Warith Scientific Journal

التنبؤ بعوائد الاسهم العادية باستخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية: دراسة تطبيقية على المصارف التجارية المدرجة في سوق العراق للأوراق المالية للمدة (2006-2023)

Forecasting common stock returns using Artificial neural networks models: An application Study on commercial banks in Iraqi Stock Exchange for the period (2006-2023)

كرار حاتم عطية[1]
Karrar Hatam Attieh
karrer.albdire@qu.edu.iq
جامعة كربلاء/ كلية الادارة والاقتصاد
Karbala University/ College of Administration and Economics

أ.د. علي أحمد فارس[2]
Ali Ahmed Faris
Ali.ahmed@uokerbala.edu.iq
جامعة كربلاء/ كلية الادارة والاقتصاد
Karbala University/ College of Administration and Economics

المستخلص:
يهدف البحث الى تحسين القرار الاستثماري للمستثمر في الأسهم العادية في سوق العراق للأوراق المالية من خلال استخدام نماذج السلاسل الزمنية والشبكات العصبية في الحصول على قيم تنبؤ دقيقة تعمل على ترشيد القرار الاستثماري، ولعل نماذج الشبكات العصبية كانت ولا تزال تمثل جدلاً فكرياً حول مدى صلاحيتها وافضليتها في التنبؤ بعوائد الأسهم العادية، لذا جاء هذا البحث للوقوف على هذه الجدلية ومحاولة حلها من خلال اختبار النماذج اعلاه في ضوء البيانات التي تم الحصول عليها لعينة البحث المتمثلة في المصارف المدرجة في سوق العراق للأوراق المالية وبواقع (10) مصارف للمدة من (2006/6/30) ولغاية (2023/1/31)، بواقع (198) شهراً (مشاهدة)، وباستخدام العديد من الاساليب المالية والاحصائية والرياضية، فقد خلص البحث إلى عدد من الاستنتاجات، لعل من أهمها تفوق نماذج شبكة البيرسبترون متعددة الطبقات في التوصل الى قيم تنبؤ دقيقة على مستوى المصارف عينة البحث، وقد خرج البحث بعدد من التوصيات، لعل من أهمها ضرورة اعتماد نماذج شبكة البيرسبترون متعددة الطبقات في التنبؤ بعوائد الأسهم العادية للمصارف عينة البحث.
الكلمات المفتاحية: التنبؤ، الاسهم العادية، عوائد الاسهم، شبكة البيرسبترون

Abstract
The article aims to improve the investment decision of the investor in Common stock in the Iraq Stock Exchange through the use of time series models and neural networks to obtain accurate prediction values that rationalize the investment decision, Perhaps neural network models were and still represent an intellectual debate about their validity and preference in predicting Common
stock returns, Therefore, this Article came to find out this controversy and try to solve it by testing the above models in the light of the data obtained for the Article sample represented by the banks listed in the Iraq Stock Exchange and by (10) banks for the period from (30/6/2006) to (31/1/2023), by (198) months (watching), And using many financial, statistical and mathematical methods, The Article reached a number of conclusions, Perhaps the most important of them is the superiority of multilayer perceptron network models in reaching accurate prediction values at the level of the Article sample banks, The Article came out with a number of recommendations, Perhaps the most important of them is the need to adopt multi-layered perceptron network models in predicting the returns of common stocks of the article sample banks
Keywords: Forecasting, Common stock, stock returns, perceptron network.

1. المقدمة

يعاني اغلب المستثمرين في أسواق الأسهم من مشكلة ضعف قدرتهم على استخدام نماذج التنبؤ، ولغرض التنبؤ الدقيق بعوائد الاسهم العادية لا بد من الحصول على افضل النماذج المستخدمة لتحقيق هذه الغاية، وغني عن البيان ان نماذج التنبؤ الحديثة (شبكة البيرسبترون متعددة الطبقات) هي المفتاح الاساس للحصول على التنبؤات الدقيقة بعوائد الاسهم العادية، ونظراً للطبيعة غير الخطية لسلسلة عوائد الاسهم العادية، اصبحت نماذج السلاسل الزمنية التقليدية غير كافية للحصول على قيم تنبؤ دقيقة، لذا تم استخدام النماذج الحديثة وفي مقدمتها شبكة البيرسبترون متعددة الطبقات في عملية التنبؤ بعوائد الاسهم التي اثبتت نجاحاً كبيراً بسبب قدرتها الفائقة على التعامل مع السلاسل الزمنية غير الخطية.و تمثل الاسهم العادية اكثر الادوات الاستثمارية جاذبية كونها تحقق عوائد غير مؤكدة مما يجعلها تلائم مختلف المستثمرين، والهدف الرئيس للمستثمر في الاسهم العادية هو تحقيق العائد، وعلى الرغم من تحقيق الاستثمار في الاسهم العادية لعوائد مرتفعة في كثير من الاحيان قياساً بالاستثمارات الاخرى، الا أنه في

المقابل يواجه درجة عالية من المخاطرة، وعليه فان عملية التنبؤ بعوائد الاسهم العادية تتصف بكثير من الصعوبة والتعقيد، كونها تعتمد على عوامل مختلفة (سياسية واقتصادية ومالية، وما الى ذلك) الامر الذي يجعل اتخاذ قرار الاستثمار الامثل في أسهم الشركة المناسبة وفي الوقت المناسب احد موضوعات الادارة المالية المهمة، ومن الجدير بالذكر ان التنبؤ حتى مع عدم التأكد أفضل بكثير من عدم التنبؤ على الاطلاق، وتاريخياً تم استخدام مدخل التحليل الفني والتحليل الاساسي للتنبؤ بعوائد الأسهم العادية، وحديثاً اثبتت الدراسات ان النماذج التقليدية قادرة على التنبؤ بدقة (55-65) في المائة، اما نماذج التنبؤ الحديثة فأنها قادرة على التنبؤ بدقة (60-86) بالمائة مقارنة بالنماذج التقليدية (Marwala, 2010).وقد تم تقسيم البحث على ثلاث مباحث اشتمل الاول على المنهجية العلمية للبحث، في حين ضم الثاني الجانب النظري للبحث، اما المبحث الثالث فقد احتوى على الجانب التطبيقي ومن ثم الاستنتاجات واخيراً التوصيات.

2. المبحث الاول: المنهجية العلمية للبحث

2 .1 مشكلة البحث

يواجه المستثمرين في الاسهم العادية المتداولة في سوق العراق للأوراق المالية مشكلة تتمثل في كيفية تحديد الشركة المراد شراء أسهمها، ومن ثم اختيار التوقيت المناسب لذلك، فضلاً عن صعوبة تقدير عوائد الاسهم العادية المستقبلية مما يجعل قرار المفاضلة بين الاسهم العادية في غاية التعقيد، ويتصف اتجاه عوائد الاسهم العادية بعدم التأكد العالي، وهذه الحالة من عدم التأكد افضت إلى تقلب في عوائد الاسهم العادية برزت معه الحاجة الملحة الى ايجاد نماذج قادرة على التنبؤ بعوائد الاسهم العادية لتسهم في ترشيد القرار الاستثماري .

2. 2. فرضية البحث

يفترض البحث عدم إمكانية التنبؤ بعوائد أسهم المصارف عينة الدراسة المدرجة في سوق العراق للأوراق المالية باستخدام نماذج شبكة البيرسبترون متعددة الطبقات.

2. 3. أهمية البحث

تعد الاسهم العادية الاداة الاكثر تمثيلاً للأسواق المالية في العالم عامة وفي سوق العراق للأوراق المالية خاصة، فضلاً عن كونها الاكثر قبولاً لدى المستثمرين، وتبرز أهمية هذا البحث في كونه يستعرض نظرياً ويختبر عملياً أهم واحدث نماذج التنبؤ المتمثلة في شبكة البيرسبترون متعددة الطبقات، ويمكن بيان أهمية البحث في الاتي:

1 – تقديم دليل علمي ارشادي يساعد المستثمر على اختيار الاسهم العادية بشكل دقيق ومبسط يسهم إلى حد ما في تقليل حالة عدم التأكد من العوائد المستقبلية، وزيادة ثقة المستثمر في استخدام نماذج التنبؤ.

2 – ينير هذا البحث الطريق امام الباحثين والاكاديميين والمتعاملين في سوق العراق للأوراق المالية وسائر الاسواق المالية (خصوصاً الاسواق غير المتقدمة) إلى إمكانية وجدوى استخدام نماذج التنبؤ الحديثة لتقدير عوائد الاسهم العادية.

3 – ندرة الابحاث العراقية والعربية المتعلقة بالتنبؤ باستخدام الشبكات العصبية وتطبيقها في سوق العراق للأوراق المالية، مما يسهم برفد المكتبة العراقية والعربية بجزئية ولو بسيطة في هذا المجال.

2. 4. اهداف البحث

يهدف البحث الى الحصول على قيم تنبؤ دقيقة بعوائد الأسهم العادية من اجل ترشيد القرار الاستثماري للمستثمر في الاسهم العادية في سوق العراق للأوراق المالية، فضلا عن الاهداف الاتية:

1 – تقديم عرض معرفي عن عوائد الاسهم العادية وأهم نماذج التنبؤ الحديثة (نماذج شبكة البيرسبترون متعددة الطبقات) يسهم في تأصيل ابعاد مشكلة البحث ويزود المستثمرين في الاسواق المالية فضلاً عن الأكاديميين بالمعرفة اللازمة حول الاستثمار في الاسهم العادية عموماً وإمكانية التنبؤ بعوائد الاسهم العادية خصوصاً.

2 – الاختبار العملي لإمكانية التنبؤ بعوائد الاسهم للشركات عينة الدراسة باستخدام شبكة البيرسبترون متعددة الطبقات ومن ثم الوصول الى نتائج تطبيقية تمثل أدلة استرشاديه تصوب قرار الاستثمار في الاسهم العادية في سوق العراق للأوراق المالية وهذا بدوره يقدم بصائر ذات دلالات مهمة للمستثمرين في الاسهم العادية فيما يخص العوائد الممكن تحقيقها وإمكانية التنبؤ الدقيق فيها.

2. 5. مجتمع وعينة البحث

تمثل مجتمع البحث في المصارف المدرجة في سوق العراق للأوراق المالية جميعها، اما عينة البحث فقد تمثلت في المصارف التي يتوافر فيها شرط ادراج أسهمها في السوق منذ بداية مدة المعاينة في (2006/6/30) إلى نهاية مدة المعاينة في (2023/1/31) واستبعاد المصارف المدرجة حديثاً وغير المنتظمة في التداول طول مدة المعاينة كونها لا تمثل واقع السوق، لتصبح عينة البحث مكونة من (10) مصارف موضحة في الجدول الاتي مع رمز كل مصرف في السوق.

جدول (1) المصرف عينة البحث

ت	المصارف	رمز المصرف
1	مصرف سومر التجاري	BSUC
2	مصرف الائتمان العراقي	BROI
3	مصرف الموصل للاستثمار	BMFE
4	مصرف بغداد	BBOB
5	مصرفي الشرق الاوسط	BIME
6	مصرف الخليج التجاري	BGUC
7	مصرف الاستثمار العراقي	BIBI
8	المصرف العراقي الاسلامي	BIIB
9	مصرف التجاري العراقي	BCOI
10	مصرف الاهلي العراقي	BNOI

المصدر: من إعداد الباحث.

2. 6. إجراءات واساليب البحث

تم الاعتماد على مجموعة من الاجراءات او الخطوات فضلاً عن الاساليب العلمية من أجل اختبار فرضيات البحث والحصول الى نتائج عملية ومن ثم الوصول الى استنتاجات وتوصيات مفيدة وهذه الاجراءات كالاتي:

الاجراء الاول: حساب معدلات العوائد الشهرية المتحققة لأسهم المصارف عينة البحث باستخدام برنامج الاكسل وبالاعتماد على المعادلة الاتية. (Morgan, 2009: 242)

$$R_{it} = LN\ (P_t\ ) - LN\ (\ P_{t-1}) \qquad (2\text{-}1)$$

إذ ان: R_{it}: عائد السهم (i) في الشهر (t)، P_t: سعر الاغلاق في الشهر (t)، P_{t-1}: سعر الاغلاق في الشهر (T-1)، LN: اللوغارتم الطبيعي

الاجراء الثاني: بالاعتماد على معدلات العوائد الشهرية المتحققة يتم تقدير عوائد الاسهم المستقبلية للمصارف عينة البحث باستخدام نماذج شبكة البيرسبترون متعددة الطبقات وكالاتي: (Bjorklund & Uhlin, 2017: 8) (Heaton, 2015: 21) (Chandrika & Srinivasan, 2021: 405-410)

1 – تحديد المتغيرات (المدخلات) سواء كانت مدخلات فقط او مدخلات ومخرجات والقيام بمعالجة البيانات، ومن ثم تقسيم البيانات إلى (بيانات تدريب بنسبة 70%، وبيانات اختبار بنسبة 30%).

2 - تصميم او تحديد نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية من خلال تحديد عدد طبقات الادخال والطبقات المخفية، وطبقة الاخراج، وعدد العقد في كل طبقة.

3 - تدريب الشبكة من خلال تحديد الخوارزمية المناسبة للتدريب، وتحديد عدد التكرارات للتدريب، وتم استخدام خوارزمية الانتشار العكسي لهذا الغرض.

4 - تحديد معيار التقييم (*Evaluation Criteria*) لتقييم الخطأ، وتم استخدام مقياس متوسط مربعات الخطأ (*MSE*) لهذا الغرض.

5 - التنفيذ (Implementation) وتعد من اهم خطوات التنبؤ باستخدام شبكة البيرسبترون وذلك لكونها تختبر قدرة الشبكة على التكيف وإمكانية إعادة التدريب وصولاً إلى اقل مربع خطأ ممكن عندما تتغير البيانات.

3 . المبحث الثاني: الجانب النظري للبحث

1. 3 عوائد الاسهم العادية Common Stock Returns

العائد هو الفرق بين القيمة الاولية للاستثمار والقيمة النهائية خلال مدة من الزمن (Reilly & Brown, 2006: 6) او هو الدخل الناتج عن الاستثمار (الارباح او الخسائر) المتحققة من استثمار معين خلال فترة زمنية معينة (Gitman, 2009: 214) وفي حالة الاسهم فان العائد يمثل النسبة المئوية للتغير في السعر فضلاً عن توزيعات الارباح (Mishkin & Eakins, 2009: 55) ويشير (Bodie & Brigham) الى انه التضحية بالعوائد اليوم مقابل تحقيق المزيد من العوائد في المستقبل (Bodie, et.al, 2021: 1)، ويضيف Brigham إمكانية التعبير عنه بالمكافأة التي يحصل عليها المستثمر عند توظيف أمواله في الاسهم العادية (Brigham & Ehrhardt, 2011: 219)، ونظراً لأهمية العوائد فقد اصبحت عملية التنبؤ فيها وتقديرها تحظى باهتمام واسع لدى المتعاملين في الاسواق المالية، إذ ان احد اهداف نشر القوائم المالية هو تمكين المستثمرين في الاسواق المالية من التنبؤ بعوائد الاسهم العادية من خلال تطوير نماذج أفضل للتنبؤ، ويفضل استعمال معدل العائد للتعبير عن العائد بدلاً من التعبير عن العائد بالدولار (Ross, et.al, 2020: 313) وفيما يلي انواع معدلات العائد المرتبطة بالاستثمار في الاسهم العادية

1 – معدل العائد المتوقع (Expected Rate of Return): هو العائد الذي يتوقع المستثمر الحصول عليه من الاستثمار في الاسهم، وذلك من خلال المعلومات المتوفرة عن الاسهم المراد الاستثمار فيها وحالة السوق والعوامل المؤثرة فيه (Jordan & Miller, 2009: 381)، ويمثل المتوسط المرجح للعوائد المحتملة، اذ يساوي الوزن المطبق على عائد معين لاحتمالية حدوث

ذلك العائد (Moyer, et.al, 2006: 184)، ويحسب معدل العائد المتوقع بطريقتين، الاولى عن طريق الوسط الحسابي باستعمال البيانات التاريخية بالنسبة للشركات التي تمتلك سنوات من التداول وكالاتي: (Bodie, et.al, 2021: 131)

$$\mathbf{E(R)} = \frac{\sum_{t=1}^{n} R_{it}}{n} \quad \mathbf{(1)}$$

اذ ان: R_{it}: العائد المتوقع للسهم (i) خلال مدة الاحتفاظ t، n: عدد مدد الاحتفاظ المستعملة لحساب العائد المتوقع

اما الطريقة الثانية لقياس معدل العائد المتوقع فهي من خلال التوزيع الاحتمالي بالنسبة للشركات الجديدة التي لا تمتلك بيانات تاريخية، اذ بموجبها فان العائد المتوقع يمثل المعدل الموزون لاحتمالية تحقق العوائد من الاستثمار ويتم تحديد وزن كل عائد عبر احتماليه حدوثه وكالاتي (Watson & Head, 2007: 211)

$$\mathbf{E(R)} = \sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{Pi}\ (\boldsymbol{Ri}) \quad \mathbf{(2)}$$

اذ ان: Pi الاحتمال المرتبط بالعائد للسهم i، Ri العائد المتحقق للسهم i

2 – **معدل العائد المطلوب (Required Rate Return):** يمثل الحد الادنى الذي يطلبه المستثمر لتعويضه عن المخاطر المرتبطة بالاستثمار في الاسهم العادية (Shim & Siegel, 2008: 152)، وهو المعدل الذي يستخدم لخصم التدفقات النقدية المستقبلية، ويعتمد على معدل العائد الخالي من المخاطرة (Rf) فضلاً عن علاوة المخاطرة (Rm-Rf) (Madura, 2008: 81)، ويقارن المستثمر بين معدل العائد المتوقع ومعدل العائد المطلوب فاذا كان العائد المتوقع اكبر من العائد المطلوب فان المستثمر سوف يعد الاستثمار مجدياً، اما اذا كان معدل العائد المتوقع أقل من العائد المطلوب فان الاستثمار يكون غير مجدي (Saunders & Cornett, 2015: 60)، ويستخدم نموذج تسعير الموجودات الرأسمالية (CAPM) كنموذج خاص لحساب معدل العائد المطلوب على الاسهم (Watson & Head, 2007: 251) وكالاتي.

$$\mathbf{E(R_i)} = \boldsymbol{R_f} + \boldsymbol{\beta}\ [\boldsymbol{E(R_m)} - \boldsymbol{R_f}\ ] \quad \mathbf{(3)}$$

اذ ان: $E(R_i)$: معدل العائد المطلوب على السهم i، R_f: معدل العائد على الموجود الخالي من المخاطرة، β: معامل بيتا السهم، $E(R_m)$: معدل العائد المطلوب على محفظة السوق.

3 – معدل العائد المتحقق (Realized Rate of Return): يمثل العائد الفعلي ما يحصل عليه المستثمر فعلاً خلال المدة الزمنية الماضية، ويختلف العائد المتحقق عن العائد المتوقع دائماً، الا في حالات نادرة جداً او في حالة العائد على الموجودات الخالية من المخاطرة (Rf) (Brigham & Houston, 2009: 247) وهو النتيجة النهائية لعملية الاستثمار، وان الفرق بين العائد المطلوب والعائد المتحقق يمثل العائد غير العادي الذي يستطيع المستثمر الحصول عليه نتيجة لتذبذب قيمة السهم في السوق المالية (Gitman, 2000: 238) وتكمن اهمية معدل العائد المتحقق كونه يستخدم كواحد من أهم مقاييس الاداء للشركة فضلاً عن استخدامه كأساس في تحديد معدل العائد المتوقع والمخاطرة المتوقعة (Alexandri & Jelita, 2014: 58) واذا كان معدل العائد المتحقق اكبر من معدل العائد المتوقع فأن قيمة الاسهم مقومة بأقل من قيمتها الحقيقية ويفضل شرائها، اما اذا كان معدل العائد المتحقق أقل من معدل العائد المتوقع فان قيمة الاسهم مبالغ فيها ويفضل بيعها (Alexandri & Jelita, 2014: 55) ويتكون العائد المتحقق من جزأين هما توزيعات الارباح (العائد الإيرادي) والعائد الرأسمالي، ويمثل العائد الايرادي (Dividend yield) ما يحصل عليه المستثمر كتوزيعات ارباح (Dividends) تقدمها الشركة للمساهمين ويحسب من خلال المعادلة الاتية (Ross, et.al, 2020: 313-314)

$$\mathbf{R} = \frac{\boldsymbol{D_t}}{\boldsymbol{P_t}} \quad \mathbf{(4)}$$

اذ ان: D_t توزيعات الارباح النقدية للمدة t، P_t سعر السهم في السوق للمدة t

اما العائد الرأسمالي (Capital yield) ينتج عن ارتفاع القيمة السوقية للسهم وهو الفرق بين سعر الشراء وسعر البيع ($P_1 - P_0$)، وقد يكون هذا الفرق ربحاً او خسارة، ويحسب من خلال المعادلة الاتية (Brigham & Ehrhardt, 2011: 273)

$$\mathbf{R} = \frac{\boldsymbol{P_1 - P_0}}{\boldsymbol{P_0}} \quad \mathbf{(5)}$$

اذ ان: P_0 سعر شراء السهم، P_1 سعر بيع السهم

ويتم دمج المعادلتين اعلاه من اجل الحصول على معدل العائد الفعلي (العائد الايرادي+ العائد الرأسمالي) وكالاتي: (Mayo, 2013: 370)

$$\mathbf{R_j} = \frac{(\boldsymbol{P_1 - P_0}) + \boldsymbol{D_0}}{\boldsymbol{P_0}} \quad \mathbf{(6)}$$

اذ ان: R_j معدل العائد المتحقق للسهم j، D_0 توزيع الارباح السابق، P_0 سعر شراء السهم ، P_1 سعر بيع السهم، وتجدر الاشارة الى وجود علاقة طردية بين العائد الايرادي والعائد الرأسمالي اذ كلما زاد العائد الايرادي يزداد سعر السهم في السوق مما ينعكس بالإيجاب على العائد الرأسمالي

2. 3 نماذج عوائد الاسهم Modeling Stock Return

يمثل العثور على نموذج رياضي لديه القدرة على التنبؤ بدقة جيدة بعوائد الاسهم العادية موضوع البحث المستمر، خصوصاً وان المستثمرين يحاولون دائماً الحصول على عوائد اعلى من المتوسط من استثماراتهم في الاسهم العادية (Marwala, 2010: 63) ويعد التنبؤ بعوائد الاسهم العادية ذات أهمية كبيرة للممارسين والاكاديميين في مجال الإدارة المالية، إذ يحاول المستثمرون في سوق الاوراق المالية تحسين قراراتهم الاستثمارية وإدارة المخاطر المرتبطة بها من خلال التنبؤ بعوائد الاسهم، الذي يقلل عدم اليقين المرتبط باتخاذ قرار الشراء او البيع للأسهم (Dash & Dash, 2016: 43) فضلاً عن ذلك يستخدم الاكاديميون المعلومات المتعلقة بعوائد الاسهم لإنشاء نماذج اكثر واقعية لتسعير الموجودات ولاختبار فرضية كفاءة السوق، لذا فإن التنبؤ بعوائد الاسهم ذات أهمية كبيرة لكل من المتخصصين الماليين والاكاديميين (Caldeira, et.al, 2020: 2041)، وهناك جدل واضح حول افضلية النماذج الخطية والنماذج غير الخطية في التنبؤ بعوائد الاسهم العادية، خصوصاً وان السلاسل الزمنية لعوائد الاسهم ذات حركة ديناميكية، وتشير الدراسات في هذا الجانب الى تفوق الشبكات العصبية نتيجة لقدرتها على اداء النمذجة غير الخطية دون معرفة العلاقة بين متغيرات الادخال والاخراج، لذلك اتجه الاهتمام نحو تطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية لالتقاط سلوكيات عوائد الاسهم العادية، اذ اثبتت الشبكات العصبية تفوقها النسبي عند المقارنة مع النماذج الخطية، وذلك لكونها قادرة على إقامة علاقات في المجالات التي تكون فيها المعرفة الرياضية للعملية العشوائية الكامنة وراء السلاسل الزمنية التي تم تحليلها غير معروفة ويصعب تبريرها (Marwala, 2010: 16-17).

3. 3 شبكة البيرسبترون متعدد الطبقات (Multi-layer Perceptron Networ*k*)

تعد شبكة البيرسبترون متعددة الطبقات (MLP) من أكثر نماذج الشبكات العصبية استخداماً في مجال التنبؤ بالسلاسل الزمنية المالية، وتتكون هذه الشبكة من ثلاث طبقات او اكثر (طبقة المدخلات، وطبقة المخرجات، والطبقة او الطبقات المخفية) وتعد من أهم وأشهر الشبكات العصبية المستخدمة في التنبؤ (Moghaddam, et.al, 2016: 90)، وتتمثل الفكرة الاساسية لهذه الشبكة في استخدام القيم السابقة كمدخلات، ومن ثم تجميع الاوزان في الطبقة المخفية ومن ثم استخدام دالة التحويل (*Sigmoid*) ومن ثم تنقل مخرجات الطبقة المخفية الى طبقة المخرجات ويتم استخدام دالة التحويل غير الخطية للحصول على القيم المتنبئ فيها، والصيغة العامة للشبكة كالاتي: (Patel & Yalamalle, 2014: 13756)

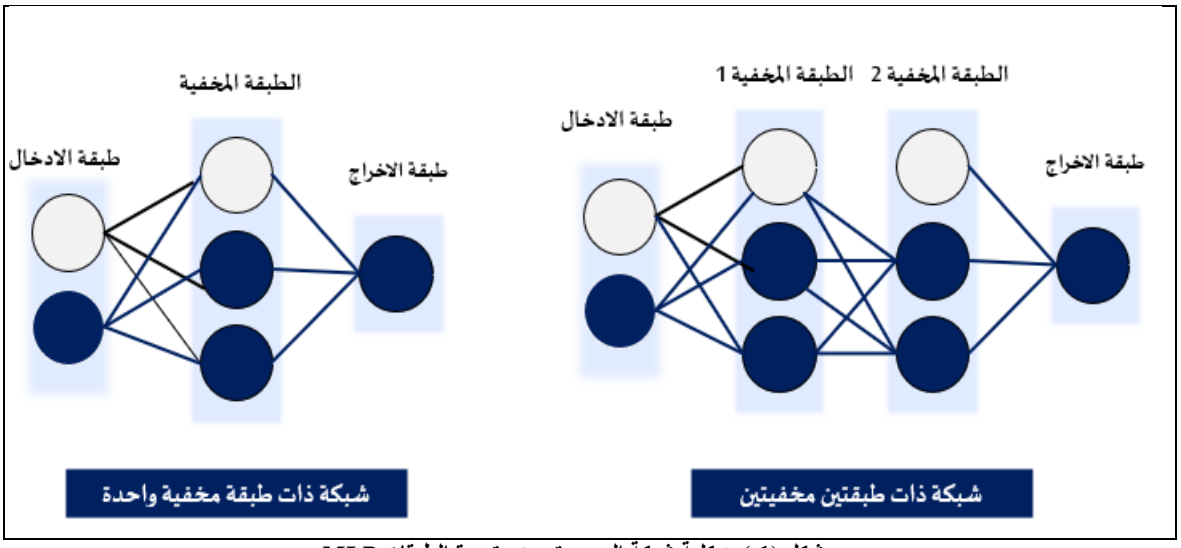
$$\widehat{\boldsymbol{X}}(\boldsymbol{t}) = \boldsymbol{w_0} + \sum_{\boldsymbol{j=1}}^{\boldsymbol{n}} \boldsymbol{w_j f_j} \left[\sum_{\boldsymbol{i=1}}^{\boldsymbol{n}} \boldsymbol{w_{ij} X}\ (\boldsymbol{k-i})\right]_{\boldsymbol{j}} + \boldsymbol{w_{j0}} \qquad \textbf{(7)}$$

إذ إن: h: عدد وحدات الطبقة المخفية، n: عدد وحدات المدخلات، w_{ij}: الاوزان بين المدخلات والطبقة المخفية، w_j: الاوزان بين الطبقة المخفية وطبقة المخرجات، f_j: دالة تحفيز السيغمويد في الوحدات المخفية j_{th}

ومن الجدير بالذكر ان اغلب الدراسات العلمية في مجال التنبؤ بأسعار وعوائد الاسهم العادية قد استخدمت وتوصي باستخدام شبكة البيرسبترون متعددة الطبقات لما تتمتع به من قدرة عالية على التنبؤ باقل خطأ ممكن (Vijh, et.al, 2020: 599-606)

2.1. 3 هيكلية شبكة البيرسبترون متعددة الطبقات

يقصد بهيكلية الشبكة العصبية ترتيب الخلايا (العقد) في الطبقات وشكل الترابط بين هذه الطبقات، وتمثل الشبكة العصبية الاصطناعية توليفة من خلايا أو عصبونات (Neurons) او العقد (Nodes) التي ترتبط فيما بينها بواسطة مجموعة من الاوزان (Weights) وتمثل هذه العقد وحدات معالجة بسيطة موزعة على التوازي (Lund & Lovas, 2018: 15) وتتكون الشبكة العصبية الاصطناعية من ثلاث طبقات كما موضح في الشكل الاتي واولها طبقة المدخلات (Input Layer) التي تتكون من طبقة واحدة وتقوم بوظيفة تسليم الاشارات (المدخلات) من الخارج إلى الخلية العصبية، وتستقبل البيانات بواسطة وحدات المعالجة، ومن الجدير بالذكر ان وحدات المعالجة (العقد) في طبقة المدخلات لا يتم فيها أي معالجة حسابية للبيانات المدخلة وانما تقوم بنقل البيانات عن طريق الوصلات البينية (الاوزان) إلى وحدات المعالجة في طبقة المخرجات (في الشبكة العصبية ذات الطبقة الواحدة) او الى وحدات المعالجة في الطبقة المخفية (في حالة الشبكة متعددة الطبقات) (Al-Hamadin, 2021: 26) اما الطبقة الثانية فهي الطبقة المخفية (Hidden Layer) وهي ما يميز الشبكات متعددة الطبقات (MLP) وتتكون من طبقة واحدة او اكثر، وكل طبقة تتكون من وحدات معالجة تدعى العقد المخفية (Ozturk, 2020: 14) وتسمى بالطبقة المخفية لان الحسابات التي يتم اجراءها فيها تكون غير مرئية للمستخدم (Aggarwal, 2018: 17) واخيراً تأتي طبقة المخرجات (Output Layer) وتتكون من طبقة واحدة، التي تتكون بدورها من عدد من وحدات المعالجة تسمى (عقد الاخراج) وترتبط هذه الطبقات مع بعضها البعض عن طريق وصلات تسمى الاوزان التي تربط كل طبقة بالطبقة التالية او السابقة، وتسمى وحدات المعالجة بالعصبونات او العقد او الخلايا (Vijh, et.al, 2020: 601)



شكل (1) هيكلية شبكة البيرسبترون متعددة الطبقات *MLP*

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على برنامج Microsoft Visio 19، والاعتماد على

Source: Yeung, Daniel S., & Cloete, Ian, & Shi, Daming, & Ng, Wing W.Y, Sensitivity Analysis for Neural Networks, 1st ed, Springer, 2010, p.7.

وتتميز شبكة البيرسبترون بقدرتها على التعلم، وعدم اعتمادها على المعالجة التسلسلية للمتغيرات، وانما تبنى على أساس الموازنة في المعالجات، فضلاً عن قدرتها على التكيف وامتلاكها لذاكرة موزعة اذ ان ضياع عنصر من الشبكة لا يؤثر على جودة ادائها، كما ان لها القدرة على التعميم للنتائج (depouli, et.al, 2020: 615) كما تتميز الشبكة العصبية بنمط الاتصال بين طبقات الشبكة المختلفة، ولكل اتصال وزن مرتبط به، فضلاً عن اعداد الخلايا العصبية في كل طبقة، ووجود خوارزمية التعلم، ووظائف تنشيط الخلايا العصبية، ويعد التصنيف والتنبؤ من أهم استخدامات الشبكات العصبية الاصطناعية (Marwala, 2010: 20) وعلى الرغم من المزايا اعلاه الا انها تعاني من عدم القدرة على شرح النتائج التي تتوصل اليها اذ توصف بانها صندوق اسود، أي ان ما يحدث بين طبقات الادخال وطبقات الاخراج مبهم الى حد ما بالنسبة لمستخدم الشبكة (Heaton, 2015: 2)

4 . المبحث الثالث: الجانب العملي للبحث

التنبؤ بعوائد الأسهم للمصارف عينة البحث باستخدام شبكة البيرسبترون

يتطلب التنبؤ بعوائد الاسهم باستخدام نماذج شبكة البيرسبترون متعددة الطبقات اتباع مجموعة من الخطوات وكالاتي:

4 .1. تقسيم البيانات

تم في هذه الخطوة تجزئه البيانات الى بيانات تدريب بنسبة (70%) وبيانات اختبار بنسبة (30%) والهدف الرئيس من تقسيم البيانات لتمكين نماذج شبكة البيرسبترون من التعميم على البيانات التي لم يتدرب عليها، اذ تسهم عينة التدريب في تعلم الشبكة العصبية من خلال اكتشاف انماط وخصائص البيانات، بينما تسهم عينة الاختبار في تقييم الاداء للنموذج وقياس قدرته على التعميم، وقد تم تقسيم بيانات عوائد اسهم المصارف عينة البحث وفق الاتي

جدول (2) تجزئة بيانات قطاع المصارف

ت	المصارف	عينة التدريب (70%)	عينة الاختبار (30%)	العدد الكلي
1	مصرف سومر التجاري	131	56	187
2	مصرف الائتمان العراقي	123	53	176
3	مصرف الموصل للاستثمار	123	53	175
4	مصرف بغداد	139	59	198
5	مصرف الشرق الاوسط	120	51	171
6	مصرف الخليج التجاري	130	55	185
7	مصرف الاستثمار العراقي	104	44	148
8	المصرف العراقي الإسلامي	123	53	175
9	المصرف التجاري العراقي	130	56	186
10	المصرف الاهلي العراقي	131	56	187

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على برنامج SPSS Vr.24

4 .2. تحديد معمارية الشبكة العصبية (بناء الشبكة الملائمة)

يقصد بتصميم الشبكة العصبية تحديد عدد الطبقات المطلوبة وعدد الخلايا العصبية في كل طبقة، فضلاً عن استخدام خوارزمية تعلم ودالة تنشيط مناسبين، وتعد عملية تحديد هيكلية الشبكة العصبية معقدة جداً بسبب عدم وجود معايير محددة يمكن اعتمادها في تحديد هيكلية الشبكة العصبية، لذا تم اجراء عدة تجارب فضلاً عن الاعتماد على نتائج الدراسات السابقة في الوصول الى الهيكلية المثلى التي تناسب البيانات المعتمدة المتمثلة بعوائد الاسهم العادية، وقد تكونت شبكة البيرسبترون المستخدمة في البحث الحالي من ثلاث طبقات اساسية (طبقة المدخلات، والطبقة المخفية، وطبقة المخرجات) ترتبط فيما بينها بأوزان يتم تحديد المفاضلة فيما بينها من خلال أقل مربع خطأ (MSE)، وتكونت كل طبقة من عدد من الخلايا العصبية او العقد، اذ ان عدد عقد الادخال هو عدد متغيرات الادخال نفسها وفي بيانات السلاسل الزمنية المالية لا توجد قاعدة ثابتة لتحديد متغيرات الادخال لهذا السبب تم استخدام منهجية بوكس جينكنز لاختيار متغيرات الادخال، اما عدد العقد في الطبقة او الطبقات المخفية فقد تم اختيارها على اساس التجربة والخطأ وصولاً الى افضل عدد من العقد بالاعتماد على معيار أقل مربع خطأ (MSE)، واخيراً عدد العقد في طبقة الاخراج التي تكون عقدة واحدة فقط، فضلاً عن استخدام خوارزمية الانتشار العكسي لتقدير أوزان الشبكة العصبية، ونظراً لعدم وجود قاعدة ثابتة لاستخدام دالة تنشيط معينة في الشبكات العصبية لذا تم اعتماد دالة التنشيط السينية (Sigmoid) في كل من الطبقات المخفية وطبقة الاخراج كونها من اكثر الدوال التي تم استخدامها ويوصي باستخدامها في الشبكات العصبية لغرض التنبؤ، ويوضح الجدول إدناه مكونات شبكة البيرسبترون لكل نموذج مستخدم في التنبؤ بعوائد الاسهم للمصارف عينة البحث.

جدول (3) مكونات هيكلية شبكة البيرسبترون

	مكونات شبكة البيرسبترون			
1 - مصرف سومر التجاري	طبقة الادخال	المتغيرات المستقلة	1	BSUC1
			2	BSUC12
		عدد العقد باستثناء وحده التحيز		2
	الطبقة المخفية	عدد العقد في الطبقة المخفية الاولى		2
		عدد العقد في الطبقة المخفية الثانية		2
		دالة التنشيط		Sigmoid
	طبقة الاخراج	المتغيرات التابعة	1	BSUC
		عدد العقد		1
		دالة التنشيط		Sigmoid
		دالة الخطأ		(MSE)
2 - مصرف الانتمان العراقي	طبقة الادخال	المتغيرات المستقلة	1	BROI1
			2	BROI12
			3	EBROI1
		عدد العقد باستثناء وحده التحيز		3
	الطبقة المخفية	عدد العقد في الطبقة المخفية الاولى		2
		عدد العقد في الطبقة المخفية الثانية		2
		دالة التنشيط		Sigmoid
	طبقة الاخراج	المتغيرات التابعة	1	BROI
		عدد العقد		1
		دالة التنشيط		Sigmoid
		دالة الخطأ		(MSE)
3 - مصرف الموصل للاستثمار	طبقة الادخال	المتغيرات المستقلة	1	BMFE12
			2	BMFE24
		عدد العقد باستثناء وحده التحيز		2
	الطبقة المخفية	عدد العقد في الطبقة المخفية الاولى		2
		عدد العقد في الطبقة المخفية الثانية		2
		دالة التنشيط		Sigmoid

	طبقة الاخراج	المتغيرات التابعة	1	BMFE
		عدد العقد		1
		دالة التنشيط		Sigmoid
		دالة الخطأ		(MSE)
4 - مصرف بغداد	طبقة الادخال	المتغيرات المستقلة	1	BBOB1
			2	res1
		عدد العقد باستثناء وحده التحيز		2
	الطبقة المخفية	عدد العقد في الطبقة المخفية الاولى		1
		دالة التنشيط		Sigmoid
	طبقة الاخراج	المتغيرات التابعة	1	BBOB
		عدد العقد		1
		دالة التنشيط		Sigmoid
		دالة الخطأ		(MSE)
5 - مصرف الشرق الاوسط	طبقة الادخال	المتغيرات المستقلة	1	res1
			2	res12
		عدد العقد باستثناء وحده التحيز		2
	الطبقة المخفية	عدد العقد في الطبقة المخفية		1
		دالة التنشيط		Sigmoid
	طبقة الاخراج	المتغيرات التابعة	1	BIME
		عدد العقد		1
		دالة التنشيط		Sigmoid
		دالة الخطأ		(MSE)
6 - مصرف الخليج التجاري	طبقة الادخال	المتغيرات المستقلة	1	BGUC12
			2	res1
		عدد العقد باستثناء وحده التحيز		2
	الطبقة المخفية	عدد العقد في الطبقة المخفية		1
		دالة التنشيط		Sigmoid
	طبقة الاخراج	المتغيرات التابعة	1	BGUC
		عدد العقد		1
		دالة التنشيط		Sigmoid
		دالة الخطأ		(MSE)
7 - مصرف الاستثمار العراقي	طبقة الادخال	المتغيرات المستقلة	1	res1
			2	res12
		عدد العقد باستثناء وحده التحيز		2
	الطبقة المخفية	عدد العقد في الطبقة المخفية		3
		دالة التنشيط		Sigmoid
	طبقة الاخراج	المتغيرات التابعة	1	BIBI
		عدد العقد		1
		دالة التنشيط		Sigmoid
		دالة الخطأ		(MSE)
8 - المصرف العراقي الاسلامي	طبقة الادخال	المتغيرات المستقلة	1	BIIB1
			2	BIIB12
			3	BIIB24

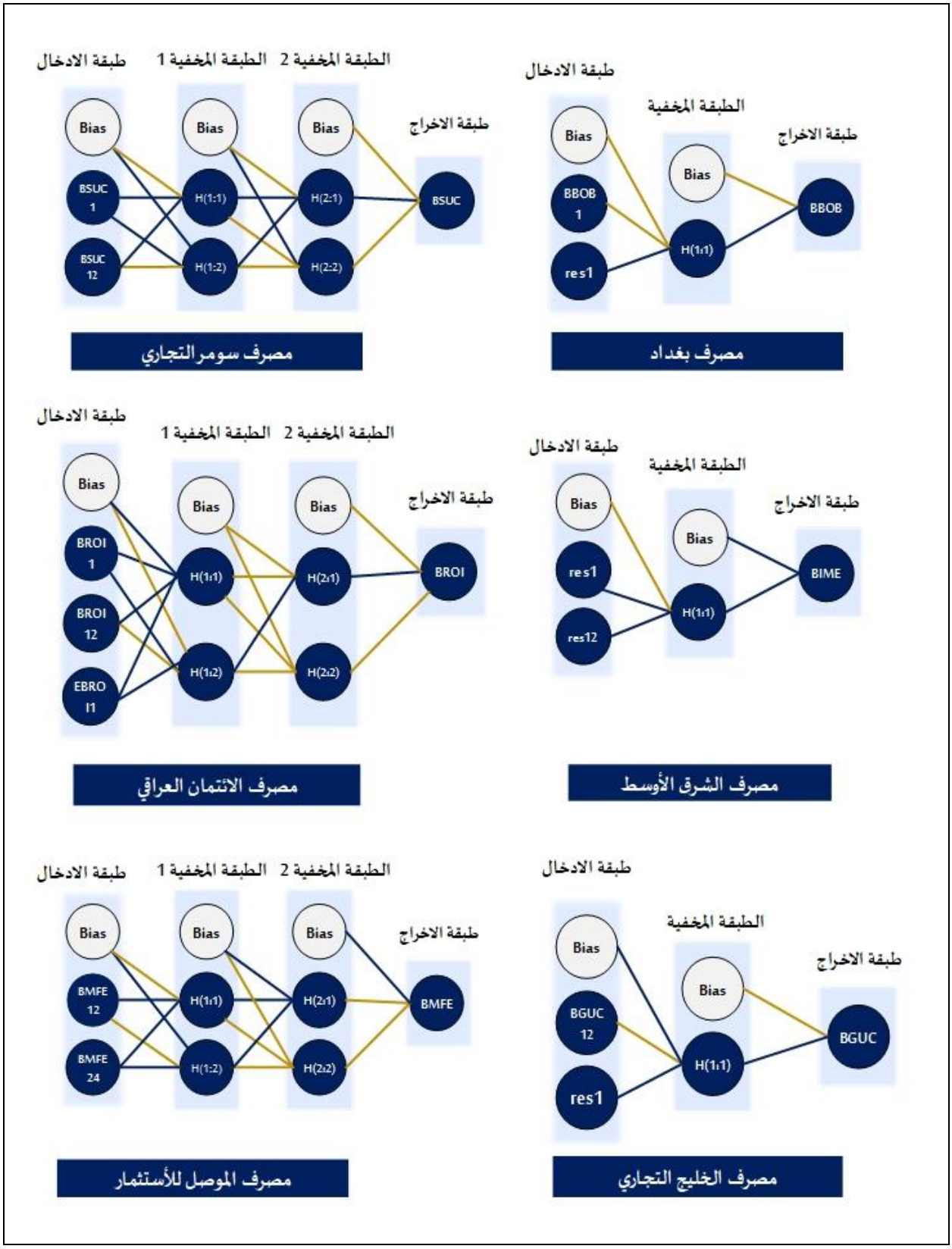
		عدد العقد باستثناء وحده التحيز		2
	الطبقة المخفية	عدد العقد في الطبقة المخفية		1
		دالة التنشيط		Sigmoid
	طبقة الاخراج	المتغيرات التابعة	1	BIIB
		عدد العقد		1
		دالة التنشيط		Sigmoid
		دالة الخطأ		(MSE)
9 ـ المصرف التجاري العراقي	طبقة الادخال	المتغيرات المستقلة	1	BCOI1
			2	BCOI12
			3	res1
		عدد العقد باستثناء وحده التحيز		3
	الطبقة المخفية	عدد العقد في الطبقة المخفية		2
		دالة التنشيط		Sigmoid
	طبقة الاخراج	المتغيرات التابعة	1	BCOI
		عدد العقد		1
		دالة التنشيط		Sigmoid
		دالة الخطأ		(MSE)
10 ـ المصرف الاهلي العراقي	طبقة الادخال	المتغيرات المستقلة	1	BNOI1
			2	BNOI12
		عدد العقد باستثناء وحده التحيز		2
	الطبقة المخفية	عدد العقد في الطبقة المخفية		1
		دالة التنشيط		Sigmoid
	طبقة الاخراج	المتغيرات التابعة	1	BNOI
		عدد العقد		1
		دالة التنشيط		Sigmoid
		دالة الخطأ		(MSE)

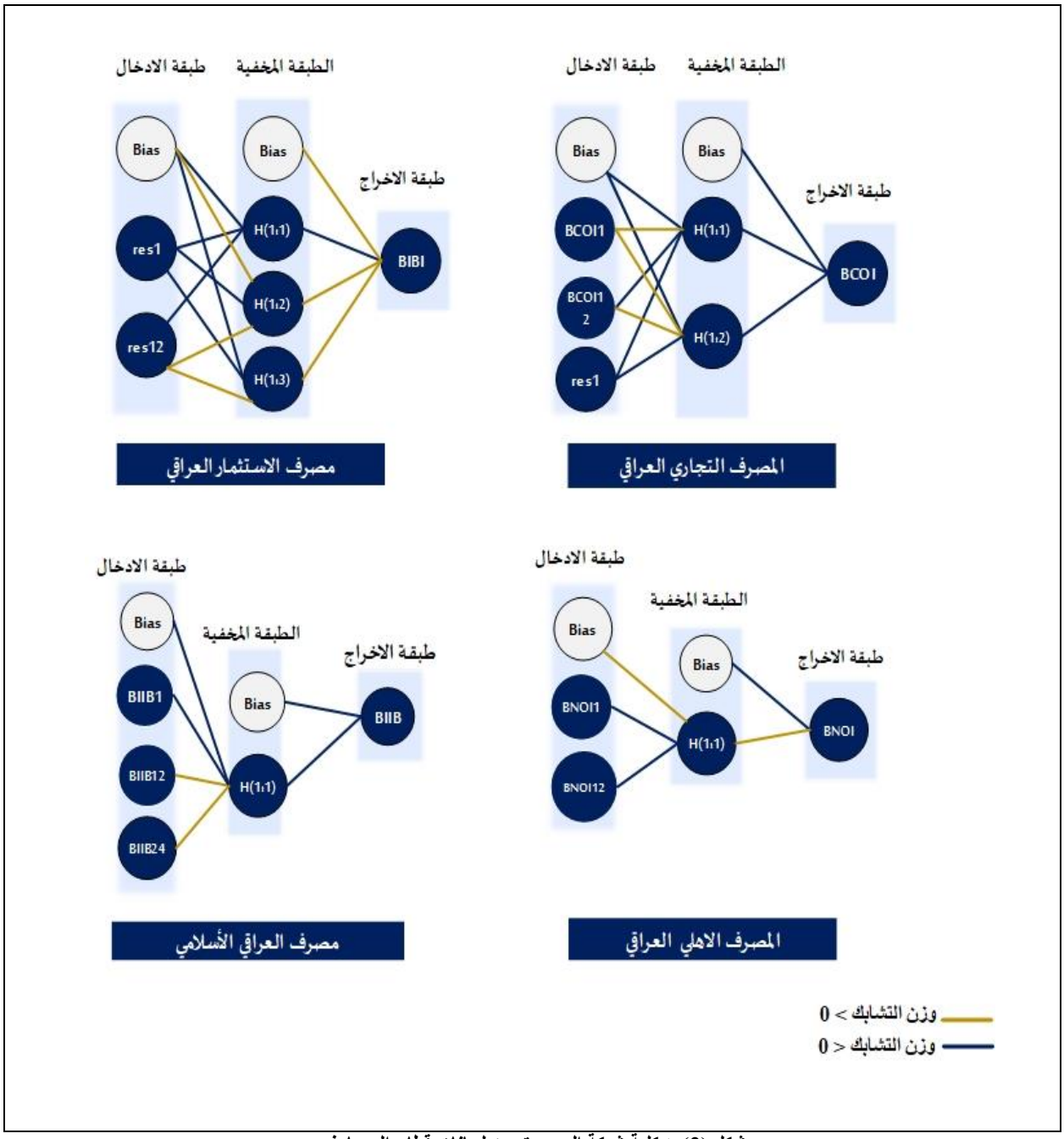
المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على برنامج SPSS Vr.24

يلاحظ من الجدول اعلاه تشابه نماذج الشبكات في كونها تتكون من ثلاث طبقات رئيسه (طبقة الادخال، والطبقة المخفية، وطبقة الاخراج)، فضلاً عن تشابهها في نوع دالة التنشيط (السينية) في كل من الطبقة المخفية وطبقة الاخراج، الا انها تختلف من حيث (عدد عقد الادخال، وعدد الطبقات المخفية وعقدها) كما نلحظ تشابه نموذج شبكة البيرسبترون لبيانات مصرف سومر التجاري ومصرف الموصل للاستثمار فقد تكونت طبقة الادخال من (2) عقد التي مثلت مدة التخلف الزمني (1، و12) لبيانات مصرف سومر و(12، و24) لبيانات مصرف الموصل في حين بلغ عدد الطبقات المخفية (2) بعدد عقد مساوي الى (2) لكل منهما، اما طبقة الاخراج فقد تكونت من طبقة واحدة بعقدة واحدة فقط، وتم استخدام متوسط مربعات الخطأ MSE (Mean Squared Error) كدالة خطأ في نماذج شبكة البيرسبترون جميعها. وتتكون شبكة البيرسبترون لبيانات مصرف الائتمان العراقي من ثلاث طبقات رئيسه، تكونت طبقة الادخال من (3) عقد التي مثلت مدة التخلف الزمني (BROI1، وBROI12، EBROI1) في حين بلغ عدد الطبقات المخفية (2) بعدد عقد مساوي الى (2) لكل منهما، اما طبقة الاخراج فقد تكونت من طبقة واحدة بعقدة واحدة فقط. وتتشابه نماذج شبكة البيرسبترون لبيانات مصرف بغداد ومصرف الشرق الاوسط ومصرف الخليج التجاري والمصرف الاهلي العراقي ، اذ تكونت من ثلاث طبقات رئيسه، تكونت طبقة الادخال من (2) عقد التي مثلت مدة التخلف الزمني (1، وres1) لبيانات مصرف بغداد و(res1، وres12) لبيانات مصرف الشرق الاوسط و(12، وres1) لبيانات مصرف الخليج و(1، 12) لبيانات المصرف الاهلي العراقي، في حين بلغ عدد الطبقات المخفية طبقة واحدة بعقدة واحدة فقط، اما طبقة الاخراج فقد تكونت من طبقة واحدة بعقدة واحدة فقط. وبالمثل لبقية المصارف (مصرف الاستثمار العراقي، والمصرف العراقي الإسلامي، والمصرف التجاري العراقي).

وعلى المستوى الكلي عند التمعن في مكونات نماذج شبكة البيرسبترون نلحظ أن اكثر معمارية تم استخدامها بواقع (6) مرات (بيانات ستة مصارف) هي معمارية MLP(2-1-1)، تليها معمارية MLP(2-2-1) بواقع مصرفين فقط، ومن ثم معمارية

MLP(3-2-1)، ومعمارية MLP(2-3-1)، ومعمارية MLP(3-1-1) لكل مصرف. ويوضح الشكل الاتي رسم نماذج الشبكة العصبية البيرسبترون لبيانات المصارف عينة البحث





شكل (2) هيكلية شبكة البيرسبترون لبيانات قطاع المصارف

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على برنامج Microsoft Visio 19، وبرنامج SPSS Vr.24

4 .3. تدريب الشبكة العصبية

يتمثل الهدف الاساس من عملية تدريب الشبكة العصبية في ايجاد الاوزان المثلى التي تعطي أقل خطأ تنبؤ ممكن بين مخرجات الشبكة والمخرجات المطلوبة، اذ تسعى عملية التدريب إلى تعلم الشبكة من خلال اكتساب المعرفة من مجموعة من البيانات ومن ثم تقوم الشبكة بتغيير الاوزان التي تربط طبقات الشبكة العصبية وصولاً إلى مخرجات تقترب من النتائج الحقيقية او مخرجات الهدف، وتمت عملية التدريب باستخدام خوارزمية الانتشار العكسي للخطأ (Back propation Algorithm) التي تعد من اكثر الخوارزميات شيوعاً واستخداماً في مجال التنبؤ، اذ تعمل على تعديل الاوزان في كل دورة وصولاً إلى المخرجات المثلى، وتم حساب الاوزان لاختيار متغيرات الادخال الاكثر تأثيراً، وتم الحصول على قيم الاوزان والتحيزات المقدرة المثلى التي تربط العقد بين طبقات الشبكة في كل نموذج من نماذج شبكة البيرسبترون المستخدمة في التنبؤ بعوائد أسهم المصارف عينة البحث.

جدول (4) تقدير اوزان الروابط بين طبقات شبكة البيرسبترون

	تقدير المعلمات					
1 - مصرف سومر التجاري	الطبقات		الطبقة المخفية 1		الطبقة المخفية 2	طبقة الاخراج
			H(1:1)	H(1:2)	H(2:1)	H(2:2)	BSUC
	طبقة الادخال	(Bias)	.234	-.485			
		BSUC1	-.649	-1.072			
		BSUC12	-.379	.052			
	الطبقة المخفية 1	(Bias)			.216	-.286	
		H(1:1)			-.694	.801	
		H(1:2)			-.868	.588	
	الطبقة المخفية 2	(Bias)					.376
		H(2:1)					-1.794
		H(2:2)					.853
2 - مصرف الائتمان العراقي	الطبقات		الطبقة المخفية 1		الطبقة المخفية 2	طبقة الاخراج
			H(1:1)	H(1:2)	H(2:1)	H(2:2)	BROI
	طبقة الادخال	(Bias)	-.305	.185			
		BROI1	-.009	-.417			
		BROI12	-.232	.043			
		EBROI1	-.280	-.295			
	الطبقة المخفية 1	(Bias)			.364	.018	
		H(1:1)			.264	.123	
		H(1:2)			-.167	.489	
	الطبقة المخفية 2	(Bias)					.033
		H(2:1)					-.046
		H(2:2)					.393
3 - مصرف الموصل للاستثمار	الطبقات		الطبقة المخفية 1		الطبقة المخفية 2	طبقة الاخراج
			H(1:1)	H(1:2)	H(2:1)	H(2:2)	BMFE
	طبقة الادخال	(Bias)	.468	-.141			
		BMFE12	-3.186	.231			
		BMFE24	-.248	-.061			
	الطبقة المخفية 1	(Bias)			-.059	.645	
		H(1:1)			-1.629	-2.636	
		H(1:2)			.053	.120	
	الطبقة المخفية 2	(Bias)					-1.417
		H(2:1)					1.598
		H(2:2)					2.181
4 - مصرف بغداد	الطبقات		الطبقة المخفية 1			طبقة الاخراج
			H(1:1)				BBOB
	طبقة الادخال	(Bias)	0.023				
		BBOB1	0.622				
		res1	-0.643				
	الطبقة المخفية 1	(Bias)					0.038
		H(1:1)					-0.731
5 - مصرف الشرق الاوسط	الطبقات		الطبقة المخفية 1			طبقة الاخراج
			H(1:1)				BIME
	طبقة الادخال	(Bias)	.493				
		res1	-.072				
		res12	-.875				
	الطبقة المخفية 1	(Bias)					-.123

		H(1:1)						-.682
6 - مصرف الخليج التجاري	الطبقات		الطبقة المخفية 1			طبقة الاخراج		
		H(1:1)				BGUC		
	طبقة الادخال	(Bias)	-.428					
		BGUC12	.926					
		res1	-.028					
	الطبقة المخفية 1	(Bias)				.008		
		H(1:1)				-.179		
7 - مصرف الاستثمار العراقي	الطبقات		الطبقة المخفية 1			طبقة الاخراج		
		H(1:1)	H(1:2)	H(1:3)		BIBI		
	طبقة الادخال	(Bias)	-.086	.417	-.368			
		res1	-.625	-.353	-.005			
		res12	-.448	.688	.263			
	الطبقة المخفية 1	(Bias)				.015		
		H(1:1)				-.927		
		H(1:2)				.435		
		H(1:3)				.475		
8 - المصرف العراقي الاسلامي	الطبقات		الطبقة المخفية 1			طبقة الاخراج		
		H(1:1)				BIIB		
	طبقة الادخال	(Bias)	-.591					
		BIIB1	-.132					
		BIIB12	.618					
		BIIB24	.351					
	الطبقة المخفية 1	(Bias)				-.095		
		H(1:1)				-.188		
9 - المصرف التجاري العراقي	الطبقات		الطبقة المخفية 1			طبقة الاخراج		
		H(1:1)	H(1:2)			BCOI		
	طبقة الادخال	(Bias)	-.366	-.306				
		BCOI1	.474	.197				
		BCOI12	-.260	.137				
		res1	-.348	-.032				
	الطبقة المخفية 1	(Bias)				-.218		
		H(1:1)				-.255		
		H(1:2)				-.468		
10 - المصرف الاهلي العراقي	الطبقات		الطبقة المخفية 1			طبقة الاخراج		
		H(1:1)				BNOI		
	طبقة الادخال	(Bias)	2.621					
		BNOI1	-1.456					
		BNOI12	-.600					
	الطبقة المخفية 1	(Bias)				-.544		
		H(1:1)				.650		

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على برنامج SPSS Vr.24

يلاحظ من تقدير الاوزان لنموذج شبكة البيرسبترون لبيانات مصرف سومر ان قيم الاوزان التي تربط طبقة الادخال بالطبقة المخفية الاولى كانت بواقع قيمتين مؤثرتين وقيمتين صغيرتين اقل تأثيرا، اما قيم الاوزان التي تربط الطبقة المخفية الاولى بالطبقة المخفية الثانية فقد كانت مؤثرة جميعها، وكذلك قيم الاوزان التي تربط الطبقة المخفية الثانية بطبقة الاخراج. ويتبين من تقدير الاوزان لنموذج شبكة البيرسبترون لبيانات مصرف الائتمان العراقي ان قيم الاوزان التي تربط الطبقات الثلاثة فيما بينها كانت قيم صغيرة منخفضة التأثير. ونلحظ من تقدير الاوزان لنموذج شبكة البيرسبترون لبيانات مصرف الموصل ان قيم الاوزان التي

تربط طبقة الادخال بالطبقة المخفية الاولى كانت قيم صغيرة (قليلة التأثير) باستثناء قيمة الربط بين العقدة الاولى في طبقة الادخال بالعقدة الاولى في الطبقة المخفية الاولى، اما قيم اوزان الربط بين الطبقة المخفية الاولى والطبقة المخفية الثانية فقد كانت نصفها قيم صغيرة والنصف الاخر قيم كبيرة مؤثرة، في حين كانت قيم الاوزان التي تربط الطبقة المخفية الثانية بطبقة الاخراج مؤثرة جميعها. ويتضح من تقدير الاوزان لنموذج شبكة البيرسبترون لبيانات مصرف بغداد ان قيم الاوزان التي تربط الطبقات الثلاثة فيما بينها كانت قيم مؤثرة. ومن تقدير الاوزان لنموذج شبكة البيرسبترون لبيانات مصرف الشرق الاوسط يتبين ان قيم الاوزان التي تربط طبقة الادخال بالطبقة المخفية كانت نصفها قيم صغيرة قليلة التأثير، والنصف الاخر كانت قيم مؤثرة، اما قيم الاوزان التي تربط الطبقة المخفية بطبقة الاخراج فقد كانت قيم مؤثرة جميعها. ويلاحظ من تقدير الاوزان لنموذج شبكة البيرسبترون لبيانات مصرف الخليج التجاري ان قيم الاوزان التي تربط طبقة الادخال بالطبقة المخفية كانت نصفها قيم صغيرة والنصف الاخر كانت قيم مؤثرة، اما قيم الاوزان التي تربط الطبقة المخفية بطبقة الاخراج فقد كانت قيم منخفضة التأثير جميعها. ويلاحظ من تقدير الاوزان لنموذج شبكة البيرسبترون لبيانات مصرف الاستثمار العراقي ان قيم الاوزان التي تربط طبقة الادخال بالطبقة المخفية كانت قيم صغيرة باستثناء قيمتين كانت مؤثرة، اما قيم الاوزان التي تربط الطبقة المخفية بطبقة الاخراج فقد كانت قيم غيرمؤثرة باستثناء قيمة واحدة فقط. ويتبين من تقدير الاوزان لنموذج شبكة البيرسبترون لبيانات المصرف العراقي الاسلامي ان قيم الاوزان التي تربط طبقة الادخال بالطبقة المخفية كانت قيم صغيرة باستثناء قيمة واحدة كانت مؤثرة، اما قيم الاوزان التي تربط الطبقة المخفية بطبقة الاخراج فقد كانت قيم منخفضة التأثير جميعها. ونلحظ من تقدير الاوزان لنموذج شبكة البيرسبترون لبيانات المصرف التجاري العراقي ان قيم الاوزان التي تربط الطبقات الثلاثة فيما بينها كانت قيم صغيرة منخفضة التأثير. ويتضح من تقدير الاوزان لنموذج شبكة البيرسبترون لبيانات المصرف الاهلي العراقي ان قيم الاوزان التي تربط الطبقات الثلاثة فيما بينها كانت قيم كبيرة (مؤثرة).

4 . 4. التنبؤ بعوائد اسهم المصارف عينة البحث

تم استخدام الاوزان المقدرة في الخطوة السابقة لإيجاد قيم التنبؤ المستقبلية لعوائد أسهم المصارف عينة البحث، اذ تم التنبؤ بـ(12) قيمة مستقبلية لكل مصرف، وكما مبينة في الجدول الاتي

جدول (5) قيم التنبؤ بعوائد أسهم المصارف باستخدام شبكة البيرسبترون

المصرف	BSUC	BROI	BMFE	BBOB	BIME	BGUC	BIBI	BIIB	BCOI	BNOI
2023:02	0.039	0.129	0.038	0.030	-0.032	0.014	0.035	0.033	0.004	-0.030
2023:03	-0.030	0.031	-0.039	0.151	-0.055	0.042	0.034	0.035	-0.039	0.037
2023:04	-0.150	0.081	0.047	0.212	0.052	0.027	0.033	0.533	0.030	0.034
2023:05	-0.126	-0.026	0.036	-0.154	-0.133	0.034	-0.040	-0.305	0.040	-0.164
2023:06	0.017	0.083	0.029	0.028	0.036	-0.034	0.034	-0.039	0.033	0.063
2023:07	-0.018	-0.010	0.029	0.036	-0.046	0.053	-0.014	0.033	0.027	-0.020
2023:08	0.033	0.084	0.036	0.045	0.027	-0.027	0.013	0.035	-0.026	-0.023
2023:09	0.033	0.092	0.032	0.038	-0.030	0.026	-0.033	0.090	0.033	0.050
2023:10	0.033	-0.082	0.031	-0.020	-0.008	0.034	0.014	-0.047	-0.011	0.042
2023:11	0.038	0.091	0.031	0.036	0.041	-0.033	0.033	0.037	0.034	-0.057
2023:12	-0.008	0.102	-0.028	0.034	-0.032	0.034	0.027	-0.034	0.044	0.056
2024:01	-0.027	-0.056	0.032	0.042	0.029	-0.033	0.033	0.037	-0.035	0.045

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على برنامج SPSS Vr.24

يلاحظ من نتائج الجدول اعلاه وجود (12) قيمة تنبؤ تبدأ من شهر شباط لعام 2023 وتنتهي بشهر كانون الثاني لعام 2024، كما نلحظ وجود تذبذب واضح في قيم التنبؤ بعوائد أسهم المصارف عينة البحث، اذ كانت تنبؤات شبكة البيرسبترون تشير الى ان اعلى قيم تنبؤ موجبة من نصيب كل من مصرف الموصل للاستثمار ومصرف بغداد بواقع (10) قيم تنبؤ من اصل (12) قيمة تنبؤ مستقبلية، ومن ثم مصرف الاستثمار العراقي بواقع (9) قيم تنبؤ موجبة، يليه كل من كل من (مصرف الائتمان العراقي، ومصرف الخليج التجاري، والمصرف العراقي الإسلامي، والمصرف التجاري العراقي) بواقع (8) قيم تنبؤ موجبة، ومن ثم المصرف الاهلي العراقي بـــ(7) قيم موجبة، ومصرف سومر التجاري بـــ(6) قيم موجبة، واخيراً مصرف الشرق الاوسط بواقع (5) قيم موجبة، مما سبق سوف يكون تفضيل المستثمر لأسهم المصارف (الموصل وبغداد، والائتمان، والخليج ، والإسلامي، والتجاري) لأنها حققت اكثر عدد من قيم التنبؤ الموجبة.

5 . الاستنتاجات والتوصيات

5 .1. الاستنتاجات

1 – ضعف الاستيعاب لثقافة التنبؤ بعوائد الأسهم العادية من قبل المتعاملين في الأسواق المالية كونها متطلب مهم في الاستثمار في الاوراق المالية، الامر الذي زاد من حالة عدم التأكد المرتبطة بقرار التداول، اذ يلحظ البحث ان اغلب المستثمرين في الاسهم العادية في سوق العراق للأوراق المالية لا يتخذون قرار التداول بناءً على تحليل القوائم المالية للشركات او اساليب التحليل الفني والاساسي وانما تكون تداولاتهم مبنيه على الاشاعات او التخمينات او الخبرة، او بالاعتماد على معلومات من مصادر مطلعة، وهذا لا ينفي وجود مستثمرين يعتمدون على الاساليب العلمية في اتخاذ قرار التداول الا أنهم فئة قليلة جداً.

2 – اثبتت نتائج التحليل الكمي ان الكثير من أسهم المصارف عينة البحث قد حققت عوائد رأسمالية سالبة خلال فترات متفاوتة من مدة البحث، اعتماداً على أسعار إغلاق الأسهم الشهرية، الامر الذي ينذر بمخاطرة عالية ترافق عملية الاستثمار في تلك الأسهم، فضلاً عن تفاوت عوائد الأسهم ضمن قطاع المصارف، مع وجود تذبذب في هذه العوائد على مستوى المصرف الواحد.

3 –تبين ان نماذج شبكة البيرسبترون متعددة الطبقات تمتاز بالدقة والسرعة في التنبؤ بالقيم المستقبلية لعوائد الأسهم العادية الشهرية للمصارف عينة البحث، اذ توصلت إلى أقل قيمة لمتوسط مربعات الخطأ (MSE) لجميع نماذج شبكة البيرسبترون، ومن ثم فان المستثمر في الاسهم العادية في سوق العراق للأوراق المالية يمكنه الاعتماد على هذه النماذج في التنبؤ بعوائد الأسهم العادية بشكل دقيق، وذلك لعدم وجود الفروقات الكبيرة بين القيم المتنبئ فيها والقيم الحقيقية.

4 – تبين من تصميم نماذج شبكة البيرسبترون متعددة الطبقات ان افضل النماذج تكونت من طبقة مخفية واحدة بواقع (28) نموذج من اصل (31) نموذج، في حين تكونت الثلاث نماذج المتبقية من طبقتين مخفيتين، وهذا يفسر افضليه نماذج الشبكات التي تتكون من طبقة مخفية واحدة على النماذج التي تتكون من اكثر من طبقة مخفية واحدة.

5 – بالاعتماد على نتائج شبكة البيرسبترون نستنتج إمكانية ترتيب المصارف حسب الافضلية من حيث اكثر عوائد متنبأ فيها موجبة خلال مدة التنبؤ وكالاتي (مصرف الموصل للاستثمار، ومصرف بغداد، ومصرف الاستثمار العراقي).

5 .2. التوصيات

1 – التأكيد على أهمية التنبؤ بعوائد الأسهم العادية لترشيد القرار الاستثماري للمستثمرين في سوق العراق للأوراق المالية، وحثهم على اعتماد نماذج شبكة البيرسبترون متعددة الطبقات في التنبؤ بعوائد الأسهم لمساعدتهم في اتخاذ القرار الاستثماري الامثل، من خلال رفع مستوى الوعي لدى المتعاملين في سوق العراق للأوراق المالية بأهمية اعتماد هذه النماذج في اتخاذ قراراتهم الاستثمارية، وذلك عبر أقامه الدورات والندوات والمشاركة في المؤتمرات الخاصة بالتكنولوجيا المالية، وما الى ذلك.

2 - بناءً على نتائج شبكة البيرسبترون نوصي بالاستثمار في أسهم المصارف الاتية المرتبة حسب الافضلية (مصرف الموصل للاستثمار، ومصرف بغداد، ومصرف الاستثمار العراقي) .

3 – ضرورة اجراء المزيد من الابحاث في سوق العراق للأوراق المالية في إمكانية التنبؤ بعوائد الأسهم باستخدام نماذج اخرى من الشبكات العصبية الاصطناعية، ومن امثلتها (شبكة دالة الاساس الاشعاعي RBF، والشبكة العصبية التلافيفية CNN) فضلاً عن استخدام خوارزمية تعلم اخرى على سبيل المثال (نموذج بايز الساذج NB، والغابات العشوائية RF، ونموذج دعم المتجه SVM) وغيرها من النماذج.

4 –يوصي البحث باستخدام شبكة البيرسبترون مع متغيرات اخرى على سبيل المثال (متغيرات اقتصادية، وسياسية، وما الى ذلك) فضلاً عن إمكانية تضمين مشاعر المستثمرين لاختبار دقة شبكة البيرسبترون في التنبؤ طويل الاجل والحصول على نتائج اكثر واقعية.

5 – تحسين دقة التنبؤ بعوائد الأسهم العادية باستخدام شبكة البيرسبترون متعددة الطبقات (MLP) من خلال استخدام نماذج هجينة قادرة على التنبؤ بدقة عالية عن طريق ادخال نماذج تعالج نواحي القصور في نموذج شبكة البيرسبترون في عملية التنبؤ، فضلاً عن إمكانية استخدام الشبكة الحالية مع دوال تنشيط وخوارزميات تعلم ومقاييس خطأ اخرى وصولاً إلى قيم تنبؤ اكثر دقة.

المصادر

1. Aggarwal, Charu C., Neural Networks and Deep Learning, Springer, Yorktown Heights, NY, USA, 2018.
2. Alexandri, Moh Benny & Jelita, Nita, Stock Investment Analysis: Case In Indonesia Stock Exchange, International Journal of Business and Management Review ,Vol.3, No.1, 2014, pp54-63.
3. Al-Hamadin, Rashed J., A New Approach for Data Symmetric Key Cryptography Using Fast Neural Networks with Single Step of Backpropagation and Finite Fields, Master of Science in Data Science, Princess Sumaya University for Technology, 2021.
4. Bodie, zvi & kane, Alex & Marcus, Alan J., investments , 12th Ed , McGraw, Hill Education, New York, 2021.
5. Brigham ,Eugene F& Houston, Joel F. , Fundamentals Of Financial Management , 12th Ed , South-Western Cengage Learning-2009.
6. Brigham ,Meugene F, Ehrhardt, Michael C, ,Financial Management: Theory and Practice, Thirteenth Edition, Library of Congress Control, 2011.
7. Caldeira, João F., & Gupta, Rangan, & Torrent, Hudson S. , 2020,
8. Dash, Rajashree, & Dash, Pradipta , Kishore, A hybrid stock trading framework integrating technical analysis with machine learning techniques, Te Journal of Finance and Data Science, vol. 2, no. 1, pp. 42– 57, 2016.
9. Gitman , lawrence ,principles of managerial finance, 12th ed ,pearson prentia Hall,2009.
10. Gitman L. , Lawrence , principles of management finance , 4th Ed. , printed IN U.S.A ,2000.
11. Heaton, Jeff, Artificial Intelligence for Humans, Volume 3: Neural Networks and Deep Learning, Copyright, 2015.

12. Jordan, Bradford D.& Miller, Thomas W., Fundamentals Of Investments : Valuation And Management, 5th Ed, McGraw-Hill/Irwin, 2009.
13. Lund, Henrik & LØvås, Jonas, Employing Deep Learning for Stock Return Prediction on the Oslo Stock Exchange, Master Thesis , Economics and Business Administration, Finance, Norwegian School of Economics, 2018.
14. Madura, Jeff, **International Financial Management**, 9th ed, Thomson, South -Western, 2008.
15. Marwala, Lufuno Ronald, Forecasting the stock market index using artificial intelligence techniques A dissertation submitted to the Faculty of Engineering and the Built Environment, University of the Witwatersrand, Johannesburg, 2010.
16. Mayo, Herbert B., Investments: An Introduction, 11th Ed., Thomson South-Western, USA, 2014.
17. Mishkin, Frederic S. & Eakins, Stanley G, **Financial Markets and Institutions**, 5th ed, Pearson Education Limited, 2009
18. Moghaddam, Amin, Hedayati, & Moghaddam, Moein, Hedayati, & Eslandyari, Morteza, Stock Market Prediction Using Artificial Neural Network, Journal of Economics, Finance, and Administrative Sciences,Vol. 21, issue 41, 2016 , p.89-93.
19. Moyer , R. Charles, & McGuigan, James R., & Kretlow, William J., Contemporary Financial Management, 10th ed, Thomson, South Western, 2006.
20. Ozturk, Berk, Electricity Consumption Forecasting in Chicago Area Using Artificial Neural Network (ANN), A Thesis Degree of Master of Science, Southern Illinois University Edwardsville, 2020.
21. Patel, Mayankkumar, B., & Yalamalle, Sunil, R., Stock Price Prediction Using Artificial Neural Network, International Journal of Innovative Research in Science, Vol. 3, Issue 6, 2014.
22. Reilly, K. Frank, Brown, Keith, Investment analysis and portfolio management, Notredame & Texas university,eighth edition,2006.
23. Ross, Stephen A. , & Westerfield, Randolph W., & Jordan, Bradford D., Essentials of Corporate Finance, 10th Edition, McGraw-Hill, 2020.
24. Saunders, Anthony, & Cornett, Marcia Millon, Financial Markets and Institutions,6 th Ed, McGraw-Hill Education,USA,2015.
25. Shim, Jae K. & siegel , Joel G. , Financial Management , 3th ed , Barron 's Educational series , Inc . Hauppauge, 2008.
26. Vijh, Mehar, & Chandola, Deeksha, & Tikkiwal, Vinay, Anand, & Kumar, Arun, Stock closing price prediction using machine learning techniques, Vol. 167, Procedia computer science, 2020.
27. Watson , Denzil & Antony Head, Corporate Finance : Principles and Practice, 4th Ed , Pearson Education Limited , 2007
28. Yeung, Daniel S., & Cloete, Ian, & Shi, Daming, & Ng, Wing W.Y, Sensitivity Analysis for Neural Networks, 1st ed, Springer, 2010.