

تقدير مخاطر الائتمان المصرفي الجزائري باستعمال نماذج الانحدار اللوجستي (LR) والشبكات العصبية الاصطناعية (MLP)

Estimation of Algerian credit risk using logistic (LR) regression and artificial neural networks (MLP) models

عبدالرحيم شيبى

المركز الجامعي مغنية

مخبر MIFMA

مغنية / الجزائر

Chibirahim@yahoo.fr

مريم حوباد *

جامعة أوبكر بلقايد تلمسان

مخبر MIFMA

تلمسان / الجزائر

Houbad.meriem2017@gmail.com

تاريخ الارسال: 2022/10/20 تاريخ القبول: 2024/04/14 تاريخ النشر: 2024/06/30

الملخص:

تهدف هذه الدراسة إلى تقدير مخاطر الائتمان المصرفي في البنوك الجزائرية من خلال تصنيف المؤسسات المقترضة إلى سليمة ومتعثرة للمساعدة في اتخاذ البنك القرار الائتماني الصائب وذلك باستعمال نموذجي الانحدار اللوجستي LR والشبكات العصبية الاصطناعية متعددة الطبقات MLP. وبغية الوصول إلى الهدف قمنا ببناء قاعدة بيانات مكونة من: 100 مؤسسة مقترضة من بنك القرض الشعبي الجزائري مقسمة بالتساوي إلى مؤسسات متعثرة وأخرى سليمة. وقد أظهرت نتائج الدراسة أن نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية متعددة الطبقات حقق دقة في التصنيف قدرت بنسبة 100% عند اختباره متفوقا على نموذج الانحدار اللوجستي الذي قدرت نسبة تصنيفه الصحيح للمؤسسات بـ 96% ما يجعل هذين النموذجين مثاليين للتنبؤ بالمخاطر الائتمانية من ناحية الدقة والسرعة في اتخاذ القرار في البنوك الجزائرية.

الكلمات المفتاحية: مخاطر القروض البنكية، الشبكة العصبية الاصطناعية، الانحدار اللوجستي، القرار الائتماني.

* المؤلف المرسل.

Abstract:

This study aims to estimate the bank loan risk in Algerian banks and make the right lending decision using logistic regression and MLP artificial neural network models. To achieve this, we formed a database of financial ratios and qualitative variables for 100 of borrowing institutions From the CPA bank, this sample divided into 50 good Borrower institutions and 50 other bad borrower institutions. The results of the study showed that the artificial neural networks MLP had shown an accuracy in classification at 100%, outperforming the logistic regression model whose correct classification rate of institutions was estimated at: 96% ,which would help Algerian banks to predict credit risks and make wise and speed lending's decision more than the classic models, but these modern approaches require robust technologies devices and quantitative and statistical methods .

Key words: credit risk prediction ,ANN, logistic regression, lending decision.

مقدمة:

من أهم المؤسسات المالية في كل بلدان العالم هي المصارف التجارية لدورها في تمويل وتنمية النشاطات الاقتصادية، وتزداد أهمية هذا القطاع يوما بعد اخر نتيجة للتطورات في المجال حيث أصبحت تمثل نبض الاستثمار وأهم مصدر للباحثين عن التمويل، لكن مع تزايد حالة عدم الاستقرار السياسي الذي يشهده العالم، تزايدت حاجة المصارف إلى رفع مستوى الأمان في معاملاتها حفاظا على حقوق المودعين والمساهمين معا. ما تطلب الاعتماد على عدة طرق علمية لتحليل وتقييم مخاطر الائتمان والتحوط منها للتقليل من مشاكل القروض المتعثرة التي تؤثر على سلامة الوضع المالي للبنك.

01/ الإشكالية

انطلاقا مما سبق سنحاول الإجابة على الإشكالية التالية :

ما مدى نجاعة نموذج الشبكات العصبية الإصطناعية متعددة الطبقات والإنحدار اللوجستي الثنائي في اتخاذ القرار الائتماني بطريقة أكثر ربحية وسرعة من الطرق الكلاسيكية المستعملة في البنوك الجزائرية؟

02/ فرضيات الدراسة

للإجابة على اشكالية الدراسة استندنا على الفرضيات الموالية:

- نموذجي الشبكة العصبية والانحدار اللوجستي دقيقان وسريعان في تقدير المخاطر الائتمانية بدرجات متفاوتة.
- يمكن تطبيق أساليب الذكاء الاصطناعي والانحدار اللوجستي في تقدير مخاطر القروض في البنوك الجزائرية لاتخاذ قرار الإقراض بطريقة أكثر ربحية ودقة من الطرق الكلاسيكية.

03/ أهداف الدراسة

تمثلت أهداف هذه الدراسة في محاولة تطبيق نماذج الانحدار اللوجستي والشبكات العصبية الاصطناعية لتقدير خطر عدم تسديد القروض على واقع البنوك الجزائرية وكذلك المقارنة بينها واختبار مدى نجاعة هذه المناهج في اتخاذ القرار الائتماني بطريقة أكثر عقلانية، سرعة، وربحية من الطرق الكلاسيكية المستعملة في البنوك الجزائرية.

04/ منهجية الدراسة

ولتحقيق أهداف الدراسة قمنا بتقسيم الورقة البحثية كمايلي:

- الأدبيات النظرية للموضوع
- الدراسة التطبيقية
- تحليل ومناقشة نتائج الدراسة كخلاصة

05/ الدراسات السابقة

أ/ دراسة (J. S. Sánchez & V. García, A. I. Marqués، 2012): هدفت الدراسة إلى مقارنة فعالية 8 نماذج حديثة لتقدير الائتمان المصرفي وهي: NB، الغابة العشوائية RF، الشبكات العصبية MLP و RBF، SVM، K-NN، RIPPER والانحدار اللوجستي معتمدين على 5 قواعد بيانات مختلفة لمقترضين من البنوك التجارية في بلدان متعددة. وقد توصلت الدراسة إلى أن الانحدار اللوجستي والغابة

العشوائية حققا أعلى نسب التصنيف الصحيح عموما بينما حقق NB أدنى النسب. أما في ما يخص الشبكات العصبية فقد تفوقت الشبكة العصبية ذات الدالة الشعاعية على متعددة الطبقات في معظم العينات لكن بنسب ضئيلة لا تتجاوز 3% من التصنيف الصحيح.

ب/ دراسة (Shashi Dahiya; S. S Handa; N. P. Singh، 2015): هدفت الدراسة إلى تقييم الائتمان المصرفي لتقييم عملاء القروض من البنوك الألمانية إلى جيد أو سيئ، باستعمال 5 نماذج ثم المقارنة بينها اعتمادا على نسبة التصنيف الصحيح للعملاء. وقد تلخصت النماذج المستعملة في: Naïve Bayes و MLP و RBF و Logistic Regression و C4.5. تشكلت العينة من 1000 مقترض منها 700 عميل جيد. وقد توصلت الدراسة إلى أن الشبكات العصبية متعددة الطبقات حققت أعلى نسبة تصنيف صحيح بنسبة 83% ثم يلها الانحدار اللوجستي بـ 81% واحتلت الشبكات العصبية ذات الأساس الشعاعي المرتبة الأخيرة بنسبة 71% ما يجعل هذه الشبكات أضعف من متعددة الطبقات بفارق تصنيف صحيح قدر بـ 11%.

ج/ دراسة (Shruti Goyal، Deepak Kumar Gupta، 2018): قام الباحثان في هذه الدراسة ببناء نموذج شبكة عصبية اصطناعية متعددة الطبقات لتحديد الجدارة الائتمانية لمجموعة من مقترضي نادي الإقراض الأمريكي ثم مقارنة النتائج مع التحليل اللوجستي المطبق على نفس العينة باستعمال برنامج MATLAB. وقد اعتمد النموذج على 10 مدخلات مختارة من بين 80 عقدة حسب أهميتها وعلى 7 طبقات خفية مع متغير واحد في طبقة المخرجات هو حالة القرض ويكون مجزء إلى فئتين: 0 للقرض الخطر، و 1 للقرض الآمن. وقد خلصت النتيجة إلى أن نموذج الشبكات العصبية الإصطناعية والتحليل اللوجستي حققا نفس نسبة التصنيف الصحيحة بفارق 0,01% لصالح الانحدار اللوجستي.

د/ دراسة (Yiping، 2020): قامت الدراسة بتحليل مخاطر الائتمان المصرفي باستعمال نموذجي الانحدار اللوجستي والشبكات العصبية الإصطناعية باستعمال برنامج MATLAB لمجموعة من بيانات منصة الإقراض الصينية في الفترة: 2015-2019 اعتمادا على عينة دراسة مكونة من 460 مقترض 300 عميل عالي الجودة و 160 عميل

عالي المخاطر. وقسمت إلى عينة بناء للنماذج تحتوي على 380 عميل منها 250 ذو جودة عالية، بينما تحتوي عينات الاختبار على 80 عميل، منهم 30 من العملاء ذوي المخاطر العالية. وقد توصلت الدراسة إلى أن نماذج الشبكات العصبية الإصطناعية أكثر دقة من نماذج الإنحدار اللوجستي في تقدير مخاطر القروض البنكية.

هـ/ دراسة (Eric Bacconi Gonçalves, Maria Aparecida Gouvêa, 2021):

قام الباحثان باستعمال نماذج الإنحدار اللوجستي، الشبكات العصبية الإصطناعية والخوارزميات الجينية لتصنيف المقترضين من البنوك البرازيلية إلى جيد وسيء قصد تقدير مخاطر الائتمان المصرفي. وقد تكونت عينة الدراسة من 20.000 مقترض مقسمة بالتساوي إلى عملاء جيدين وسيئين. وقد توصلت الدراسة إلى أن نموذج الإنحدار اللوجستي والشبكات العصبية حققا أدق نسب التصنيف الصحيح للعملاء بفارق: 0.6% لصالح الإنحدار اللوجستي بينما يرى الباحثان أنه يجدر استخدام الخوارزميات الجينية لتحسين هذه النماذج فقط.

المحور الأول/ الأدبيات النظرية للدراسة

أولا/ عموميات حول مخاطر القروض المصرفية

تعتبر القروض المصرفية المصدر الأول لمداخيل البنوك التجارية وإنعاش الإقتصاد، مع ذلك فمخاطرها عديدة وقد تؤدي إلى انهيار المؤسسات المالية القرضة اذا لم يتم التنبؤ بها والإحتياط منها.

1/ مفهوم مخاطر القروض المصرفية ومصادرها

تمثل مخاطر القروض المصرفية مجموعة من الخسائر التي يمكن أن يتحملها البنك بسبب عدم وفاء المقترض بالتزاماته المتفق عليها عند إبرام عقد الائتمان، سواء أكان أصل القرض، أو فوائده في تاريخ الاستحقاق المحدد أو أنه له القدرة المالية على السداد ولكنه لا يرغب في ذلك لسبب أو لآخر. (كمال رزيق، فريد كورتل، 2007، صفحة 3)

وللمخاطر الائتمانية مصادر مختلفة ومتعددة منها ماهو مرتبط بالعميل وهي الأكثر انتشارا والأصعب من حيث التحكم فيها نظرا لأسبابها المتعددة والتي تؤدي غالبا إلى عدم

السداد: كالخطر المالي، الإداري والقانوني (قبايلي، 2014)، أيضا تساهم الظروف العامة كالوضع السياسي والإجتماعي والإقتصادي للبلد في المخاطر، (لحسن ، 2015، صفحة 325) يمكن أيضا للبنك أن يتسبب لنفسه في مخاطر ائتمانية إذا لم يكن له إدراك تام بهذه المخاطر. (العربي و فاطمة الزهراء، 2019، صفحة 383)

2/ مناهج تقدير المخاطر الائتمانية

للتنبؤ بالخطر ولتقديره تستعمل البنوك طرق ووسائل متعددة كلاسيكية وحديثة أهمها:

أ/ المناهج الكلاسيكية

يمكن تلخيصها منهجي التحليل الائتماني والمالي:

- التحليل الائتماني: حيث يقوم البنك بجمع المعلومات عن العميل أولا ثم تحديد أهليته للإقتراض. ويقوم التحليل الائتماني على ثلاثة ركائز أساسية متمثلة في: أن قدرة المقترض على السداد لا تتعلق دائما بوضعه المالي فقط وبمعزل عن المخاطر الائتمانية المحيطة به في فترة القرض، كذلك الأخذ بعين الاعتبار المخاطر المحيطة. (مطر، 2016، الصفحات 368-370)

- التحليل المالي: هو تشخيص للسياسات المالية المتبعة من طرف المؤسسة في دورة معينة عن طريق الدراسة التفصيلية أو التحليلية للبيانات المالية لفهم مدلولاتها ومحاولة تفسير الأسباب التي أدت إلى ظهورها بكميات وكيفيات معينة". (دادي عدون، 2000، صفحة 11)

ب/ المناهج الحديثة

من بين هذه النماذج نذكر على سبيل المثال وليس الحصر:

- القرض التنقيطي (Scoring): هي آلية تنقيط، تسمح بإعطاء نقطة لكل مقترض ليتحدد الخطر بالنسبة للبنك ولكي يتمكن من تقدير الملاءة المالية للعميل قبل منحهم القرض أو للتنبؤ المسبق بحالات التعثر التي يمكن أن تصيب المؤسسات المتعامل معها. (Amel, 2015-2016, p. 51) ومن بين تقنيات النموذج: التحليل التمييزي، أو

الانحدار اللوجستي، كما يمكن استخدام طرق أخرى كالانحدار الجزئي للمربعات الصغرى، النموذج الخطي الإحتمالي ونموذج **Probit**. (عبله و عبد الجليل ، 2015)

- نماذج الذكاء الاصطناعي: يمكن تعريف الذكاء الاصطناعي بأنه: "مجموعة الجهود المبذولة لتطوير نظم المعلومات المحوسبة بطريقة تستطيع أن تتصرف فيها وتفكر بأسلوب مماثل للبشر، ويمكن استخدامها في عملية اتخاذ القرارات". (د. أبوبكر خوالد ومجموعة من الباحثين، 2019، صفحة 13). ومن بين نماذج الذكاء الاصطناعي المستعملة في اتخاذ القرار الائتماني نذكر: الخوارزميات الجينية، النظم الخبيرة، شجرة القرار، والشبكات العصبية الاصطناعية بأنواعها المتعددة.

ثانيا/ الشبكات العصبية الاصطناعية والانحدار اللوجستي كنماذج لتقدير مخاطر القروض البنكية:

تعددت مناهج قياس المخاطر الائتمانية وتنوعت كما سبق ذكرها، و من بينها نماذج الانحدار اللوجستي والشبكات العصبية الاصطناعية اللذان سيتم تناولهما في هذا الجزء من الدراسة.

1/ نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية

تعرف الشبكات العصبية الاصطناعية على أنها أداة مرنة تعتمد على مبادئ الأنظمة العصبية البشرية، أي أن هذه الأنظمة تتعلم من تلقاء نفسها العلاقات بين المتغيرات المختلفة، من عينة البيانات، عن طريق نمذجة التفكير البشري. (Younes & Sihem , 2013, p. 05) وتتألف من عدة عقد معالجة تقوم كل واحدة منها بعمل معين. وتتكون الشبكات العصبية الاصطناعية بصفة عامة من: (Vytautas & Ricardas , 2009, p. 08)

- طبقة المدخلات (**Input layer**): تستورد المعلومات من خارج الشبكة وتمررها إلى الطبقات الداخلية لمعالجتها.
- الطبقة الوسطى (**Hidden layer**): تقوم بتمييز المدخلات وتحليلها بإعطاء أوزان لكل منها التي تمثل الروابط بين المدخلات والمتغير التابع.
- طبقة المخرجات (**Output layer**): هي الطبقة التي تعطي النتائج النهائية .

- ولبناء نموذج الشبكات العصبية لقياس مخاطر الإئتمان المصرفي نتبع المراحل الآتية:

أ/ **مرحلة تشكيل قاعدة المعطيات:** وتتم هذه المرحلة بجمع بيانات عينة من مجتمع الدراسة والمتكونة من مجموعة من المعلومات المالية وغير المالية المتحصل عليها من البنك محل الدراسة، وإجراء التعديلات عليها للحصول على نتائج أكثر دقة. ثم يتم تقسيم عينة الدراسة إلى: عينة بناء مهمتها إنشاء النموذج وعينة اختبار لفحص دقته. (Al-Hroot، 2016، صفحة 427).

ب/ **مرحلة التعلم أو التمرن:** يتم فيها استخدام عينة البناء من المراحل السابقة في إنشاء النموذج من خلال عملية تعليم وتمرين الشبكة عبر مجموعة من المراحل أهمها: (طارق، 2017، صفحة 100)

- الانطلاق من مصفوفة ترجيحية مكونة من قيم عشوائية كمدخلات ابتدائية.
- نشر المدخلات السابقة على الشبكة العصبية وحساب المخرجات .
- قياس الخطأ: وهو الفرق بين المخرجات الحقيقية والمخرجات المستهدفة.
- تقليل الخطأ: عن طريق تصحيح الترجيحات. و التوقف في ادنى مستوي .

ج/ **مرحلة الاختبار:** وهي مرحلة التأكد من النموذج باستخدام عينة الاختبار. (يخلف العربي، رقايقية فاطمة الزهراء، 2019، صفحة 393)

2/ نماذج الإنحدار اللوجستي:

يعرف الإنحدار اللوجستي على أنه أسلوب إحصائي يستخدم في فحص العلاقة بين المتغير التابع النوعي والمتغيرات المستقلة سواء كانت واحدا أو أكثر. أي كان نوعها، وينقسم إلى :

أ/ **الإنحدار اللوجستي الثنائي** (Binary Logistic Regression): حيث يكون المتغير التابع يأخذ قيمتين فقط: "إما وقوع الحدث ويرمز له بالرمز 1 أو عدم وقوعه ويرمز له بالرمز 0". و يعتبر أشهر أنواع الإنحدارات اللوجستية، في تفسير أثر المتغيرات المستقلة على الاستجابات الثنائية،. (عباس، 2012، صفحة 239)

ب/ الانحدار اللوجستي متعدد الحدود (Multinomial Logistic Regression): وهو

أحد أنواع الانحدار اللوجستي، حيث يعتبر امتداد بسيطاً للانحدار اللوجستي الثنائي، يتم استخدامه في حالة كان المتغير التابع يتكون من أكثر من فئتين تصنيفيتين أو اسميتين. (حمزة و عمر ، 2022 ، صفحة 30)

ولتشكيل نموذج القرض التنبؤي باستخدام الانحدار اللوجستي يجب اتباع الخطوات المالية:

أ/ **مرحلة تشكيل قاعدة المعطيات:** وتتم هذه المرحلة بجميع بيانات عينة الدراسة وهي نفس العينة المستخدمة في نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية.

ب/ **مرحلة بناء النموذج:** ويتم فيها استخدام بيانات عينة الدراسة المتمثلة في المتغيرات المستقلة لبناء النموذج بعد اختيار المتغيرات المميزة ، أو الأكثر تفسيراً للمتغير التابع المتمثل في الحالة المالية للمؤسسة المقترضة، باستعمال الانحدار المتعدد خطوة بخطوة (Stepwise) ثم تطبيق الانحدار اللوجستي للحصول على معلمات النموذج باستخدام المتغيرات المميزة.

ج/ **مرحلة اختبار النموذج:** ويتم ذلك باستخدام عينة الاختبار للتأكد من دقة التصنيف الصحيح لمؤسسات هته العينة إلى مؤسسات سليمة مالياً جديرة بالائتمان وأخرى متعثرة غير جديرة بالقرض.

المحور الثاني/ الدراسة التطبيقية

أولاً/ منهجية الدراسة

1/ مجتمع وعينة الدراسة

يتكون مجتمع الدراسة لانشاء النماذج من مجموعة من المؤسسات المقترضة من بنك القرض الشعبي الجزائري خلال الفترة: 2010-2018. تم الحصول عليها باستعمال أسلوب العينة الاحتمالية، وهي العينة حيث يكون لكل فرد من المجتمع الدراسة فرصة متساوية في الاختيار. (Gaganpreet, 2017, p. 750) حيث قسمت العينة إلى مجموعتين

متساويتين: مؤسسات سليمة ، ومؤسسات متعثرة ماليا. وقد تضمنت عينة الدراسة 100 مؤسسة مقسمة كما يلي:

أ/ مؤسسات سليمة: نسبتها 50% من إجمالي عناصر العينة أي 50 مؤسسة وتضم المؤسسات السليمة التي استطاعت تسديد مستحققاتها في الإطار الزمني المتفق عليه مسبقا وبصفة عادية.

ب/ مؤسسات متعثرة: بلغ عدد المؤسسات فيها 50 مؤسسة، ما نسبته 50% من إجمالي عناصر العينة، تضم هذه المجموعة المؤسسات العاجزة الغير قادرة على الوفاء بالتزاماتها كاملة أو مؤقتة.

2/ وصف متغيرات الدراسة

أ/ المتغيرات المستقلة: هي المتغيرات المالية والنوعية (غير المالية) التي تستعمل في تقدير مخاطر الائتمان المصرفي وتتضمن:

- المتغيرات المالية: هي مجموعة من النسب المالية للمؤسسات المقرضة المستعملة في مجال التحليل المالي والمستخرجة من القوائم المالية لهذه المؤسسات من ميزانيات محاسبية وغيرها. ويمكن تلخيص هذه المعطيات في الجدول رقم (01):

الجدول رقم (01): المتغيرات المستقلة المالية لتقدير مخاطر الائتمان المصرفي.

رمز النسبة	صيغة النسبة
X1	نسبة الملاءة = الأموال الخاصة / مجموع الديون
X2	نسبة السيولة الآنية = الموجودات (القيم الجاهزة) / الديون قصيرة الأجل
X3	نسبة السيولة المختصرة = قيم جاهزة + قيم قابلة للتحقيق / الديون قصيرة الأجل
X4	نسبة التداول = الأصول المتداولة / الديون قصيرة الأجل
X5	نسبة الإستقلالية المالية = الأموال الخاصة / الأموال الدائمة
X6	نسبة المديونية = إجمالي الديون / إجمالي الأصول
X7	القدرة على السداد = الهامش الإجمالي للتمويل الذاتي / رأس المال الدائم
X8	التوازن المالي = الأموال الدائمة / مجموع الأصول الثابتة
X9	الإنتاجية المالية = المصاريف المالية / رقم الأعمال

مردودية النشاط = إجمالي فائض الإستغلال / القيمة المضافة	X10
أعباء المستخدمين / إجمالي التكاليف	X11
نسبة الهامش الصافي = النتيجة الصافية / رقم الأعمال	X12
نسبة دوران العملاء = العملاء / رقم الأعمال	X13
رأس المال العامل / قيم الاستغلال + قيم قابلة للتحصيل	X14
معدل دوران المخزون = تكلفة البضاعة المباعة / متوسط المخزون	X15
معدل دوران الحسابات الدائنة = مشتريات الموردين / متوسط الحسابات الدائنة	X16
التمويل الداخلي للأصول = رأس المال العامل / إجمالي الأصول المتداولة	X17
المردودية المالية = النتيجة الصافية / الأموال الخاصة	X18

المصدر: من اعداد الباحثين اعتمادا على بيانات البنك محل الدراسة

اعتمدنا على مقاييس النزعة المركزية لمجموعة من النسب المالية المستخرجة من القوائم المالية للمؤسسات المقترضة لوصف المتغيرات المستقلة المالية. حيث تبين أن قيم الإنحراف المعياري تقارب قيم متوسطاتها الحسابية لمعظم المتغيرات ما يعني أن هذه الأخيرة تتوزع توزيعا طبيعيا، مع وجود استثناءات كنسب مردودية النشاط، دوران العملاء، دوران الحسابات الدائنة، ودوران المخزون لتباين وعدم اتساق بياناتها وهذا يرجع للاختلاف بين نشاط المؤسسات المقترضة المكونة للعينة من مؤسسات صناعية، تجارية وغيرها. ما أدى إلى فروقات معتبرة بين متوسطاتها الحسابي وانحرافات المعيارية.

ب/ المتغيرات النوعية (غير المالية): هي مجموعة من المعلومات النوعية المستخرجة من الوثائق المرفقة ملف طلب القرض المقدمة من طرف المؤسسات المقترضة. يمكن تلخيص وتوضيح طبيعة هذه المعطيات من خلال الجدول رقم (02).

الجدول رقم (2): وصف المتغيرات المستقلة النوعية لتقدير مخاطر الائتمان المصرفي.

رمز المتغير	طبيعة واسم المتغير	قيم المتغير	ترميز قيم المتغير
Y1	عمر المؤسسة	[5-0] سنوات	0
		[10-5] سنوات	1
		[15-10] سنوات	2
		[20-15] سنوات	3
		أكثر من 20 سنة	4
Y2	قطاع النشاط	صناعية	0
		تجارية	1
		فلاحية	2
		خدمائية	3
Y3	الشكل القانوني	SPA	0
		SARL	1
		EURL	2
		SNC	3
Y4	نوع الضمان	ضمانات شخصية	1
		ضمانات حقيقية	2
		ضمانات شخصية+حقيقية	3
Y5	نوع القرض	قروض الصندوق	0
		قروض الالتزام	1
		قروض استثمارية	2
Y6	عدد التعاملات مع البنك	أول مرة	1
		أكثر من مرة	2

المصدر: من اعداد الباحثين اعتمادا على بيانات البنك محل الدراسة.

وللتأكد من مدى ارتباط كل من المتغيرات النوعية بحالتها المالية، اعتمدنا على اختبار كاي-تربيع. يبين الجدول رقم (01) من الملحق أن مستوى الدلالة لمعظم المتغيرات المستقلة غير المالية أقل من 5% ماعدا قطاع نشاط المؤسسة وشكلها القانوني، ومنه نقبل الفرض البديل ونرفض الفرض العدم ونقول أن: عمر المؤسسة المقترضة، نوع القرض والضمان وعدد تعاملاتها مع البنك مرتبطة بحالتها المالية.

المتغير التابع

اعتبرنا الحالة المالية للمؤسسة المقترضة كمتغير تابع لهذه الدراسة وقد تم ترميز هذا المتغير وفق قيمتين رقميتين "0" بالنسبة للمؤسسات المتعثرة وهي تلك المؤسسات التي لم تتمكن من إرجاع ديونها بصفة كلية أو جزئية ، "1" بالنسبة للمؤسسات السليمة وهي كل المؤسسات التي تمكنت من إرجاع قروضها بصفة كلية خلال الزمن المتفق عليه في عقد القرض.

ثانيا/ نماذج الدراسة

1/ نماذج الانحدار اللوجستي الثنائي (LR)

أ/ بناء النموذج

لاختيار المتغيرات المميزة المكونة لنموذج القرض التنقيطي باستعمال الانحدار اللوجستي تم اخضاع المتغيرات المالية والنوعية للدراسة إلى الانحدار المتعدد خطوة بخطوة (Stepwise) ثم الانحدار اللوجستي لبناء دالة التنقيط مستخدمين برنامج SPSS(25) حيث تحصلنا على المتغيرات المميزة التالية:

- X17 : التمويل الداخلي للأصول = رأس المال العامل / إجمالي الأصول المتداولة.

- X15 : معدل دوران المخزون = تكلفة البضاعة المباعة / متوسط المخزون.

- X6 : نسبة المديونية = إجمالي الديون / إجمالي الأصول.

- Y1 : عمر المؤسسة المقترضة.

كما يبين الجدول رقم (2) من الملحق أن مستويات الدلالة لـ: كاي تربيع كلها مساوية لـ: 0 أي أقل من 5% ومنه فإنها معنوية وهو ما يبين أن النموذج صالح وجيد للقياس و اعتمادا على نتائج التحليل اللوجستي المبينة في الجدول رقم (3) من الملحق تمت صياغة دالة الانحدار اللوجستي كمايلي:

$$\text{Log}(1/0) = 9,38 \text{ X17} + 0,99 \text{ X15} - 6,513 \text{ X6} + 2,047 \text{ Y1} - 8,626$$

ب/ اختبار النماذج:

نتائج نسب التصنيف الصحيح لمؤسسات العينة ومعدل الخطأ لإختبار دقة النماذج الثلاثة السابقة للانحدار اللوجستي مبينة في الجدول الموالي:

الجدول رقم (03): نتائج تصنيف المؤسسات في نماذج الانحدار اللوجستي.

حالة المؤسسة الأصلية	مؤسسات متعثرة	مؤسسات سليمة	نسبة التصنيف الصحيح	نسبة الخطأ	نسبة التصنيف الصحيح للنموذج
مؤسسات متعثرة	47	03	%94	%06	%96
مؤسسات سليمة	01	49	%98	%02	

المصدر: من اعداد الباحثين اعتمادا على مخرجات برنامج Spss.

يوضح الجدول رقم (04) أن نموذج الانحدار اللوجستي باستعمال المتغيرات المالية والنوعية حقق نسبة تصنيف صحيحة قدرت بـ %96 بينما بلغت نسبة الخطأ %45، حيث تم تصنيف 47 مؤسسة على أنها متعثرة من أصل 50 مؤسسة في التكوين النظري بنسبة خطأ قدرت بـ %06، بينما صنف 49 مؤسسة على أنها سليمة من 50 مؤسسة في التكوين النظري بنسبة خطأ %2.

2/ نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية متعددة الطبقات (MLP)

أ/ تقسيم عينة الدراسة

قسمت عينة الدراسة إلى: عينة البناء أو التدريب (Training sample) وتشمل على 80% من أفراد عينة الدراسة وعينة الإختبار (Training sample) وتتكون من 20% من أفراد عينة الدراسة -يوضح الجدول 4 توزيع عناصر عيني البناء والإثبات للنموذج باستعمال برنامج SPSS (v25).

الجدول رقم (04): توزيع عناصر عيني الإنشاء والإثبات

الفئات	عينة البناء	عينة الإختبار	المجموع	النسبة المئوية
مؤسسات سليمة	37	13	50	%50
مؤسسات متعثرة	43	07	50	%50
المجموع	80	20	100	%100
النسبة المئوية	%100	%100	%100	

المصدر: من اعداد الباحثين اعتمادا على مخرجات (Spss (V25

ب/ بناء وتدريب النموذج :

تم في هذه المرحلة هندسة النموذج حيث يبين الجدول رقم (4) من الملحق أن:

- طبقة المدخلات: ضمت 24 متغير أو عقدة منها 6: عقد نوعية أو متغيرات غير مالية و 18 كمية أو متغيرات مالية.
- طبقة المخرجات: ضمت متغيرا واحدا وهو الحالة المالية للمؤسسة .
- الطبقة الخفية: ضمت طبقة واحدة وعقدتين لكل طبقة.

بعد الهندسة، تمت أيضا مرحلة تدريب نموذج الشبكة العصبية الإصطناعية متعددة الطبقات (MLP) وفق أسلوب أو خوارزمية التعلم الموجه (Sangjae Lee, Wu Sung) (Choi، 2013)، وقد استعملت (Sigmoid function) كدالة تنشيط للطبقة الخفية أما طبقة المخرجات فاستعملت الدالة (Identity)، أما تكرار التجربة فهو محدد اليا بواسطة البرنامج، مع أخذ قيمة معدل التعلم الأولي 0.4 ومعدل زخم بقيمة 0.9 .

ج/ نتائج اختبار النموذج:

الجدول رقم (05): نتائج نموذج الشبكة العصبية الإصطناعية MLP

نسبة التصنيف الصحيح للنموذج	حالة المؤسسة المستحدثة باستعمال نموذج الشبكة العصبية الإصطناعية			حالة المؤسسة الأصلية	العينة
	نسبة التصنيف الصحيح	مؤسسات سليمة	مؤسسات متعثرة		
%97.5	%95.3	02	41	مؤسسات متعثرة	عينة البناء
	%100	37	00	مؤسسات سليمة	
%100	%100	00	07	مؤسسات متعثرة	عينة الاختبار
	%100	13	00	مؤسسات سليمة	

المصدر: من اعداد الباحثين اعتمادا على مخرجات (Spss (V25

يبين الجدول رقم (5) أن نسبة التصنيف الصحيح للنموذج للمؤسسات المتعثرة المصنفة على أنها سليمة بلغ 95.3%، أما المؤسسات السليمة المصنفة على أنها متعثرة فبلغت نسبته 100%، أي أن النموذج حقق نسبة تصنيف صحيحة قدرت بـ 97.5% في مرحلة التدريب أو التعلم، أي بنسبة خطأ 2.5% وهي نسبة منخفضة جداً. أما عن اختبار النموذج فقد بلغت نسبة الخطأ كانت 0% حيث احتوت عينة الاختبار على 07 مؤسسات متعثرة و13 مؤسسة سليمة حسب التصنيف النظري وقد حافظت على نفس التصنيف في اختبار نموذج الشبكة العصبية المتعددة الطبقات. أي أنه قدرت دقة النموذج بنسبة 100%.

النتائج والتوصيات:

سعينا في بحثنا هذا إلى تقدير مخاطر القروض المصرفية الجزائرية على مستوى بنك القرض الشعبي الجزائري باستعمال نماذج الانحدار اللوجستي الثنائي LR والشبكات العصبية الاصطناعية متعددة الطبقات MLP، بغية المقارنة بين النموذجين في القدرة على تصنيف المؤسسات المقترضة من البنك محل الدراسة إلى: مؤسسات سليمة قادرة على تسديد مستحقاتها كاملة وفي الأجل المحددة ومؤسسات متعثرة ممكن أن لا تقدر على تسديد كل أو جزء من مستحقاتها. وقد خلصت دراستنا إلى بناء نموذج شبكة عصبية اصطناعية MLP ونموذج انحدار اللوجستي LR لتقدير لمخاطر الإئتمان المصرفي في الجزائر قادران على تحديد الجدارة الائتمانية للمؤسسات المقترضة، حيث وصلت نسبة التصنيف الصحيح للمؤسسات محل الدراسة 97.5% بالنسبة لعينة البناء وبلغت النسبة 100% عند اختبار نموذج MLP، بينما حقق نموذج الانحدار اللوجستي LR باستعمال المتغيرات المالية والنوعية نسبة تصنيف صحيح قدرت بـ 96% ما يجعل النموذجين ناجعين في قياس المخاطر الائتمانية الجزائرية، مع أفضلية لنموذج الشبكات العصبية الاصطناعية. وبالتالي كلا النموذجين المستعملين في الدراسة مثاليين للتنبؤ بالمخاطر الائتمانية بطريقة أدق، أسرع وأكثر ربحية من الطرق المستعملة سابقا في البنوك الجزائرية، هذا ما يجعل الفرضيات التي تمت صياغتها في مقدمة الدراسة أثبتت صحتها.

ويمكن كذلك التنويه أن هذه المناهج الحديثة تتطلب تحكما في الأجهزة المعلوماتية والأساليب الكمية والإحصائية ما يجعل تطبيقها في البنوك الجزائرية صعبا قبل توفير الإمكانيات المادية والبشرية المطلوبة لذلك.

قائمة المصادر والمراجع:

- [1] أبوبكر خوالد ومجموعة من الباحثين. (2019). تطبيقات الذكاء الاصطناعي كتوجه حديث لتعزيز تنافسية منظمات الأعمال (كتاب جماعي). برلين- المانيا: المركز الديمقراطي العربي للدراسات الإستراتيجية والسياسية والإقتصادية.
- [2] حمزة مسعي أحمد. عمر طعية. (2022). استخدام تقنية الانحدار اللوجستي الثنائي في تفسير أهم العوامل المؤثرة على ظاهرة الولادة في الجزائر من خلال قاعدة بيانات المسح العنقودي متعدد المؤشرات. مجلة الباحث في العلوم الإنسانية والإجتماعية، 27-42.
- [3] رواج عبلة، عبد الجليل بوداح. (2015). تطور تقدير خطر القرض في ظل نماذج الذكاء الاصطناعي. مجلة العلوم الإنسانية، 193-222.
- [4] طارق فيلاي. (2017). التنبؤ بتعثر الشركات المقترضة باستعمال نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية: دراسة حالة بنك الجزائر الخارجي. مجلة التنظيم والعمل - المجلد 6- العدد 3، 95-113.
- [5] علي خضير عباس. (2012). استخدام نموذج الانحدار اللوجستي في التنبؤ بالدوال ذات المتغيرات الإقتصادية التابعة النوعية. مجلة جامعة كركوك للعلوم الإدارية والإقتصادية، 234 - 253.
- [6] حورية قبايلي. (2014). إدارة المخاطر الائتمانية. مجلة دفاتر اقتصادية، 154-174.
- [7] كمال رزقي، فريد كورتل. (2007). إدارة مخاطر القروض الاستثمارية في البنوك التجارية الجزائرية بحث مقدم إلى: المؤتمر العلمي الخامس بعنوان: نحو مناخ استثماري وأعمال مصرفية إلكترونية. جامعة فيلادلفيا – كلية العلوم الإدارية والمالية-عمان
- [8] لحسن دردوري. (2015). دور إدارة المخاطر الائتمانية في استمرارية ونجاح المؤسسات المصرفية. مجلة العلوم الانسانية، 321-338.
- [9] محمد عطية مطر. (2016). الاتجاهات الحديثة في التحليل المالي والائتماني (الأساليب والأدوات والاستخدامات العملية). عمان: دار وائل للطباعة والنشر والتوزيع.
- [10] ناصر داداي عدون. (2000). تقنيات مراقبة التسيير - تحليل مالي. الجزائر: دار المحمدية العامة.
- [11] يخلف العربي، رقايقية فاطمة الزهراء. (2019). الطرق غير التقليدية في تقدير مخاطر القروض البنكية. مجلة الدراسات المالية، المحاسبية والإدارة-العدد 04، 381-397.
- [12] David West. (2000). Neural network credit scoring models. Computers & Operations Research. 1152-1131 ،

- [13] Deepak Kumar Gupta, Shruti Goyal. (2018). Credit Risk Prediction Using Artificial Neural Network Algorithm. I.J. Modern Education and Computer Science.16-9 ،
- [14] Eric Bacconi Gonçalves, Maria Aparecida Gouvêa. (2021). Credit Risk Analysis Applying Logistic Regression, Neural Networks and Genetic Algorithms Models. International Journal of Advanced Engineering Research and Science, 198-209.
- [15] Gaganpreet Sharma .(2017) .Pros and cons of different sampling techniques . International Journal of Applied Research753-749 ،
- [16] García, A. I. Marqués & J. S. Sánchez .(2012) . Non-parametric Statistical Analysis of Machine Learning Methods for Credit Scoring .Management Intelligent Systems.272–263 ،
- [17] Guo Yiping .(2020) .Credit Risk Assessment of P2P Lending Platform towards Big Data based on BP Neural Network .Journal of Visual Communication and Image Representation.
- [18] hadji Amel. (2015-2016). Le risque de crédit de l'évaluation traditionnelle au Scoring. Université Djillali Liabes
- [19] KALYAN DAS and others .(2004) .MEAN SQUARED ERROR OF EMPIRICAL PREDICTOR .The Annals of Statistics840-818 ،
- [20] Sang jae Lee ,Wu Sung Choi. (2013). A multi-industry bankruptcy prediction model using back-propagation neural network and multivariate discriminant analysis. Expert Systems with Applications2946-2941 ،
- [21] Shashi Dahiya; S. S Handa; N. P. Singh .(2015) .Credit modelling using hybrid machine learning technique .International Conference on Soft Computing Techniques and Implementations (ICSCTI).(
- [22] Vytautas Boguslauskas, Ricardas Mileris .(2009) .Estimation of Credit Risk by Artificial Neural Networks Models .Izinerine Ekonomika-Engineering Economics(4)-Kaunas University of Technology..14-7 ،
- [23] Younes Boujelbène, Sihem Khemakhem. (2013). Prévision du risque de crédit : Une étude comparative entre l'Analyse Discriminante et l'Approche Neuronale. HAL open science
- [24] Yusuf Ali Khalaf Al-Hroot. (2016). Bankruptcy Prediction Using Multilayer Perceptron Neural Networks in Jordan. European Scientific Journal (ESJ)-425 ، 435

ملاحق

الجدول رقم (1): اختبار كاي تربيع (عمر المؤسسة-حالة المؤسسة)

المتغير	Signification asymptotique (bilatérale)	ddl	Valeur
عمر المؤسسة	,000	4	31,922 ^a
قطاع نشاط	,659	3	1,602 ^a
الشكل القانوني	,994	3	,077 ^a
نوع الضمان	,008	2	9,631 ^a
نوع القرض	,004	2	10,953 ^a
عدد التعاملات مع	,016	1	5,760 ^a

المصدر: من اعداد الباحثين اعتمادا على مخرجات Spss

الجدول رقم (3): جدول كاي تربيع لنموذج الإنحدار اللوجيستي الثنائي للمتغيرات المالية وغير المالية

		Khi-deux	ddl	Sig.
Pas 1	Pas	119,909	4	,000
	Bloc	119,909	4	,000
	Modèle	119,909	4	,000

المصدر: من اعداد الباحثين اعتمادا على مخرجات Spss

الجدول رقم (3): معلمات نموذج الإنحدار اللوجيستي للمتغيرات المالية وغير المالية

		B	E.S	Wald	ddl	Sig.	Exp(B)
Pas 1 ^a	X6	-6,513	3,122	4,351	1	,037	,001
	X15	,993	,504	3,889	1	,049	2,700
	X17	9,379	5,016	3,496	1	,062	11834,830
	Y1	2,047	,867	5,577	1	,018	7,741
	Constante	-8,626	4,081	4,467	1	,035	,000

المصدر: من اعداد الباحثين اعتمادا على مخرجات Spss

الجدول رقم (4) : هندسة نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية (MLP)

Informations réseau		
Couche d'entrée	Nombre d'unités ^a	24
	Méthode de redimensionnement pour les covariables	Standardisé
Couche(s) masquée(s)	Nombre de couches masquées	1
	Nombre d'unités dans la couche masquée 1 ^a	2
Couche de sortie	Variables dépendantes	1
	Nombre d'unités	2
	Fonction d'erreur	Entropie

المصدر: من اعداد الباحثين اعتمادا على مخرجات Spss