Journal of Yarmouk Volume (21) Issue (2) October (15-10)(2023)

ISSN 2075-2954 (Print)
Journal of Yarmouk available online at
https://www.iasj.net/iasj/journal/239/issues
مجلة اليرموك تصدرها كلية اليرموك الجامعة

بناء نماذج تنبؤية لتقييم مخاطر الائتمان في المصارف

دراسة حالة المصارف العامة والخاصة

م.م.سيف الدين صفوك رشيد

ديوان الوقف السني / الدائرة الادارية والمالية

Building predictive models to assess credit risks in banks Case study of public and private banks

Saifuldeen Sfoog Rashid
Saef.sfook@gmail.com

المستخلص

يهدف هذا البحث إلى اختبار قدرة نماذج التنبؤ بمخاطر الائتمان التي تواجه المصـــارف العامة والخاصـــة، وذلك من خلال تطوير نموذج للدراسـة يعتمد مدخلاته على مجموعة من النسـب والمؤشـرات المالية التي تم الحصـول عليها من عينة من المصـارف المدرجة في سـوق العراق للأوراق المالية وعددها (٢٠) مصرف على مدار عشرة سنوات(٢٠١٢ – ٢٠٢٢) بإجمالي(196) مشاهدة، تظهر النماذج العصبية ميزة دقة التنبؤ المرتفعة مقارنة بالنماذج الإحصـائية الأخرى، مما يشـير إلى تفوقها في فهم العلاقات المعقدة بين المتغيرات المالية وتحسين قدرتها على التنبؤ مما يسـهم في تحقيق أعلى مسـتويات من الدقة والفعالية، ويتيح اسـتخدام الشـبكات العصـبية متعددة الطبقات إمكانية التحليل العميق للبيانات المالية، مما يسـهم في اكتشـاف العلاقات غير الخطية والتفاعلات المعقدة بين المتغيرات، وهو ما يعزز من قدرتها على توقع مخاطر الائتمان بدقة أكبر، وبهذا يتجلى دور الشـبكات العصـبية متعددة الطبقات في تحسـين قدرة المؤشـرات المالية على التنبؤ بمخاطر الائتمان للمصـارف، وتعد هذه الاستنتاجات إضـافة هامة إلى المعرفة المتاحة حول دور الشبكات العصبية في مجال تحسين تنبؤ مخاطر الائتمان وتطوير الأداء المالي للمصارف.الكلمات المفتاحية: الشبكات العصبية، مخاطر الائتمان، التنبؤ

ABSTRACT

This research aims to test the ability of credit risk prediction models facing public and private banks, by developing a model whose inputs depend on a set of ratios and financial indicators obtained from a banksampleof (20) banks listed on theIraqstock market over the course of ten years from 2013-2022 with a total of 196 observations. Neural models show the accuracy of high prediction compared to other statistical models, that points to their superiority in comprehending complex relationships between financial variables and improving their predictive power, which contributes to achieve the highest levels of accuracy and effectiveness. The use of multi-layered neural networks enables deep analysis of financial data, which reveals non-linear relationships and complex interactions between variables that enhanceits ability to predict credit risk with greater accuracy. Thus, the role of multi-layered neural networks is evident in improving the ability of financial indicators to predict credit risks for banks. These conclusions are considered an important addition to the available knowledge about the role of neural networks in the field of improving credit risk prediction and developing the banksfinancial performance.**Keywords**: neural networks, credit risk, prediction

مقدمة البحث:

تعيش بيئة الأعمال تطوراً متسارعاً، حيث تتعدد استثمارات المصارف المالية وتنوعها، وتصاعد الحاجة إلى تقييم أداء هذه المصارف والتنبؤ بأدائها المستقبلي، ولتحقيق هذه الأهداف وتقليل تقلبات أسعار الأسهم، يصبح تحليل وتقدير المخاطر التي تواجه المصارف العامة والخاصة

ضرورة حتمية، حيث تجدر الإشارة إلى أن المخاطر المالية وبخاصة تلك المرتبطة بالجوانب المالية للمنشآت تُعَدُّ محوراً رئيسياً في هذا السياق، لهذا السبب يعد تحليل وتقدير المخاطر المالية للمنشآت أمراً حيوياً لمستثمريها، والذين يحتاجون بشكل مستمر إلى تقدير دقيق لمدى التعرض للمخاطر المالية الحالية والمستقبلية، وتشجيع المستثمرون على اتخاذ قراراتهم المالية استنادًا إلى تحليل شامل للمخاطر المالية، مما يُمكِّنهم من اتخاذ قرارات استثمارية مستنيرة ومبنية على تقديرات دقيقة للمخاطر.

المبحث الأول : منهجية البحث

أولاً: مشكلة البحث:

في ظل التطورات المتسارعة في بيئة الأعمال والتغيرات المستمرة التي تشهدها، أضحت المخاطر نتيجةً لهذه التغيرات والتحولات المستدامة والسريعة التي تطرأ على البيئة التجارية، وهذا يؤدي إلى تفاقم عدم اليقين المتعلق بالفرص والتهديدات المحتملة التي تؤثر على المصارف وتواجه في ظل هذا الواقع حالة من عدم التيقن، وهذا يحتم عليها مراعاة ومواجهة الظروف الغامضة والمتقلبة التي تؤثر على أدائها ونجاحها. وبالتالي يمكن طرح إشكالية البحث في سؤال رئيسي وهو: ما مدى قدرة المصارف العامة والخاصة على زيادة دقة التنبؤ بمخاطر الائتمان التي تواجها باستخدام الشبكات العصبية متعددة الطبقات على المؤشرات المالية ؟

ثانياً: أهمية البحث :

يأتي هذا البحث لتسليط الضوء على أهمية بناء نماذج تنبؤية لتقييم مخاطر الائتمان في المصارف العامة والخاصة، إن القدرة على تحديد وتقييم المخاطر المحتملة التي قد تترتب على عمليات الإقراض تسهم في تحسين عمليات اتخاذ القرار داخل المصارف، وبالتالي تعزيز الاستدامة المالية لها وتقليل تعرضها للمخاطروعلى مدى العقود الماضية، شهد القطاع المصرفي تطورات هامة في تقنيات تحليل البيانات وتطبيقات تعلم الآلة، مما أتاح فرصًا جديدة لتطوير نماذج تنبؤية دقيقة تسهم في تقييم مخاطر الائتمان بشكل أكثر فعالية، وبما أن المصارف العامة والخاصة تعتمد بشكل أساسي على عمليات الإقراض لتمويل مختلف القطاعات الاقتصادية، فإن تطوير نماذج تنبؤية دقيقة يعزز من القدرة على التعامل مع المخاطر بشكل فعال ويعزز من مستوى الثقة بين المصارف والعملاء.

ثالثاً: أهدف البحث

الهدف الرئيسي لهذا البحث يتمثل في تعزيز الدقة التنبؤية بمخاطر الائتمانية باستخدام نماذج للشبكات العصبية المتعددة الطبقات، عن طريق إدراج مجموعة من المؤشرات المالية كمدخلات لها.

رابعاً: الفرضية الرئيسية :

يؤدي استخدام الشبكات العصبية متعددة الطبقات إلى تحسين قدرة المؤشرات المالية في التنبؤ بمخاطر الائتمان للمصارف العامة والخاصة.

خامساً: منهجية البحث ومخططها الافتراضي

يهدف إلى تحقيق أهدافه واختبار الفرضية المطروحة عن طريق الخطوات الآتية:

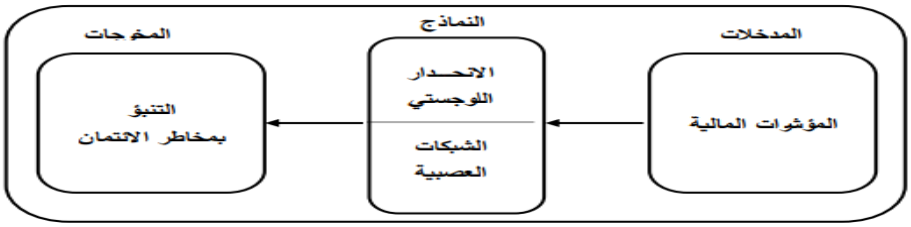
١- **تحديد واستخدام المؤشرات المالية:** يتضمن هذه الخطوة تحديد مجموعة من المؤشرات المالية الممكن أن تكون مؤشرات للتنبؤ بمخاطر الائتمان التي تواجهها مصارف الأعمال، سيتم تطوير نموذج محاسبي يعتمد على هذه المؤشرات، ويتضمن هذا النموذج كيفية تأثير هذه المؤشرات على تقدير مخاطر الائتمان.

٢- **تحليل النموذج باستخدام الانحدار اللوجستي:** في هذه الخطوة، سيتم استخدام تقنية الانحدار، وسيتم قياس معدل الدقة التنبؤية بمخاطر الائتمان باستخدام هذا النموذج.

٣- **تحليل النموذج باستخدام الشبكات العصبية:** في هذه الخطوة سيتم استخدام تقنية الشبكات العصبية للتحليل وحساب معدل الدقة التنبؤية بمخاطر الائتمان باستخدام الشبكات العصبية.

٤- **تصنيف المصارف بناءً على مخاطر الائتمان:** بناءً على الخطوات المذكورة أعلاه، سيتم تصنيف المصارف إلى فئتين(مصارف متعرضة لمخاطر الائتمان، ومصارف غير متعرضة لمخاطر الائتمان).بناءً على النهج المبين أعلاه، يمكن تصور تركيب النموذج المقترح باستخدام

الشبكات العصبية متعددة الطبقات لتحقيق التنبؤات بمخاطر الائتمان للمصارف، وتتمثل هذه الخطوات والنموذج المقترح بشكل موجز في



الشكل رقم (1).

سادساً: عينة البحث

يتكون مجتمع البحث في المصارف البارزة والخاصة المتواجدة في سوق العراق للأوراق المالية، ، وتمتد فترة الدراسة من عام ٢٠١٢ إلى عام ٢٠٢٢، ولقد تم اختيار العينة المدروسة وفقاً لمجموعة من الشروط التالية:

١. **تدرج في مؤشر الأسواق المالية:** يجب أن تكون المصارف المدروسة مدرجة في مؤشر السوق المالي للعراق، وهذا يعكس أهمية هذه المصارف في السوق المالية.

٢. **المنشآت المدرجة فقط:** يجب أن تكون المصارف المدروسة منشآت مدرجة في سوق العراق للأوراق المالية، مما يضمن توافر بياناتها المالية والمعلومات المرتبطة بها.

استنادًا إلى الشروط المذكورة أعلاه، تم اختيار (٢٠) مصرفاً عاماً وخاصاً ليمثلوا العينة النهائية لمصارف الأعمال المشمولة في الدراسة، وتمثل عدد المشاهدات الفعلية لهذه المصارف في الدراسة عدد (١٩٦) مشاهدة، حيث يتم جمع المعلومات والبيانات من هذه المصارف خلال الفترة المحددة للدراسة، كالتالي :

١. إجمالي العينة النهائية للمصارف محل الدراسة: ٢٠ مصرف.

٢. عدد المشاهدات لكل مصرف (لمدة ١٠ سنوات): ١٠ مشاهدات.

٣. إجمالي عدد المشاهدات للعينة: ٢٠مصرف × ١٠ مشاهدات = ٢٠٠ مشاهدة.

٤. تمثل هنا المشاهدات التي لم تتوفر لسنوات معينة في إحدى المصارف، وهي ٤ مشاهدات.بناءً على ذلك :- إجمالي عدد المشاهدات النهائية = ٢٠٠ مشاهدة - ٤ مشاهدات = ١٩٦ مشاهدة.

سابعاً حدود البحث

الحدود المكانية :المصارف العراقية المدرجة في سوق العراق للأوراق المالية الحدود الزمانية: الفترة الممتدة من العام ٢٠١٢-٢٠٢٢إحدى عشر : الأساليب الإحصائية المستخدمة لتقييم نموذج البحث للوصول إلى مخرجات النموذج المحاسبي لهذا البحث، والذي يتمثل في الدقة التنبؤية بمخاطر الائتمان للمصارف.

الانحدار اللوجستي: لإنشاء نماذج تصنيفية ذات التصنيف الثنائي، حيث يكون المتغير التابع معبّرًا بصورة ثنائية (١ أو ٠)، ويستخدم هذا النموذج لتقدير احتمالية تعرض المصارف لمخاطر الائتمان، وفي هذا السياق يُعبر (الرقم ١) عن احتمالية وجود مخاطر ائتمانية، بينما يُعبر (الرقم ٠) عن عدم وجود مخاطر ائتمانية، ويمكن صياغة معادلة الانحدار اللوجستي بالشكل التالي **Y=log(1-p**: **log(1-p *Ip*)=α+β1×1+β2×2+⋯+βnxr** حيث أن:**Y:** تمثل احتمالية تعرض المصرف لمخاطر الائتمان **:** تمثل لوغاريتم المتغير التابع، وهو عبارة لوغاريتم نسبة بين احتمالين.**P:** تمثل المخرجات المحسوبة**α :** تمثل العنصر الثابت**βr :** تمثل معامل المتغيرات المستقلة لنموذج الانحدار اللوجستي**Xn :** تمثل المتغيرات المستقلة (عدد ٢٤ مؤشر مالي).بناءً على هذا النموذج، يتم إدخال المؤشرات المالية كمتغيرات مستقلة في نموذج الانحدار اللوجستي، إذا كانت قيمة(*Y*) تساوي أو تتجاوز (٠.٥٠)، فإن الشركة تعد معرضة لمخاطر الائتمان، وإذا كانت قيمة(*Y*) أقل من(٠.٥٠)، فإن الشركة غير معرضة لمخاطر الائتمان.

الشبكات العصبية

تم استخدام لغة البرمجة بايثون (Python) في تنفيذ الشبكات العصبية في هذا البحث، ويعد بايثون خياراً مناسباً لتنفيذ الشبكات العصبية نظراً لاعتمادها المتزايد في الفترة الأخيرة في مجال التحليل والتنبؤ بسبب دقة نتائجها وتوفر مجموعة واسعة من المكتبات والأدوات الجاهزة للاستخدام.تم تدريب وتحديد قيمة معينة كحد تمييز، حيث إذا كانت قيمة المخرجات تساوي (٠.٥٠) أو أعلى، يتم اعتبار المصرف معرضاً

لمخاطر الائتمان، وفي حالة كانت قيمة المخرجات أقل من (٠.٥٠)، يعد المصرف غير معرض لمخاطر الائتمان.فان هذا التقنية تسمح بتحقيق هدف البحث في تقييم مدى تعرض المصارف لمخاطر الائتمان باستناد إلى نتائج الشبكات العصبية والقيم المعيارية التي تم تحديدها، توفر بايثون مرونة وسهولة في تنفيذ هذه العملية، مما يساهم في الوصول إلى نتائج دقيقة ومعقولة.

المبحث الثاني :الإطار المفاهيمي

أولاً: المخاطر المصرفية والتنبؤ بها:

إن للمخاطر التي تتأثر بها المصارف تتسم بتغيرات مستمرة في السوق والاقتصاد، حيث أن للمخاطر ذات الطابع المال مفاهيم ومبادئ تُستخدم لتحديد وتحليل المخاطر وتطبيق استراتيجيات لإدارتها، وهنا بعض المفاهيم المهمة ضمن هذا الإطار:

١. **المخاطر المالية:** هي التهديدات التي تتعرض لها مكونات المال والأصول للخطر، وتشمل(تقلبات في أسعار الأسهم وأسعار الفائدة، عدم القدرة على سداد الديون، التعرض لتغيرات في السياسات الاقتصادية) وتمثل تحدياً للمستثمرين والشركات في تحقيق استقرار ونجاح مالي. **(جرادات وآخرون،٢٠١٣: ٢٦٥)**

التنبؤ يتضمن استخدام الأدوات والموديلات للتنبؤ بالمستقبل، ومن ثم تحليل البيانات المالية والاقتصادية لتحديد المخاطر المحتملة وتقييم تأثيرها على الأعمال، حيث يشمل هذا تحليل البيانات المالية والاقتصادية الحالية لاستخلاص نمط وتوجيه محتمل للأحداث المستقبلية، يمكن استخدام التقنيات المتقدمة مثل الشبكات العصبية لتحقيق درجة عالية من التنبؤ. **(وهدان، ٢٠١٧ : ١٢-١١)**في سياق تحديد المخاطر المحتملة وتقييم تأثيرها على الأعمال، يتم تحليل البيانات واستنتاج الاتجاهات المحتملة للأحداث المستقبلية، يمكن لهذا التحليل أن يساعد في تحديد المشكلات المحتملة والتهديدات التي قد تواجه الأعمال. **(Stulz, 2016 :654)**من خلال تحليل هذه المخاطر المحتملة وتقييم تأثيرها، يمكن للمصارف أن تتخذ إجراءات احترازية وتطوير استراتيجيات للتعامل مع هذه المخاطر، على سبيل المثال، يمكن تنويع الاستثمارات وتحسين إدارة الديون لتقليل تأثير التقلبات المالية، أو تطوير خطط للتكيف مع التغيرات الاقتصادية والسياسي. **(Hillson, 2017: 321)**

٢. **إدارة المخاطر المالية:** تمثل عملية شاملة وحيوية تهدف إلى التحكم في التأثيرات السلبية المحتملة التي يمكن أن تنجم عن التقلبات وعدم اليقين في المجال المالي، تلك العملية تشمل تحليل وتقييم المخاطر المالية بشكل دقيق واستمراري، وتطبيق استراتيجيات متعددة للتعامل معها بشكل فعال وفي إطار مستدام.**(شنافة وآخرون،٢٠٢١: ١٧٣)**تتضمن إدارة المخاطر المالية استراتيجيات متعددة تهدف إلى الحد من التأثيرات السلبية للمخاطر المالية التي يمكن أن تتسبب في خسائر مالية كبيرة، وزيادة الفرص الإيجابية للأعمال، وتحسين القدرة على الاستفادة من الفرص التي تأتي مع التقلبات في السوق**(عزيز وآخرون،٢٠١٩: ٨١٥)**

- إستراتيجية الحماية: تشمل اتخاذ إجراءات وتدابير للوقاية من التأثيرات السلبية للمخاطر المالية، مثل التأمين وتنويع الاستثمارات.**(مبارك،٢٠١٢: ١٥٠)**
- **إستراتيجية التخفيف:** تتضمن اتخاذ إجراءات للحد من تأثير المخاطر المالية بتعديل العوامل التي تسببها، على سبيل المثال، يمكن تحسين إدارة الديون أو تطوير سياسات تخفيف الاعتماد على تمويل خارجي. **(Demaz , 2001: p18)**
- **إستراتيجية التحوط:** تعتمد على استخدام المشتقات المالية مثل الخيارات والعقود الآجلة للحماية من تقلبات أسعار الأصول.**(Mekasha,2011: 20)**وباستخدام هذه الاستراتيجيات، يمكن لإدارة المخاطر المالية تحقيق التوازن بين الفرص والمخاطر، مما يساهم في ضمان استدامة الأعمال وتحقيق النجاح المالي في ظل الظروف المالية المتغيرة.

٤. **المؤشرات المالية:**هي المقاييس التي تعكس الأداء المالي للمنشأة، مثل نسب السيولة، وربحية، والديون. تُستخدم في تقييم القدرة على التحمل وتحديد التغيرات المحتملة في الأداء المالي.**(عمران، ٢٠١٥: ٦٧)**

٥. **التحليل التنبؤي:**هو عملية تحليلية تستند إلى استخدام البيانات والأدوات الإحصائية لتحليل السلوك الماضي وتوقع الأحداث المستقبلية.**(شنافة وآخرون،٢٠٢١ :١٧٠)**تهدف العمليات التنبؤية إلى تقديم رؤى قيمة لاتخاذ القرارات المستندة إلى المعلومات والبيانات المتاحة، وهي تستخدم في مجموعة متنوعة من المجالات، بما في ذلك التمويل والاقتصاد والأعمال. **(الطاهر،٢٠١٢: ١١)**

٦. باستخدام هذا الإطار المفاهيمي، يمكن للمنشآت الاقتصادية تحليل المخاطر المالية واتخاذ القرار الإستراتيجي الأمثل للحد من تأثيرها وزيادة الفرص لتحقيق النجاح المستدام.

ثانياً: مفهوم مخاطر الائتمان:

مخاطر الائتمان تمثل واحدة من أبرز التحديات التي تواجهها المصارف والمؤسسات المالية في أداء وظيفتها التمويلية، إنها تشير إلى الاحتمالية التي تواجه بها المصارف فقدان جزء أو كل المبلغ المقرض للزبائن أو المدينين بسبب عدم القدرة على السداد**(وهدان،٢٠١٧: ٣١)**

ثالثاً: أنواع مخاطر الائتمان(Firoozye and Ariff, 2016 :111)

١. **مخاطر الزبائن (مخاطر الشخص):**تشمل هذه المخاطر تقييم قدرة وإرادة الزبائن على السداد، حيث انه قد يكون هناك تغيرات في الوضع المالي لهم تؤثر على قدرتهم على تسديد القروض بمواعيدها.**(الحريث واخرون،٢٠١٨: ٢٤٦)**

٢. **مخاطر القروض المعدومة (الديون المتعثرة):**هذا النوع يحدث عندما لا يكون الزبائن قادرين على تسديد مبلغ القرض المستحق، مما يؤدي إلى فقدان المصرف للأموال المقرضة**(Damodaran, 2015:11)**

٣. **مخاطر التأخير في السداد (التأخير في القروض):** يشمل عدم تسديد المبالغ المستحقة في الوقت المحدد، قد يؤدي التأخير إلى تراكم الفوائد والغرامات.**(بدرانة، ٢٠١٨ : ٢٥)**

٤. **مخاطر السيولة (مخاطر تمويل القروض):**يمكن أن تتسبب تعثرات الزبائن في نقص في التدفقات النقدية المتوقعة للمصرف، مما يعرضه لمشكلات في تمويل أنشطته والوفاء بالتزاماته.**(الشيخلي،٢٠١٢: ٣١)**

٥. **مخاطر الفعالية (مخاطر الائتمان الهامشي):**هذا النوع من المخاطر يشمل فقدان المصرف للأموال المستثمرة في صفقات غير مربحة أو ذات مخاطر عالية.**(Durbernet,2000:71)**

٦. **مخاطر التركيبة القطاعية (مخاطر التعرض لقطاع محدد):** قد يكون لدى المصارف مركز تعرض كبير في قطاع اقتصادي واحد، إذا تعرض هذا القطاع لصعوبات، فقد يتأثر المصرف بشكل كبير.**(صوان،٢٠١٩: ٨١)**

٧. **مخاطر العملات الأجنبية:**عندما يكون هناك تداول معاملات مالية بعملات أجنبية، يمكن أن يتعرض المصرف لمخاطر تقلب أسعار صرف العملات.**(الطاهر،٢٠١٢ :٤١)**

رابعاً: محددات فاعلية التنبؤ بمخاطر الائتمان:

وجود عدة محددات وعوامل تؤثر في فاعلية عملية التنبؤ بمخاطر الائتمان، وهذه العوامل تشمل:**(Ruppert .2016, 89)**

١. **بعض الأحداث المستقبلية:** قد تكون صعوبة التنبؤ بها، بسبب التعقيدات الكبيرة للظروف المحيطة والعوامل المتداخلة.**(رهيف،٢٠١٥، ٤٠١)**

٢. **عدم وضوح الافتراضات أو تعقيدها:** يكون هناك عدم وضوح في بعض البيانات المستخدمة كمدخلات للتنبؤ، مما يجعل من الصعب فهمها وتحليلها بشكل كافي.**(كيرزان،٢٠١٣: ٩٧)**

٣. **التنبؤات غير الرشيدة:** يمكن أن تقوم في بعض الأحيان على أساس تقديرات غير موضوعية أو تستند إلى تجارب سابقة دون أخذ الاختلافات الحالية في الاعتبار. **(الحسبان ٢٠٠٨ :٢٣٦)**

٤. **تجاهل بعض المتغيرات:** يمكن أن يتم في بعض الحالات تجاهل بعض المتغيرات المهمة التي يجب أن تؤثر في عملية التنبؤ، قد يكون ذلك نتيجة لعدم توافر البيانات أو عدم الاهتمام الكافي بهذه المتغيرات.**(الحوراني،٢٠١٠:١٥٣)**

ولتحسين فاعلية التنبؤ بمخاطر الائتمان، يجب أخذ هذه العوامل في الاعتبار واتباع نهج موضوعي وكمي في تحليل البيانات وتقديم التنبؤات، وتحسين جودة البيانات المستخدمة كمدخلات، واعتماد أساليب تحليلية متقدمة مثل الشبكات العصبية متعددة الطبقات لزيادة دقة التنبؤات. **(المعمري،٢٠١٦: ١١)**

خامساً:أعلى النموذج

الشبكات العصبية ومدى مساهمتها للتنبؤ بمخاطر الائتمان:"الشبكات العصبية هي تقنية من مجال الذكاء الاصطناعي تستوحي تصميمها من الشبكات العصبية في الدماغ البشري، تعتمد على وحدات حسابية تسمى (عصبونات) وروابط بينها لمعالجة البيانات وتعلم الأنماط" **(عزيز وآخرون،٢٠١٩: ٨١٠)**، تتألف الشبكات العصبية من عدة طبقات (مدخلات، خفية، ومخرجات)، وتستخدم أوزان نسبية ودوال تحويل لمعالجة البيانات**(Abdullah et al., 2015:453)** .

سادساً: مكونات الشبكات العصبية:(Giovannoni et al., 2016: 296)

١. **المدخلات :** تقوم هذه الطبقة بأخذ بيانات المتغيرات المستقلة من مصادر مختلفة وتقديمها كإشارات دخل للشبكة العصبية، تحتوي على عدد من (وحدات المعالجة).

٢. **الطبقات الخفية:** تلي هذه الطبقة المدخلات وتعد مكانا للمعالجة وتحويل المعلوماتية، يتم تصـــنيف وتحليل المدخلات في هذه الطبقات من خلال إعطاء وزن نسبي لكل مدخل وحساب المجموعات النسبية لهذه المداخل، يمكن أن تحتوي الشبكة على طبقات خفية واحدة أو أكثر.**(Cohen et al., 2017:143)**

٣. **المخرجات:**هي الطبقة بشكلها النهائي في الشبكة العصبية وتقوم بعرض النتائج النهائية،وتحتوي هذه الطبقة على العناصر المعالجة التي تتوافق مع متغيرات الاســـتجابة المطلوبة، عندما يمر الإشـــارات من الطبقات الســـابقة إلى هذه الطبقة، يتم توليد النتائج النهائية للتنبؤ أو التصنيف.

٤. **أوزان نسبية (Weights):** تسهم أوزان الاتصال دوراً حاسماً في شبكات العصبية، خلال مرحلة التدريب، يتم ضبط هذه الأوزان بحيث تتناسب مع البيانات التدريبية وتحسين أداء الشبكة.

٥. **دالة التجميع (Summation Function):** تقوم بحساب المجموع النسبي للمداخل المضروبة بأوزانها النسبية، هذه العملية تسمح بتحويل المدخلات إلى إشارات يمكن معالجتها داخل الشبكة العصبية.

٦. **دالة التحويل:(Transfer Function)** تحدد الناتج من الأوزان والقيم المجمعة، تستخدم لتحويل القيم إلى نوع مناسب للتنبؤ والتصنيف.

سابعاً: ملائمة الشبكات العصبية للتنبؤ بمخاطر الائتمان:

تمتاز بقدرتها على التعامل مع البيانات المعقدة واكتشـاف الأنماط غير الخطية، تمثل خياراً جيداً للتنبؤ مخاطر الائتمان بسـبب قدرتها على معالجة مجموعة متنوعة من المتغيرات المالية المؤثرة في تقدير مستوى المخاطر، ويمكن تدريب الشبكات العصبية لاستيعاب تفاصيل متعددة وعلاقات معقدة بين المتغيرات مما يمكنها من تحسين الدقة التنبؤية بمخاطر الائتمان.فباستخدام للشبكات العصبية، يمكن للمصارف تحليل البيانات المالية، والبيانات التاريخية للزبائن، وعوامل أخرى متعددة لتنبؤ بمخاطر الائتمان، مما يمكنها من اتخاذ قرارات أكثر اســـتناداً إلى تحليل معمق وتوقعات دقيقة.**(Singh, and Banerjee, 2019:655)**

ثامناً :تصنيف الشبكات العصبية:

العديد من الدراسات والبحوث السابقة قامت بتصنيف الشبكات العصبية وفقا لعدة معايير، ومنها**(Hillson.2017: 331)**

١. **عدد الطبقات:**(تتكون من طبقة مدخلات وطبقة مخرجات فقط) وشـــبكات متعددة الطبقات (تحتوي على طبقات خفية بين الطبقة المدخلات والمخرجات).

٢. **طرق الانتشار**:يمكن تصنيفها وفقا لطرق انتشار الإشارات فيها إلى شبكات ذات التغذية الأمامية (تتدفق الإشارات من طبقة المدخلات إلى طبقة المخرجات دون انعكاس) (تتدفق الإشارات من الطبقات المخرجات إلى الطبقة المدخلات) وشبكات تنافسية (تنافس العصبونات في الطبقة المدخلات على الاختيار).

٣. **تكرار وتكرار الشبكات:**تصنف الشبكات العصبية أحياناً وفقاً للتكرار والتواجد المتكرر للنماذج والوحدات العصبية داخل الشبكة.

٤. **تدريب وتعلم الشبكات العصبية:**

تعد قاعدة(Hebb)التي تمت دراسـتها في عام ١٩٤٩ من الأسـس الأولية لعملية تعلم الشـبكات العصـبية، تعتمد عملية التعلم على ضـبط الأوزان النسـبية بناءً على مجموعة من البيانات التاريخية، تعمل الشـبكات العصـبية على التعلم من الأخطاء والتجارب السـابقة، ويتم تعديل الأوزان النسبية لتحسين أدائها.

هناك اثنتان من طرق التدريب:**(Da Silva, et al., 2017:685)**

- **التدريب (الشـرافي)**:حيث يتم تزويد الشـبكة ببيانات تدريب تحت إشـراف أو توجيه من المراقب، ويتم تصـحيح الأوزان بناءً على النتائج المتوقعة.
- **التدريب غير الموجه (غير الاشرافي)**:حيث تقوم الشبكة بتحليل البيانات بشكل ذاتي دون توجيه خارجي، وتعتمد على التعلم من التجارب السابقة.

الشـــبكات العصـــبية تمثل أداة قوية للتنبؤ والتحليل في مجموعة متنوعة من المجالات، بما في ذلك تقدير مخاطر الائتمان، حيث يمكن أن تتعلم وتحسن أدائها عن طريق التدريب على البيانات التاريخية وتحسين تقديراتها لمستوى المخاطر المالية.

المبحث الثالث: الدراسة التطبيقية:

أولاً: توصـــيف متغيرات البحث: يعد المتغير التابع في هذا البحث هو المتغير الذي يمثل النتائج النهائية للنماذج التنبؤية، ويعكس مخاطر الائتمان التي تواجهها المصارف، وهو متغير ثنائي يأخذ اثنين من القيم:

- القيمة (١): يشير إلى أن المصرف يواجه مخاطر ائتمانية مرتفعة.
- القيمة (٠): يشير إلى أن المصرف يواجه مخاطر ائتمانية منخفضة.أما المتغيرات المستقلة، فهي النسب التي يمكن أن تُستخدم في العملية التنبؤية بمخاطر الائتمان التي تتعرض لها المصـارف، تم اختيار (٢٤) مؤشـراً ماليايمكن اسـتخدامها كمتغيرات مسـتقلة في هذا البحث، تم اختيارها بناءً على معايير معينة واعتماداً على المؤشرات المالية الأكثر شيوعا وأهمية في تقييم الأداء المالي للمصارف. **الجدول رقم(١)**

ت	طريقة القياس	المؤشر أو النسبة
١	مجمل ربح / الإيرادات	مجمل ربح
٢	ربح التشغيلي / الإيرادات	ربح التشغيلي
٣	صافي ربح قبل الفوائد والضرائب والهالك / الإيرادات	صـافي ربح قبل الفوائد والضـرائب والهالك
٤	صافي ربح قبل الضرائب / الإيرادات	صافي ربح قبل الضرائب
٥	صافي ربح / الإيرادات	صافي ربح
٦	(التدفقات النقدية التشغيلية – المصروفات الرأسمالية) / القيمة السوقية	التدفق النقدي الحر
٧	صافي ربح / حقوق الملكية	معدل العائد على حقوق الملكية
٨	صافي ربح / إجمالي الأصول	معدل العائد على الأصول
٩	صافي ربح / (رأس المال العامل + إجمالي الأصول طويلة الأجل)	معدل العائد على الاستثمار
١٠	إجمالي التزامات / إجمالي أصول	إجمالي ديون إلى إجمالي أصول
١١	مجمل الالتزامات / حقوق الملكية	إجمـالي الـديون إلى إجمـالي حقوق الملكية
١٢	صافي ربح قبل الفوائد والضرائب / الفوائد المدينة	تغطية الفوائد
١٣	صافي ربح / توزيعات الأرباح المعلنة	تغطية توزيعات الأرباح
١٤	- 1أرباح متراكمة	مدفوعات توزيعات الأرباح
١٥	أرباح متراكمة / صافي ربح	أرباح متراكمة
١٦	الإيرادات / إجمالي الأصول	معدل دوران الأصول
١٧	إجمالي الأصول / حقوق الملكية	مضاعف حقوق الملكية
١٨	رأس المال العامل / إجمالي الأصول	صافي رأس المال العامل
١٩	صافي المبيعات الآجلة / متوسط رصيد المدينين	معدل دوران المدينين
٢٠	صافي المشتريات الآجلة / متوسط رصيد الدائنين	معدل دوران الدائنين
٢١	تكلفة المبيعات / متوسط المخزون	معدل دوران المخزون
٢٢	القيمة السوقية للسهم / القيمة الدفترية للسهم	القيمـة الســوقية للســهم إلى القيمـة الدفترية للسهم
٢٣	القيمة السوقية للسهم / إيرادات السهم	القيمة الســوقية للســهم إلى إيرادات السهم
٢٤	القيمة السوقية للسهم / التدفق النقدي الحر للسهم	القيمة السوقية للسهم إلى التدفق النقدي الحر للسهم

ولتحديد المصارف المتعرضة للمخاطر الائتمانية وتلك التي غير معرضة لها، يتم استخدام نموذج اختبار مقترح يعتمد على مجموعة من المعايير المالية المتفق عليها في مجال التحليل المالي، أو بناءً على فرضيات مألوفة ومشتركة في الأبحاث السابقة، تمثل هذه المعايير مؤشرات تساعد على تحديد مدى تعرض المصرف للمخاطر المالية.

الأساليب الإحصائية المستخدمة لتقييم نموذج البحث:

١. الانحدار اللوجستي:(Logistic Regression) لإنشاء نماذج تصنيفية ذات التصنيف الثنائي، حيث يكون المتغير التابع معبّراً بصورة ثنائية (١ أو ٠)، يستخدم هذا النموذج لتقدير احتمالية تعرض المصارف لمخاطر الائتمان، في هذا السياق، يُعبر الرقم (١) عن احتمالية وجود مخاطر ائتمانية، بينما يُعبر الرقم(٠) عن عدم وجود مخاطر ائتمانية، يمكن صياغة معادلة الانحدار اللوجستي بالشكل التالي**Y=log(1-p Ip)=α+β1×1+β2×2+⋯+βnxr**:

حيث أن:Y: تمثل احتمالية تعرض المنشأة لمخاطر الائتمان**log(1-p Ip):** تمثل لوغاريتم المتغير التابع، وهو عبارة لوغاريتم نسبة بين احتمالين.**P:** تمثل المخرجات المحسوبة**α:** تمثل العنصر الثابت**βr:** تمثل معامل المتغيرات المستقلة لنموذج الانحدار اللوجستي**Xn:** تمثل المتغيرات المستقلة (عدد ٢٤ مؤشر مالي).بناءً على هذا النموذج، يتم إدخال المؤشرات المالية كمتغيرات مستقلة في نموذج الانحدار اللوجستي، إذا كانت (قيمة *Y*) تساوي أو تتجاوز(0.50)، فإن المصرف تعد معرض لمخاطر الائتمان، وإذا كانت(قيمة *Y*) أقل من (0.50)، فإن المصرف غير معرض لمخاطر الائتمان.

الشبكات العصبية

تم استخدام لغة البرمجة بايثون (Python) في تنفيذ الشبكات العصبية في هذا البحث، وتعد بايثون خياراً مناسباً لتنفيذ الشبكات العصبية نظرا لاعتمادها المتزايد في الفترة الأخيرة في مجال التحليل والتنبؤ بسبب دقة نتائجها وتوفر مجموعة واسعة من المكتبات والأدوات الجاهزة للاستخدام.ولقد تم تدريب وتحديد قيمة معينة كحد تمييز، حيث إذا كانت قيمة المخرجات تساوي(0.50) أو أعلى، يتم اعتبار المصرف معرضا لمخاطر الائتمان، وفي حالة كانت قيمة المخرجات أقل من (0.50)، يعد المصرف غير معرض لمخاطر الائتمان.

هذا التقنية تسمح بتحقيق هدف البحث في تقييم مدى تعرض المصارف لمخاطر الائتمان بالاستناد إلى نتائج الشبكات العصبية والقيم المعيارية التي تم تحديدها.

ثانياً: أساليب اختبار نتائج نماذج الدراسة:

مصفوفة التصنيف (Confusion Matrix) هي أداة مهمة وشائعة الاستخدام لتقييم أداء النماذج التصنيفية تساعد مصفوفة التصنيف على قياس دقة التصنيفات التي يقوم بها النموذج وتحديد مدى قدرته على التنبؤ بشكل صحيح بالفئات المختلفة.تُستخدم مصفوفة التصنيف لقياس أداء النموذج من خلال تصنيف الحالات الإيجابية والسلبية بناءً على التوقعات والنتائج الفعلية، وتقوم مصفوفة التصنيف بتقسيم الحالات إلى أربع فئات:

١. الحالات الإيجابية المتنبأ بها بشكل صحيح :(True Positives) عدد الحالات التي تم التنبؤ بوجود مخاطر ائتمان والتي كانت فعلاً معرضة للمخاطر.

٢. الحالات السلبية المتنبأ بها بشكل صحيح :(True Negatives) عدد الحالات التي تم التنبؤ بعدم وجود مخاطر ائتمان والتي كانت فعلاً غير معرضة للمخاطر.

٣. الحالات الإيجابية المتنبأ بها بشكل غير صحيح :(False Positives) عدد الحالات التي تم التنبؤ بوجود مخاطر ائتمان ولكنها كانت في الواقع غير معرضة للمخاطر.

٤. الحالات السلبية المتنبأ بها بشكل غير صحيح :(False Negatives) عدد الحالات التي تم التنبؤ بعدم وجود مخاطر ائتمان ولكنها كانت في الواقع معرضة للمخاطرباستخدام مصفوفة التصنيف، يمكن حساب معدل دقة (Accuracy) لكل من الحالات المعرضة وغير المعرضة لمخاطر الائتمان، فمثلاً، يمكن حساب دقة التنبؤ للمصارف المعرضة لمخاطر الائتمان عن طريق قسمة عدد حالات إيجابية المتنبأ بها بشكل صحيح على إجمالي العدد المصارف المتعرضة لمخاطر الائتمان وضرب النتيجة في(100) للحصول على النسبة المئوية

ثالثاً: تحليل واختبار النتائج

تهدف هذه المرحلة من البحث إلى تحليل وتقييم النتائج التي تم الحصـــول عليها تم اســـتخدام مؤشـــرات مالية متعددة (٢٤ مؤشـــرا ماليا) كمتغيرات مستقلة في نموذج وذلك لتحقيق التنبؤات بمخاطر الائتمان،**الجدول رقم (٢)** يوضح المؤشرات المالية المستخدمة في النموذج والتي تمثل المتغيرات المستقلة.تم جمع وتحليل البيانات واستخدامها كمدخلات لنموذج الانحدار اللوجستي، ومن ثم تم تقييم أداء النموذج باستخدام مصـفوفة التصـنيف ومعدلات الأداء المختلفة،سـيتم تفسـير النتائج وتحليلها لفهم قدرة النموذج على التنبؤ بمخاطر الائتمان ودرجة دقته في تصنيف المصارف بناءً على المعرفة المالية.**بالجدول رقم (٢)**

ت	المؤشر أو النسبة	Coef	St.Err	t-value	P-value	[95% Conf	Interval
1	مجمل ربح	0.054	0.013	4.24	0	0.029	0.0790
2	ربح التشغيلي	-0.065	0.02	-3.23	0.001	-0.104	-0.026
3	صافي ربح قبل الفوائد والضرائب والهالك	0.043	0.02	2.16	0.031	0.031	0.082
4	صافي ربح قبل الضرائب	0.002	.025	0.08	0.938 -	-.046	0.05
5	صافي ربح	-0.04	0.027 -	1.48	0.138	093	0.013
6	تدفق نقدي الحر	0.009	0.005	1.80	0.073	-0.001	0.018
7	معدل العائد على حقوق الملكية	0.042	0.007	6.46	0	0.03	0.055
8	معدل العائد على الأصول	-0.143	0.026	-5.49	0	-0.194	-0.092
9	معدل العائد على الاستثمار	0.006	0.012	0.48	0.629	-0.018	0.03
10	إجمالي الديون إلى إجمالي الأصول	0.043	0.012	3.58	0	0.019	0.066
11	إجمالي الديون إلى إجمالي حقوق الملكية	-0.006	0.002	3.42 -	0.001	0.009-	-0.003
12	تغطية الفوائد	0	0	-2.01	0.044	0	0
13	تغطية توزيعات الأرباح	0.001	0.001	1 .00	0 .318	-0.001	0.002
14	مدفوعات توزيعات الأرباح	0.074	0.218	0.34	0.735	-0.354	0.501
15	أرباح متراكمة	0	0.002	0.05	0.964	-0.004	0.004
16	معدل دوران الأصول	0.5	0.205	2.44	0.015	0.098	0.902
17	مضاعف حقوق الملكية	0.965	0.154	6.27	0	0.663	1.266
18	صافي رأس المال العامل	-0.52	0.692	-0.75	0.452		0.863
19	معدل دوران المدينين	-0.009	0.006	-1.42	0.155	-0.02	0.003
20	معدل دوران الدائنين	-0.001	0.001	-0.86	0.39	-0.004	0.002
21	معدل دوران المخزون	-0.008	0.005 -	-1.40	0.162	-0.018	0.003
22	قيمة سوقية للسهم إلى قيمة الدفترية	0.057	0.066	0.87	0.384	-0.072	0.186
23	قيمة سوقية للسهم إلى الإيرادات الأسهم	0.342	0.11	3.12	0.002	0.127	0.558
24	القيمة سوقية للسهم إلى تدفق النقدي الحر للسهم	-0.014	0.007	-2.17	0.03	-0.028	-0.001

وكانت النتائج لتطبيق الانحدار للتنبؤات بالمخاطر الائتمانية باستخدام تلك المؤشرات كما هو موضح بالجدول رقم (٣) التالي :جدول رقم (٣)

التنبؤ / الفعلي	مصـــــــارف متعرضة لمخاطر الائتمانية	مصارف غير متعرضة لمخاطر الائتمانية	الإجمالي	دقة التنبؤ ٪
مصارف متعرضة لمخاطر الائتمانية	108	14	122	88.33%
مصارف غير متعرضة لمخاطر الائتمانية	18	56	74	80.81%
الإجمالي	**126**	**70**	**196**	**85.19%**

من المجموع الكلي للمصارف العامة والخاصة، يتضح أن الإجمالي لدقة التصنيف للنموذج بلغت (85.19%) وهذه النتائج تشير إلى مقدار كفاءة النموذج في استخدامه للمؤشرات للتنبؤات بالمخاطر الائتمانية للمصارف العامة والخاصة.تحليل نتائج تطبيق الشبكات العصبية للتنبؤ بمخاطر الائتمان:بنيت أربعة نماذج للشبكات العصبية بهدف التنبؤ بمخاطر الائتمان، ويمكن تلخيصها في الجدول رقم (٤) على النحو التالي:الجدول رقم (٤)

رقم النموذج	عدد الطبقات الخفية	عدد النيرونات في كل طبقة خفية	دالة المستخدمة
النموذج الأول	47	عشوائي	سيجمويد
النموذج الثاني	64	32	سيجمويد
النموذج الثالث	32	16	سيجمويد
النموذج الرابع	64	16	سيجمويد

تم تدريب كل نموذج باستخدام تقنية التدريب المتداخل، حيث تم تقسيم بياناته إلى مجموعات متعددة، وذلك لإجراء الاختبار وتم تكرار هذه العملية لضمان تدريب كل المجموعات، وتعديل معدل التعلم بناءً على قيمة التصحيح التي تمثل أساسا لتعديل الأوزان النسبية أثناء عملية التدريب، واستمرار ذلك حتى تحقيق أفضل النتائج.ومن خلال النتائج يمكن نقول أن استخدام الشبكات العصبية يؤدي إلى دقة عالية في التنبؤ باستخدام مجموعة متنوعة من تكوينات النماذج وتحقيق أفضل أداء يتطلب اختيار الهيكل المناسب للشبكة العصبية وضبط المعلمات بشكل مناسب، مما يساهم في تحقيق أقصى قدر من الدقة في التنبؤ بمخاطر الائتمان. تحليل نتائج تطبيق النموذج الأول للشبكات العصبية للتنبؤ بمخاطر الائتمان: يُظهِر أداء هذا النموذج بشكل مفصل، بعد انتهاء عملية تدريب النموذج الأول للشبكات العصبية، تم اختباره على مجموعة اختبار مستقلة تتكون من (١٦٥) مصرف، يقدم الجدول رقم (٥) لمصفوفة التصنيف للنموذج الأول للشبكات العصبية المستخدم في التنبؤ بالمخاطر الائتمانية:الجدول رقم (٥)

التنبؤ / الفعلي	مصارف معرضة لمخاطر الائتمان	مصارف غير معرضة لمخاطر الائتمان	الإجمالي	دقة التنبؤ ٪
مصارف معرضة لمخاطر الائتمان	95	8	103	92.23%
مصارف غير معرضة لمخاطر الائتمان	27	35	62	56.45%
الإجمالي	122	43	165	78.79%

إجمالاً، بلغت الدقة الكلية للتصنيف النهائي للنموذج الأول(78.79%) **تحليل نتائج تطبيق النموذج الثاني للشبكات العصبية للتنبؤ بمخاطر الائتمان:**يوضح أداء هذا النموذج بتفصيل، بعد انتهاء عملية تدريب النموذج الثاني للشبكات العصبية، تم اختباره على مجموعة اختبار مستقلة تتكون من(165) مصرف، يقدم الجدول رقم (٦) لمصفوفة التصنيف للنموذج الثاني:**الجدول رقم (٦)**

التنبؤ / الفعلي	مصارف معرضة لمخاطر الائتمان	مصارف غير معرضة لمخاطر الائتمان	الإجمالي	دقة التنبؤ ٪
مصارف معرضة لمخاطر الائتمان	92	11	103	89.32%
مصارف غير معرضة لمخاطر الائتمان	11	51	62	82.25%
الإجمالي	103	62	165	86.67%

إجمالاً، بلغت الدقة الكلية للتصنيف النهائي للنموذج الثاني(86.67%).**تحليل نتائج تطبيق النموذج الثالث للشبكات العصبية للتنبؤ بمخاطر الائتمان:**يسلط الضوء على أداء هذا النموذج بناءً على مجموعة الاختبار، بعد انتهاء عملية تدريب النموذج الثالث للشبكات العصبية، تم اختباره على مجموعة اختبار مستقلة تتكون من(165) مصرف، يقدم الجدول رقم (٧) لمصفوفة التصنيف للنموذج الثالث.**الجدول رقم (٧)**

التنبؤ / الفعلي	مصارف معرضة لمخاطر الائتمان	مصارف غير معرضة لمخاطر الائتمان	الإجمالي	دقة التنبؤ ٪
مصارف معرضة لمخاطر الائتمان	96	7	103	93.20%
مصارف غير معرضة لمخاطر الائتمان	25	37	62	56.67%
الإجمالي	121	44	165	80.61%

إجمالاً، بلغت الدقة الكلية للتصنيف النهائي للنموذج الثالث(80.61%).تحليل نتائج تطبيق النموذج الرابع للشبكات العصبية للتنبؤ بمخاطر الائتمان:يسلط الضوء على أداء هذا النموذج بناءً على مجموعة الاختبار، بعد انتهاء عملية تدريب النموذج الرابع للشبكات العصبية، تم اختباره على مجموعة اختبار مستقلة تتكون من(165) مصرف، يقدم الجدول رقم (٨) لمصفوفة التصنيف للنموذج الرابع:الجدول رقم (٨)

التنبؤ / الفعلي	مصارف معرضة لمخاطر الائتمان	مصارف غير معرضة لمخاطر الائتمان	الإجمالي	دقة التنبؤ ٪
مصارف معرضة لمخاطر الائتمان	99	4	103	96.11%
مصارف غير معرضة لمخاطر الائتمان	30	32	62	51.61%

الإجمالي	129	36	165	79.39%

إجمالاً، بلغت الدقة الكلية للتصـنيف النهائي للنموذج الرابع(79.39%).**ملخص نتائج تطبيق الشـبكات العصـبية للتنبؤ بمخاطر الائتمان**

الجدول التالي (جدول رقم ٩) هو الملخص لدقة التصنيفات للنماذج الأربعة من الشبكات العصبية في التنبؤات بمخاطر الائتمان**جدول رقم (٩) دقة النماذج الأربعة التنبؤية**

دقة التنبؤ/النموذج	النموذج الأول	النموذج الثاني	النموذج الثالث	النموذج الرابع
دقـة التنبؤ بـالمخـاطر المـاليـة باستخدام المؤشرات المالية	٪ ٧٨.٧٩	٪ ٨٦.٦٧	٪ ٨٠.٦١	٪ ٧٩.٣٩

من خلال المقارنة لتحليل واختبارات النماذج الأربعة، يظهر إن النموذج الثاني قد حقق أعلى مسـتوى من الدقة التنبؤية بالمخاطر الائتمانية بنسبة(86.67%)، هذا يشير إلى أن النموذج الثاني كان الأكثر قدرة على التنبؤ بمخاطر الائتمان بشكل دقيق.بشكل عام، يظهر تحليل النتائج أهمية اختيار وضبط العوامل المرتبطة بتصميم النموذج العصبي، وهذا يؤكد على أهمية البحث والتجربة لتحقيق أفضل أداء في التنبؤ بمخاطر الائتمان باستخدام الشبكة العصبيةاختبار

فروض البحث:

ينص الفرض على" أن الاستخدام للشبكات العصبية متعددة الطبقات يقوي قدرة المؤشرات المالية على التنبؤات بمخاطر الائتمان للمصارف العامة والخاصـة"، ولفحص صـحة هذا الفرض، قمنا بمقارنة الدقة التنبؤية بين الشـبكات العصـبية ونموذج الانحدار اللوجسـتي باسـتخدام المؤشرات المالية، ويمكن تلخيص هذه المقارنة في الجدول رقم (١٠).جدول رقم (١٠) مقارنة الدقة التنبؤية بين الشبكات العصبية ونموذج الانحدار اللوجستي

دقة التنبؤ/النموذج	الانحدار اللوجستي	الشبكات العصبية
دقة التنبؤ بالمخاطر المالية باستخدام المؤشرات المالية	٪ ٨٥.١٩	٪ ٨٦.٦٧

من خلال المقارنة السابقة، يتضح أن استخدام الشبكات العصبية أدى إلى زيادة في الدقة التنبؤية بمخاطر الائتمان مقارنةً بنموذج الانحدار اللوجستي.قيمة معامل التحديد (R^2) باستخدام الشبكات العصبية بلغت(0.432)، وهذا عند مستوى معنوية أقل من(0.05)، بالمقارنة، بلغت قيمة معامل التحديد باستخدام الانحدار اللوجستي(0.413)، وهذا أيضًا عند مستوى معنوية أقل من(0.05)، هذا يوضح أن استخدام الشبكات العصبية يعزز من القدرة التفسيرية للمؤشرات المالية في توضيح مخاطر الائتمان للمصارف العامة والخاصة بشكل أفضل من استخدام الانحدار اللوجستي.استنادا إلى هذه النتائج، يتم تأكيد الفرض الذي يفيد بأن استخدام الشبكات العصبية متعددة الطبقات يعزز قدرة المؤشرات المالية على التنبؤ بمخاطر الائتمان للمصارف العامة والخاصة، وهذا يساهم بشكل كبير في تعزيز فعالية استخدام النماذج العصبية في تحليل وتقدير المخاطر المالية واتخاذ قرارات أكثر توجيهاً في إدارة مخاطر الائتمان.

الاستنتاجات:

١. **أهمية التنبؤ بمخاطر الائتمان:**أصبح التنبؤ بمخاطر الائتمان أمراً حيويا للمصارف العراقية، سواء كانت عامة أو خاصة، يمكن لهذا النوع من التنبؤ أن يلعب دورا حاسما في اكتشاف الأوضاع السلبية المحتملة والعمل على تجنبها أو تقليل تأثيرها، ومن هنا، يتبين أهمية استخدام نماذج التنبؤ لتحسين عملية اتخاذ القرارات التجارية في البيئة المصرفية العراقية.

٢. **الفوائد من الشبكات العصبية:**أظهرت النتائج أن الشبكات العصبية تتفوق في تحليل البيانات المالية المعقدة، وبالتالي تحسين دقة التنبؤ في سياق المصارف العراقية، هذا يمكن أن يساهم في تحسين فهمنا للتحديات المالية والمخاطر المحتملة.

٣. **دور الشبكات العصبية متعددة الطبقات:**أظهرت النتائج أن الشبكات العصبية متعددة الطبقات لديها قدرة على اكتشاف وفهم أهم المتغيرات المستقلة، مثل المؤشرات المالية، التي تؤثر في متغير التنبؤ، وهو مخاطر الائتمان في هذه الحالة،يمكن أن تسهم هذه القدرة في تحسين أداء عمليات التنبؤ وزيادة فهمنا للتفسيرات المتعلقة بالعوامل المؤثرة في مخاطر الائتمان.باختصار، تساهم هذه النتائج في توجيه الانتباه نحو أهمية استخدام نماذج التنبؤ، بما في ذلك الشبكات العصبية، في تقدير وتحليل مخاطر الائتمان للمصارف في السياق العراقي

التوصيات:

١. استناداً إلى النتائج الواردة **يمكن التوصل إلى التوصيات التالية :**

تعزيز الاعتماد على الشبكات العصبية في البحوث والتطوير: يُوصى بتوسيع نطاق البحث والتطوير في مجال استخدام الشبكات العصبية متعددة الطبقات في تحليل مخاطر الائتمان للمصارف العراقية، يمكن أن يسهم هذا في تطوير نماذج تنبؤ أكثر دقة وملائمة للواقع المحلي.

٢. **استخدام مؤشرات مالية ملائمة ومتنوعة:**يُنصح بدراسة وتحسين مجموعة المؤشرات المالية والنسب المستخدمة في تحليل مخاطر الائتمان للمصارف العراقية، يجب مراعاة العوامل الاقتصادية والمالية المحلية لتحقيق دقة أكبر في التنبؤ.

٣. **استغلال التقنيات الذكية بشكل أكبر:** يُشجع على تبني بالتقنيات الذكية مثل الشبكات العصبية في تحليل البيانات المالية للمصارف العراقية، هذا يساهم في تحسين فهمنا للتحديات المالية ويقدم إمكانيات أوسع لتحسين الأداء التنبؤي.

٤. **تعزيز البحث في مجال مخاطر الائتمان المحلية:** يُوصى بزيادة الاهتمام ببحث مخاطر الائتمان في السياق العراقي وتطوير نماذج تنبؤية جديدة باستخدام التقنيات المتقدمة، هذا يساهم في تحسين إدارة وتقليل المخاطر المالية.

٥. **توظيف النتائج في عمليات اتخاذ القرارات المالية:** يُنصح بتطبيق التوصيات والنتائج التي تم التوصل إليها في عمليات اتخاذ القرارات المتعلقة بإدارة مخاطر الائتمان في المؤسسات المصرفية العراقية، هذا يسهم في تعزيز إدارة المخاطر والاستفادة من التحليلات لاتخاذ القرارات الأكثر فهماً وتوجيهاً.

قائمة المراجع:

المراجع العربية :

١. عزيز، كولدران، بابكر حسن، شاخة ،(٢٠١٩)،" (٢٠١٢ – ٢٠١٧)"، ،المجلد(٤)،العدد(٤).

٢. شنافة، جهرة، عاشوري، صورية،(٢٠٢١)،" (٢٠٠٧-٢٠١٧)"، مجلة أبحاث اقتصادية وإدارية المجلد(١٥)،العدد(٠٣).

٣. وهدان، ثائر،(٢٠١٧)،" أثر المخاطر المالية على الأداء المالي للبنوك التجارية-

٤. عمران، مجد، (٢٠١٥)،" أثر المخاطر المصرفية في (٣٧)، العدد(1)

٥. الطاهر، رحاب،(٢٠١٢)،"إدارة مخاطر العمليات المصرفية بالتطبيق على صيغة المرابحة للأمر بالشراء

٦. احمد غازي طاهر (٢٠١٥)، مدى استخدام أدوات التحليل إملالي في إعداد الموازنات التخطيطية دراسة ميدانية على شركات الصناعية

٧. كيرزان، فاتن،(٢٠١٣)،" مساهمة التدقيق الداخلي في تطبيق الحوكمة في المصارف.

٨. الحسبان، عطا الله،(٢٠٠٨ العامة الأردنية"، مجلة المنارة، المجلد(١٤)،العدد(1).

٩. رهيف، بلسم،(٢٠١٥)،" إدارة المخاطر المصرفية ومدى التزام المصارف العراقية بمتطلبات بازل ٢-(46) .

١٠. المعمري، عبد الوهاب،(٢٠١٦)،" التشريعات المالية والمصرفية- تشريعات البنوك الصيرفة والنقود الالكترونية-

١١. الحريث وآخرون،(2018)، مخاطر الائتمان وأثرها في كفاية رأس المال المصرفي، العدد 43.

١٢. الشيخلي، هديل، (2012)، العوامل الرئيسة المحددة لقرار الائتمان المصرفي في البنوك التجارية الأردنية، رسالة ماجستير

١٣. جرادات، زيد، الشبيل، سيف، (٢٠١٣م)،" مدى مساهمة المحاسبة (١٩)، العدد(٤).

١٤. بدرانه، حسن ،(٢٠١٨)،" أثر المخاطر المصرفية في البنوك الإسلامية على القيمة السوقية لأسهم البنوك الإسلامية الأردنية، رسالة

١٥. مبارك، بعلي ،(٢٠١٢)، "إمكانية رفع كفاءة أداء الجهاز المصرفي الجزائري في ضل التغيرات الاقتصادية والمصرفية المعاصرة

١٦. صوان، أحمد،(٢٠١٩)،" الفترة (٢٠١٠-٢٠١٧)"،مجلة العلوم الاقتصادية والسياسية، العدد(١٤).

١٧. إبراهيم الحوراني،(٢٠١٠)،" المصارف الإسلامية الواقع والتحديات، دار اليراع للنشر، دمشق، ط١.

المراجع الأجنبية

18. Abdullah, M., Abdul Shukor, Z., Mohamed, Z.M. and Ahmad, A., 2015. Riskmanagement disclosure: A study on the effect of voluntary riskmanagement disclosure toward firm value. Journal of AppliedAccounting Research, 16(3), pp.400-432.

19. Cohen, J., Krishnamoorthy, G. and Wright, A., 2017. Enterprise riskmanagement and the financial reporting process: The experiences ofaudit committee members, CFO's, and externalauditors. Contemporary Accounting Research, 34(2), pp.1178-1209.

20. Da Silva, I.N., Spatti, D.H., Flauzino, R.A., Liboni, L.H.B.

21. Firoozye, N. and Ariff, F., 2016. Managing uncertainty, mitigating risk:Tackling the unknown in financial risk assessment and decisionmaking. Springer, ISBN 978-1-349-56575-7, pp. 1 – 265.

22. Hillson, D., 2017. Managing risk in projects. Routledge.

23. Agustina, L. and Baroroh, N., 2016. The relationship between enterprise risk management (ERM) and firm value mediated through the financial performance. Review of Integrative Business & Economics Research, 5(1), pp. 128-138.

24. Giovannoni, E., Quarchioni, S. and Riccaboni, A., 2016. The role of roles in risk management change: The case of an Italian bank. European Accounting Review, 25(1), pp.109-129.

25. Damodaran, (2015), Country Risk: Determinants, Measures and Implications, Stern School of Busines.

26. M Demaz, (2001), .value-at– risk et controleprudentiel des banques. Louvain :èducation Academia

27. Durbernet Michel (2000), GestionActif-Passif et titrisation des service bancaire. Paris : Economica.

28. Mekasha, G., (2011), Credit Risk Management and Its Impact1 .1 on Performance on Ethiopian commercial Banks, Ethiopia, Thesis of Master, Addis Ababa University.