأساليب واعطائهم صورة مسبقة عنها وبالتالي اختيار أنسبها في اتخاذ قراراتهم الاستثمارية.
- كما تنبع أهمية الدراسة في كونها جمعت بين الاسلوبين في دراسة واحدة وبين مجموعة من النماذج الهجينة ليتسنى القيام بالمفاضلة بين قدرة هذه الأساليب مجتمعة على التنبؤ باتجاه حركة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية.
- كم تتجلى الأهمية العلمية للدراسة بما ستقدمه من اقتراح أسلوب للتهجين وهذا ما يمثل إضافة علمية وعملية إذا ما تم مقارنة ذلك مع الدراسات السابقة.

3. مواد وطرائق البحث:

1.3. فرضيات البحث وحدوده ومصادر جمع البيانات:

1.1.3. فرضيات البحث: تحقيقاً لأهداف الدراسة وبناءً على التساؤلات الخاصة بالمشكلة البحثية فإنه يمكن صياغة الفرضية الرئيسة التالية: اعتماداً على مؤشر نسبة التوافق في اتجاهات الحركة فإن أسلوب التهجين المقترح لا يتفوق على أساليب التهجين الشائعة في تحسين القدرة على التنبؤ باتجاه حركة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية.

2.1.3. حدود البحث ومصادر جمع البيانات: يمكن تقسيم حدود البحث إلى: الحدود المكانية والحدود الزمانية:

- الحدود المكانية: تم تطبيق الدراسة العملية في سوق دمشق للأوراق المالية.
- الحدود الزمانية: تمت الدراسة بالاعتماد على البيانات التاريخية المتمثلة في سلسلة أسعار الإغلاق اليومية لمؤشر سوق دمشق للأوراق المالية وذلك للفترة الممتدة من 1/1/2018 وحتى 21/10/2019.

وفيما يخص مصادر جمع البيانات فإنه سيتم الحصول عليها من الموقع الرسمي لسوق دمشق للأوراق المالية.

2.3. الدراسات السابقة: هناك العديد من الدراسات التي تناولت موضوع التنبؤ بمؤشر السوق المالي بأساليب ونماذج مختلفة تعددت بتعددها، وقد تم رصد عدد من هذه الدراسات نذكر منها فيما يلي:

أولاً: بعض الدراسات التي هدفت إلى التنبؤ بمؤشر سوق دمشق للأوراق المالية:

- **دراسة (مرهج، منذر 2013) بعنوان " (التنبؤ بقيم مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية واتجاهاتها)"[4].** هدفت الدراسة إلى بناء شبكة عصبية اصطناعية للتنبؤ بقيم مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية واتجاهاته 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 (27 متغير كمدخلات للشبكة) 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 7و14 و21 و28 يوم، إضافة إلى مؤشر القوة النسبية). وتمثلت أهم النتائج التي توصلت إليها الدراسة بأنه يمكن التنبؤ بقيمة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية واتجاهه ليوم التداول التالي باستخدام أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية وبدرجة عالية من الدقة حيث بلغت نسبة التوافق في اتجاه الحركة 70.5%.
- **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 وحتى 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 والموسمية.
- **دراسة (كوجك ورد، ونقار، عثمان، ومندو، عبد القادر 2018) بعنوان "(التنبؤ بالاتجاهات المستقبلية لعوائد مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام نماذج ARIMA–GARCH) [3].** هدف هذا البحث إلى تقييم فعالية استخدام نماذج الانحدار الذّاتي 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، وبإتباع منهجية Box–Jenkins في تحليل السلاسل الزّمنية تم التوصل إلى مجموعة من النتائج، أهمها عدم اتباع سلسلة عوائد المؤشر لحالة سير عشوائي خلال فترة الدراسة ، كما وأن السلسلة الزّمنية لعوائد المؤشر تخضع لعملية انحدار ذاتي من المرتبة الثانية، وعملية متوسطات متحركة من المرتبة الأولى ARMA (2,1)، كما ويخضع تباين عوائد المؤشر لعملية GARCH (1,1)، 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.

ثانياً: بعض الدراسات التي استخدمت النماذج الهجينة في التنبؤ: هناك العديد من الدراسات التي استخدمت النماذج الهجينة في السلاسل الزمنية، إلا أنه سنقتصر هنا على ذكر دراستين وذلك لضرورة اختصار العرض، بينما سيتم ذكر بعض الدراسات الأخرى التي استخدمت النماذج الهجينة عند التحدث عن أساليب التهجين الشائعة في المراجعة الأدبية:

- **دراسة (الجراح، نوال، والحكاك، ندى 2013) بعنوان "(استخدام الطرق الهجينة في التنبؤ لسعر الصرف للدولار الأمريكي)" [2]:** هدفت هذه الدراسة إلى استخدام نموذج هجين بين الشبكات العصبونية الاصطناعية ونموذج التمهيد الأسي، ونموذج هجين آخر بين الشبكات العصبونية الاصطناعية ونماذج ARIMA، ونموذج هجين يجمع بين التمهيد الأسي 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).
- **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)"

نظام تنبؤ هجين للسلاسل الزمنية المالية باستخدام الشبكات العصبونية الاصطناعية والأساليب الإحصائية [20]: هدفت هذه الدراسة إلى التنبؤ بسعر صرف الجنيه السوداني مقابل اليورو لليوم التالي باستخدام نموذج هجين مكون من ثلاث نماذج هي: نموذج التمهيد الأسي، 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 الأسي). وبناءً على مقاييس 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.

بناءً على ما سبق ذكره من دراسات سابقة فإن الدراسة الحالية تختلف عن الدراسات السابقة والتي هدفت إلى التنبؤ بمؤشر سوق دمشق للأوراق المالية (على وجه الخصوص) من ناحية حداثة الفترة الزمنية للدراسة ومن ناحية الأسلوب المطبق، حيث ستقوم هذه الدراسة باستخدام النماذج الهجينة للتنبؤ بمؤشر سوق دمشق للأوراق المالية وهذا مالم تذهب إليه الدراسات السابقة التي تمت على سوق دمشق للأوراق المالية حيث اقتصرت على تطبيق أسلوب واحد وذلك في حدود ما تم الاطلاع عليه. كما أن هذه الدراسة تركز في مقارنتها بشكل أساسي على التوافق في اتجاهات الحركة كمقياس أساسي في اختبار الدقة التنبؤية. ومن ناحية أخرى فإن هذا البحث يهدف إلى تقديم أسلوب مقترح للتهجين ومقارنته مع أساليب التهجين الشائعة، وهذه ما يمثل إضافة علمية وعملية إذا ما تم مقارنة ذلك مع الدراسات السابقة.

3.3. المراجعة الأدبية:

1.3.3. منهجية بوكس جينكينز–Box–Jenkins والصياغة الرياضية لنماذج ARIMA: 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)[9]، وبالرغم من مرور سنوات عديدة على تقديمها إلا أنَّ منهجية Box–Jenkins تعد من المناهج الحديثة في تحليل السلاسل الزمنية وأكثرها شيوعاً، وقد بيَّن Box–Jenkins في كتابهما بمختلف اصداراته مراحل تطبيق هذه المنهجية بشكل مفصَّل حيث تمثلت بالآتي [10]: فحص استقراريه السلسلة الزمنية وتطبيق التحويلات اللازمة لجعلها مستقرة إن لم تكن كذلك >> تحديد النموذج المناسب من نماذج (ARIMA) >> تقدير معلمات النموذج >> تشخيص النموذج (اختبار ملاءمته لبيانات السلسلة الزمنية) >> التنبؤ باستخدام النموذج المحدد. ويمكن فحص استقرارية السلسلة الزمنية من خلال اختبار جذر الوحدة والذي من الممكن

الكشــف عنها وفق اختبار ديكي فوللر المطوَّر Augmented Dickey Fuller (ADF)[14] حيث يشــترط لبناء نماذج الانحدار الذاتي والمتوسـط المتحرك أن تكون السـلسـلة الزمنية مسـتقرَّة (غير عشـوائية)، كما تفترض هذه المنهجية ثبات التباين. ولتحقيق مرونة أكبر في نمذجة السـلسـلة الزمنية، من المفيد في بعض الأحيان تضـمين نموذج الانحدار الذاتي (AR) ونموذج المتوسط المتحرك (MA) في نموذج التنبؤ الأساسي، وهذا يعني أن يكون النموذج الناتج هو نموذج خليط بين النموذجين ويمكن التعبير عن هذا النموذج ARMA(p,q) من خلال العلاقة (1) التالية [8]:

$$Y_t = \{ \emptyset_1 Y_{t-1} + \cdots + \emptyset_p Y_{t-p} \} + \{ \alpha_t - \theta_1 \alpha_{t-1} - \cdots - \theta_q \alpha_{t-q} \} \ldots . (1)$$

حيث أن: Y_t: قيمة المتغير في الفترة (t) وهي القيمة المراد التنبؤ بها (المتغير التابع). $\emptyset 1 , \emptyset 2, \emptyset p$: معاملات الانحدار. $Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-p}$: قيم المتغير في الفترات السابقة حتى الفترة (p) وهو ما يسمى بالتأخر الزمني أو التباطؤ.($\alpha_t, \alpha_{t-1}, \alpha_{t-q}$): الحدود العشوائية الحالية والسابقة والتي تشكل عملية ضجة البيضاء. $\theta_1, \theta_2, \theta_q$: معاملات نموذج الانحدار والتي يتم تقديرها من البيانات. ولتحديد 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 (ACF) لتحديد رتبة نموذج المتوسطات المتحركة MA(q)، ودالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) لتحديد رتبة نموذج الانحدار الذاتي AR(p).

إن السلاسل الزمنية المالية من مثل أسعار الأسهم، أسعار الصرف، معدلات التضخم، وما إلى ذلك، غالباً ما تتصف بظاهرة التقلب في بياناتها وهذا ما يجعلها تتصف بعدم ثبات التباين(Heteroskedasticity)، حيث تتصف قيم السلسلة الزمنية بتقلبات واسعة لفترات طويلة تليها فترة تكون فيها التقلبات طفيفة أو ساكنة نسبياً وقد يظهر فيها أثر ARCH. وبالتالي فإن ذلك يستدعي تقدير نموذج يطلق عليه نموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم تجانس التباين والذي قدمه Engle ويرمز له اختصار بـ (ARCH).[13] ، وهناك العديد من النماذج القياسية التي تنتمي إلى عائلة (ARCH) لذا سيتم التطرق إلى الصياغة الرياضية للنموذج الأساسي من نماذج (ARCH) وكذلك النموذج المعمم (GARCH) باعتبارهم من النماذج الأكثر استخداماً في تحليل ونمذجة السلاسل الزمنية المالية على وجه الخصوص.

2.3.3. الصياغة الرياضية لنماذج (ARCH- GARCH): 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 بواقي النموذج القياسي السابق. ويمكن اختبار وجود أثر لنموذج ARCH من خلال اختبار معنوية معاملات نموذج ARCH والممثلة في العلاقة (2) التالية [15]:

$$var\,(u_t) = \sigma^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \cdots + \alpha_p u_{t-p}^2 \ldots\ldots (2)$$

إن العلاقة السابقة تمثل نموذج ARCH(p) حيث $var\,(u_t)$ تمثل تباين حد الخطأ (البواقي) في الفترة (t)، فإذا كان لا يوجد ارتباط ذاتي بين مربعات حدود الأخطاء (تباين الخطأ) فإن فرضية العدم هي: $H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \cdots = \alpha_p = 0$ } فإذا تحقق ذلك فإن $\{var(u_t) = \alpha_0\}$ وبالتالي فإنه لا يوجد أثر لنموذج ARCH.

وقد شهد نموذج ARCH منذ اكتشافه 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)[7] ، ويرمز له اختصاراً بالرمز (GARCH)، حيث يمكن صياغته بالعلاقة (3) التالية:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 \sigma_{t-1}^2 \ldots\ldots\ldots (3)$$

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).

3.3.3. الشبكات العصبونية الاصطناعية:

1.3.3.3. تعريف الشبكة العصبونية الاصطناعية وبنيتها: الشبكة العصبونية الاصطناعية (ANN) 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.[21]، كما يمكن تعريفها أيضاً بأنها نماذج حسابية مستوحاة من النظام العصبي للكائنات الحية، لديها القدرة على اكتساب المعرفة (التعلُّم) 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.[25]

وتتكون الشبكات العصبونية الاصطناعية من عدة طبقات بحيث يوجد في كل طبقة مجموعة من العقد (node) أو كما تسمى أيضاً الوحدات (unit) وتستقبل كل عقدة مدخلاتها الموزونة _ إما من العصبونات الأخرى في الطبقة السابقة لها أو من خلال ملقن خارجي للبيانات (المدخلات) إذا كانت هذه العقد في طبقة المدخلات (الأولى)_ ليتم 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).[19] ولكن قبل المضي قدماً بالتطرق إلى أنواع الشبكات العصبونية الاصطناعية لا بد من الحديث عن أنواع توابع التنشيط Activation function والتي يتم بواسطتها المعالجة الرياضية.

تابع التنشيط Activation function:[11] إن العقد (node) العصبونية في الطبقات الخفية للشبكات متعددة الطبقات لا تتمتع بقدرة أعلى في المعالجة من العقد العصبونية للشبكات العادية ذات الطبقة الواحدة في حال وجود مشاكل خطية، لذا فإنه غالباً ما يتم استخدام توابع تنشيط غير خطية 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 التعلُّم للشبكة العصبونية الاصطناعية. ويوجد 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 tangent ; 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: (0 , +1).
- Function: Step ; Definition: $(0 : x < 0)$, $(1 : x \geq 0)$; Range: (0 , +1).
- 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 (المُتنبَّأ بها) في طبقة المخرجات، فمثلاً نجد أن تابع التنشيط اللوجستي (Logistic sigmoid) مفيد بشكل خاص عندما تكون القيم المستهدفة محدودة $(1+ , 0)$، فإذا

كانت القيم المستهدفة غير محدودة عندها يُستخدم تابع تنشيط غير محدود، وكذلك فإنه من الأفضل استخدام تابع التنشيط الأسي (Exponential) إذا كانت قيم المخرجات موجبة وغير محدودة من الأعلى ($\infty+$, 0) وهكذا... .

2.3.3.3. أنواع الشبكات العصبونية الاصطناعية المستخدمة في التنبؤ:[22] يوجد بشكل عام نوعان أساسيان للشبكات العصبونية الاصطناعية يمكن استخدامهما في التنبؤ وهما: الشبكات العصبونية ذات التغذية الأمامية، والشبكات العصبونية ذات التغذية الراجعة (الخلفية) feedback، فالشبكات ذات التغذية الأمامية تعتمد بشكل كامل على التغذية الأمامية دون أن يكون لخرج العقد أي تغذية راجعة للشبكة، أما الشبكات ذات التغذية الراجعة فإنها تتميز عن سابقتها بأن هذا النوع من الشبكات تحتوي على حلقة تغذية راجعة واحدة على الأقل، حيث يُعتقد أن وجود حلقات تغذية راجعة له تأثير عميق في قدرة الشبكة العصبونية على التدريب والتعلم.

3.3.3.3.–مراحل بناء الشبكة العصبونية الاصطناعية: بشكل عام فإن تصميم شبكة عصبونية اصطناعية تمر بمجموعة من الخطوات الرئيسية والتي يمكن ذكرها بالآتي [24]: تحديد المشكلة >> 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. حيث يتم في مرحلة إعداد البيانات تقسيم البيانات إلى ثلاث مجموعات: مجموعة التدريب، مجموعة الاختبار، مجموعة التحقق. أما فيما يخص تصميم الشبكة(هيكلها)، فيتم فيها تحديد عدد الطبقات المخفية وعدد العصبونات في كل طبقة وأنواع توابع التفعيل في كل من طبقة المدخلات والمخفية وطبقة المخرجات وغالباً ما يتم ذلك عن طريق التجريب. وفيما يخص تدريب الشبكة فإنه يتم تحديد خوارزمية التدريب المناسبة للمشكلة، وتحديد عدد دورات التدريب (التكرارات)، وكذلك معدل التعلم، ومعدل الزخم [18].

4.3.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,...) والتي تحتوي على اتجاه عام (على سبيل المثال) يمكن التنبؤ بها من خلال كل من نموذج التمهيد الأسي (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[12] .

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 الخطية وغير الخطية استراتيجية جيدة للاستخدام العملي من خلال الجمع بين نماذج مختلفة، ويمكن توضيح ما سبق من خلال العلاقة (4) التالية [29]:

$$y_t = L_t + N_t \ldots\ldots (4)$$

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 بالاعتماد على البيانات السابقة.

وهناك العديد من أساليب التهجين الشائعة، نجد مثلاً أن Zhang, G [30] 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.

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 الخطأ بين مدخلاتها (مخرجات النماذج الأخرى) والقيم الأصلية للسلسلة الزمنية.[17]

وأخيراً فإنه يمكن بناء النموذج الهجين من خلال إعطاء وزن نسبي لكن نموذج ومن ثم فإن النموذج الهجين عبارة عن حاصل مجموع مضاريب أوزان الدمج بمخرجات النماذج المستخدمة وذلك بشرط أن يكون مجموع الأوزان يساوي (100%)، 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 التالية: [17]

$$Y_t = W_1 F_t^{model1} + W_2 F_t^{model2} + \cdots + W_n F_t^{model(n)} \quad \ldots\ldots\ldots (5)$$

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)[27] ، ولكن في كثير من الحالات لا يمكن أن تحقق الأوزان المتساوية أفضل نتيجة للتنبؤ،

كما يمكن استخدام الخوارزميات الجينية لحساب الأوزان الترجيحية كما في دراسة (Al–hnaity, B., & Abbod, M.) [6] ويمكن تلخيص الخطوات العامة لمبدأ عمل الخوارزميات الجينية بما يلي[26] :

- تحديد دالة الصلاحية Fitness Function (هي تحويل دالة الهدف إلى دالة مناسبة للحل في الخوارزميات الجينية).
- البداية: وتتمثل في توليد مجتمع عشوائي من الكروموزومات، أو بعبارة أخرى إيجاد حلول مناسبة للمسألة.
- توليد مجتمع جديد: وتتمثل في توليد جيل جديد بتكرار الخطوات الآتية إلى أن يكتمل الجيل، ويتضمن ذلك ما يلي:
- الاختيار (Selection): يتم اختيار اثنين من الكروموزمات (والدين) Parents Chromosomes من المجتمع الابتدائي الذي تم توليده عشوائياً والتي يكون لها الاحتمال الأكبر للظهور وتعطي قيم أفضل ويتم ذلك بالاعتماد على دالة الصالحية.
- التصالب Crossover: إجراء إحدى عمليات التصالب للحصول على الذرية Offspring ويكون بين كروموزمين.
- الطفرة Mutation: يتم عمل الطفرة للسلف الجديد (الحل الجديد) بموقع معين في الكروموزم، وتجري بين الجينات في الكروموزم الواحد وذلك لاحتمال وجود طفرات في الأجيال.
- الاستبدال Replacement: عملية وضع السلف الجديد المتكون في الجيل الجديد للحلول محل المجتمع الابتدائي.
- الاختبار Test: عند توفر شرط التوقف، فإن الخوارزميات الجينية تتوقف وتعيد الحل الجيد من آخر جيل متكون.

- معيار التوقف: Stopping Creteria يستمر إنشاء الأجيال المتعاقبة بهدف تحسين الحل (تحسين أمثلية الحل)، وذلك حتى يتحقق شرط التوقف الذي يعتمد على مقياس توقف الخوارزميات الجينية، ويختلف هذا المقياس على حسب المسألة المراد حلها. ويتم تحديدها من قبل الباحث وذلك بتحديد عدد الأجيال الذي يتم توليدها.

5.3. الدراسة التطبيقية واختبار الفرضيات:

سيتم اختبار فرضيات الدراسة تباعاً بعد بناء كل من النموذج القياسي (ARIMA– ARCH) المناسب والشبكة العصبونية الاصطناعية، والنماذج الهجينة والمقارنة بينهم.

1.5.3. تقسيم البيانات:

بهدف المقارنة العلمية الدقيقة بين قدرة النماذج القياسية ARIMA– ARCH وبين قدرة الشبكات العصبونية الاصطناعية والنماذج الهجينة في التنبؤ باتجاه حركة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية فقد تم تقسيم بيانات الدراسة بشكل متكافئ بين الأساليب المطبقة، من تاريخ 1/1/2018 إلى 18/8/2019 خصصت لبناء نماذج (ARIMA– ARCH) وكذلك لتدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية وأيضاً لبناء النماذج الهجينة (تقدير نسب المزج). من تاريخ 2019/8/19 إلى 2019/10/21 خصصت للتنبؤ باتجاه حركة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية باستخدام الأساليب سابقة الذكر.

2.5.3. بناء النموذج القياسي (ARCH–ARIMA):

1.2.5.3. دراسة استقرارية السلسلة الزمنية:

تم دراسة استقرارية سلسلة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية من خلال الكشف عن وجود جذر الوحدة من عدمه في السلسلة الزمنية، حيث تم التطبيق بداية على السلسلة الأصلية دون إجراء أي فروق وتبين أنها تحوي جذر وحدة، لذا فقد تم إجراء الفروق من الدرجة الأولى لتحويلها إلى سلسلة مستقرة، وكل ذلك تمَّ عن طريق تقدير ثلاثة نماذج (مع ثابت واتجاه عام – مع ثابت فقط – بدون ثابت وبدون اتجاه عام) وذلك بالاعتماد على اختبار (Augmented Dickey–Fuller Test) وتم تحديد عدد الفجوات المناسبة لهذا الاختبار بناءً على معيار (SIC) [23] Schwarz Information Criterion للمعلومات وهو معيار لاختيار النموذج الأفضل من بين مجموعة من النماذج، ووفق هذا المعيار يُفضَّل النموذج ذو القيمة الأقل من بين النماذج الأخرى مثله في ذلك مثل معيار أكايكي (AIC) [5]، وتم الاعتماد على معيار (SIC) على اعتبار أن هذا المعيار متشدد أكثر من معيار (AIC) حيث وضع قيود على عدد البارامترات أكثر من معيار (AIC)[28].

الجدول رقم (1): نتائج اختبار جذر الوحدة (unit root test)

نتائج اختبار Augmented Dickey-Fuller Test (ADF):								
أولاً: دون إجراء أي فروق على السلسلة				ثانياً: بعد أخذ الفرق الأول				
	مع ثابت واتجاه		مع ثابت فقط	بدون ثابت ولا اتجاه	مع ثابت واتجاه		مع ثابت فقط	بدون ثابت ولا اتجاه
	C	TREND	C	non	C	TREND	C	non
Prob (Coefficient)	0.012	0.67	0.013		0.726	0.73	0.919	
Prob (ADF)	0.33		0.123	0.689	0.000		0.000	0.000

المصدر: من اعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات برنامج (EViews.9)

من خلال نتائج اختبار جذر الوحدة لسلسلة الفرق الأول الملخصة في الجدول السابق(رقم1) نلاحظ أن معاملات النموذج (مع ثابت واتجاه) غير معنوية وكذلك معامل النموذج (مع ثابت فقط) غير معنوي وبالتالي فإن السلسلة مستقرة عند الفرق الأول بدون ثابت ولا اتجاه عام، ومن ثم فإنه سيتم بناء نموذج ARIMA بالاعتماد على سلسلة الفرق الأول.

2.2.5.3. تحديد رتب النموذج (p, q): تم تحديد رتب النموذج بناءً على اختبار الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي:

الجدول رقم(2): نتائج اختبار الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي لسلسلة الفرق الأول

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.305	0.305	37.158	0.000
		2	0.037	-0.061	37.711	0.000
		3	-0.048	-0.045	38.625	0.000
		4	-0.094	-0.070	42.190	0.000
		5	-0.052	-0.002	43.265	0.000
		6	-0.017	-0.003	43.378	0.000
		7	-0.008	-0.011	43.403	0.000

المصدر: مخرجات برنامج (EViews.9)

نلاحظ من خلال الجدول السابق (رقم2) اقتراب معاملات الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي من الصفر، ومن خلال الجدول السابق تم اقتراح نموذج ARIMA (1.1,1) لتمثيل سلسلة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية. ويمكن اقتراح أيضاً مجموعة من النماذج الأخرى والتي تنتمي إلى اسرة ARIMA والمفاضلة فيما بينها وفق معايير اختيار النموذج الملائم.

الجدول رقم (3): معايير المعلومات لنماذج ARIMA المقترحة

Model	Log Likelihood	AIC	BIC
ARIMA(1,1,0)	-1975.520	9.94231	9.97235
ARIMA(0,1,1)	-2420.193	12.17685	12.2069
ARIMA(1,1,1)	-1955.034	9.84439	9.88445

المصدر: من اعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات برنامج (EViews.9)

من خلال الجدول (رقم 3) السابق نلاحظ أن النموذج الأكثر ملائمة من بين النماذج المقترحة هو ARIMA (1,1,1)، وفيما يلي اختبار لمعنوية معاملات النموذج ARIMA (1,1,1):

الجدول رقم (4): اختبار معنوية معاملات النموذج ARIMA (1,1,1)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6020.171	101.2904	59.43475	0.0000
AR(1)	0.973631	0.011044	88.15859	0.0000
MA(1)	0.316771	0.040456	7.830082	0.0000
SIGMASQ	1072.099	59.17675	18.11689	0.0000

R-squared	0.972124	Mean dependent var	6027.970
Adjusted R-squared	0.971912	S.D. dependent var	196.3596
S.E. of regression	32.90871	Akaike info criterion	9.844394
Sum squared resid	426695.3	Schwarz criterion	9.884459
Log likelihood	-1955.034	Hannan-Quinn criter.	9.860263
F-statistic	4580.088	Durbin-Watson stat	1.952501
Prob(F-statistic)	0.000000		

المصدر: من اعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات برنامج (EViews.9)

نلاحظ من خلال الجدول السابق (رقم 4) أن جميع معاملات النموذج ARIMA (1,1,1) معنوية، وقد تم اختبار وجود أثر (ARCH) على بواقي نموذج ARIMA (1.1.1) وفق عدة تباطؤات وتبين فقط أن معاملات النموذج ARCH (1) وكذلك ARCH (2) معنوية كما هو موضح في الجدول (5) التالي:

الجدول رقم (5): نتائج اختبار أثر ARCH (1) –ARCH (2)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	5972.851	135.9378	43.93813	0.0000
AR(1)	0.983127	0.009804	100.2822	0.0000
MA(1)	0.337717	0.055904	6.040962	0.0000
Variance Equation				
C	823.1381	57.06725	14.42400	0.0000
RESID(-1)^2	0.272188	0.085231	3.193545	0.0014
R-squared	0.972353	Mean dependent var		6028.538
Adjusted R-squared	0.972210	S.D. dependent var		198.8098
S.E. of regression	33.14233	Akaike info criterion		9.803296
Sum squared resid	422889.5	Schwarz criterion		9.854340
Log likelihood	-1896.839	Hannan-Quinn criter.		9.823534
Durbin-Watson stat	2.009916			

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	5933.399	181.6219	32.66897	0.0000
AR(1)	0.986568	0.009223	106.9697	0.0000
MA(1)	0.303520	0.052485	5.782955	0.0000
Variance Equation				
C	767.0739	52.69919	14.55571	0.0000
RESID(-1)^2	0.219986	0.081627	2.695012	0.0070
RESID(-2)^2	0.089185	0.036490	2.444070	0.0145
R-squared	0.972313	Mean dependent var		6028.538
Adjusted R-squared	0.972169	S.D. dependent var		198.8098
S.E. of regression	33.16641	Akaike info criterion		9.794368
Sum squared resid	423504.2	Schwarz criterion		9.855621
Log likelihood	-1894.107	Hannan-Quinn criter.		9.818654
Durbin-Watson stat	1.940828			

المصدر: مخرجات برنامج (EViews.9)

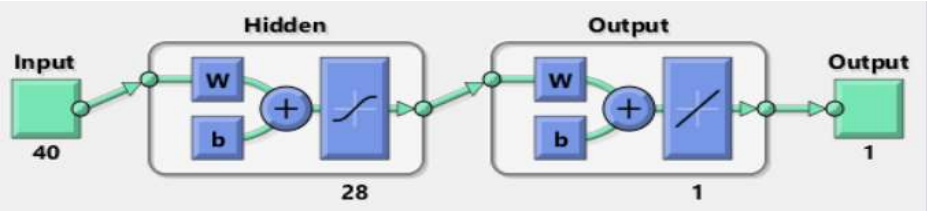
من خلال معايير المعلومات الموضحة في الجدول السابق (رقم 5) يتضح أن نموذج (1) ARCH قريب جداً من نموذج (2) ARCH في ملائمتهم لتمثيل البيانات وتم تجريب كل منهم واتضح أنه لا يوجد فارق لذا تم الاعتماد على نموذج (2) ARCH للتنبؤ.

3.5.3. بناء الشبكة العصبونية الاصطناعية:

1.3.5.3. الآلية المتبعة في بناء الشبكة العصبونية الاصطناعية: من أجل أن تكون المقارنة عادلة بين قدرة الشبكات العصبونية الاصطناعية وقدرة نماذج (ARIMA– ARCH) في التنبؤ باتجاه حركة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية، فقد تم الاعتماد فقط على القيم السابقة للمتغير المدروس (سعر إغلاق المؤشر) كمدخلات للشبكة العصبونية الاصطناعية للتنبؤ في اليوم التالي دون حساب أي مؤشرات فنية ودون إدخال أي متغيرات أخرى تساعد على التنبؤ بقيم المؤشر، أي تم تحديد مدخلات الشبكة العصبونية بشكل موافق للفكرة الأساسية لنماذج الانحدار الذاتي. وبهدف التنبؤ فقد تم استخدام الشبكة العصبونية الاصطناعية من نوع التغذية الأمامية والانتشار الخلفي للخطأ. ويتم عادة بهذا النوع من الشبكات استخدام تابع التفعيل Hyperbolic tangent: $\frac{e^x-e^{-x}}{e^x+e^{-x}}$ غير الخطي في الطبقة المخفية والذي يستخدم بشكل خاص لكشف العلاقات المعقدة وغير الخطية عند استخدام خوارزمية الانتشار الخلفي للخطأ، بينما يتم استخدام تابع التفعيل الخطي Linear في طبقة المخرجات وذلك بهدف السعي إلى مطابقة الخرج الفعلي مع خرج الشبكة. كما تم الاعتماد على برنامج Matlab في بناء الشبكة العصبونية الاصطناعية وتدريبها والتنبؤ بها أيضاً. حيث تمثلت مراحل بناء الشبكة العصبونية بعد تقسيم البيانات إلى بيانات خاصة بالتدريب وبيانات خاصة بالتنبؤ 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 التالي لكل يوم من أيام التداول خلال فترة التدريب، وتم تحديد عدد دورات التدريب الأعظمي بـ (Epoch 1000) وحفظ النتائج ليعاد التدريب بتعديل عدد العصبونات في الطبقة المخفية بشكل تدريجي أيضاً، 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 يمكن استخدامها في التنبؤ باتجاه حركة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية.

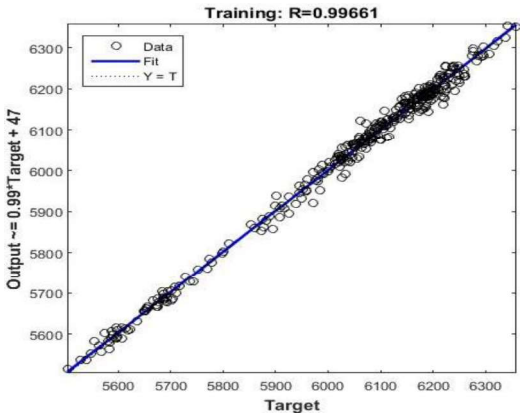
2.3.5.3. هيكل الشبكة العصبونية الاصطناعية المقترحة ونتائج تدريبها: تبين من خلال التجريب أن زيادة التباطؤات تعطي نتيجة أفضل للتنبؤ بالاتجاه بالرغم من زيادة الخطأ (الفرق بين القيم الفعلية ومخرجات الشبكة) ، لذلك بعد التجريب التدريجي تم اقتراح شبكة العصبونية تتكون من ثلاث طبقات: طبقة المدخلات: تتكون من 40 مدخل (قيم أسعار الإغلاق السابقة لمؤشر السوق خلال 40 يوم سابق). الطبقة المخفية: تكونت من (28 عصبون) خفي. طبقة المخرجات: تمثلت بسعر إغلاق المؤشر لليوم التالي (المراد التنبؤ به y_{t+1}) وبالتالي فهي تحوي عصبون واحد.

وقد تم تجهيز البيانات باستخدام برنامج Microsoft Excel قبل إدخالها إلى برنامج Matlab، بحيث يكون سعر الإغلاق في اليوم التالي هو خرج الشبكة العصبونية، بينما أسعار الإغلاق السابقة (40 يوم سابق) هو دخل الشبكة وذلك لكل يوم تداول خلال الفترة المدروسة، حيث بلغت عدد أيام التدريب (348) يوم من تاريخ 2018/1/1 إلى 2019/8/18 (وهي الفترة المخصصة لتدريب الشبكة). والشكل (1) التالي يوضح بنية الشبكة العصبونية net (lag40):



الشكل رقم (1): بنية الشبكة العصبونية net (lag40) المصدر: مخرجات برنامج Matlab 2017.

يوضح الشكل السابق بنية الشبكة العصبونية من حيث أشكال توابع التفعيل في كل طبقة وعدد المدخلات وعدد العصبونات في الطبقة المخفية وكذلك عدد العصبونات في طبقة الخرج. والشكل (2) التالي يوضح نتائج تدريب الشبكة العصبونية والذي يظهر أن الشبكة تدربت بشكل جيد على البيانات:



الشكل رقم (2): نتائج تدريب الشبكة العصبونية net (lag40) المصدر: مخرجات برنامج Matlab 2017.

يظهر الشكل السابق علاقة الانحدار بين الخرج الفعلي (Target) وخرج الشبكة (Output) أثناء التدريب، حيث بلغ معامل الارتباط 0.99661 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 أو التباطؤات حتى تم التوصل إلى هذه النتائج.

ولا بد من الإشارة إلى أن نسبة التوافق في اتجاه الحركة للشبكة العصبونية للعينات التي تدربت عليها كانت (72.62%) بينما في نموذج ARIMA–ARCH (63.96%)، وأن الجذر التربيعي لمتوسط مربعات الأخطاء RMSE (16.7) للشبكة العصبونية بينما نموذج ARIMA–ARCH (31.81) وبهذا فإن الشبكة العصبونية تفوقت على نماذج ARIMA–ARCH في قدرتها على تمثيل البيانات التي بنيت عليها سواء من ناحية التنبؤ باتجاه الحركة أم من ناحية خطأ التنبؤ.

4.5.3. بناء النماذج الهجينة وأسلوب التهجين المقترح: تمَّ بناء النماذج الهجينة خلال الفترة التي تم على أساسها تقدير معاملات نموذج ARIMA–ARCH وتدريب الشبكة العصبونية (1/1/2018 إلى 18/8/2019). حيث تمثلت بما يلي:

أولاً: الانحدار المتعدد بين مخرجات النماذج والقيم الفعلية: تم بناء نموذج الانحدار المتعدد بين مخرجات نموذج ARIMA–ARCH ومخرجات الشبكة العصبونية الاصطناعية كمتغيرات مستقلة وبين القيم الفعلية لمؤشر سوق دمشق للأوراق المالية كمتغير تابع،

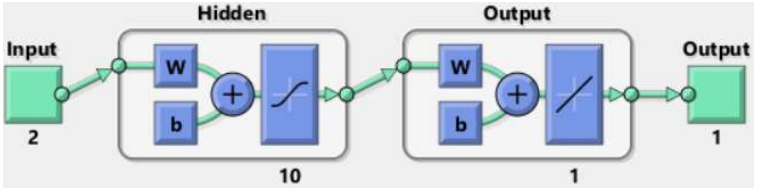
والجدول رقم (6) التالي يبين نتائج هذا الاختبار:

Significance F	*F*	*MS*	*SS*	*df*	ANOVA
0.000000	22895470	6351592868	12703185737	2	Regression
		277	95986	346	Residual
			12703281723	348	Total
	P-value	*t Stat*	*Standard Error*	*Coefficients*	
	1.075E-99	30.38938293	0.035255935	1.071406122	الشبكة العصبونية
	0.04346612	-2.026637122	0.035260646	-0.071460535	نموذج ARIMA-ARCH

المصدر: مخرجات برنامج EXCEL اعتماداً على أداة Data Analysis

ثانياً: محاولة التنبؤ في بواقي نموذج ARIMA باستخدام الشبكة العصب ونية:hybrid ARIMA–ANN additive

تم الاعتماد على قاعدة التجريب التدريجي في تحديد عدد التباطؤات (بواقي نموذج ARIMA في الفترات السابقة) كمدخلات للشبكة وذلك وفق دراسة Zhang, G [29]، وغالباً فإن أخطاء النموذج لا ترتبط مع بعضها لفترات طويلة سابقة، ووفقاً لذلك وبعد التجريب تبين أن أفضل بنية للشبكة العصبونية كما هو موضح في الشكل (2) التالي:



الشكل رقم (2) بنية الشبكة العصبونية (lag2– error) net المصدر: مخرجات برنامج Matlab 2017.

يظهر الشكل السابق بنية الشبكة العصبونية التي تم استخدامها للتنبؤ ببواقي نموذج ARIMA (1.1.1)، حيث تتكون من مدخلين (تباطؤين للبواقي) وعدد العصبونات في الطبقة الخفية (10) وخرج واحد (عصبون واحد في طبقة الخرج) وهو يمثل قيمة الخطأ (البواقي) المتنبئ به. كما يظهر الشكل السابق أنواع توابع التفعيل في الطبقة الخفية وطبقة المخرجات، حيث تم استخدام تابع التفعيل Hyperbolic tangent: $\frac{e^x-e^{-x}}{e^x+e^{-x}}$ غير الخطي في الطبقة المخفية غير الخطية باعتبار أن البواقي المراد النبؤ بها تشكل الجزء غير الخطي في السلسلة.

ثالثاً: التهجين عن طريق التوزيع المتساوي لنسب المزج: وفق هذه الطريقة فإنه يتم إعطاء أوزان متساوية في بناء النموذج الهجين، وبما أنه يوجد نموذجين يتم استخدامهما في هذا البحث (الأول: نموذج ARIMA–ARCH والثاني: الشبكات العصبونية الاصطناعية) فإنه وفقاً لهذه الطريقة فإن النموذج الهجين هو:

$$Y_{Hybrid} = (50\%)*Y_{net} + (50\%)*Y_{ARCH} \dots\dots (4)$$

رابعاً: حساب أوزان الدمج باستخدام الخوارزميات الجينية: تم تحديد تابع دالة الصلاحية Fitness Function (دالة الهدف) اعتماداً على مؤشر RMSE: الجذر التربيعي لمتوسط مربعات أخطاء التنبؤ للنموذج الهجين بين ARIMA–ARCH والشبكة العصبونية، بحيث يكون الحل الأمثل بناءً على تحديد أوزان الدمج والذي يعطي أقل قيمة للخطأ RMSE: تابع الصلاحية المحدد)، ولضمان تحديد الأوزان بأفضل نسب فقد تم تحديد معيار التوقف Stopping

Creteria _عدد الأجيال الذي يتم توليدها لأمثلة الحل_ بـــــــ (1000) جيل. وتم اســـتخدام الحزمة البرمجية (GA Optimization for EXCEL) بهدف تطبيق الخوارزميات الجينية، وتم التوصل إلى أوزان الدمج التالية:

$$\mathbf{Y_{Hybrid} = (106.993\%)*Y_{net} + (-6.997\ \%)*Y_{ARCH}} \cdots\cdots \mathbf{(5)}$$

نلاحظ أن استخدام الخوارزميات الجينية في حساب أوزان التهجين قد أعطت أوزان قريبة جداً للأوزان التي تم الحصول عليها باستخدام الانحدار المتعدد، وذلك بسبب العلاقة الخطية بين القيم المتنبئ بها من خلال نموذج ARIMA–ARCH والشبكة العصبونية الاصطناعية وبين القيم الفعلية (مؤشر السوق المالي).

خامساً: أسلوب التهجين المقترح: بما أن التنبؤ باتجاه الحركة في السوق المالي يحظى على اهتمام كبير فإن النموذج الذي لديه قدرة أكبر على تحقيق نسبة توافق في اتجاه الحركة من المنطق أن يكون وزنه الترجيحي أكبر وذلك بهدف زيادة قدرة النموذج الهجين على التنبؤ باتجاه الحركة، وكما هو معروف فإن خطأ النموذج الهجين (ممثلاً معيار RMSE مثلاً) لا يمكن أن يكون قيمته أكبر من قيمة النموذج ذو الخطأ الأكبر من بين النماذج المراد تهجينها، لذا وبعيداً عن التعقيد فإن هذا الأسلوب يعتمد في حساب أوزان التهجين بناءً على قدرة النماذج في التنبؤ باتجاه الحركة (أي بغض النظر عن قيمة البواقي /الأخطاء/ لكل نموذج) فمن الممكن أن يكون للنموذج قدرة على التنبؤ باتجاه الحركة ولكن الفرق بين القيمة الفعلية وخرج النموذج كبير مقارنة بنموذج آخر يكون الفارق بين القيمة الفعلية وخرجه أقل ولكن نسبة التوافق في اتجاه الحركة أقل من النموذج الأول(كما سيتضح ذلك لاحقاً عند مقارنة النماذج في فترة التنبؤ) لذا فإن الأسلوب المقترح يعتمد في حسابه لأوزان الدمج على نسب التوافق في اتجاه الحركة للنماذج الداخلة في النموذج الهجين، وبعبارة أخرى فإنه يعتمد في حساب أوزان الدمج على قدرة النماذج على محاكاة اتجاه الحركة لسلسلة مؤشر السوق المالي. ويمكن حساب نسبة التهجين لأي نموذج من خلال العلاقة التالية:

$$\boldsymbol{w_i} = \frac{\boldsymbol{Cr_i}}{\sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{Cri}} \cdots\cdots\cdots (6)$$

حيث أن w_i: الوزن الترجيحي للنموذج I، n: عدد النماذج الداخلة في بناء النموذج الهجين، Cr_i: نسبة التوافق (Compatibility ratio) في اتجاه الحركة للنموذج I.

أي أن الوزن الترجيحي لكل نموذج يتم حسابه بقسمة نسبة توافق هذا النموذج إلى مجموع نسب التوافق لجميع النماذج الداخلة في التهجين. وبناءً على ما سبق فإنه تم حساب نسب التهجين لكل من الشبكات العصبونية الاصطناعية ونموذج ARCH، حيث كانت قيمتها كما هو موضح في العلاقة التالية:

$$\mathbf{Y_{Hybrid} = (53.277\%)*Y_{net} + (46.723\%)*Y_{ARCH}} \cdots\cdots \mathbf{(5)}$$

والجدول رقم (7) التالي يوضح نتائج النماذج الهجينة خلال الفترة نفسها التي تم على أساسها تقدير النماذج الهجينة وبناء جميع النماذج السابقة (مرحلة ما قبل التنبؤ من 1/1/2018 إلى 18/8/2019):

الفترة	18/8/2019 - 1/1/2018	
النماذج / المؤشرات	RMSE	نسبة التوافق باتجاه الحركة
ANN	16.71	72.62%
ARCH	31.82	63.69%
additive hybrid ARIMA-ANN	32.01	62.50%
regression (ANN,ARCH)	16.61	72.33%
التوزيع المتساوي	22.03	66.57%
GA(ARCH;ANN)	16.61	72.33%
الأسلوب المقترح	21.49	66.28%

المصدر: من إعداد الباحث اعتماداً على برنامج Excel ومخرجات برنامجي Eviews و Matlab

من خلال الجدول السابق نلاحظ أن النموذجين regression(ANN–ARCH)– GA(ANN–ARCH) كان لهما نفس الأداء بسبب التقارب الكبير في أوزان الدمج فيما بينهماً، كما أن مؤشر RMSE لهما كان الأفضل مقارنة بباقي النماذج، حيث استطاعا تخفيض خطأ الشبكة ممثلاً بمعيار RMSE من 16.71 إلى 16.61 من خلال دمجها مع نموذج ARCH، بينما الأسلوب المقترح كان حل وسطي بين النماذج الأخرى سواء من حيث نسبة التوافق أو من حيث مؤشر RMSE، ولكن هل الاعتماد على أحدهم (باعتبار لهما نفس اوزان الدمج تقريباً) في التنبؤ سيكون الأفضل في مرحلة التنبؤ؟ وهل يملكان القدرة في تحسين التنبؤ باتجاه الحركة أو تقليل خطأ التنبؤ مقارنة بباقي النماذج الأخرى؟ هذا ما سيتم مناقشته في الفقرة التالية.

5.5.3. التنبؤ والمقارنة واختبار الفرضيات: من أجل بيان دور الأسلوب المقترح لبناء النموذج الهجين في تحسين القدرة على التنبؤ فإنه تم تقسيم فترة التنبؤ إلى فترتين، من تاريخ 19/08/2019 إلى 19/09/2019 ومنها إلى تاريخ 21/10/2019 وحساب نسبة التوافق بالاتجاه ومؤشر RMSE (مؤشر الجذر التربيعي لمتوسط مربعات الأخطاء) للفترتين. كما هو موضح في الجدول رقم (8) التالي وذلك وفق النماذج والأساليب التي تمَّ بناءها (الهجينة وغير الهجينة) ووفق الأسلوب المقترح:

الجدول رقم (8): مؤشرات قياس دقة التنبؤ خلال الفترة 19/8/2019 إلى 21/10/2019

الفترة	19/9/2019 - 19/8/2019		21/10/2019 - 19/9/2019	
النماذج / المؤشرات	RMSE	نسبة التوافق باتجاه الحركة	RMSE	نسبة التوافق باتجاه الحركة
ANN	99.64	78.26%	63.46	66.67%
ARCH	22.99	47.83%	27.92	76.19%
additive hybrid ARIMA-ANN	24.75	52.17%	25.82	68.18%
regression (ANN,ARCH)	106.12	78.26%	67.25	66.67%
التوزيع المتساوي	55.69	60.87%	39.40	76.19%
GA(ARCH;ANN)	105.93	78.26%	67.14	66.67%
الأسلوب المقترح	58.47	65.22%	40.78	76.19%

المصدر: من إعداد الباحث اعتماداً على برنامج Excel ومخرجات برنامجي Eviews و Matlab

من خلال الجدول (8) السابق نلاحظ ما يلي:

-من خلال فترة التنبؤ الأولى نلاحظ أنه بالرغم من قدرة نموذج ARIMA-ARCH في تقليل خطأ التنبؤ بالقيم كما هو موضح من خلال مؤشر (RMSE) مقارنة بالشبكة العصبونية الاصطناعية (ANN) إلا أنها لم تستطع التنبؤ باتجاه حركة مؤشر سوق دمشق كما هو عليه في الشبكة العصبونية الاصطناعية، حيث بلغت نسبة التوافق باتجاه الحركة لهذه الفترة من التنبؤ 47.83% وهي نسبة أقل من احتمال 50% وبالتالي فإنه حسب معطيات التنبؤ لهذه الفترة يتضح أنه لا يمكن الاعتماد على نموذج ARCH بهدف التنبؤ باتجاه حركة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية. وبالمقابل نجد أن مؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة للشبكة العصبونية الاصطناعية وصلت إلى 78.26% وهي نسبة يمكن اعتبارها عالية إذا ما تمت مقارنتها بنماذج ARIMA-ARCH ولكن هذه النسبة المرتفعة كانت على حساب ارتفاع مؤشر RMSE مقارنة بنموذج ARIMA-ARCH رغم قدرتها على توقع اتجاه الحركة. وبالتالي فإنه حسب معطيات التنبؤ لهذه الفترة يتضح أنه يمكن الاعتماد على الشبكة العصبونية الاصطناعية بهدف التنبؤ باتجاه حركة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية.

- من خلال فترة التنبؤ الثانية نلاحظ أن نموذج ARIMA-ARCH تفوق على الشبكة العصبونية الاصطناعية في تحقيق نسبة أعلى للتوافق باتجاه الحركة وبمقدار أقل من مؤشر RMSE حيث وصلت نسبة التوافق باتجاه الحركة إلى 76.19% مقابل 66.67% للشبكة العصبونية الاصطناعية، وبالتالي فإنه حسب معطيات التنبؤ لهذه الفترة يتضح أنه يمكن الاعتماد على نموذج ARIMA-ARCH بهدف التنبؤ باتجاه حركة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية وذلك على خلاف ما هو عليه في الفترة الأولى من التنبؤ.

ويمكن تفسير ما سبق بأن سلسلة أسعار الإغلاق لمؤشر سوق دمشق للأوراق المالية خلال فترة التنبؤ الأولى اتصفت بأنها غير خطية وكما نعلم أن الشبكة العصبونية لديها قدرة أكبر في التعامل مع البيانات غير الخطية وخاصة أنه تم استخدام تابع التفعيل Hyperbolic tangent: $\frac{e^x-e^{-x}}{e^x+e^{-x}}$ غير الخطي في الطبقة المخفية للشبكة العصبونية والذي يستخدم بشكل خاص لكشف العلاقات المعقدة وغير الخطية لذا فإنها أعطت نتائج أفضل للتنبؤ باتجاه الحركة مقارنة بنموذج ARIMA-ARCH، أما في فترة التنبؤ الثانية فإن السلسلة الزمنية كانت أقرب إلى الخطية لذا فإن نماذج ARIMA-ARCH تفوقت على الشبكة العصبونية في تحقيق نسبة توافق أعلى باتجاه الحركة. ويمكن ملاحظة ذلك من خلال عرض القيم الفعلية لسلسلة أسعار إغلاق مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية خلال فترتي التنبؤ كما هو موضح في الشكل (3) التالي:

الشكل رقم (3) القيم الفعلية لسلسلة أسعار إغلاق مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية خلال فترتي التنبؤ

-بالنسبة للنماذج الهجينة نلاحظ أن الشبكة العصبونية الاصطناعية كانت أفضل من النموذجين الهجينين regression(ANN,ARCH)، GA (ARCH;ANN) لأنها حققت نفس قيمة مؤشر نسبة التوافق باتجاه الحركة وبمقدار

أقل من مؤشر RMSE وذلك سواء بفترة التنبؤ الأولى أو الثانية وبالتالي فإن هذان النموذجان لم يحققان أي إضافة على صعيد تحسين القدرة التنبؤية خلال الفترتين، إلا أن النموذج الهجين ذو التوزيع المتساوي كان كحل وسطي بين الشبكة العصبونية ونماذج ARIMA–ARCH في كلا الفترتين. وبالنسبة لنموذج additive hybrid ARIMA–ANN فإنه حسَّن قليلاً من أداء نموذج ARIMA–ARCH من ناحية زيادة القدرة على التوافق باتجاه الحركة في الفترة الأولى من التنبؤ ولكنه سلك سلوكاً معاكساً خلال الفترة الثانية من التنبؤ حيث أضعف من قدرته على التنبؤ باتجاه الحركة من 76.19% إلى 68.18% ولكنه بقي أفضل من أداء الشبكة العصبونية الاصطناعية وأفضل من النموذجين الهجينين regression(ANN,ARCH)، GA (ARCH;ANN) خلال فترة التنبؤ الثانية.

–وإذا ما تمت مقارنة الاستقراءات السابقة بأسلوب التهجين المقترح نلاحظ أنه في فترة التنبؤ الأولى حقق نسبة توافق 65.22% وهي نسبة توافق أعلى من النموذج الهجين ذو التوزيع المتساوي حيث حقق هذا الأخير نسبة توافق 60.87% وإذا ما تمت مقارنته بأساليب التهجين الأخرى نلاحظ أن هذه الأساليب لم تحقق أي تحسن إذا ما تمت مقارنتها بالشبكة العصبونية كما ذكرنا سابقاً أي أن الأسلوب المقترح خفض من خطأ الشبكة العصبونية من 99.64 إلى 58.47 تبعاً لمؤشر RMSE خلال فترة التنبؤ الأولى، وبالطبع فإن نسبة توافقه أقل من الشبكة العصبونية خلال هذه الفترة ولكنه كحل وسطي بين النماذج المستخدمة مع ميول نحو النموذج الذي يحقق نسبة توافق أعلى.

أما خلال فترة التنبؤ الثانية فإن الأسلوب المقترح حقق نفس نسبة التوافق الذي حققها نموذج ARIMA–ARCH 76.19% وهي أعلى نسبة توافق بالاتجاه بالنسبة لجميع النماذج. أما باقي نماذج التهجين فإنها حققت نفس أداء الشبكة العصبونية تقريباً وهي نسبة توافق أقل وبخطأ أكبر.

– بما أنه لا يمكن معرفة طبيعة السلوك الذي ستتبعه سلسلة الأسعار في السوق المالي في كل فترة يتم بها التنبؤ (هل ستكون خطية أم غير خطية) فإن الاعتماد على أحد النماذج (الشبكات العصبونية أو ARIMA–ARCH) من شأنه أن يحقق في فترات معينة دقة جيدة وفي فترات أخرى دقة أقل في التنبؤ باتجاه الحركة لذا فإنه من الضروري الاعتماد على نموذج هجين يأخذ الصفات الخطية وغير الخطية معاً مع ميول نحو النموذج الذي لديه قدرة أكبر في تحقيق نسبة توافق أعلى. وهذا ما اتضح من خلال ما سبق، فلو تم الاعتماد على الأسلوب المقترح في التنبؤ في الفترة الأولى لكان أفضل من الاعتماد على نموذج ARIMA–ARCH للتنبؤ باتجاه الحركة وأفضل من التوزيع المتساوي أيضاً، وخلال الفترة الثانية فإنه لو تم الاعتماد على الاسلوب المقترح لكان أفضل من الاعتماد على الشبكة العصبونية الاصطناعية، كما أن الاعتماد على نماذج التهجين الأخرى (الانحدار المتعدد، التهجين بالخوارزميات الجينية) لم يعطي أي ميزة مقارنة بالشبكة العصبونية الاصطناعية لأن أوزان التهجين التي أعطتها هذه الأساليب اعتمدت على أخطاء النموذجين في مرحلة التقدير (البناء) وكان خطأ الشبكة قليل في هذه المرحلة مقارنة بنماذج ARIMA–ARCH لذا فإن أوزن التهجين كانت بحدود 107% للشبكة و 7%– لنماذج ARIMA–ARCH. لذا سلكت سلوك قريب لسلوك الشبكة العصبونية الاصطناعية.

وإذا ما سلمنا بأن أسلوب التهجين ذو التوزيع المتساوي أفضل من أساليب التهجين الشائعة الأخرى باعتباره حل وسطي فإن الأسلوب المقترح يتفوق على النموذج الهجين ذو التوزيع المتساوي في الفترات التي تتصف بها طبيعة تحركات الأسعار بأنها غير خطية لأن نماذج ARIMA–ARCH في الفترات غير الخطية (الفترة الأولى) حققت نسبة توافق (47.83%) وهي أقل كفاءة بفارق ملحوظ عن الشبكة العصبونية الاصطناعية في الفترات الخطية (الفترة الثانية) حيث حققت الشبكة (66.67%)، أي أن الشبكة العصبونية الاصطناعية كانت أفضل خلال الفترة الكليةً لذا فإن الأسلوب المقترح هو الأنسب للتنبؤ باتجاه الحركة وأفضل من التوزيع المتساوي لأنه أعطى النموذج الأفضل ثقل أكبر في التهجين

وتم بناءه من خلال نسب التوافق وليس بالاعتماد على الأخطاء كما هو الحال في النموذجين الهجينين regression(ANN,ARCH)، GA (ARCH;ANN).

بناءً على ما سبق يمكن رفض الفرضية الرئيسة في هذا البحث وقبول الفرضية البديلة، وبالتالي فإن أسلوب التهجين المقترح يتفوق على أساليب التهجين الشائعة في تحسين القدرة على التنبؤ باتجاه حركة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية.

4. النتائج والمناقشة: توصلت الدراسة إلى مجموعة من النتائج يمكن تلخيص أهمها فيما يلي:

- إن الاعتماد على نموذج ARIMA–ARCH كنموذج خطي أو على الشبكة العصبونية الاصطناعية كنموذج غير خطي من شأنه أن يحقق في فترات معينة دقة جيدة وفي فترات أخرى دقة أقل في التنبؤ باتجاه الحركة لذا فإنه من الضروري الاعتماد على نموذج هجين يأخذ الصفات الخطية وغير الخطية معاً.
- عند بناء نموذج هجين باستخدام الانحدار المتعدد أو باستخدام الخوارزميات الجينية لحساب أوزان الدمج فإنه في بعض الحلات لا تعطي هذه الأساليب أي تحسين في القدرة التنبؤية وذلك في حال كانت أخطاء أحد النماذج المراد تضمينها في النموذج الهجين قليلة مقارنة بالنماذج الأخرى، وبالتالي فإنه سيتم اعطاءها الوزن الأكبر كما هو عليه الحال في الشبكة العصبونية الاصطناعية –وخاصة أن أوزان التهجين التي أعطتها هذه الأساليب تعتمد على أخطاء النماذج في مرحلة التقدير وتعمد في تحديدها لهذه الأوزان إلى تخفيض الخطأ إلى أقل قدر ممكن– حيث تم إعطاء الشبكة العصبونية وزن ترجيحي 107% تقريباً مقابل 7%– لنماذج ARIMA–ARCH وبالتالي فإن النموذج الهجين سلك نفس سلوك الشبكة العصبونية الاصطناعية تقريباً.
- إن الأسلوب المقترح والذي تم بناءه اعتماداً على نسب التوافق باتجاه الحركة كان الأنسب للتنبؤ باتجاه حركة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية. حيث أن هذا الأسلوب لا يعتمد في حسابه لأوزان الدمج على أخطاء النماذج في مرحلة التقدير وإنما على قدرة النماذج على محاكاة اتجاه الحركة لسلسلة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية وهذا ما أعطاه قدرة أكبر في تحسين إمكانية التنبؤ باتجاه حركة مؤشر سوق دمشق للأوراق المالية.

6 . التوصيات:

– إعطاء أهمية للنماذج الهجينة عند القيام بعملية التنبؤ في السوق المالي لاتخاذ قرارات استثمارية رشيدة.

– تطبيق أساليب التهجين الشائعة في أسواق أخرى ومقارنتها مع الأسلوب المقترح، وهذا من شأنه أن يؤدي إلى تعميم أسلوب التهجين الأفضل عند المقارنة.

– ضرورة قيام الباحثين والمستثمرين والمهتمين بتجريب عدة أشكال وبنى هيكلية أخرى للشبكات العصبونية الاصطناعية.

7. المراجع

أولاً: المراجع العربية:

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. الجراح، نوال، والحكاك، ندى، (2013)، " استخدام الطرق الهجينة في التنبؤ لسعر الصرف للدولار الأمريكي"، ***مجلة كلية بغداد للعلوم الاقتصادية الجامعة***، العدد (34)، ص ص: 380–359.
3. 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.

4. 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 (35) العدد (5).

ثانياً: المراجع باللغة الأجنبية:

5. Akaike, H. (1974), "A new look at the statistical model identification", *IEEE* Transactions on Automatic Control, 19 (6): 716–723.
6. Al-hnaity, B., & Abbod, M. (2016). "Predicting financial time series data using hybrid model". ***In Intelligent Systems and Applications***, Springer International Publishing Switzerland, pp. 19-41.
7. Bollerslev. T. (1986) "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity", ***Journal of Econometrica,*** Volume 31, pp. 307-326.
8. 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.
9. Box, G. E. P. & Jenkins, G. M. (1976), "**Time Series Analysis Forecasting and Control**", Revised Edition., Holden-Day, California
10. Box, G. E. P. & Jenkins, G. M.& Reinsel, G.C. (1994), "**Time Series Analysis Forecasting and Contro**l", Third Edition., Prentice-Hall, Inc., New jersey.
11. Cain. G., (2017)., " **Artificial neural networks : new research**", Nova Science Publishers, New York, USA, p.6.
12. 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.
13. Engle, R., (1982),"Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation", ***Econometrica***, vol. 50. No. 1, pp. 987–1007.
14. Gujarati, D., (2004), "**Basic Econometrics**", Fourth Edition, The McGraw-Hill, p.817.
15. Gujarati, D., Porter, D., (2009), "BASIC ECONOMETRICS" 5th Ed, McGraw-Hill/Irwin, New York, and PP: 791-796.
16. 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.
17. Hyndman R., Athanasopoulos G., (2018), " Forecasting: Principles and Practice ", textbook, two ND Edition, Published by AMAZON, p: 15.

18. 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***.
19. 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.
20. 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.
21. 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.
22. Neha, Y., Anupam, Y., Manoj, K., (2015), "**An Introduction to Neural Network Methods for Differential Equations**", Springer Dordrecht Heidelberg New York, p: 18-19.
23. Ng, G., (2003)," **Intelligent Systems -Fusion, Tracking and Control**", Research Studies Press LTD, Baldock, Hertfordshire, England, and pp: 41-42.
24. **Schwarz, Gideon E. (1978), "Estimating the dimension of a model", Annals of Statistics, 6 (2): 461–464.**
25. Shanmuganathan, S., Samarasinghe, S., (2016), "**Artificial Neural Network Modelling**", Springer International Publishing, Switzerland, P: 8.
26. Silva, I., Liboni, L., Spatti, N., Alves, S., Flauzino, R., (2017), "**Artificial Neural Networks A Practical Course** ", Springer International Publishing Switzerland, p: 5.
27. Slimane Sefiane, Mohamed Benbouziane; "Portfolio Selection Using Genetic Algorithm", ***Journal of Applied Finance & Banking***, vol.2, no.4, 2012.
28. Timmermann, A. (2006). "**Forecast combinations**". Handbook of economic forecasting, *1*, 135-196.
29. 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.
30. Zhang, G. P. (2003). Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. ***Neurocomputing***, *50*, 159-175.

ثالثاً: المواقع الإلكترونية

- سوق دمشق للأوراق المالية:

31. www.dse.sy