

تقدير مخاطر الائتمان المصرفي الجزائري باستعمال نماذج الانحدار اللوجستي (LR)

Estimation of Algerian credit risk using logistic regression model (LR)

حوباد مريم¹، شبيبي عبد الرحيم²¹ مخبر MIFMA، جامعة تلمسان (الجزائر)، Houbad.meriem2017@gmail.com² مخبر MIFMA، المركز الجامعي مغنية (الجزائر)، chibirahim@yahoo.fr

تاريخ النشر: 2023/12/30

تاريخ القبول: 2023/12/27

تاريخ الاستلام: 2022/11/15

ملخص:

تهدف هذه الدراسة الى تقدير مخاطر الائتمان المصرفي في البنوك الجزائرية من خلال تصنيف المؤسسات المقترضة الى سليمة ومتعثرة للمساعدة في اتخاذ البنك القرار الائتماني الصائب وذلك باستعمال نموذج القرض التنقيطي اعتمادا على الانحدار اللوجستي LR . وبغية الوصول الى الهدف قمنا ببناء قاعدة بيانات مكونة من: 100 مؤسسة مقترضة من بنك القرض الشعبي الجزائري مقسمة بالتساوي الى مؤسسات متعثرة وأخرى سليمة.

وقد أظهرت نتائج الدراسة أن نسبة التصنيف الصحيح للمؤسسات باستعمال نموذج الانحدار اللوجستي باستعمال المتغيرات المالية والنوعية قدرت ب: 96% ما يجعله مثالي للتنبؤ بالمخاطر الائتمانية من ناحية الدقة والسرعة في اتخاذ القرار في البنوك الجزائرية.

كلمات مفتاحية: مخاطر القروض البنكية، القرض التنقيطي، الانحدار اللوجستي، القرار الائتماني.

تصنيف JEL : G17 ، C45

Abstract:

This study aims to estimate the bank loan risk in Algerian banks and make the right lending decision using scoring logistic regression 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 LR had shown an accuracy in classification 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.

Keywords: credit risk prediction ,scoring, logistic regression, lending decision

JEL Classification: C45, G17

1. 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 الى رفع مستوى الأمان في معاملاتها حفاظا على حقوق المودعين والمساهمين معا. ماتطلب الاعتماد على عدة طرق علمية لتحليل وتقييم مخاطر الائتمان والتحوط منها للتقليل من مشاكل القروض المتعثرة التي تؤثر على سلامة الوضع المالي للبنك. وقد أكدت تبعات الأزمة المالية العالمية هشاشة النظام المالي العالمي ما يؤكد ضرورة الاعتماد على وسائل امنية تضمن سلامة الإجراءات لمنح القروض ومتابعتها وتقييمها وخاصة المناهج العلمية الحديثة باختلاف مناهجها.

1.1 إشكالية البحث:

انطلاقا مما سبق سنحاول الإجابة على الإشكالية التالية:

ما مدى نجاعة نموذج الإنحدار اللوجستي الثنائي في اتخاذ القرار الائتماني بطريقة أكثر ربحية وسرعة من الطرق الكلاسيكية المستعملة في البنوك الجزائرية؟

2.1 فرضيات البحث:

للإجابة على اشكالية الدراسة استندنا على الفرضيات الموالية:

- ✓ نموذج الإنحدار اللوجستي دقيق وسريع في تقدير المخاطر الائتمانية.
- ✓ يمكن تطبيق أسلوب الإنحدار اللوجستي في تقدير مخاطر القروض في البنوك الجزائرية لاتخاذ قرار الإقراض بطريقة أكثر ربحية من الطرق الكلاسيكية.

3.1 أهداف البحث:

تمثلت أهداف هذه الدراسة في محاولة تطبيق نماذج الإنحدار اللوجستي 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، و ربحية من الطرق الكلاسيكية المستعملة في البنوك الجزائرية.

4.1 منهجية البحث:

لتحقيق أهداف الدراسة قمنا بتقسيم الورقة البحثية كمايلي:

-الأدبيات النظرية للموضوع

-الدراسة التطبيقية

-تحليل ومناقشة نتائج الدراسة كخلاصة

6.1 الدراسات السابقة:

أ-دراسة (J. S. Sánchez & V. García, A. I. Marqués، 2012):هدفت الدراسة الى مقارنة فعالية 8 نماذج حديثة لتقدير الائتمان المصرفي وهي: NB، الغابة العشوائية RF، الشبكات العصبية MLP و SVM، K- RIPPER، NN و الإنحدار اللوجستي معتمدين على 5 قواعد بيانات مختلفة لمقترضين من البنوك التجارية في بلدان متعددة. وقد توصلت الدراسة الى أن الإنحدار 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 الى تقييم الائتمان المصرفي لتقييم عملاء القروض من البنوك الألمانية الى جيد أو سيء، 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 الى أن الشبكات العصبية متعددة الطبقات حققت أعلى نسبة تصنيف صحيح بنسبة 83% ثم يليها 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 اهميتها و على 7 طبقات خفية مع متغير واحد في طبقة المخرجات هو حالة القرض ويكون مجزء الى فئتين: 0 للقرض الخطر، و 1 للقرض الآمن. وقد خلصت النتيجة الى أن نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية و التحليل 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 الاصطناعية 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 الى 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 الى أن نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية أكثر دقة من نماذج الانحدار اللوجستي في تقدير مخاطر القروض البنكية.

هـ - دراسة (Eric Bacconi Gonçalves, Maria Aparecida Gouvêa, 2021): قام الباحثان باستعمال نماذج الانحدار اللوجستي، الشبكات العصبية الاصطناعية و الخوارزميات الجينية لتصنيف المقترضين من البنوك البرازيلية الى جيد و سيء قصد تقدير مخاطر الائتمان المصرفي. وقد تكونت عينة الدراسة من 20000 مقترض مقسمة بالتساوي الى عملاء جيدين وسيئين. وقد توصلت الدراسة الى أن نموذج الانحدار اللوجستي و الشبكات العصبية حققا أدق نسب التصنيف الصحيح للعملاء بفارق: 0.6% لصالح الانحدار اللوجستي بينما يرى الباحثان أنه يجدر استخدام الخوارزميات الجينية لتحسين هذه النماذج فقط.

2. الأدبيات النظرية:

تطرقنا في هذا الجزء من الدراسة الى الأدبيات النظرية للقروض المصرفية ومخاطرها وكذا مناهج تقديرها مع وصف طريقة الانحدار اللوجستي بشكل خاص.

1.2.2. عموميات حول القروض المصرفية:

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

542

2.2 الإنحدار اللوجستي كنموذج لتقدير مخاطر الإئتمان المصرفي:

تعددت مناهج قياس المخاطر الائتمانية وتنوعت كما سبق ذكرها، ومن بينها نماذج الإنحدار اللوجستي الذي سيتم تناوله في هذا الجزء من الدراسة.

1.2.2 مفهوم وأنواع الإنحدار اللوجستي:

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

✓ **الإنحدار اللوجستي الثنائي (Binary Logistic Regression):** حيث يكون المتغير التابع يأخذ قيمتين فقط: "1" إما وقوع الحدث و يرمز له بالرمز 1 أو عدم وقوعه و يرمز له بالرمز 0. و يعتبر أشهر أنواع الإنحدارات اللوجستية، في تفسير أثر المتغيرات المستقلة على الاستجابات الثنائية، بمعنى تفسير قدرة مجموعة من المتغيرات المستقلة المنبئة ذات المستويات المختلفة على التنبؤ بمتغير واحد تابع يكون ثنائي التفرع. (عباس، 2012، صفحة 239)

✓ **الإنحدار اللوجستي متعدد الحدود (Multinomial Logistic Regression):**

وهو أحد أنواع الإنحدار اللوجستي، حيث يعتبر امتداد بسيطاً للإنحدار اللوجستي الثنائي، يتم استخدامه في حالة كان المتغير التابع يتكون من أكثر من فئتين تصنيفيتين أو اسميتين. (حمزة مسعي أحمد. عمر طعة، 2022، صفحة 30)

2.2.2 بناء نموذج القرض التنقيطي باستعمال الإنحدار اللوجستي الثنائي:

في دراستنا هذه استعملنا التحليل اللوجستي الثنائي نظراً لطبيعة المتغير التابع المتمثل في الوضعية المالية للمؤسسة (سليمة/متعثرة). و لتشكيل نموذج القرض التنقيطي باستخدام الإنحدار اللوجستي يجب اتباع الخطوات المالية:

أ- **مرحلة تشكيل قاعدة المعطيات:** وتتم هذه المرحلة تجميع 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 الإنحدار المتعدد خطوة بخطوة (Stepwise) ثم تطبيق الإنحدار اللوجستي للحصول على معلمات النموذج باستخدام المتغيرات المميزة. ويمكن كتابة معادلة اللوجيت بالطريقة التالية:

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = \hat{b}_0 + \sum_{j=1}^n \hat{b}_j x_j \dots$$

حيث:

P : تمثل "1" و هي قيمة المتغير التابع للمؤسسات السليمة.

1-P : تمثل "0" و هي قيمة المتغير التابع للمؤسسات المتعثرة.

b₀ : ثابت المعادلة.

Σ b_jx_j : مجموع العوامل المستقلة في انحداراتها على المتغير التابع.

J=1.... K : عدد المتغيرات المستقلة.

n : حجم العينة. (عنيشل عبد الله . قطيب عبد القادر ، 2021 ، صفحة 275)

ج- مرحلة اختبار النموذج: و يتم ذلك باستخدام عينة الاختبار للتأكد من دقة التصنيف الصحيح لمؤسسات هته العينة الى مؤسسات سليمة ماليا جديرة بالائتمان و اخرى متعثرة غير جديرة بالقرض.

3. الدراسة التطبيقية:

تناول الدراسة التطبيقية، تطبيق نموذج القرض التنقيطي باستخدام الانحدار اللوجستي الثنائي لتقدير مخاطر الائتمان المصرفي الجزائري.

1.3 منهجية الدراسة:

يتم في هذا الجزء وصف مجتمع و عينة الدراسة مع اجراء بعض الاختبارات الإحصائية على متغيرات الدراسة للتأكد من مدى صلاحيتها لتطبيق نماذج الدراسة .

1.1.3 عموميات حول القروض المصرفية:

يتكون مجتمع الدراسة لانشاء نموذج القرض التنقيطي باستعمال الانحدار اللوجستي الثنائي 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 (Sharma، 2017، صفحة 750). حيث قسمت العينة الى مجموعتين متساويتين: مؤسسات سليمة، ومؤسسات متعثرة ماليا. وقد تضمنت عينة الدراسة 100 مؤسسة مقسمة كمايلي:

- ✓ مؤسسات سليمة: نسبتها 50% من اجمالي عناصر العينة أي 50 مؤسسة وتضم المؤسسات السليمة التي استطاعت تسديد مستحقاتها في الإطار الزمني المتفق عليه مسبقا وبصفة عادية.
- ✓ مؤسسات متعثرة: بلغ عدد المؤسسات فيها 50 مؤسسة، ما نسبته 50% من اجمالي عناصر العينة، تضم هذه المجموعة المؤسسات العاجزة الغير قادرة على الوفاء بالتزاماتها كاملة أو مؤقتة.

2.1.3 وصف متغيرات الدراسة:

تهدف هذه الدراسة الى تقدير مخاطر القروض البنكية وتأثيرها على عملية اتخاذ القرار الائتماني بالبنوك العمومية الجزائرية. لهذا الغرض تم ضبط متغيرات الدراسة بالشكل الاتي:

- أولا- المتغيرات المستقلة: هي المتغيرات المالية والنوعية (غير المالية) التي تستعمل في تقدير مخاطر الائتمان المصرفي وتضمن:
- ✓ المتغيرات المالية: هي مجموعة من النسب المالية للمؤسسات المقترضة المستعملة في مجال التحليل المالي والمستخرجة من القوائم المالية لهذه المؤسسات من ميزانيات محاسبية وغيرها. ويمكن تلخيص هذه المعطيات في الجدول رقم (1):

الجدول رقم (1): 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
X10	مردودية النشاط = إجمالي فائض الإستغلال / القيمة المضافة
X11	أعباء المستخدمين / إجمالي التكاليف
X12	نسبة الهامش الصافي = النتيجة الصافية / رقم الأعمال
X13	نسبة دوران العملاء = العملاء / رقم الأعمال
X14	رأس المال العامل / قيم الاستغلال + قيم قابلة للتحصيل
X15	معدل دوران المخزون = تكلفة البضاعة المباعة / متوسط المخزون
X16	معدل دوران الحسابات الدائنة = مشتريات الموردين / متوسط الحسابات الدائنة
X17	التمويل الداخلي للأصول = رأس المال العامل / إجمالي الأصول المتداولة
X18	المردودية المالية = النتيجة الصافية / الأموال الخاصة

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.

الجدول رقم (2): المتوسطات الحسابية و الانحرافات المعيارية للمؤسسات المقترضة.

المتغير	مؤسسات متعثره		مؤسسات سليمة		المجموع	
	المتوسط الحسابي	الانحراف المعياري	المتوسط الحسابي	الانحراف المعياري	المتوسط الحسابي	الانحراف المعياري
X1	1.2854	4.12500	1.8310	2.14404	1.5582	3.28211
X2	2.3889	4.73994	2.0620	4.33227	2.2254	4.52068
X3	2.9348	3.81895	3.8702	6.44323	3.4025	5.29032
X4	4.1504	5.78301	2.4426	2.77094	3.2965	4.59233
X5	.4944	.36039	.7890	.38414	.6417	.39905
X6	1.2114	.27114	.8364	.38793	1.0239	.38260
X7	.2644	.35516	.8830	2.11040	.5737	1.53736
X8	.8756	.37100	.8958	.52216	.8857	.45075
X9	.2117	.38566	.0228	.04081	.1173	.28888
X10	1.9613	7.33917	1.0234	2.31464	1.4923	5.43447
X11	.2492	.23992	.2022	.18303	.2257	.21361

.37999	.2582	.24886	.1276	.44158	.388	X12
7.31095	1.4808	.49057	.4620	10.27774	2.4996	X13
3.87891	2.2387	.44323	.8140	5.10491	3.6634	X14
4.01022	5.4670	2.94851	8.5044	2.22937	2.4296	X15
4.30631	16.3738	4.63628	17.9248	3.32604	14.8228	X16
.32418	.6688	.14303	.9192	.25282	.4184	X17
2.33251	.6519	.52388	.1344	3.18924	1.5396	X18

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

يبين الجدول رقم (2) 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، و دوران المخزون لتباين و عدم اتساق بياناتها و هذا يرجع للاختلاف بين نشاط المؤسسات المقترضة المكونة للينة من مؤسسات صناعية، تجارية و غيرها. ما أدى الى فروقات معتبرة بين متوسطاتها الحسابي و انحرافاتها المعيارية.

وللمقارنة بين المتوسطات الحسابية و بين الانحرافات المعيارية كذلك لمتغيرات الدراسة للمؤسسات السليمة و المتعثرة تم اخضاع النتائج السابقة للجدول رقم (2) لاختباري T-test for equality of means و اختبار Levene's test for equality of variances. نلاحظ من خلال قيم F و مستوى دلالتها المبينة في الجدول رقم (3) انها أكبر من 5% ما يؤدي الى قبول فرض العدم، أي تجانس التباين للمؤسسات السليمة و المتعثرة. كما يظهر الجدول نفسه أيضا قيم t و مستوى الدلالة الخاص بها (T-test for equality of means) و الذي يوضح أن مستوى الدلالة لأغلبية المتغيرات أصغر من 5% و بالتالي يمكن القول أنه توجد فروقات ذات دلالة احصائية بين المتوسطات الحسابية للمتغيرات المالية للمؤسسات السليمة و المتعثرة.

الجدول رقم (3): نتائج قيم t و F الخاصة بالمتغيرات المالية

قيمة F	مستوى الدلالة	قيمة t	مستوى الدلالة
2,250	0,137	-0,830	0,409
1,344	0,249	0,360	0,720
2,239	0,138	-0,883	0,379
33,907	0,000	1,883	0,064
1,220	0,272	-3,955	0,000
11,198	0,001	5,603	0,000
6,324	0,014	-2,044	0,046
7,862	0,006	-0,223	0,024
51,998	0,000	3,445	0,001
3,194	0,077	0,862	0,391
16,389	0,000	1,101	0,273
1,903	0,171	3,644	0,000
0,534	0,467	0,916	0,362
33,691	0,000	3,932	0,000
4,317	0,040	-11,621	0,000
11,826	0,001	-3,844	0,000
25,602	0,000	-12,191	0,000
13,214	0,000	2,264	0,026

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

✓ المتغيرات النوعية (غير المالية): هي مجموعة من المعلومات النوعية المستخرجة من الوثائق المرفقة لملف طلب القرض المقدمة من طرف المؤسسات المقترضة. يمكن تلخيص و توضيح طبيعة هذه المعطيات من خلال الجدول رقم (4).

الجدول رقم (4): وصف المتغيرات المستقلة النوعية لتقدير مخاطر الائتمان المصرفي.

رمز المتغير	طبيعة و اسم 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
		خدماتية	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.

و للتأكد من مدى ارتباط كل من المتغيرات النوعية بحالتها المالية،اعتمدنا على اختبار كاي-تربيع. يبين الجدول رقم(1)

من الملحق أن مستوى الدلالة لمعظم المتغيرات المستقلة غير المالية أقل من 5% ماعدا قطاع نشاط المؤسسة و شكلها القانوني،ومنه نقبل الفرض البديل و نرفض الفرض العدم و نقول أن:عمر المؤسسة المقترضة،نوع القرض و الضمان و عدد تعاملاتها مع البنك مرتبطة بحالتها المالية.

✓ المتغير التابع:

اعتبرنا الحالة المالية للمؤسسة المقترضة كمتغير تابع لهذه الدراسة و قد تم ترميز هذا المتغير وفق قيمتين رقميتين "0" بالنسبة للمؤسسات المتعثرة و هي تلك المؤسسات التي لم تتمكن من إرجاع ديونها بصفة كلية أو جزئية، أي المؤسسات المتخلفة عن

الوفاء بالتزاماتها التعاقدية و لو بصفة مؤقتة، "1" بالنسبة للمؤسسات السليمة و هي كل المؤسسات التي تمكنت من إرجاع قروضها بصفة كلية خلال الزمن المتفق عليه في عقد القرض، دون أي تأخر.

2.3 نموذج الدراسة:

تمثل نموذج الدراسة في الانحدار اللوجستي الذي سيتم تطبيقه على عينة الدراسة باستعمال برنامج SPSS لتقدير المخاطر القروض البنكية الجزائرية.

1.2.3 بناء نماذج الدراسة:

لبناء نموذج الانحدار اللوجستي المناسب قمنا ببناء ثلاثة نماذج: اعتمادا على المتغيرات المالية، ثم نموذج آخر اعتمادا على المتغيرات النوعية واخيرا نمودجا معتمدا على المتغيرات المالية والنوعية معا.

أولا: بناء نموذج الانحدار اللوجستي اعتمادا على المتغيرات المالية فقط.

لاختيار المتغيرات المميزة المكونة لنموذج القرض التوقيطي باستعمال الانحدار اللوجستي تم اخضاع المتغيرات المالية للدراسة الى الانحدار المتعدد خطوة بخطوة (Stepwise) ثم الانحدار اللوجستي لبناء دالة التنقيط مستخدمين برنامج (SPSS 25) حيث تحصلنا على المتغيرات المالية 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.

X16 : معدل دوران الحسابات الدائنة = مشتريات الموردين / متوسط الحسابات الدائنة.

X14 : رأس المال العامل / قيم الاستغلال + قيم قابلة للتحويل.

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

$$\text{Log (p/1-p)} = 27,86 \text{ X17} + 1,146 \text{ X15} - 20,32 \text{ X6} - 7,23 \text{ X14} + 0,96 \text{ X16} - 13,96$$

ثانيا: بناء نموذج الانحدار اللوجستي اعتمادا على المتغيرات غير المالية فقط.

بعد اخضاع المتغيرات غير المالية للدراسة الى الانحدار المتعدد خطوة بخطوة (Stepwise) تحصلنا على المتغيرات النوعية المميزة التالية:

Y1: عمر المؤسسة المقترضة.

Y4: نوع الضمان.

Y5: نوع القرض.

كما يبين الجدول رقم (4) من الملحق أن مستويات الدلالة ل: كاي تربيع كلها مساوية ل: 0 أي أقل من 5% ومنه فإنها معنوية وهو ما يبين أن النموذج جيد للقياس. واعتمادا على نتائج التحليل اللوجستي المبينة في الجدول رقم (5) من الملحق تمت صياغة دالة الانحدار اللوجستي اعتمادا على المتغيرات النوعية كمايلي:

$$\text{Log (p/1-p)} = 1,089 \text{ Y1} + 0,952 \text{ Y4} + 1,134 \text{ Y5} - 4,452$$

ثالثاً: بناء نموذج الانحدار اللوجستي اعتماداً على المتغيرات المالية و غير المالية معا.

في هذه المرحلة قمنا باختصاص المتغيرات المالية و غير المالية للانحدار اللوجستي خطوة بخطوة وتحصلنا 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 (6) من الملحق أن مستويات الدلالة ل: كاي تربيع كلها مساوية ل: 0 أي أقل من 5% ومنه فإنها معنوية

وهو ما يبين أن النموذج صالح وجيد للقياس. واعتماداً على نتائج التحليل اللوجستي المبينة في الجدول رقم (7) من الملحق تمت

صياغة دالة الانحدار اللوجستي كما يلي:

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

2.2.3 اختبار نماذج الدراسة:

نتائج نسب التصنيف الصحيح لمؤسسات العينة ومعدل الخطأ لاختبار دقة النماذج الثلاثة السابقة للانحدار اللوجستي مبينة في

الجدول الموالي:

الجدول رقم (5): نتائج تصنيف المؤسسات في نماذج الانحدار اللوجستي.

النموذج	حالة المؤسسة الأصلية	مؤسسات متعثرة	مؤسسات سليمة	نسبة التصنيف الصحيح	نسبة الخطأ	نسبة التصنيف الصحيح للنموذج
LR : باستعمال المتغيرات المالية	مؤسسات متعثرة	46	04	%92	%08	%93
	مؤسسات سليمة	03	47	%94	%06	
LR : باستعمال المتغيرات غير المالية	مؤسسات متعثرة	40	10	%80	%20	%76
	مؤسسات سليمة	14	36	%72	%28	
LR : اعتماداً على المتغيرات المالية و غير المالية	مؤسسات متعثرة	47	03	%94	%06	%96
	مؤسسات سليمة	01	49	%98	%02	

المصدر: من اعداد الباحثين اعتماداً على مخرجات برنامج Spss.

يوضح الجدول رقم (5) أن نموذج الانحدار اللوجستي اعتماداً على المتغيرات المالية، قد صنف 47 مؤسسة على أنها سليمة من أصل

50 مؤسسة في التكوين النظري بنسبة خطأ قدرت ب: 06%، بينما صنف 46 مؤسسة على أنها متعثرة من أصل

مؤسسة في التكوين النظري بنسبة خطأ 8%، أي أن نموذج الانحدار اللوجستي باستعمال المتغيرات المالية حقق نسبة تصنيف

صحيحة قدرت ب: 93% بينما بلغت نسبة الخطأ 7%. أما اعتماداً على المتغيرات غير المالية، فقد صنف النموذج 36 مؤسسة

على أنها سليمة من أصل 50 مؤسسة في التكوين النظري بنسبة خطأ قدرت ب: 28%، بينما صنف 40 مؤسسة على أنها

متعثرة من أصل 50 مؤسسة في التكوين النظري بنسبة خطأ 20%، أي أن نموذج الانحدار اللوجستي باستعمال المتغيرات المالية

حقق نسبة تصنيف صحيحة قدرت ب: 76% بينما بلغت نسبة الخطأ 24%. بينما نموذج الانحدار اللوجستي باستعمال

المتغيرات المالية و النوعية حقق نسبة تصنيف صحيحة قدرت ب: 96% بينما بلغت نسبة الخطأ 45%، حيث تم تصنيف 47

مؤسسة على أنها متعثرة من أصل 50 مؤسسة في التكوين النظري بنسبة خطأ قدرت ب: 06%، بينما صنف 49 مؤسسة

على أنها سليمة من 50 مؤسسة في التكوين النظري بنسبة خطأ 2% ، و يعتبر هذا النموذج أفضل و أكثر دقة من النماذج السابقة.

4. خلاصة:

سعينا في بحثنا هذا الى تقدير مخاطر القروض المصرفية الجزائرية على مستوى بنك القرض الشعبي الجزائري باستعمال نماذج الانحدار اللوجستي الثنائي LR، بغية المقارنة بين الانحدار اللوجستي والنماذج الكلاسيكية في القدرة على تصنيف المؤسسات المقترضة من البنك محل الدراسة الى: مؤسسات سليمة قادرة على تسديد مستحقاتها كاملة وفي الأجل المحددة ومؤسسات متعثرة ممكن ألا تقدر على تسديد كل أو جزء من مستحقاتها.

حيث بلغ عدد المؤسسات المقترضة المكونة لعينة الدراسة 100 مؤسسة مقسمة بالتساوي الى: مؤسسات سليمة و متعثرة، تم بعدها اخضاع قاعدة البيانات هذه الى مجموعة من الاختبارات الإحصائية لتحديد مدى ملاءمتها لبناء نماذج الدراسة. وقد خلصت دراستنا الى بناء نموذج انحدار لوجستي LR لتقدير لمخاطر الائتمان المصرفي في الجزائر قادر على تحديد الجدارة الائتمانية للمؤسسات المقترضة، حيث حقق نموذج LR باستعمال المتغيرات المالية نسبة تصنيف صحيحة للمؤسسات المكونة للعينة قدرت ب: 93%، و نسبة 76% بالنسبة للنموذج المعتمد على المتغيرات النوعية فقط و هو أضعف نموذج من حيث الدقة، بينما حقق نموذج الانحدار اللوجستي المبني اعتمادا على المتغيرات المالية و النوعية نسبة تصنيف صحيحة قدرت ب: 96% ما يجعله أفضل النماذج من حيث الدقة في قياس المخاطر الائتمانية الجزائرية، و هذا راجع الى أهمية المتغيرات المالية و النوعية معا دون اقضاء احدها. وبالتالي نموذج القرض التنقيطي باستعمال الانحدار اللوجستي الثنائي اعتمادا على المتغيرات المالية و النوعية معا المعتمد في هذا البحث مثالي 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 أنه يمكن استعمال نماذج ذكاء اصطناعي ايضا لتقدير مخاطر الائتمان المصرفي و هي نماذج أكثر تطورا و تعقيدا من النماذج المستعملة في الدراسة للتنبؤ بمخاطر القروض المصرفية مثل النماذج الهجينة بين الشبكات العصبية و الانحدار اللوجستي وكذلك الخوارزميات الجينية و غيرها من النماذج التي يمكن أن تزيد من جودة، دقة و سرعة اتخاذ القرار الائتماني في البنوك الجزائرية. لكن هذه المناهج الحديثة تتطلب تحكما في الأجهزة المعلوماتية و الأساليب الكمية و الإحصائية ما يجعل تطبيقها في البنوك الجزائرية صعبا قبل توفير الإمكانيات المادية و البشرية المطلوبة لذلك .

5. الهوامش والإحالات:

1. أبوبكر خوالد ومجموعة من الباحثين. (2019). تطبيقات الذكاء الاصطناعي كتوجه حديث لتعزيز تنافسية منظمات الأعمال (كتاب جماعي). برلين - ألمانيا: المركز الديمقراطي العربي للدراسات الإستراتيجية والسياسية والاقتصادية.
2. حمزة مسعي أحمد .عمر طعبة. (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 و الإجتماعية، 27-42.
3. روابح عبلة، عبد الجليل بوداح. (2015). تطور تقدير خطر القرض في ظل نماذج الذكاء الاصطناعي. مجلة العلوم الإنسانية، 193-222.
4. طارق. فيلالي. (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 الاقتصادية التابعة النوعية. مجلة جامعة كركوك للعلوم الإدارية و الاقتصادية ، 234 - 253.
6. عنيشل عبد الله . قطيب عبد القادر . (2021). تطبيق الانحدار اللوجستي في دراسة وتحليل العوامل المؤثرة على اختيار تغيير رأس مال المؤسسة الاقتصادية. دراسات اقتصادية، 272-287.
7. حورية قبائلي. (2014). إدارة المخاطر الائتمانية. مجلة دفاتر اقتصادية، 154-174.
8. كمال رزيق، 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
9. لحسن دردوري. (2015). دور إدارة المخاطر الائتمانية في استمرارية ونجاح المؤسسات المصرفية. مجلة العلوم الانسانية، 321-338.
10. محمد عطية مطر. (2016). الاتجاهات الحديثة في التحليل المالي والائتماني (الأساليب والأدوات والاستخدامات العملية). عمان: دار وائل للطباعة والنشر والتوزيع.
11. ناصر دادي عدون. (2000). تقنيات مراقبة التسيير - تحليل مالي. الجزائر: دار المحمدية العامة.
12. يخلف العربي، رفايكية فاطمة الزهراء. (2019). الطرق غير التقليدية في تقدير مخاطر القروض البنكية. مجلة الدراسات المالية، المحاسبية والإدارية-العدد 04، 381-397.
13. David West .(2000) .Neural network credit scoring models .*Computers & Operations Research*-1131 ، 1152
14. Deepak Kumar Gupta, Shruti Goyal. (2018). Credit Risk Prediction Using Artificial Neural Network Algorithm. *I.J. Modern Education and Computer Science*.16-9 ،
15. 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.
16. Gaganpreet Sharma .(2017) .Pros and cons of different sampling techniques .*International Journal of Applied Research*753-749 ،
17. García, A. I. Marqués & J. S. Sánchez .(2012) . Non-parametric Statistical Analysis of Machine Learning Methods for Credit Scoring .*Management Intelligent Systems*.272-263 ،
18. 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*.
19. hadji Amel. (2015-2016). Le risque de crédit de l'évaluation traditionnelle au Scoring. Université Djillali Liabes
20. KALYAN DAS and others .(2004) .MEAN SQUARED ERROR OF EMPIRICAL PREDICTOR .*The Annals of Statistics*840-818 ،

21. 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 Applications* , 2946-2941.
22. 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)*.
23. 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
24. Younes Boujelbène, Sihem Khemakhem. (2013). Prévision du risque de crédit : Une étude comparative entre l'Analyse Discriminante et l'Approche Neuronale. *HAL open science*
25. Yusuf Ali Khalaf Al-Hroot. (2016). Bankruptcy Prediction Using Multilayer Perceptron Neural Networks in Jordan. *European Scientific Journal (ESJ)* 435-425 ,

6. الملاحق:

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

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

المصدر: من اعداد الباحثين اعتمادا على مخرجات Spss

الجدول رقم (2): جدول كاي تربيع لنموذج الإنحدار اللوجستي الثنائي للمتغيرات المالية

Tests composites des coefficients du modèle				
		Khi-deux	ddl	Sig.
Pas 1	Pas	16,059	1	,000
	Bloc	129,695	5	,000
	Modèle	129,695	5	,000

المصدر: من اعداد الباحثين اعتمادا على مخرجات Spss

الجدول رقم (3): معلمات نموذج الإنحدار اللوجستي للمتغيرات المالية

Variables de l'équation							
		B	E.S	Wald	ddl	Sig.	Exp(B)
Pas 1	X6	-20,326	14,164	2,059	1	,151	,000
	X14	-7,235	4,848	2,227	1	,136	,001
	X15	1,146	,605	3,583	1	,058	3,145
	X16	,964	,586	2,707	1	,100	2,623
	X17	27,860	24,752	1,267	1	,260	1257164734909,3 22
	Constante	-13,962	11,190	1,557	1	,212	,000

المصدر: من اعداد الباحثين اعتمادا على مخرجات Spss

الجدول رقم (4): جدول كاي تربيع لنموذج الانحدار اللوجستي الثنائي للمتغيرات غير المالية

Tests composites des coefficients du modèle				
		Khi-deux	ddl	Sig.
Pas 1	Pas	7,474	1	,006
	Bloc	53,665	3	,000
	Modèle	53,665	3	,000

المصدر: من اعداد الباحثين اعتمادا على مخرجات Spss

الجدول رقم (5): معلمات نموذج الانحدار اللوجستي للمتغيرات غير المالية

Variables de l'équation							
		B	E. S	Wald	ddl	Sig.	Exp(B)
Pas1	Y1	1,089	,244	19,859	1	,000	2,972
	Y4	,952	,366	6,779	1	,009	2,592
	Y5	1,134	,393	8,301	1	,004	3,107
	Constante	-4,452	1,033	18,557	1	,000	,012

المصدر: من اعداد الباحثين اعتمادا على مخرجات Spss

الجدول رقم (6): جدول كاي تربيع لنموذج الانحدار اللوجستي الثنائي للمتغيرات المالية وغير المالية

Tests composites des coefficients du modèle				
		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 (7): معلمات نموذج الانحدار اللوجستي للمتغيرات المالية وغير المالية

Variables de l'équation						
		B	E.S	Wald	ddl	Sig.
Pas 1 ^a	X6	-6,513	3,122	4,351	1	,037
	X15	,993	,504	3,889	1	,049
	X17	9,379	5,016	3,496	1	,062
	Y1	2,047	,867	5,577	1	,018
	Constante	-8,626	4,081	4,467	1	,035

المصدر: من اعداد الباحثين اعتمادا على مخرجات Spss