الملخص

هدفت الدراسة إلى التعرف على مدى تأثير التقلبات فى أسعار الصرف على الأداء المالي للبنوك المدرجة بالبورصة المصرية، والكشف عن المحددات الخاصة بتقلبات معدلات الصرف الأجنبي داخل الاقتصاد المصري، وانعكاسها على تصميم وتنفيذ ومدى فعالية التخطيط والأداء المالي للبنوك المدرجة بالبورصة المصرية. تصميم خُوارزم جديد مُقْتَرح لقياس العلاقة بين التقلبات فى أسعار الصرف والأداء المالي للبنوك المدرجة بالبورصة المصرية وذلك من أجل التنبؤ الدقيق بتقلبات معدلات الصرف الأجنبي من خلال نماذج الشبكات العصبية تحت مِظّلةِ نظم معدلات الصرف المطبقة داخل الاقتصاد المصري.

و توصلت الدراسة إلى: وجود علاقة طردية معنوية مباشرة بين تقلبات أسعار الصرف والأداء المالي للبنوك المدرجة بالبورصة المصرية الكلمات المفتاحية: تقلبات أسعار الصرف، الأداءالمالي للبنوك، الشبكات العصبية للتنبؤ بتقلبات أسعار الصرف.

^{*} باحثة ماجستير بقسم الإدارة كلية التجارة وإدارة الاعمال - جامعة حلوان

"Neural network models to measure the impact of fluctuations in exchange rates on the financial performance of banks listed on the Egyptian Stock Exchange." Abstract

The study aimed to identify the extent of the impact of fluctuations in exchange rates on the financial performance of banks listed on the Egyptian Stock Exchange, and to reveal the determinants of fluctuations in foreign exchange rates within the Egyptian economy, and their impact on the design, implementation and effectiveness of planning and financial performance of banks listed on the Egyptian Stock Exchange. Designing a proposed new algorithm to measure the relationship between fluctuations in exchange rates and the financial performance of banks listed on the Egyptian Stock Exchange in order to accurately predict fluctuations in foreign exchange rates through neural network models under the umbrella of exchange rate regimes applied within the Egyptian economy.

The study concluded that there is a direct positive and significant relationship between exchange rate fluctuations and the financial performance of banks listed on the Egyptian Stock Exchange.

Keywords: Exchange rate fluctuations, financial performance of banks, neural networks to predict exchange rate fluctuations.

1/ مقدمة

تُعدُّ عملية تقييم الأداء المالي من أهم العمليات التي تقوم بها البنوك في مجال الرقابة من أجل التحقق من بلوغ الأهداف المنشودة. ولقد تزايدت أهميتها في ظل بزوغ العولمة المالية وتعقد وتوسع أنشطة البنوك الاقتصادية وتزايد حدة المنافسة في الأسواق. ولقد أصبح من الضروري التعرف على الأداء المالي للبنوك وتقييمها باستخدام مؤشرات النمو والرفع إلى غير ذلك من النسب المالية قبل التفكير في وضع الخطط المستقبلية وقبل اتخاذ أي قرارات مالية استراتيجية، أضف إلى ذلك الحاجه المؤلّحة للتعرف على مدى تأثر الأداء المالي للبنوك بالمتغيرات الاقتصادية لاسيما التقلبات في معدلات الصرف (1).

إن التقلبات في معدلات الصرف يعد أحد اهم المتغيرات المؤثرة على الأداء المالي المصرفي، لما له تأثير على ربحية المنشأة وتدفقاتها النقدية ومن ثم التأثير على قيمة المنشأة، ولذلك يصبح من الضروري قياس هذه المخاطر وإدارتها بالشكل الذي يضمن تعظيم قيمة المنشأة. ولقد استطاعت نماذج الشبكات العصبية حسم الجدل الدائر بين المناهج المختلفة للتنبؤ بتقلبات معدلات الصرف، لما ما توفره هذه النماذج من حلول ذات قوة تنبؤية عالية.

استقرت الأدبيات النظرية على وجود ثلاثة أنواع من مخاطر تقلبات معدلات الصرف الأجنبي وهي: مخاطر الصفقة ومخاطر التشغيل ومخاطر الترجمة ، والتي تؤدي في نهاية المطاف إلى التأثير على التدفقات النقدية المستقبلية، ومن ثم التأثير على معدل العائد المطلوب من قبل حملة الأسهم وبالتالى التأثير على قيمة المنشأة.

⁽¹⁾ Atindéhou, R., and Gueyie, J., "Canadian chartered banks' stock returns and exchange rate risk", **Management Decision**, Vol. 39, No. 4, 2010, PP 285 – 295.

^{*} لمزيد من التفاصيل، انظر:-

⁻ بهاء الدين سعد، المدخل المعاصر في التمويل والإدارة المالية الدولية، الناشر: المؤلف، الطبعة الثانية، 2017م.

2/1 مشكلة البحث

شهدت بيئة الأعمال المصرية تحقق هذا السيناريو السابق الذي أسفرت عنه الدراسة الاستطلاعية – والخاص بالتأثير السلبي للتقلبات غير المتوقعة في معدلات الصرف الأجنبي على الأداء المالي للبنوك المصرية

. وفي ضوء ما سبق تتلخص مشكلة البحث في محاولة الإجابة على التساؤل التالى:

هل التنبؤ بمعدلات الصرف عبر الشبكات العصبية، يمكن أن يُحسّن من كفاءة الأداء المالى للبنوك المدرجة بالبورصة المصرية؟

3/1 الدراسات السابقة

يتصدى هذا الجزء لعرض الدراسات السابقة التي حاولت تفسير العلاقة بين التقلبات في معدلات الصرف الأجنبي ومضاعف ربحية السهم للبنوك المدرجة بالبورصة المصرية. وفيما يلى عرض لبعض هذه الدراسات:

1/3/1 الدراسات باللغة العربية:

دراسة (رقاقدة نبيلة، 2016): هدفت الدراسة إلى تحديد وقياس الأثر الذي تحدثه العوامل المؤثرة على ربحية البنوك التجارية خلال الفترة (2004م-2014م)، حيث تم دراسة سلوك المتغير التابع (الربحية) مقاسة بمعدل العائد على الأصول ومعدل العائد على حقوق الملكية والمتغيرات المستقلة (نسبة السيولة، نسبة حجم الودائع، نسبة الرافعة المالية، نسبة هامش الربح).

وتوصلت الدراسة إلى وجود علاقة عكسية بين نسبة السيولة النقدية والربحية مقاسة بمعدل العائد على إجمالي الأصول، ووجود علاقة طردية بين نسبة الرفع المالي والربحية مقاسة بمعدل العائد على حقوق الملكية⁽²⁾.

2/3/1 الدراسات باللغة الأجنبية:

⁽²⁾ رقاقدة نبيلة، دراسة قياسية للعوامل المؤثرة على ربحية البنوك التجارية، كلية العلوم الإقتصادية والتجارية والتسبير، جامعة قاصدي مرباح، ورقلة، 2016م.

دراسة (2001، Atinde): هدفت الدراسة إلى اختبار أثر تقلبات سعر الصرف على عوائد أسهم البنوك الكندية خلال الفترة ما بين عامي (١٩٨٨–١٩٩٥)، وبالتطبيق على عينة شملت أكبر ستة بنوك، وقد تم التقييم باستخدام نموذج السوق متعدد العوامل المعادلة على عينة شملت أكبر سنة بنوك، وهذه العوامل هي: عائد السوق ونسبة التغير في الفائدة ونسبة التغير في سعر الصرف، لكنها ركزت على مخاطر سعر الصرف بشكل رئيسي.

وتوصلت الدراسة إلى أن عوائد أسهم البنوك الكندية حساسة لمخاطر سعر الصرف، حيث تبين وجود علاقة جوهرية موجبة بين ارتفاع قيمة الدولار الكندي وعوائد أسهم البنوك الكندية⁽³⁾.

هذا ويختلف هذا البحث عن الدراسات السابقة في نوع النماذج القياسية المُفَسّرة لسلوك ومسار معدل الصرف الأجنبي، لتحديد شكل واتجاه وقوة العلاقة بين معدل الصرف كمتغير تفسيري وبين بعض مؤشرات الأداء المالي لعينة البنوك المدرجة بالبورصة المصرية كمتغيرات داخلية.

4/1 أهمية البحث

يساهم هذا البحث في تبصير الإدارة المصرفية بأوضاع تلك البنوك، مما يمكنها من اتخاذ الإجراءات والتدابير اللازمة لدعم استقرارها وحمايتها من المخاطر بما يعود بالأثر الإيجابي على تقييم الأداء المالي للبنوك، لذلك يستحق البحث الاهتمام الكافي سواء من جانب الباحثين أو صانعي السياسة. فموضوع الرسالة مهم وحيوي للغاية من الناحية النظرية والتطبيقية.

⁽³⁾ Atinde, B., "Canadian Chartered Banks stock Returns and Exchange Rate Risk", **Management Decision**, Vol. 39, No.4, 2001.

5/1 فرضيات البحث

ينطوي البحث على فرضية مَفَادَها (مُؤْدَاها): "من غير المتوقع عدم وجود علاقة جوهرية ذات دلالة معنوية إحصائيًا بين التقلبات في معدلات الصرف الأجنبي والأداء المالى للبنوك المدرجة بالبورصة المصربة.

وتتفرع من هذه الفرضية الرئيسة السابقة فرضية فرعية، يمكن صياغتها على النحو التالى:

(1) "من غير المتوقع عدم وجود علاقة ذات دلالة معنوية إحصائيًا بين التقلبات في معدلات الصرف المتنبأ بها عبر نماذج الشبكات العصبية، كمتغير تفسيري، وبين معدل العائد على الأصول للبنوك المدرجة بالبورصة المصرية".

6/1 أهداف البحث

يتمثل هدف البحث الرئيس في اختبار مدى صحة الفرضية السابقة، ويتفرع من هذا الهدف عدد من الأهداف الفرعية:

- (1) الكشف عن المحددات الخاصة بتقلبات معدلات الصرف الأجنبي داخل الاقتصاد المصري، وانعكاسها على تصميم وتنفيذ ومدى فعالية التخطيط والأداء المالي بشكل عام ومضاعف ربحية السهم بشكل خاص للبنوك المدرجة بالبورصة المصرية.
- (2) دراسة وتحليل واختبار سلوك ومَسَار العلاقة بين التقلبات في معدلات الصرف الأجنبي وبعض مؤشرات الأداء المالي للبنوك المقيدة بالبورصة المصرية.

7/1 مجتمع وعينة البحث

يشتمل مجتمع البحث على جميع البنوك المقيدة في البورصة المصرية وعددهم 14 بنك، وسيتم استبعاد البنوك المقيدة بالدولار والبنك المصري لتنمية الصادرات وبنك القاهرة الذي تم قيده عام 2017م، وبنك الكويت الوطنى الذي تم شطبه من البورصة في 2022/2/2 واخر قوائم مالية متاحة لـ2020، بالإضافة إلى بنك الاتحاد الوطنى الذي تم شطبه في 25/2/200، وبالتالي تتكون عينة البحث من 8 بنوك وهم: البنك التجارى الدولى، بنك البركة مصر، بنك التعمير

والإسكان، بنك فيصل الإسلامي المصري، بنك قطر الوطني الأهلي، بنك قناة السويس، بنك كريدي اجربكول، مصرف ابو ظبى الإسلامي.

8/1 الحدود الزمنية

يشمل النطاق الزمني للبحث الفترة ما بين (2007م – 2021م)، حيث شهدت هذه الفترة اتباع الاقتصاد المصري لنظم معدلات الصرف المختلفة، وتَقَجُر الأزمة الاقتصادية العالمية، مِمَّا ترتب عليه تَغَيُر سلوك ومَسَار معدلات الصرف الأجنبي والأداء المالي للبنوك المدرجة بالبورصة المصربة.

2/ الأسس النظرية لتقلبات معدلات الصرف ومخاطرها

لقد وردت العديد من التعاريف لسعر الصرف في كتابات الباحثين، والمهتمين بالموضوع وتتفق جميعها في تسليط الضوء على أهم عناصر سعر الصرف، والجوانب التي تميزه، وتعطي شمولا لمفهومه نذكر منها: تعريفه بأنه سعر عملة بعملة أخرى، أو هو نسبة مبادلة عملتين، فإحدى العملتين تعتبر سلعة، والعملة الأخرى تعتبر ثمناً لها، ويعرف أيضاً بأنه ذلك المعدل الذي يتم على أساسه تبادل عملة دولة ما ببقية عملات دول العالم (4).

كما يعرف سعر الصرف الأجنبي بأنه السعر الذي يتم من خلاله مبادلة عملة بأخرى نستنتج من هذا التعريف أن تسوية المعاملات الدولية تقتضي وجود أداة للتسوية، فاقتناء سلعة معينة من دولة ما لا يتم دفع قيمتها بالعملة المحلية، بل يتطلب تحديد نسبة الوحدات بالعملة المحلية إلى العملات الأجنبية. والملاحظ من هذا التعريف أنه ركز على كون سعر الصرف أداة مبادلة وأداة للتسوية بين المبادلات الدولية، وأهمل جانب كونه أداة للربط بين الاقتصاديات الدولية (أ).

على الجانب الآخر يأخذ سعر الصرف أشكالا متعددة، تتحدد من خلالها القدرة التنافسية للدول، وعادة ما يتم التمييز بين عدة أنظمة لأسعار الصرف أهمها: (1) سعر الصرف الثابت

⁽⁴⁾ لحلو موسى بوخاري، سياسة الصرف الأجنبي وعلاقتها بالسياسة النقدية، مكتبة الحسن العصرية للطباعة والنشر والتوزيع، لبنان، 2010، ص120.

⁽⁵⁾ السيد محمد أحمد السربيتي، التجارة الخارجية، كلية التجارة، جامعة دمنهور، 2009، ص 246.

يقوم سعر الصرف الثابت Fixed exchange rate على تدخل السلطات النقدية في تحديد سعر الصرف الاسمي والمحافظة عليه حيث تكون العلاقة بين العملات محددة إداريا وبطريقة نظرية، باتفاق بين السلطات النقدية لمختلف الدول على أساس معطيات ومحددات اقتصادية وسياسية في الدولة تقوم بتثبيت عملتها على أساس معين.

(2) سعر الصرف المرن

يعرف سعر الصرف المرن Flexible exchange rate وتناسب نظم معدلات الصرف المعومة Regimes البلدان الصناعية الكبرى والمتوسطة وبعض دول الأسواق الصاعدة التي تُعد أكثر انفتاحًا وتكاملاً مع الأسواق المالية الدولية، وتتميز هذه النظم بالقدرة على امتصاص الصدمات الخارجية، القدرة على تخفيض المخاطرة المحتملة الناجمة عن أزمات العملة وأزمات القطاع المصرفي.

(3) نظام التعويم

تترك السلطات النقدية في ظل نظام التعويم Floating معدل الصرف يتحدد وَفْقًا لقوى العرض والطلب في سوق الصرف الأجنبي، وتدخل السلطات النقدية في سوق الصرف الأجنبي في ظل هذا النظام، لتلطيف حدة التقلبات في معدل الصرف الأجنبي دون مسار أو هدف محدد سلفًا لهذا التدخل، سَبِيلها في ذلك استخدام أدوات التدخل المباشر في سوق الصرف الأجنبي.

(4) نظام التعويم الحر

يتحدد معدل الصرف تحت مظلة نظام التعويم الحر Free floating وفقًا لآليات سوق الصرف الأجنبي، على أن يكون التدخل الرسمي في سوق الصرف الأجنبي من قِبَل السلطات النقدية على أساس استنسابي محدود وليس بشكل دوري متكرر.

1/2 مداخل التنبق بأسعار الصرف

هناك العديد من المداخل التي تستخدم في التنبؤ بأسعار الصرف، ويمكن تجميع هذه المداخل في ثلاث مجموعات وهم كالتالي:

1/1/2 التنبؤ بأسعار الصرف من خلال التحليل الجوهري

يعتمد على النظريات الاقتصادية والمالية. والتنبؤات في ظل هذا التحليل يمكن تقديرها من خلال نماذج متعددة، كالمدخل النقدي حيث تتحدد أسعار الصرف فيه من خلال ثلاث متغيرات مستقلة (تفسيرية) هي: العرض النسبي للنقود، والسرعة النسبية للنقود (والتي تقيس سرعة دوران النقود في الاقتصاد)، والناتج القومي النسبي، ومدخل ميزان المدفوعات إذا كان إنفاق الدولة الخارجي على المشتريات والاستثمارات، أكبر مما تجنيه من الخارج، خلال فترة زمنية محددة، فإن احتمال تخفيض العملة يزداد، ومن ثم سيحدد الأجانب حقوقهم النقدية ضد الدولة وفقا لهذا الميزان (6).

2/1/2 التنبؤ بمعدلات الصرف من خلال مدخل التحليل الفني

يبني التحليل الفني، على استخلاص أنماط السلوك السعري لأسعار الصرف في الماضي، من أجل استخدامها لأغراض التنبؤ المستقبلي. فالأمر إذن، يتعلق هنا بتحليل سلاسل البيانات التاريخية لأسعار الصرف.

3/1/2 مدخل السوق الكفء

تتسم الأسواق المالية بالكفاءة، إذا كانت أسعار الأصل، تعكس تماما كل المعلومات المتاحة وذات الاتصال، وفرض السوق الكفء، له تطبيقات قوية في مجال التنبؤ.

3/2 مخاطرة أسعار الصرف

يعرف مفهوم مخاطرة الصرف بأنه ذلك التغير الإجمالي المتزايد في قيمة النقد الوطني الناتج عن تغيرات أسعار الصرف، وهو يمس القروض، التحويلات والديون بالعملة

⁽⁶⁾ بهاء الدين سعد، المدخل المعاصر في التمويل والإدارة المالية الدولية، الناشر: المؤلف، الطبعة الثانية، 2019- 2020، ص ص109.

الصعبة، وعليه فإن مخاطرة الصرف يدور حول الضرر الذي يلحق بالنتائج المالية للمؤسسات ذات العلاقات الاقتصادية مع الخارج من جراء التقلبات في أسعار صرف عملات التقويم لأنشطة تلك المؤسسات.

1/3/2 أنواع مخاطرة سعر الصرف

يمكن التمييز بين ثلاثة أنواع من مخاطرة تقلب أسعار الصرف الأجنبي، فهناك مخاطرة الصنفقة، وهناك مخاطرة التشغيل وتسمى (بالمخاطرة الاقتصادية، أو المخاطرة التنافسية)، وهناك مخاطرة الترجمة. ويلاحظ أن، كلا من مخاطرة الصنفقة ومخاطرة التشغيل ينصرفان إلى تقلب التدفقات النقدية المستقبلية الناتجة عن تقلباً أسعار الصرف.

3/ الأداء المالي المصرفي في الفكر الإداري

استعرضت العديد من الأدبيات الإدراية الأداء المالي على أنه المخرجات والأهداف التي تسعى المؤسسة إلى تحقيقها، لذا فهو مفهوم يعكس كل من الأهداف والوسائل اللازمة لتحقيقها، أي أن الأداء يربط بين الأهداف التي تسعى إلى تحقيقها داخل المؤسسة (7). يُعَرف الأداء المالي أنه يتمثل في قدرة المؤسسة على تحقيق أهدافها المالية وبأقل تكلفة ممكنة، أي تحقيق التوازن المالي وتوفير السيولة لتسديد ما عليها من التزامات وتحقيق معدل مردودية جيد بأقل تكلفة (8).

1/3التحليل المالي

يعرف بأنه عبارة عن عملية معالجة منظمة للبيانات المالية المتاحة عن مؤسسة ما، للحصول على معلومات تستعمل في عملية اتخاذ القرارات وتقييم أداء المؤسسات التجارية والصناعية في الماضي والحاضر، وكذلك تشخيص أية مشكلة موجودة (مالية أو تشغيلية)، وتوقع ما سيكون عليه الوضع في المستقبل.

⁽⁷⁾ توفيق محمد عبد المحسن، تقييم الاداء مدخل جديد لعالم جديد، دار الفكر العربى، مصر، 2004، ص 17.

⁽⁸⁾ أمل ابراهيم محمود فطيم، "معدل كفاية رأس المال وقياس الأداء المالي للبنوك دراسة حالة بنك مصر والبنك التجاري الدولي 2003-2008"، رسالة ماجستير، كلية الاقتصاد والعلوم السياسية، جامعة القاهرة، 2011، ص19.

ومن خلال ما سبق، يمكن القول بأن القوائم المالية والتقارير المالية هي اللبنة الأساسية لعملية التحليل المالي، وتساعد في تقييم الأداء البنكي وكشف الانحرافات والتنبؤ بالمستقبل، وتكوبن معلومات تساعد في اتخاذ القرارات.

2/3 مؤشرات قياس وتقييم الأداء المالي لدى البنوك

للقيام بعملية قياس وتقييم للأداء لابد من تحليل مؤشرات والتي تم تعريفها بانها مقاييس الكمية للتقييم المالي للبنك، وتعد المؤشرات المالية من الأدوات المهمة لتقييم أداء البنك وقدرته على مواجهة التزاماته المستحقة عليه حالياً ومستقبلاً لأنها تمثل أداة تشخيصية أساسية من أدوات التحليل المالي الذي يعد البداية لقياس الأداء (9). تم تقسيم المؤشرات التي تقيس أداء المالي في البنوك حسب مختلف الوظائف التي يمارسها البنك، أولا مؤشرات الربحية والتي ترتبط بعائد البنك، ثم مؤشرات المخاطر التي تواجه العمل الاستثماري للبنك، مؤشرات ترتبط بدرجة السيولة المالية، مؤشرات ملائمة رأس المال، تتصل بتحليل كفاءة التشغيل.

1/2/3 مؤشرات الربحية

هي التي تقيس معايير ربحية الأداء المالي الإجمالي للبنك بشكل عام، وتعتبر مؤشرات الربحية من أهم المؤشرات كون الأرباح التي يحققها البنك لها تأثير كبير وهام على حقوق المساهمين، وتعتبر ضمانا لاستمرارية البنك وقدرته على النمو، ويعطى انخفاض هذه النسبة إشارة إلى وجود مشكلة في ربحية البنك.

1/1/2/3 معيار حقوق المساهمين: هو عبارة عن صافي الدخل بعد الضرائب إلى إجمالي حقوق الملكية كنسبة مئوية، ويشير هذا المعيار إلى مقدار العوائد التي يحصل عليها المساهمين، ويعبر عن كفاءة الإدارة في توظيف ما لديها من حقوق المساهمين.

⁽⁹⁾ الفضل، مؤيد محمد علي، مؤشرات أداء النظام المصرفي التجاري الخاص والعام في العراق دراسة مقارنة، مجلة آفاق الاقتصادية تصدر عن غرفة التجارة في دولة الإمارات المجلد 21، العدد 84، 2000، ص 130-101.

2/1/2/3 معيار العائد على الأصول: هو عبارة عن صافي الدخل بعد الضرائب إلى إجمالي الأصول كنسبة مئوية وهو يشير إلى انتاجية الأموال المستثمرة في عناصر الأصول المختلفة بما يساعد على تقييم كفاءة الاستثمار في مجالات التوظيف المختلفة (10).

2/2/3 مؤشرات المخاطرة لدى البنوك

تتمثل في مخاطرة الائتمان وهي احتمال أن بعض الأصول وخاصة القروض، ستتعرض لهبوط القيمة، وقد تصل إلى أن تكون عديمة القيمة، بالإضافة إلى مخاطرة السيولة، ومخاطرة السوق، ومخاطرة الصرف الأجنبي، ومخاطرة البنود خارج الميزانية وأنواع أخرى من المخاطرة، والمخاطرة الاستراتيجية، ومخاطرة رأس المال.

3/2/3 مؤشرات السيولة

السيولة تعني قدرة الأصول على التحول إلى نقدية وبسرعة وبدون خسارة عن تكلفة الشراء وتقيس معايير السيولة بوجه عام قدرة البنك على مواجهة مسحوبات العملاء والوفاء بالالتزامات المستحقة عليه في مواعيد استحقاقها دون تأخير.

1/3/2/3 نسبة القروض إلى الأصول: وهي عبارة عن إجمالي القروض كنسبة مئوية من إجمالي الأصول.

2/2/2/2 نسبة إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع: ويتم حساب هذه النسبة باستثناء الاقتراضي فيما بين البنوك واعتبرت هذه النسبة مقياسا للسيولة، حيث انه القروض هي أقل أصول البنك سيولة باستثناء العقارات، لذلك تنخفض نسبة سيولة البنك كلما زادت القروض، وارتفعت نسبتها إلى الودائع، حيث أن هذا الارتفاع يؤدي إلى تخفيض نسبة الأصول السائلة إلى الوديعة.

⁽¹⁰⁾ محمد مصطفى كامل متولي، استخدام مقياس القيمة الاقتصادية المضافة لتطوير مقاييس تقييم الأداء بالتطبيق على البنوك التجارية المصرية، دراسة تحليلية مقارنة، رسالة ماجستير، كلية التجارة، جامعة القاهرة، 2014، ص 73.

3/3/2/3 نسبة الودائع الأساسية لإجمالي الأصول: وتمثل الودائع أهم موارد البنك، وكلما استطاع البنك جذب المزيد من الودائع كلما استطاع الحفاظ على درجة سيولة مناسبة.

4/3/2/3 نسبة السيولة: هذه النسبة تقيس أهمية الأصول الأكثر سيولة لإجمالي الأصول، وتتكون الأصول السائدة من الأرصدة النقدية لدى البنك نفسه وودائعه لدى الجهاز المصرفى والبنك المركزي والاوراق المالية.

4/2/3 مؤشرات الكفاءة في البنوك

سيتم تقسيم معايير الكفاءة إلى قسمين:

القسم الأول: لقياس كفاءة التكاليف عن طريق المعيارين التاليين:

يتضمن المعيار الأول: نسبة تكلفة النشاط بخلاف الفائدة إلى الأصول، حيث توجد علاقة عكسية بين كفاءة التكاليف ونسبة تكاليف النشاط بخلاف الفائدة إلى الأصول، حيث أن انخفاض هذه النسبة يعني زيادة كفاءة المديرين في توظيف الأصول عند مستوى اقل من التكاليف. يتضمن المعيار الثاني: نسبة تكاليف النشاط الى عوائد النشاط وتشير تكاليف النشاط إلى الأنشطة المصرفية التي يمارسها البنك وتتعلق بصميم عمله، وكلما انخفضت هذه النسبة كلما كان أفضل.

القسم الثاني: لقياس كفاءة الإيرادات وذلك عن طريق المعيارين التاليين:

يتضمن المعيار الأول: نسبة إجمالي الإيرادات للأصول وهي تشير إلى قدرة المديرين على توليد إيرادات على الأصول المملوكة للبنك، وكلما زادت هذه النسبة كلما كان أفضل. يتضمن المعيار الثاني: نسبة دخول الفوائد إلى إجمالي دخول النشاط حيث تمثل دخول الفوائد أكبر عنصر بالنسبة لإجمالي الإيرادات ويعني ارتفاع تلك النسبة أن البنك لم يستطيع تنويع إيراداته وزيادتها من مصادر أخرى غير الفائدة على القروض.

5/2/3 بعض مؤشرات الأداء المالي التى سيتم استخدامها فى الدراسة 1/5/2/3 معدل العائد على الأصول

يقيس هذا المؤشر Return on Assets مدى فعالية الإدارة في استخدام الموارد المتاحة ومدى قدرتها على تحقيق العوائد من الأموال المتاحة من مختلف المصادر التمويلية بغض النظر عن الطريقة التي يتم بها التمويل فهو يعكس أثر الأنشطة التشغيلية والتمويلية في المؤسسة ويتم احتسابه من خلال قسمة صافي الدخل على إجمالي الأصول⁽¹¹⁾.حيث يعد من أفضل المؤشرات المالية لقياس كفاءة الإدارة في استخدام إجمالي أصلها في التشغيل وهي من أكثر المؤشرات التي تهتم بها دوائر الائتمان، ويدل على مدى استغلال البنك لأصوله لتوليد الربح، ويعني ارتفاع هذه النسبة كفاءة السياسات التي تنتهجها الإدارة، ويتم قياس معدل العائد على الأصول كما يلى:

معدل العائد على الأصول = صافي الربح قبل الضرائب والفوائد - الضرائب ا إجمالي الأصول أو صافي الربح + الفوائد \ إجمالي الأصول

4/ نماذج الشبكات العصبية

ظهر الذكاء الاصطناعي في الخمسينات من القرن الماضي نتيجة الثورة التي حدثت في مجالي المعلومات والتحكم الآلي، ويعرف الذكاء الاصطناعي Artificial بأنه علم يتضمن مجموعة أساليب وطرق جديدة في برمجة أنظمة الحاسب تستخدم لتطوير أنظمة تحاكي بعض عناصر ذكاء الإنسان، ويتضمن الذكاء الاصطناعي فروع عديدة منها نماذج الشبكات العصبية، وتعد الشبكات العصبية الاصطناعية من اهم الطرق المرنة التي لديها القدرة على التعلم الذاتي السريع وسرعة التغير في البيئة الديناميكية.

1/4 مفهوم الشبكات العصبية

تعتبر الشبكات العصبية الاصطناعية في الأساس محاولة لمحاكاة العقل البشري ، وهي ترتكز على فكرة أنه بالإمكان استخلاص بعض الخصائص الأساسية للعقل

⁽¹¹⁾ Rose, P. Sylvia, Hudging, S.C. "Bank Management and Financial Services" 6th Edition, Mc Graw-Hill, New York, 2005.

البشري وتبسيطها ثم استعمالها لمحاكاة العقل. وأهم هذه الخصائص هي التوصيلات أو الربط بين الخلايا العصبية والتي أثبت مختصو علم الأعصاب أنها مخزن للمعلومات في العقل وأهم أجزائه، وتعرف أنها مجموعة من عناصر التشغيل المتصلة داخليا ويطلق عليها عقد، ولها قدرة على تشغيل المدخلات وذلك من خلال أداء مجموعة من العمليات الرياضية البسيطة على المدخلات، وذلك بهدف الوصول إلى قيم المخرجات (12).

2/4 مكونات الشبكات العصبية(13)

سوف نتناول فيما يلى أهم مكونات الشبكات العصبية:

1/2/4 طبقة المدخلات: تعرف Input layer وهي الطبقة الأولى في الشبكات العصبية، وتقوم هذه الطبقة باستقبال بيانات المتغيرات المستقلة من المصادر المختلفة، وتحتوي على عدد من النيرونات أو العصبونات أو عناصر المعالجة التي يتوافق عددها مع عدد المتغيرات المستقلة للمدخلات المراد قياسها.

2/2/4 الطبقات الوسطى أو الخفية: وتعرف Hidden layer تتكون من عدد من الخلايا المتصلة مع طبقة المدخلات بقنوات اتصال وكذلك تتصل بطبقة المخرجات بقنوات اتصال وقد تكون الطبقات الوسطى طبقة واحدة أو مجموعة من الطبقات التي تتصل مع بعضها بقنوات اتصال.

3/2/4 طبقة المخرجات: وتعرف Output layer وهي الطبقة النهائية للشبكات العصبية، وتحتوي على عدد من عناصر المعالجة التي يتوافق عددها مع عدد متغيرات الإستجابة، وتقوم هذه الطبقة بعرض النتائج التي وصلت اليها من الطبقة

⁽¹²⁾ Hagan M. Jesus O.-. "Neural Network Design". Oklahoma State University. 2nd Edition: 2014. P38.

⁽¹³⁾ Kapanova, K.G., Dimov, I. and Sellier, J.M., **A genetic approach to automatic neural network architecture optimization**. Neural Computing and Applications, 29(5), 2018, p.1481.

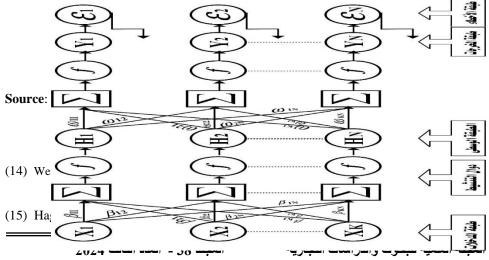
السابقة إلى المستخدم النهائي، وبالتالي عرض النتائج النهائية للشبكات العصيبة (14).

4/2/4 الأوزان النسبية Weights تقوم هذه الأوزان بتحديد القوة النسبية أو الأهمية النسبية لكل مدخل من المدخلات، وبالتالي تحدد قوة العلاقة بين عناصر ووحدات المعالجة ومدى فعالية عقد الإتصال، ويمكن تعديل الأوزان النسبية من خلال التدريب والتعلم.

5/2/4 دائة التجميع Function Summation تعد هذه الدالة بمثابة المنشط الداخلي أو المحفز للشبكة العصبية، حيث تقوم بحساب الأوزان النسبية للمدخلات، وذلك بضرب كل مدخل من المدخلات في وزنه النسبي للحصول على المجموع.

6/2/4 دالة التحويل Function Transfer يطلق عليها دالة التنشيط، حيث تقوم بإجراء أيضًا المعادلات الرياضية على القيم الخارجة من دالة التجميع، وتعديل الأوزان النسبية باستمرار طوال انتشار الدالة الخطية لتنشيط فترة تدريب الشبكة، وأكثر دوال تنشيط الشبكات العصبية هي الشبكات العصبية، ودالة الحد الفاصل لتنشيط الشبكات العصبية، ودالة سيجمويد لتنشيط الشبكات العصبية (15).

شكل (1/4) مخطط نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية



3/4 أهمية الشبكات العصبية أهمية الشبكات العصبية

تعتبر الشبكات العصبية لها أهمية كبيرة حيث أنها تستخدم في العديد من التطبيقات التجارية والاحصائية وسوف نوضح أهمية تحليل الشبكات العصبية.

1/3/4 التنبؤ

تستخدم الشبكات العصبية في التنبؤ بأحداث مستقبلية وذلك بناء على أحداث ماضيه ومثال على ذلك التنبؤ بحجم المبيعات المتوقعة وأداء السوق ومتطلبات الإنتاج وحجم الاستثمار وحالة الجو وفيضان مياه الأنهار.

2/3/4 التقييم

تستخدم الشبكات العصبية في تقييم العملاء وفي تقييم أداء المنشآت الكبرى وذلك في تقييم المخاطر التي تؤدي إلى عسر مالي حيث يمكن للشبكات العصبية معرفة القيمة المقدرة للشركة باستخدام المعلومات المالية وتتكون المدخلات من معلومات مالية متصلة بالشركة وتتكون المخرجات من القيمة المقدرة للشخص الخبير.

3/3/4 التصنيف

تستخدم الشبكات العصبية في تصنيف المنشآت وتحديد المجموعة التي تنتمي إليها المنشأة وتطبق الشبكات العصبية بنجاح في عدد كبير من مشاكل التصنيف مثل تصنيف المنشآت إلى قويه الكفاءة وضعيفة الكفاءة وتصنيف القروض إلى قروض مضمونة وقروض غير مضمونة وكثير من التصنيفات المختلفة.

⁽¹⁶⁾ Da Silva I· Spatti· D- ·"**Artificial Neural Networks**" · University Of Sao Paulo· Springer·2017, P25.

4/3/4 التصنيف إلى مجموعات متجانسة

تستخدم الشبكات العصبية في التصنيف إلى مجموعات متجانسة أي يتم تقسيم الوحدات المتشابهة معا في مجموعات والفرق بين التصنيف والتصنيف لمجموعات متجانسة هو أن في مشاكل التصنيف تكون المجموعات محددة مسبقا أما في مشاكل التصنيف لمجموعة متجانسة فإن المتاح هو مجموعة العينات والعلاقات التي يمكن أن تشتق من وصف العينة ويكون المطلوب هنا هو تجميع كل الوحدات المتجانسة في صفة معينة في مجموعة واحدة.

4/4 تدربب الشبكات العصبية

تعد دراسة Hebb في عام ١٩٤٩ من الدراسات الأولى المبكرة التي اقترحت القاعدة الأساسية لطريقة تعلم النيرون أو العصبون بالعقل البشري، حيث كانت من أوائل الدراسات التي توصلت إلى البنية التوصيلية للعصبونات وكيفية تمثيل المعرفة. ثم قام العديد من الباحثين بتطبيق قاعدة Hebb على الشبكات العصبية، ووجدوا أن التدريب والتعلم هما اللذان يحددان قيم الأوزان النسبية، حيث يعبر الوزن النسبي عن القوة النسبية أو الأهمية النسبية للبيانات المدخلة، فالشبكات العصبية لا تبرمج ولكنها تقوم بالتدريب والتعلم فقط، حيث يتم تدريب الشبكات العصبية على مجموعة من البيانات التاريخية، وهو ما يساهم في سرعة تعلم تلك الشبكات العصبية التي تم تدريبها، وبالتالي ضبط الأوزان النسبية، وتحقيق أفضل نتائج (17).

5/ تحليل العلاقة بين تقلبات معدلات الصرف الأجنبي والأداء المالي للبنوك عبر تطبيق نماذج الشبكات العصبية

تتصدى هذه المرحلة للتنبؤ بتقلبات معدلات الصرف الأجنبي داخل الاقتِصَاد ٱلمصرى وذلك باستخدام بيانات سلسلة زمنية ربع سنوبة تغطى الفترة من

⁽¹⁷⁾ Nazari, M. and Alidadi, M., **Measuring credit risk of bank customers** using artificial neural network. Journal of Management Research, 5(2), 2013, p.17.

الربع الأول من عام 2007م إلى الربع الأخير من عام 2021م عبر نَمَاذِج الشَّبَكات العَصَبيّة وذلك على النحو التالي:

1/5 توصيف متغيرات وطبقات نَمَاذِج الشَبكات العَصَبِيّة

لقد تم حصر بعض المتغيرات التي من المتوقع أن تساهم في مساعدة نَمَاذِج الشَّبَكات العَصَبِيّة في التنبؤ بتقلبات معدلات الصرف والتحوط من مخاطر تقلبات معدلات الصرف، وسوف يتم التعبير عن هذه المتغيرات وإدخالها في طبقات نَمَاذِج الشَّبَكات العَصَبيّة على النحو التالى:

- (1) طبقة المدخلات والتي يرمز لها اختصارًا داخل نماذج الشبكات العصبية بطبقة المدخلات المستقلة أو التفسيرية المدخلات Input Layer, وهي طبقة المتغيرات المستقلة أو التفسيرية Exogenous Variables والتي تحتوي بداخلها على التقلبات في معدلات الصرف الأجنبي معبرًا عنها بمعدل التغير في معدل الصرف الاسمي في الفترات الزمنية الحالية وبفترات إبطاء مختلفة وتحتوي هذه الطبقة من داخلها على المتغيرات الداخلية التالية:
 - سعر الصرف بفترة ابطاء ولحدة، ويرمز له اختصارًا بالرمز EXR_{t-1} . ومن المتوقع وجود علاقة طردية بين أسعار الصرف بفترة ابطاء ولحدة من ناحية والتقلبات في معدلات الصرف في الفترة الحالية من ناحية أخرى، فالزيادة في الأول تؤدي إلى زيادة التقلبات في معدلات الصرف في الفترة الحالية.
 - سعر الصرف بفترتين ابطاء، ويرمز له اختصارًا بالرمز EXR, ومن المتوقع وجود علاقة طردية بين أسعار الصرف بفترتين ابطاء من ناحية والتقلبات في معدلات الصرف في الفترة الحالية من ناحية أخرى، فالزيادة في الأول تؤدي إلى زيادة التقلبات في معدلات الصرف في الفترة الحالية.
- (2) طبقة المخرجات Output Layer، والتي يرمز لها اختصارًا بالرمز Output, وتحتوي هذه الطبقة من داخلها على التقلبات في معدل الصرف الأجنبي في الفترة الحالية، وهو المتغير الداخلي والذي يتم تفسيره من داخل النموذج وذلك باستخدام طبقة المدخلات Input Layer.

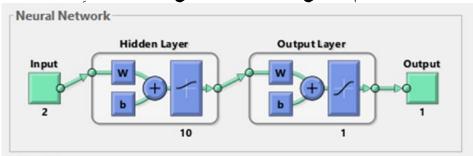
ويأخذ نموذج الشبكات العصبية المستخدم الشكل الدَّالِي التالي فيما يُعْرف باسم نَمَاذِج الشَبَكات العَصَبِيّة ذات التغذية الأمامية والانتشار الخلفي المُزَادُة Feed

Augmented forward Back Propagation Neural Network والذي من التأثيرات المباشرة من طبقة المدخلات إلى طبقة المخرجات من خلال تقدير الأوزان النسبية قصيرة الأجل ξ ، وقياس التأثيرات غير المباشرة من طبقة المدخلات إلى الطبقة البينية ثم إلى طبقة المخرجات وذلك من خلال تقدير الأوزان النسبية طويلة الأجل ξ .

$$\begin{split} EXR_t &= \gamma_0 + \frac{\omega_1}{1 + e^{-(\alpha_{01} + \beta_{11} EXR_{t-1} + \beta_{21} EXR_{t-2})}} \\ &\quad + \frac{\omega_2}{1 + e^{-(\alpha_{02} + \beta_{12} EXR_{t-1} + \beta_{22} EXR_{t-2})}} + \cdots \\ &\quad \cdots \cdots + \frac{\omega_{10}}{1 + e^{-(\alpha_{10} + \beta_{110} EXR_{t-1} + \beta_{210} EXR_{t-2})}} + \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} EXR_{t-1} \\ EXR_{t-2} \end{bmatrix} (1) \end{split}$$

ويتضح من الشكل رقم 1/5 الخوارزم المقترح لتدريب وتقدير نَمَاذِج الشَبكات العَصَبِيّة، والذي يوضح كيفية انتقال الأثر المباشر طبقة المدخلات إلى طبقة المخرجات، والأثر غير المباشر من طبقة المدخلات إلى الطبقة البينية ثم إلى طبقة المخرجات.

شكل (1/5) الخوارزم المقترح لتدريب وتقدير نَمَاذِج الشَبكات العَصَبيّة

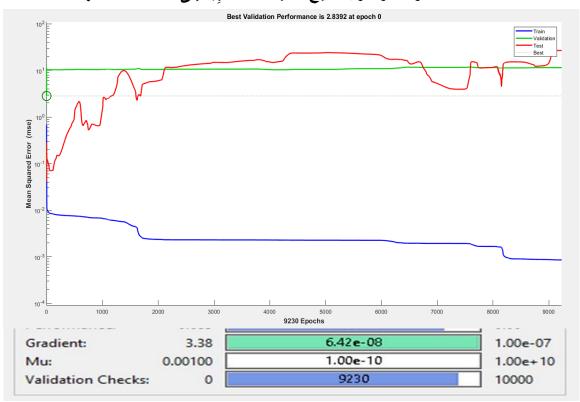


المصدر : تم إعداد هذا الشكل بمعرفة الباحثة بالاعتماد على البيانات الواردة بجدول رقم 1/4 بالملحق الإحصائي، وبالاعتماد على حزمة البرامج الجاهزة MATLAB 2013.

1/1/5 مرحلة الفحوص التشخيصية لنَمَاذِج الشَبَكات العَصَبيّة

لم يأخذ هذا الخوارزم المقترح لتدريب وتقدير نَمَاذِج الشَبَكات العَصَبِيّة وقتًا طويلاً حتى يصل هذا النموذج إلى الهدف الرئيس له وهو الوصول بمتوسط مربع الأخطاء إلى 1%، حيث يتضح من الشكل رقم (2/5) إتجاه ميل منحنى Gradient الأخطاء أو البواقي سريعًا نحو هذا الهدف وأقل من ذلك – أيضًا – حتى سجل رقمًا لا يختلف معنويًا عن الصفر في المحاولة رقم 9230؛ الأمر الذي إن دل على شئ فإنما يدل على جودة توفيق النموذج ككل في مراحل الاختبار والتحقق والتدريب.

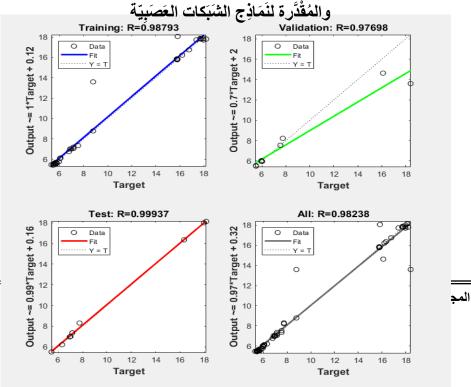
شكل (2/5) محاولات وصول نَمَاذِج الشَبَكات العَصبِيّة إلى الأخطاء المستهدفة



وبالنظر إلى الشكل التالي شكل (3/5) يتضح مدى الارتباط القوي بين تقلبات معدلات الصرف في الفترة الزمنية الحالية – والذي يُمَثْل طبقة المدخلات داخل نموذج الشَبَكة العَصَبِيّة – وبين تقلبات معدلات الصرف المتنبأ بها أو المقدرة عبر نماذج الشبكات العصبية، من خلال ترجيح المرونات طويلة الأجل بالقيم المحتملة للمتغيرات المدرجة في طبقة المدخلات، فلقد وصل معامل الارتباط بين تقلبات معدلات الصرف الفعلي والمُقُدَّر إلى 987, في عينة التدريب؛ الأمر الذي يؤكد أن البواقي أو الانحرافات بين طبقة المخرجات والمستهدف منها لم يتجاوز 013.

وعلى الرغم من انخفاض النسبة في عينة التحقق مقارنة بعينة التدريب والتي سجلت 976, لكنها زادت هذه النسبة في عينة الإختبار والتي سجلت 996, والتي سجلت 376, لكنها زادت هذه النسبة في عينة الإختبار والتي سجلت 178, ودالة تكين ألم الستطاعت دالة التدريب TRAINLM ودالة تكين الشَبكة العَصَبيّة من تفسير التغيرات الحادثة في طبقة المخرجات في عينة التحقق؛ وهو الأمر الذي ساهم في جودة توفيق النموذج ككل، والذي يوضح أن حوالي 98,2% من التغيرات الحادثة في طبقة المخرجات تُعْزَى إلى المتغيرات التفسيرية الاثنين في طبقة المدخلات وقنوات انتقال تأثيراتهم العشرة في الطبقة البينية.

شكل (3/5) معاملات الارتباط والانحدار بين طبقة المخرجات الفعلية



2/5 نماذج الشبكات العصبية لقياس العلاقة بين معدل الصرف المتنبأ به ومتوسط العائد على الاصول

لقد تم حصر بعض المتغيرات التي من المتوقع أن تساهم في مساعدة نَمَاذِج الشَّبَكات العَصَبِيَّة في قياس العلاقة بين التقلبات في معدلات الصرف المتنبأ بها كمتغير تفسيري ومتوسط العائد على الاصول للبنوك المدرجة بالبورصة المصرية باستخدام بيانات سلسلة زمنية ربع سنوية تغطى الفترة من الربع الأول من عام 2007م إلى الربع الأخير من عام 2021م، وسوف يتم التعبير عن هذه المتغيرات وادخالها في طبقات نَمَاذِج الشَبكات العَصَبيّة على النحو التالى:

- (1) طبقة المدخلات والتي يرمز لها اختصارًا داخل نماذج الشبكات العصبية بطبقة المدخلات المستقلة أو التفسيرية المبتغيرات المستقلة أو التفسيرية Variables Exogenous والتي تحتوي بداخلها على التقلبات في معدلات الصرف المتنبأ بها عبر نماذج الشبكات العصبية السابق معبرًا عنها بمعدل التغير في معدل الصرف الاسمى في الفترات الزمنية الحالية وبفترات إبطاء مختلفة.
- (2) طبقة المخرجات Output Layer، والتي يرمز لها اختصارًا بالرمز Output, وتحتوي هذه الطبقة من داخلها على متوسط العائد على الأصول لكافة البنوك المدرجة بالبورصة المصرية وكان من غير المتوقع عدم وجود علاقة ذات دلالة معنوية إحصائيًا بين التقلبات في معدلات الصرف المتنبأ بها عبر نماذج الشبكات العصبية وبين معدل العائد على الأصول لكافة البنوك المدرجة بالبورصة المصرية.

تم التوصل إلى أن عدد 1 خلايا عصبية في طبقة المدخلات و5 خلايا عصبية في الطبقة البينية وخلية عصبية واحدة فقط في طبقة المخرجات هو الخوازم الأمثل لتقدير نَمَاذِج الشَّبَكات العَصَبِيّة الهادفة إلى تفسير العلاقة بين التنبؤ بتقلبات معدلات الصرف المتنبأ بها عبر نماذج الشبكات العصبية وبين متوسط معدل العائد على الأصول لكافة البنوك المدرجة بالبورصة المصرية.

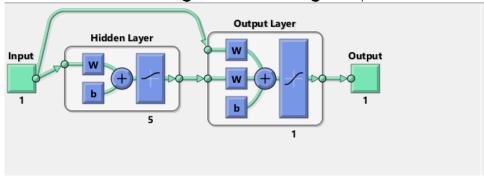
ويأخذ نموذج الشبكات العصبية المستخدم الشكل الدَّالِي التالي فيما يُعْرف باسم نَمَاذِج الشَبكات العَصَبِيّة ذات التغذية الأمامية والانتشار الخلفي المُزَادْة Feed

والذي Augmented forward Back Propagation Neural Network والذي يسمح بقياس التأثيرات المباشرة من طبقة المدخلات إلى طبقة المخرجات من خلال تقدير الأوزان النسبية قصيرة الأجل ξ ، وقياس التأثيرات غير المباشرة من طبقة المدخلات إلى الطبقة البينية ثم إلى طبقة المخرجات وذلك من خلال تقدير الأوزان النسبية طويلة الأجل β .

$$ROA_{t} = \gamma_{0} + \frac{\omega_{1}}{1 + e^{-(\alpha_{01} + \beta_{11}EXR_{t})}} + \frac{\omega_{2}}{1 + e^{-(\alpha_{02} + \beta_{12}EXR_{t})}} + \frac{\omega_{5}}{1 + e^{-(\alpha_{05} + \beta_{15}EXR_{t})}} + \frac{\omega_{5}}{1 + e^{-(\alpha_{05} + \beta_{15}EXR_{t})}} + [\xi_{1}] [EXR_{t}] , \qquad (3)$$

ويتضح من الشكل التالي رقم 4/5 الخوارزم المقترح لتدريب وتقدير نماذج الشبكات العصبية، والذي يوضح كيفية انتقال الأثر المباشر طبقة المدخلات إلى طبقة المخرجات، والأثر غير المباشر من طبقة المدخلات إلى الطبقة البينية ثم إلى طبقة المخرجات.

(شكل 4/5) الخوارزم المقترح لتدريب وتقدير نماذج الشبكات العصبية

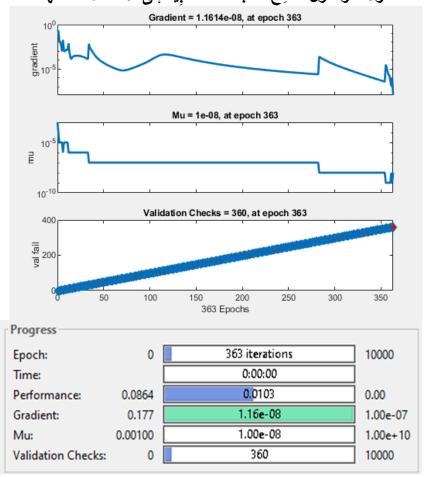


1/2/5 مرحلة الفحوص التشخيصية لنماذج الشبكات العصبية

لم يأخذ هذا الخوارزم المقترح لتدريب وتقدير نَمَاذِج الشَبَكات العَصَبِيّة وقتًا طويلاً حتى يصل هذا النموذج إلى الهدف الرئيس له وهو الوصول بمتوسط مربع الأخطاء إلى 1%، حيث يتضح من الشكل رقم (5/5) إتجاه ميل منحنى Gradient الأخطاء أو البواقي سريعًا نحو هذا الهدف وأقل من ذلك – أيضًا حتى سجل رقمًا لا يختلف معنويًا عن الصفر في المحاولة رقم 363؛ الأمر الذي

إن دل على شئ فإنما يدل على جودة توفيق النموذج ككل في مراحل الاختبار والتحقق والتدربب.

شكل (5/5) محاولات وصول نَمَاذِج الشَبَكات العَصَبِيّة إلى الأخطاء المستهدفة

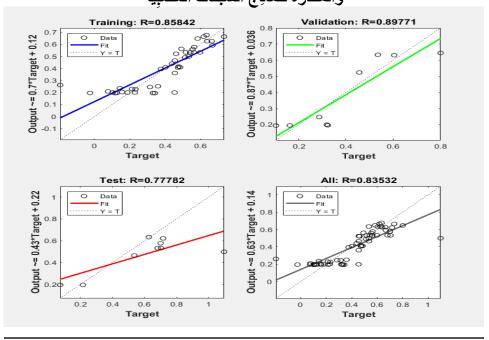


وبالنظر إلى الشكل التالي شكل (6/5) يتضح مدى الارتباط القوي بين تقلبات معدلات الصرف المتنبأ بها عبر نماذج الشبكات العصبية – والذي يُمَثْل طبقة المدخلات داخل نموذج الشبكة العصبية – وبين معدل العائد على الأصول لكافة

البنوك المدرجة بالبورصة المصرية، من خلال ترجيح المرونات طويلة الأجل بالقيم المحتملة للمتغيرات المدرجة في طبقة المدخلات، فلقد وصل معامل الارتباط بينهما إلى 858, في عينة التدريب؛ الأمر الذي يؤكد أن البواقي أو الانحرافات بين طبقة المخرجات والمستهدف منها لم يتجاوز 142.

وعلى الرغم من ارتفاع النسبة في عينة التحقق مقارنة بعينة التدريب والتي سجلت 777, هجلت 897, لكنها انخفضت هذه النسبة في عينة الإختبار والتي سجلت 777, إلا أنه سرعان ما استطاعت دالة التدريب TRAINLM ودالة تَكَيُّف التَعَلَّم للا أنه سرعان ما الشَبكة العَصَبيّة من تفسير التغيرات الحادثة في طبقة المخرجات في عينة التحقق؛ وهو الأمر الذي ساهم في جودة توفيق النموذج ككل، والذي يوضح أن حوالي 83,5% من التغيرات الحادثة في طبقة المخرجات تُعْزَى إلى المتغير التفسيري في طبقة المدخلات وقنوات انتقال تأثيراتهم الخمسة في الطبقة البنية.

شكل (6/5) معاملات الارتباط والانحدار بين طبقة المخرجات الفعلية والمُقْدَرة لنَمَاذِج الشَبكات العَصبية



المجلة العلمية للبحوث والدراسات التجارية

المجلد 38 - العدد الثالث 2024

3/5 نماذج الشبكات العصبية لقياس العلاقة بين معدل الصرف المتنبأ به ومعدل العائد على الاصول لكافة بنوك العينة

لقد تم حصر بعض المتغيرات التي من المتوقع أن تساهم في مساعدة نَمَاذِج الشَبَكات العَصَبِيّة في قياس العلاقة بين التقلبات في معدلات الصرف المتنبأ بها كمتغير تفسيري ومعدل العائد على الاصول لكافة البنوك المدرجة بالبورصة المصرية، يتم على أساسه مقارنة استجابة الأداء المالي لكافة بنوك العينة إلى التقلبات في معدلات الصرف الأجنبي المتنبأ بها عبر نماذج الشبكات العصبية. ولقد جاءت النتائج على النحو التالى:

جدول (1/5) جدول المتنبأ به ومعدل نتائج نماذج الشبكات العصبية لقياس العلاقة بين معدل الصرف المتنبأ به ومعدل العائد على الاصول لكافة بنوك العينة

Indicator	Average (Optimal)	ADIB	alBaraka	CIB	CA	FIBOE	HDB	QNB	SCB
Short Term Weight (DR)	2.35	1.15	2.3	3.47	2.45	2.12	3.2	2.61	1.98
Epoch (MSE)	363	687	105	105	223	272	164	193	472
R ² -Score on Training set	92.4	90.8	85.8	99.2	98.1	93.5	98.6	99.2	86.4
R ² -Score on All Model	91.8	88.9	83.5	99	97.6	93.2	97.9	98.9	86.1

وبالنظر إلى نتائج التقدير الواردة أعلاه يتضح ما يلى من خلال جدول (1/5):

(1) جاء بنك CIB في المركز الأول لأقوى علاقة مباشرة بين تقلبات معدلات الصرف المتنبأ بها عبر نماذج الشبكات العصبية ومعدل العائد على الأصول، لم يأخذ هذا النموذج وقتًا طويلاً حتى يصل إلى الهدف الرئيس له حيث وصل النموذج

للهدف الرئيسي عند المحاولة رقم 105، وذلك بنسبة مساهمة تصل إلى حوالي 99,2% في عينة التدريب، وبنسبة 99% في النموذج ككل، وهذا يعني أنه في حالة زيادة التقلبات في معدلات الصرف المتنبأ بها عبر نماذج الشبكات العصبية بنسبة 1% هذا يؤدي إلى زيادة معدل العائد على الأصول بنسبة 3,47.

النتائج:

من منطلق هذه الدراسة ودراسة الفرضيات توصلت الباحثة إلى النتائج الآتية:

1 - وجود علاقة طردية معنوية مباشرة بين التقلبات في معدلات الصرف الأجنبي المتنبأ بها عبر نماذج الشبكات العصبية كمتغير داخلي من ناحية، وبين متوسط معدل العائد على الأصول لكافة بنوك العينة المدرجة بالبورصة المصرية من ناحية أخرى.

2- أن البنك التجاري الدولي (CIB) قد أظهر أفضل أداء مالي خلال فترة الدراسة في المؤشرين، وذلك يوضح أن قدرة هذا البنك على توفير بعض أدوات مقاييس المخاطرة وبالتالي جاء في المرتبة الأولى من حيث العلاقة بين معدل الصرف المتنبأ به عبر نماذج الشبكات العصبية والمؤشرين المعبرين عن الأداء المالي.

التوصيات:

ومن خلال النتائج السابقة توصلت الباحثة إلى التوصيات التالية:

1- تبني نماذج الشبكات العصبية كأحد نماذج التعلم العميق والتطبيق المباشر لذكاء الأعمال في الوقت الراهن لتتكفل دون غيرها بالتنبؤ بالتقلبات في معدلات الصرف الأجنبي داخل البنوك المصرية، حيث أظهرت الدراسة في نتائجها أن

النموذج المقترح لنماذج الشبكات العصبية للتنبؤ بالتقلبات في معدلات الصرف الأجنبي قد أظهرت قوة تنبؤبة وتفسيرية عالية.

2- ضرورة العمل على تنويع الطرق المناسبة للتغطية والتحوط ضد مخاطر الصرف، وتكون قابلة للتطبيق في الواقع العملي.

3- نوصى بضرورة مواكبة البنوك في مصر للتطورات الحاصلة في البنوك الناشئة والمتقدمة في العالم سواء من الناحية التنظيمية أو الادارية أو التكنولوجية أو الفنية لما في ذلك من أثر في تحسين أداء البنوك في مصر.

4- السعي حول استخدام نماذج أخرى من الأنواع المختلفة والمتعددة للذكاء الاصطناعي للتنبؤ بتقلبات سعر الصرف والتحوط الجيد لمخاطر تقلبات سعر الصرف وتغطيته.

المراجع باللغة العربية:

- 1- السيد محمد أحمد السربيتي، التجارة الخارجية، كلية التجارة، جامعة دمنهور، 2009، ص 246.
- 2- الفضل، مؤيد محمد علي، مؤشرات أداء النظام المصرفي التجاري الخاص والعام في العراق دراسة مقارنة، مجلة آفاق الاقتصادية تصدر عن غرفة التجارة في دولة الإمارات المجلد 21، العدد 84، 2000، ص101-130.
- 3- أمل ابراهيم محمود فطيم، "معدل كفاية رأس المال وقياس الأداء المالي للبنوك دراسة حالة بنك مصر والبنك التجاري الدولي 2003-2008"، رسالة ماجستير، كلية الاقتصاد والعلوم السياسية، جامعة القاهرة، 2011، ص19.
- 4- بهاء الدين سعد، المدخل المعاصر في التمويل والإدارة المالية الدولية، الناشر: المؤلف، الطبعة الثانية، 2019–2020، ص ص109.
 - 5- توفيق محمد عبد المحسن، تقييم الاداء مدخل جديد لعالم جديد، دار الفكر العربي، مصر، 2004، ص 17.
- 6- رقاقدة نبيلة، دراسة قياسية للعوامل المؤثرة على ربحية البنوك التجارية، كلية العلوم الإقتصادية والتجارية والتسيير، جامعة قاصدى مرباح، ورقلة، 2016م.
- 7- لحلو موسى بوخاري، سياسة الصرف الأجنبي وعلاقتها بالسياسة النقدية، مكتبة الحسن العصرية للطباعة والنشر والتوزيع، لبنان، 2010، ص120.
 - 8- محمد مصطفى كامل متولي، استخدام مقياس القيمة الاقتصادية المضافة لتطوير مقاييس تقييم الأداء بالتطبيق على البنوك التجارية المصرية، دراسة تحليلية مقارنة، رسالة ماجستير، كلية التجارة، جامعة القاهرة، 2014، ص 73.

المراجع باللغة الأجنبية:

- 1- Atindéhou, R., and Gueyie, J., "Canadian chartered banks' stock returns and exchange rate risk", **Management Decision**, Vol. 39, No. 4, 2010, PP 285 295.
- 2- Atinde, B., "Canadian Chartered Banks stock Returns and Exchange Rate Risk", **Management Decision**, Vol. 39, No.4, 2001.
- 3- Da Silva I Spatti D- "Artificial Neural Networks" University Of Sao Paulo Springer 2017, P25.
- 4- Hagan M. Jesus O.-. "Neural Network Design". Oklahoma State University. 2nd Edition. 2014. P38.
- 4- Kapanova, K.G., Dimov, I. and Sellier, J.M., A genetic approach to automatic neural network architecture optimization. Neural Computing and Applications, 29(5), 2018, p.1481.
- 5- Nazari, M. and Alidadi, M., **Measuring credit risk of bank customers using artificial neural network**. Journal of Management Research, 5(2), 2013, p.17.
- 6- Rose, P. Sylvia, Hudging, S.C. "Bank Management and Financial Services" 6th Edition, Mc Graw-Hill, New York, 2005.
- 7- Wei, H.; Lai, K.K.; Nakamori, Y.; Wang, S. Forecasting foreign exchange rates with artificial neural networks: A review. Int. J. Inf.Technol. Decis. Mak., 3, 2004,p. 145.