تقدير مخاطر الإئتمان المصرفي باستعمال نموذج الشبكة العصبية الإصطناعية ذات الدالة الشعاعية(RBF): دراسة حالة بنك القرض الشعبي الجزائري.

bank credit Risk estimating Using RBF Artificial Neural Network model: The Popular Credit Bank of Algeria as case study

حوباد مريم [1] *، شيبي عبد الرحيم [2]

[1] مخبر MIFMA، جامعة أبوبكر بلقايد- تلمسان، houbad.meriem2017@gmail.com

[2] مخبر MIFMA ، المركز الجامعي -مغنية، chibirahim@yahoo.fr

تاريخ الاستلام: 2022-09-06 **تاريخ القبول:** 2022-12-20 **تاريخ النشر:** 2022-12-25

ملخص:

تهدف هذه الدراسة الى تقدير مخاطر الإئتمان المصرفي في البنوك الجزائرية من خلال تصنيف المؤسسات المقترضة الى سليمة و متعثرة للمساعدة في اتخاذ البنك القرار الإئتماني الصائب و ذلك باستعمال نموذج الشبكات العصبية الإصطناعية ذات الأساس الشعاعي *RBF* .وبغية الوصول الى هدف اعتمدنا على قاعدة بيانات مكونة من البيانات المالية والنوعية ل 100مؤسسة مقترضة من بنك القرض الشعبي الجزائري مقسمة بالتساوي الى مؤسسات متعثرة و أخرى سليمة،مستعملين برنامج *SPSS(V25)* لانشاء النموذج.

و قد أظهرت نتائج الدراسة أن نموذج الشبكات العصبية الإصطناعية ذات الدالة الشعاعية حقق دقة في التصنيف قدرت بنسبة 100% عند اختباره مايجعله مثاليا للتنبؤ بالمخاطر الإئتمانية من ناحية الدقة و السرعة في اتخاذ القرار أكثر من المناهج الكلاسيكية المستعملة في البنوك الجزائرية.

الكلمات المفتاحية: مخاطر الإئتمان المصرفي،الشبكة العصبية الإصطناعية،RBF،القرار الإئتماني

تصنيف JEL : G17 ؛ C45

Abstract:

This study aims to estimate the credit risk in Algerian banks and make the right lending decision using the RBF radial basis function artificial neural network model. To achieve this, we formed a database of financial 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. To create the RBF model, we used SPSS(V25) program.

The results of the study showed that the artificial neural networks model had shown an accuracy in classification at 100%, 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**;** Artificial Neural network**;** RBF**;** lending decision, Bankruptcy

JEL Classification Codes : C45; G17

* المؤلف المرسل

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 ، نظرا لثقة المتعاملين ذوي الفائض المالي وأصحاب العجز كذلك، ومن هنا نلاحظ أهمية الائتمان المصرفي باعتباره مصدر رئيسي تعتمد عليه نشاطات هذه المؤسسات، وتعتبر البنوك التجارية الملجأ الأساسي للعديد من الهيئات المقترضة لمواجهة عجزها في السيولة.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 امنة تضمن سلامة الإجراءات لمنح القروض ومتابعتها وتقييمها وخاصة الوسائل العلمية الحديثة والاحصائية.و انطلاقا من هذا سنحاول الإجابة على الإشكالية التالية :

ما مدى مساعدة نماذج الشبكات العصبية الإصطناعية ذات الأساس الشعاعي في اتخاذ القرار الائتماني بطريقة اكثر ربحية و سرعة من الطرق الكلاسيكية المستعملة في البنوك الجزائرية؟

مستندين على الفرضية الاتية:

-يمكن تطبيق أساليب الذكاء الإصطناعي في تقدير مخاطر القروض في البنوك الجزائرية لاتخاذ قرار الإقراض بطريقة اكثر ربحية و دقة من الطرق الكلاسيكية .

و لتحقيق أهداف الدراسة المتمثلة في محاولة تطبيق نماذج الذكاء الإصطناعي لتقدير خطر عدم تسديد القروض على واقع البنوك الجزائرية و كذلك اختبار مدى نجاعة هذه المناهج في اتخاذ القرار الائتماني بطريقة اكثر عقلانية، سرعة،و ربحية من الطرق الكلاسيكية المستعملة في البنوك الجزائرية.قمنا بتقسيم الورقة البحثية كمايلي:

-الأدبيات النظرية للموضوع

-الدراسة التطبيقية

-تحليل و مناقشة نتائج الدراسة

2. الأدبيات النظرية للدراسة

1.2 مخاطر الإئتمان المصرفي و مناهج تقديرها:

1.1.2 مفهوم مخاطر القروض البنكية و مصادرها:

يمكن تعريف مخاطر القروض البنكية على أنها:"مجموعة من الخسائر التي يمكن تحملها من طرف البنك بسبب عدم وفاء المقترض بالتزاماته المتفق عليها عند ابرام عقد الإئتمان،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، وبالتالي فالمخاطر الائتمانية تتمثل في الخسائر التي يمكن أن يتحملها البنك بسبب عدم قدرة الزبون أو عدم وجود النية لديه لسداد أصل القرض وفوائده". (كمال رزيق،فريد كورتل،2007، صفحة 3)

للمخاطر الإئتمانية مصادر مختلفة و متعددة منها ماهو مرتبط بالعميل و هي الأكثر انتشارا و الأصعب من حيث التحكم فيها نظرا لأسبابها المتعددة و التي تؤدي غالبا الى عدم السداد :كالخطر المالي ،الإداري و القانوني (قبايلي، 2014)،أيضا تساهم الظروف العامة كالوضع السياسي و الإجتماعي و الإقتصادي للبلد في مخاطر عدم التسديد ،(دردوري، 2015، صفحة 325). يمكن أيضا لإدارة البنك أن تتسبب لنفسها في مخاطر ائتمانية إذا لم يكن لها إدراك تام بهذه المخاطر، فقد تتخذ إدارة البنك قرارات خاطئة كالتركيز على التوسع في الحجم والحصة السوقية، مع تجاهل الجودة والنوعية، فالقرارات الخاطئة قد تكون ناتجة عن عيب في طريقة جمع ومعالجة البيانات أوخطأ في قراءة المعلومات، ومصدر هذا النوع من المخاطر ناتج عن فشل في الأنظمة الإلكترونية أو التنظيم الإداري الغير السليم، أو بسبب الأخطاء المقصودة أو غير المقصودة للموظفين، أو ناتجة عن أخطاء المديرين في وضع سياسات مناسبة للبنك. (يخلف العربي . رقايقية فاطمة الزهراء ، 2019، صفحة 383)

2.1.2 مناهج تقدير مخاطر الإئتمان المصرفي:

يقوم المصرف عند تقديمه للقرض بتحليل و تقييم خطر عدم التسديد مسبقا فهو يتوقع الحصول على مداخيل مستقبلا ، مع احتمالية عدم الوفاء كذلك لوجود خطر عدم قدرة العملاء على الإلتزام بالدفع. و للتنبؤ بخطر الإئتمان المصرفي تستعمل طرق و مناهج متعددة كلاسيكية و حديثة و أهمها:

أ-المناهج الكلاسيكية: تتمثل المناهج القديمة أو التحليلية في تقدير خطر الإئتمان المصرفي أساسا في: التحليل الإئتماني،حيث يقوم البنك بجمع المعلومات عن العميل أولا ثم تحديد أهليته للإقتراض.مع الاخذ بعين الإعتبار المنافع المتوقع الحصول عليها.ويقوم التحليل الإئتماني على ركائز أساسية متمثلة في:أن قدرة المقترض على السداد لا تتعلق دائما بوضعه المالي فقط و بمعزل عن المخاطر الإئتمانية المحيطة به في فترة القرض،كذلك الأخذ بعين الإعتبار مخاطر البيئة المحيطة ،الإقتصاد الكلي و المرحلة العمرية التي تمر بها الشركة. و تمر عملية التحليل الإئتماني بأربع خطوات رئيسية تعرف بتحليل **swot** . (مطر، 2016، الصفحات 368-370).و التحليل المالي كمنهج كلاسيكي ثاني والذي يمكن تعريفه بأنه " فحص وتشخيص للسياسات المالية المتبعة من طرف المؤسسة في دورة معينة أو مجموعة من الدورات من نشاطها

الصناعي أو التجاري وذلك عن طريق الدراسة التفصيلية أو التحليلية للبيانات المالية لفهم مدلولاتها ومحاولة تفسير الأسباب التي أدت إلى ظهورها بكميات وكيفيات معينة". (عدون، 2000، صفحة 11)

يعتمد التحليل المالي على تحليل النسب المالية للمؤسسة كنسب الربحية، السيولة و المديونية و غيرها من النسب ،وتعتبر الدراسة المالية من أهم الأوجه التي تركز عليها البنوك عندما تقدم على منح القروض للمؤسسات، إذ تقوم بقراءة مركزها المالي بطريقة مفصلة واستنتاج الخلاصات الضرورية فيما يتعلق بوضعها المالي الحالي والمستقبلي وربحيتها، ومدى قدرتها على توليد تدفقات نقدية تكفي لتسيير عملياتها وأداء التزاماتها، وبالتالي يتم استنتاج نقاط قوتها وضعفها، والتي تساعدها على تحديد قرارها النهائي المتمثل في منح القرض أو عدمه. (كمال رزيق،فريد كورتل، 2007، صفحة 6).

ب-المناهج الحديثة: مع زيادة عجز المؤسسات عن تسديد قروضها و عدم تنبؤ النماذج الكلاسيكية بذلك في حالات عدة ، اتجهت البنوك لإستعمال نماذج أكثر تطورا لتقدير مخاطر القروض المصرفية و اتخاذ القرار الإئتماني بطريقة أكثر دقة و سرعة و نذكر منها:

ب.1طريقة رجال القرض:وهي التقنية التي تسمح بإعطاء كل مؤسسة نقطة تحدد قيمتها حسب معايير عدة أهمها:كفاءة المسيرين ،الحالة المالية للمؤسسة و الظروف الإقتصادية العامة المحيطة بالمؤسسة و تستعمل هذه الطريقة نموذجا مباشرا قابلا للإستعمال عكس السكورينغ. (قطاف عبدالقادر ،الزاوي عيسى، 2018)

ب-2القرض التنقيطي(scoring): هي آلية تنقيط، تعتمد على التحليل الإحصائي والتي تسمح بإعطاءنقطة أو وزن لكل مقترض ليتحدد الخطر بالنسبة للبنك و لكي 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)**. ويمكن تطبيق هذا النموذج باستخدام احدى التقنيات التالية: التحليل التمييزي،الإنحدار اللوجيستي، كما يمكن استخدام طرق اخرى كالإنحدار الجزئي للمربعات الصغرى ،النموذج الخطي الإحتمالي و نموذج **Probit** (روابح عبلة،عبد الجليل بوداح، 2015) .

ب-3نماذج الذكاء الإصطناعي: يمكن تعريف الذكاء الإصطناعي بأنه:"مجموعة الجهود المبذولة لتطوير نظم المعلومات المحوسبة بطريقة تستطيع أن تتصرف فيها وتفكر بأسلوب مماثل للبشر، هذه النظم تستطيع أن تتعلم اللغات الطبيعية، وانجاز مهام فعلية بتنسيق متكامل، أو استخدام صور وأشكال إدراكية لترشيد السلوك المادي،كما تستطيع في نفس الوقت تخزين الخبرات والمعارف الإنسانية المتراكمة و استخدامها في عملية اتخاذ القرارات".(أبوبكر خوالد و مجموعة من الباحثين، 2019، صفحة 13).

و من بين نماذج الذكاء الإصطناعي المستعملة في اتخاذ القرار الإئتماني نذكر:الخوارزميات الجينية المستوحاة من علم الوراثة و الجينات البشرية،كذلك النظم الخبيرة ،شجرة القرار ،و الشبكات العصبية الإصطناعية المعتمدة على هندسة العصبون البشرية و تستخدم الشبكات العصبية الإصطناعية بأنواعها المتعددة في عمليات اتخاذ القرار و التنبؤ بالخطر الإئتماني من خلال تصنيف العملاء الطالبين للقروض الى سليم و متعثر بطريقة دقيقة و أسرع من المناهج الإحصائية و الكلاسيكية السابقة.

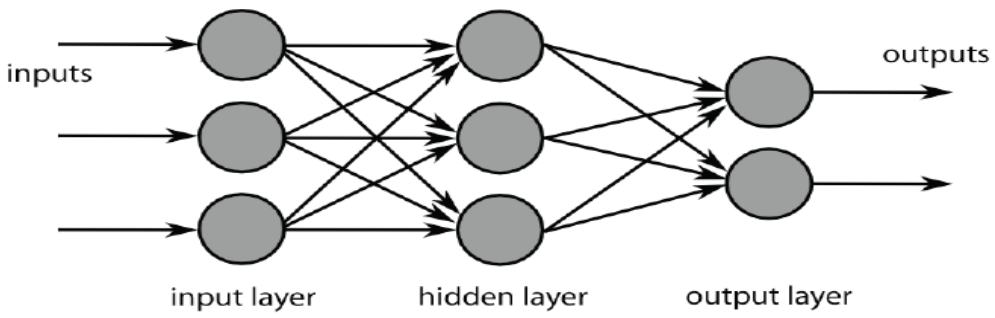
2.2 نماذج الشبكات العصبية الإصطناعية لتقدير مخاطر الإئتمان المصرفي:

1.2.2 مفهوم الشبكة العصبية الإصطناعية و مكوناتها:

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 Boujelbène, Sihem Khemakhem, 2013, p. 5)

و تتألف الشبكات العصبية الإصطناعية بصفة عامة من عقد (عصبونات) معالجة تقوم كل واحدة منها بعمل معين، ثم يتحدد السلوك الكلي للشبكة من خلال الاتصال بين هذه العصبونات المكونة لها. ويمكن تعريف العصبون الإصطناعي على أنه وحدة حسابية تسمح بمعالجة كم معين من البيانات و اعادة توزيعها على العناصر الأخرى بهدف ايجاد حل المشكلة للنظام العصبي الإصطناعي. (فيلالي.ط، 2017، صفحة 98).

الصورة 1: بنية شبكة عصبية إصطناعية



المصدر: (Ilyes Abid,Rim Ayadi and others, 2022, p. 608)

تمثل الصورة1 مكونات الشبكات العصبية الإصطناعية بصفة عامة ،و المتمثلة أساسا في :(Vytautas Boguslauskas, Ricardas Mileris، 2009، صفحة 8):

- **طبقة المدخلات(Input layer)**: دورها استيراد المعلومات من خارج الشبكة كالبيانات حول المؤسسات المقترضة وتمريرها إلى الطبقات الداخلية لمعالجتها لاحقا .ويرمز للمدخلات عادة ب:X_i
- **أوزان المدخلات(Weights)**:تمثل الروابط بين المدخلات و المتغير التابع ، تختلف قيم هذه الأوزان حسب أهمية كل عنصر من المدخلات في تفسير الظاهرة محل الدراسة. ويرمز للأوزان بالرمز:W_{ij}
- **الطبقة الوسطى(Hidden layer)**: تقوم بعملية تمييز المدخلات و تصنيفها و تحليلها بإعطاء أوزان لكل منها ،باستخدام عدة دوال منها الدالة التجميعية التي تستعمل المدخلات و أوزانها لحساب المجموع ، ثم دالة التنشيط التي تعمل على ايجاد قيم المخرجات .
- **طبقة المخرجات(Output layer)**: هي الطبقة التي تعطي النتائج النهائية بعد عمليات المعالجة التي تمت خلال الطبقات السابقة.

2.2.2 أنواع الشبكات العصبية الإصطناعية:

يمكن تصنيف الشبكات العصبية حسب طبيعة انتشار البيانات عبر وحداتها وترابطها الى الأنواع الاتية: (القدال، 2016، صفحة 39)

- شبكات التغذية المتقدمة (feedforward) : تنتقل العمليات في هذه الشبكات الى الأمام في اتجاه واحد من المدخلات الى المخرجات مرورا بالطبقات المخفية.و هي الأكثر استعمالا.
- شبكات التغذية الراجعة(feed Back) : تجد هذه الشبكات لمخرجاتها طريقا خلفيا مرة أخرى لتصبح مدخلات تعطي نتائجا أفضل.
- شبكات الترابط الذاتي (Auto Associative): يتمثل دور مكوناتها في استقبال المدخلات و بث المخرجات في نفس الوقت.
- الشبكات المتكررةٌ(Recurrent network): تسمى الشبكات الديناميكية في هذا النمط تتجه المخرجات أماما و أيضا في الإتجاه العكسي لتكون مدخلات في الوقت ذاته أي أنها تمتلك ذاكرة.

3.2.2 بناء نموذج الشبكة العصبية الإصطناعية ذات الدالة الشعاعية(RBF):

تتعدد نماذج الشبكات العصبية الإصطناعية لتصنيف البيانات و التنبؤ بالمخاطر المصرفية منها ما ينتمي الى الأنواع المذكورة في العنصر السابق و أخرى نماذج مهجنة و منها الشبكات العصبية المتعددة الطبقات (MLP) و الشبكات العصبية ذات الدالة الشعاعية (RBF) ،وتعرف الشبكة RBF على أنها : شبكة عصبية إصطناعية من شبكات التغذية الأمامية وتحتوي على طبقة مخفية واحدة ودالة التنشيط لهذه الطبقة تدعى: Basis Function . تقوم هذه الشبكة بتحويل المدخلات بطريقة غير خطية ثم إيجاد المنحنى المناسب لإعطاء النتائج الصحيحة. (درويش، 2019، صفحة 80)

تتبع هذه الشبكات في بناء نموذجها نفس خطوات الشبكات العصبية المتعددة الطبقات في بناء نموذجها مع اختلاف في الدوال المستعملة من بينها دوال التنشيط .و تمر هذه العملية عبر الخطوات الآتية:

أ-مرحلة تشكيل قاعدة المعطيات:

تتم هذه المرحلة بجمع بيانات عينة من مجتمع الدراسة و المتكونة من مجموعة من المعلومات المالية وغير المالية المتحصل عليها من البنك محل الدراسة و التي تشمل كل من المؤسسات المقترضة السليمة و المتعثرة،ثم القيام ببعض التعديلات عليها كتحويلها الى التوزيع الطبيعي و التحويلات على القيم المتطرفة و ذلك للحصول على نتائج أكثر دقة للدراسة.

بعد تشكيل عينة الدراسة،يتم تقسيمها الى عينة بناء يتم من خلالها بناء النموذج و عينة اختبار يتم من خلالها فحص نجاعة النموذج. (Al-Hroot، 2016، صفحة 427)

-أخيرا يتم تحديد عدد الطبقات المشـــكلة للنموذج و عدد العقد في كل منها،و هذا ما يســـمى بهندســـة النموذج.

ب-مرحلة التعلم أو التمرن:

هو استخدام عينة البناء من المراحل السابقة في إنشاء نموذج تقدير خطر الإئتمان من خلال عملية تعلم و تمرين الشبكة عبر مجموعة من المراحل أهمها: (فيلالي.ط، 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 نتوقف في المرحلة التي يكون فيها الخطأ في ادنى مستوي له، من اجل تحسين دقة النموذج.

ج-مرحلة الإختبار:

وهي مرحلة التأكد من فعالية و نجاعة نموذج الشـبكة العصـبية باسـتخدام عينة الاختبار ،و بمجرد اثبات صلاحيته يمكن استعمال النموذج بشكل نهائي و معتمد. (يخلف العربي ، رقايقية فاطمة الزهراء، 2019، صفحة 393)

3.2 الدراسات السابقة:

مع شـح الدراسـات السـابقة لتقدير مخاطر الإئتمان المصـرفي باسـتعمال نموذج الشـبكات العصـبية ذات الأساس الشعاعي الا أن المجال لم يخلو،و سنحاول تلخيص بعض هذه الدراسات فيمايلي:

أ-دراسة (Hussain Ali Bekhet Shorouq Fathi Kamel Eletter، 2014) : هدفت الدراسة الى المقارنة بين نموذجي الإنحدار اللوجيسـتي و نموذج الشـبكة العصـبية ذات الدالة الشـعاعية في اتخاذ القرار الإئتماني في البنوك التجارية الأردنية باسـتعمال عينة متكونة من 492 مقترض ،200 منهم غير جدير بالإئتمان في الفترة 2006-2011 و باســـتخدام 13 متغير كمدخلات للنموذجين.وقد خلصـــت النتيجة الى أن الإنحدار اللوجيستي حقق نسبة تصنيف صحيح قدرت ب90.4% عند اختباره بينما حققت الشـــبكة العصـــبية نســـبة 86.5% مايعني أن النموذجين دقيقين و يمكن الإعتماد عليهما في عمليات التصنيف الإئتماني مع تفوق الإنحدار اللوجيستي.

ب-دراسة (Shuai Li, Yuanmei Zhu, Chao Xu, Zongfang Zhou، 2013): هدفت الدراسة الى بناء نموذج لتقدير مخاطر القروض المصرفية الإستهلاكية لمجموعة متكونة من 1000 مقترض من بنك تجاري ألماني ،باستعمال نماذج الشبكة العصبية الإصطناعية ذات الدالة الشعاعية باستخدام خوارزمية PSO،وقد تم تقسيم العينة الى عينة بناء ممكونة من 350 عميل جيد و 150 عميل سيء ،و الباقي شكل عينة اختبار للنموذج.وقد توصلت الدراسة الى أن النموذج حقق نسبة خطأ في التصنيف قدرت ب4% ما يجعله نموذجا دقيقا للغاية و مناسبا للتصنيف الإئتماني و التنبؤ بتعثر القروض البنكية .

ج-دراسة (Mustafa Ilkan & Nnamdi I. Nwulu, Shola Oroja، 2011): هدفت الدراسة الى المقارنة بين نموذج الشبكات العصبية ذات الدالة الشعاعية و آلة المتجهات الداعمة SVM في تقدير مخاطر الإئتمان المصرفي الأسترالي،و قد اعتمدت فرقة البحث على 690 مقترض منهم 307 جدير بالإئتمان و الباقي 383 غير جدير بالإئتمان،و استعملت 14 عقدة كمدخلات للنموذجين و برنامج MATLAB لبناء النماذج .وقد خلصت الدراسة الى أن نموذج الشبكات العصبية الإصطناعية ذات الأساس الشعاعي حقق نسبة تصنيف صحيح قدرت ب:90.14% و نموذج الة المتجهات الداعمة حقق نسبة 86.81% ،هذا مايجعل المقارنة لصالح نموذج RBF لتقدير مخاكر الإئتمان المصرفي و اتخاذ القرار الإئتماني.

د-دراسة (Han Lu, Han Liyan Zhao Hongwei، 2010): قام الباحثان في هذه الدراسة لبناء نماذج للتصنيف الإئتماني الألماني باستخدام تقنيات الشبكات العصبية الإصطناعية متعددة الطبقات و ذات الدالة الشعاعية ،باستخدام عينة مكونة من 1000 مقترض 700 منهم حائز على الجدارة الإئتمانية و باستخدام 20 متغير،وقد استخدم الباحثان الإنحدار اللوجيستي لتحديد المتغيرات التي ستبني النموذجين.وقد خلصت الدراسة الى أن النموذجين حققا نسبة تصنيف صحيح قدرت ب :76.5% للشبكة متعددة الطبقات و 71.4% بالنسبة للشبكة ذات الدالة الشعاعية و بعد استعمال الإنحدار اللوجيستي لاختيار المدخلات ارتفعت نسبة التصنيف الصحيح للنموذج RBF الى 76% أما بالنسبة للنموذج MLP فقد تراجعت النسبة الى 75%.وقد تم استنتاج أنه يمكن الجمع بين الأساليب الإحصائية و نماذج الذكاء الإصطناعي لرفع قدرة هذه النماذج على التنبؤ الصحيح بمخاطر الإئتمان المصرفي.

هـ-دراسة (ESTEFANE LACERDA ANDR´E C. P. L. F. CARVALHO ANTOˆ NIO PA´ DUA BRAGA TERESA BERNARDA LUDERMIR، 2005): تهدف الدراسة الى بناء نموذج شبكة عصبية إصطناعية ذات أساس شعاعي لتقدير المخاطر الإئتمانية ثم تحسينه باستعمال الخوارزميات الجينية للحصول على نتائج أفضل و أكثر دقة و قد اعتمدت الدراسة على قاعدة بيانات مكونة من 690 مقترضا من البنوك التجارية البرازيلية و 51 عقدة في طبقة المدخلات و متغير واحد

للمخرجات مجزء الى وحدتين:عميل جيد و عميل سـيء.وقد خلصـت الدراسـة الى أن نموذج الشـبكات العصـبية المحسـن باسـتعمال الخوارزميات الجينية أعطى نتائج أدق من نموذج الشـبكات العصـبية ذات الأساس الشعاعي بنسبة 4% مايجعل هذه النماذج المحسنة صالحة لتقييم مخاطر الإئتمان بدقة أكبر .

و-دراسـة (Pang، 2005): قام الباحث بمحاولة تقدير المخاطر الإئتمانية ل:96 شـركة مقترضـة في الصين خلال سنة 2000 باستخدام نموذج الشبكات العصبية ذات الأساس الشعاعي من خلال تصنيف هذه الشركات الى :جيدة،وسط و سيئة مستعملا 60 شركة كعينة بناء و 36 كعينة اختبار.وقد توصلت الدراسـة الى أن النموذج حقق نسـبة تصـنيف صـحيحة قدرت ب: 98.96% عند اختباره ،مايجعل هذا النموذج عالي الدقة لتقدير مخاطر الإئتمان المصرفي و تحديد الجدارة الإئتمانية.

3. الدراسة التطبيقية:

1.3 منهجية الدراسة:

1.1.3 مجتمع و عينة الدراسة:

يتكون مجتمع الدراسة من مجموعة من المؤسسات المقترضة من بنك القرض الشعبي الجزائري خلال الفترة: 2010-2018. تم الحصـول عليها باسـتعمال أسـلوب العينة الاحتمالية ،وهي العينة حيث يكون لكل فرد من المجتمع الدراسـة فرصـة متسـاوية في الاختيار (**Sharma**، 2017، صـفحة 750).حيث قسمت العينة الى مجموعتين متساويتين،اشـتملت الأولى على المؤسسـات السليمة من الناحية المالية،أما المجموعة الثانية فاحتوت المؤسـسـات المتعثرة ماليا،باتباع أسـلوب القرعة في العينة العشـوائية البسـيطة المعتمد على تحديد و تعريف المجتمع ،ضـبط حجم العينة المرغوب فيها ،ثم اعداد قائمة بكل افراد المجتمع ووضـع رقم متسلسل لكل فرد، و اخيرا سحب عدد معين من عناصر المجتمع دون ارجاع الى انتهاء عناصر العينة. (علي، 2018، صفحة 15)

وقد تضمنت عينة الدراسة 100مؤسسة مقسمة كمايلي:

مؤسسات سليمة: نسبتها 50%من اجمالي عناصر العينة أي 50 مؤسسة و تضم المؤسسات السليمة التى استطاعت تسديد اجمالي مبلغ القرض و الفوائد في الإطار الزمني المتفق عليه بصفة عادية.

مؤسسات متعثرة: بلغ عدد المؤسسات فيها 50 مؤسسة ،مانسبته 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 الدراســـة الى تقدير مخاطر القروض البنكية و تأثيرها على عملية اتخاذ القرار الائتماني بالبنوك العمومية الجزائرية .لهذا الغرض تم ضبط متغيرات الدراسة بالشكل الاتي:

أولا-المتغيرات المســتقلة: هي المتغيرات المالية والنوعية(غير المالية) التي تســتعمل في تقدير مخاطر الائتمان المصرفي و تتضمن:

- **المتغيرات المالية:** هي مجموعة من النسب المالية للمؤسسات المقترضة المستعملة في مجال التحليل المالي و المســتخرجة من القوائم المالية لهذه المؤســســات من ميزانيات محاســبية وغيرها.و يمكن تلخيص هذه المعطيات في الجدول1:

الجدول 1: المتغيرات المستقلة المالية لتقدير مخاطر الإئتمان 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 البيانات المحصل عليها من طرف البنك محل الدراسة.

اعتمدنا على مقاييس النزعة المركزية لمجموعة من النسب المالية المستخرجة من القوائم المالية للمؤسسات المقترضة لوصف المتغيرات المستقلة المالية. وللمقارنة بين المتوسطات الحسابية و بين الانحرافات المعيارية كذلك لمتغيرات الدراسة للمؤسسات السليمة و المتعثرة تم اخضاعها لاختبار lindependent T-test. حيث نلاحظ من خلال قيم F و مستوى دلالتها المبينة في الجدول2 أنه توجد فروقات ذات دلالة احصائية بين الانحرافات المعيارية لأغلب المتغيرات لأن مستوى دلالتها أكبر من 5% أما بالنسبة لباقي المتغيرات فيمكن افتراض تجانس الانحرافات المعيارية للمؤسسات السليمة و المتعثرة .كما يظهر الجدول أيضا قيم t و مستوى الدلالة الخاص بها 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.

الجدول2: نتائج قيم t و F الخاصة بالمتغيرات المالية

	قيمة F	مستوى الدلالة	قيمة t	مستوى الدلالة
X1	2,250	0,137	-0,830	0,009
X2	1,344	0,249	0,360	0,020
X3	2,239	0,138	-0,883	0,379
X4	33,907	0,060	1,883	0,064
X5	1,220	0,272	-3,955	0,000
X6	11,198	0,001	5,603	0,000
X7	6,324	0,114	-2,044	0,046
X8	7,862	0,106	-0,223	0,024
X9	51,998	0,000	3,445	0,001
X10	3,194	0,177	0,862	0,391
X11	16,389	0,000	1,101	0,273
X12	1,903	0,071	3,644	0,000
X13	0,534	0,467	0,916	0,062
X14	33,691	0,000	3,932	0,000
X15	4,317	0,040	-11,621	0,000
X16	11,826	0,201	-3,844	0,000
X17	25,602	0,000	-12,191	0,000
X18	13,214	0,100	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 4.

الجدول4: وصف المتغيرات المستقلة النوعية لتقدير مخاطر الإئتمان المصرفي.

رمز المتغير	طبيعة و اسم المتغير	قيم المتغير	ترميز قيم المتغير
Y1	**عمر المؤسسة**	[0-5] سنوات	0
		]5-10] سنوات	1
		]10-15] سنوات	2
		]15-20] 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 البيانات المحصل عليها من طرف البنك محل الدراسة.

و للتأكد من مدى ارتباط كل من المتغيرات النوعية بحالتها المالية.اعتمدنا على اختبار كاي-تربيع وانطلاقا على الفرضيتين التاليتين:

H_0 : المتغير النوعي و الحالة المالية للمؤسسة متغيران غير مرتبطان.

H_1 : المتغير النوعي و الحالة المالية للمؤسسة متغيران مرتبطان.

يبين الجدول رقم1 من الملحق أن مســـتوى الدلالة لمعظم المتغيرات المســـتقلة 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 للمؤسســة المقترضــة كمتغير تابع لهذه الدراســة و قد تم ترميز هذا المتغير وفق قيمتين رقميتين "0" بالنسـبة للمؤسـسـات المتعثرة و هي تلك المؤسـسـات التي لم تتمكن من إرجاع ديونها بصــفة كلية أو جزئية ،أي المؤسـســات المتخلفة عن الوفاء بالتزاماتها التعاقدية و لو بصــفة 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:

لبناء نموذج الشبكة العصبية الإصطناعية متعددة الطبقات لتقدير مخاطر الإئتمان المصرفي و تحديد الجدارة الإئتمانية للمؤسسات المقترضة من وكالات القرض الشعبي الجزائري ،اتبعنا الخطوات الموالية:

1.2.3 تقسيم عينة الدراسة:

قسمت عينة الدراسة الى عينتين :عينة البناء أو التدريب **(Training sample)** وعينة الإختبار **(Training sample)** وفق التقسيم التالي:

أ-**عينة البناء:**هي العينة التي سيتم التوصل على أساس معطياتها الى بناء نموذج الشبكات الإصطناعية و تشمل على 80% من أفراد عينة الدراسة.

ب-**عينة الإثبات:**هي العينة التي يتم من خلالها التأكد من دقة نموذج الشبكات العصبية الإصطناعية المستخرج باستخدام عينة البناء و تتكون من 20% من أفراد عينة الدراسة.

-يوضح الجدول5 توزيع عناصر عينتي البناء و الإثبات باستعمال برنامج **SPSS(v25)** .

الجدول5: توزيع عناصر عينتي الإنشاء و الإثبات حسب الحالة المالية للمؤسسة(سليمة-متعثرة).

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

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

لإنشاء العينتين استعملنا قاعدة البيانات المالية و غير المالية المبينة في الجداول1 و4 و المحولة الى الطريقة المعيارية **(Standardized values)** لتجنب عدم التجانس في قيم المدخلات الناتج عن

التشوه في توزيع البيانات ،لأن هذه النماذج حساسة لمثل هذه المشاكل. (**BY KALYAN DAS**، 2004).

2.2.3 بناء و تدريب نموذج الدراسة:

في هذه المرحلة تتم هندسة النموذج أولا من خلال تحديد عناصر طبقة المدخلات، المخرجات و الطبقات الخفية مع تحديد عدد العقد في لكل طبقة حيث يبين الجدول رقم2 من الملحق أن:

أ-طبقة المدخلات: ضمت 24عقدة منها :6عقد نوعية أو متغيرات غير مالية و 18 كمية أو متغيرات مالية.

ب-طبقة المخرجات: ضمت متغيرا واحدا و هو الحالة المالية للمؤسسة و المجزء الى حالتين:

- "0"كرمز للمؤسسات المتعثرة.
- "1" كرمز للمؤسسات السليمة.

ج-الطبقة الخفية: ضمت طبقة واحدة تضم خمسة عقد.

-بعد الهندسة،تمت أيضا مرحلة تدريب نموذج الشبكة العصبية الإصطناعية ذات الدالة الشعاعية(**RBF**) وفق أسلوب أو خوارزمية التعلم الموجه الرامي الى ايجاد الأوزان الترجيحية المثالية الرابطة بين العصبونات مع أخذ الحد الأدنى للأخطاء بعين الإعتبار (**Sangjae Lee, Wu Sung Choi**، 2013).

4. تحليل النتائج:

يمثل الجدول6 نتائج تطبيق الشبكة العصبية الإصطناعية على عينة الدراسة باستعمال برنامج **SPSS**.

الجدول6: نتائج نموذج الشبكة العصبية الإصطناعية

العينة	حالة المؤسسة الأصلية	حالة المؤسسة المستحدثة باستعمال نموذج الشبكة العصبية الإصطناعية			نسبة التصنيف الصحيح للنموذج
		مؤسسات متعثرة	مؤسسات سليمة	نسبة التصنيف الصحيح	
عينة البناء	مؤسسات متعثرة	40	03	%93	%95
	مؤسسات سليمة	01	36	%97.3	
عينة الاختبار	مؤسسات متعثرة	07	00	%100	%100
	مؤسسات سليمة	00	13	%100	

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

نلاحظ من خلال الجدول6 أن نسبة التصنيف الصحيح للنموذج للمؤسسات المتعثرة المصنفة على أنها سليمة بلغ 93% ،أما المؤسسات السليمة المصنفة على أنها متعثرة فبلغت نسبته 97.3% ، أي أن النموذج حقق نسبة تصنيف صحيحة قدرت ب95% في مرحلة التدريب أو التعلم،أي بنسبة خطأ 5% و هي نسبة منخفضة نوعا ماحيث تم تصنيف 3 مؤسسات متعثرة في التصنيف النظري على أنها مؤسسات سليمة في

التصنيف المستحدث من 43 مؤسسة متعثرة في التصنيف النظري ،و مؤسسة واحدة سليمة تم تصنيفها على أنها متعثرة،من 37 مؤسسة سليمة ،مع ثبات تصنيف باقي مؤسسات عينة التعلم أو التدريب.

أما عن اختبار النموذج فقد بلغت صحة نسبة التصنيف 100% للمؤسسات المتعثرة و السليمة و بالتالي نفس النسبة لعينة الإختبار ككل أي أن نسبة الخطأ كانت 0% حيث احتوت عينة الاختبار على 07 مؤسسات متعثرة و 13 مؤسسة سليمة حسب التصنيف النظري و قد حافظت على نفس التصنيف في اختبار نموذج الشبكة العصبية المتعددة الطبقات.أي أنه قدرت دقة النموذج بنسبة 100%.

من نتائج نموذج تقدير مخاطر الائتمان المصرفي باستعمال نموذج الشبكة العصبية الإصطناعية ذات الدالة الشعاعية أن هذه النماذج تتمتع بدقة كبيرة في تحديد الجدارة الإئتمانية و سرعة كبيرة في الحصول على النتائج لاتخاذ القرار الإئتماني في أقل وقت ممكن بإستعمال قاعدة بيانات يشكلها البنك انطلاقا من مجموعة من المتغيرات النوعية و النسب المالية المستخرجة من القوائم المالية للشركات الطالبة للإئتمان .

كما توضح الصورة2 من الملحق منحنى أهمية المتغيرات المالية و غير المالية في تفسير النموذج من خلال النسبة المؤية ،حيث تبين أن: المتغير **X10** المتمثل في نسبة النشاط هي أكبر متغير مالي مفسر للنموذج بنسبة 100% متبوعا بمعدل دوران العملاء و القدرة على السداد ،نسبة السيولة المختصرة ، المردودية المالية و معدل دوران المخزون ،نسبة الملاءة و التمويل الداخلي للأصول بنسب: 93.3% ،69.9%،69.8% ، 68.2% ،61% ،50.7% و 50%،على التوالي،أما باقي المتغيرات المالية فنسبها لم تتعدى 30% . أما بالنسبة للمتغيرات غير المالية فيعتبر عمر المؤسسة المتغير الأكثر تفسيرا للنموذج بنسبة :40% يليه نوع القرض و نوع الضمان بنسب: 24.4% و 20% على التوالي و هي نسب ضئيلة نوعا ما ،أما باقي المتغيرات النوعية فنسب تفسيرها للنموذج لم تتجاوز 5%.

5. خاتمة:

سعينا في بحثنا هذا الى تقدير مخاطر القروض المصرفية على مستوى بنك القرض الشعبي الجزائري باستعمال نماذج الشبكات العصبية الإصطناعية ذات الدالة الشعاعيةRBF بغية تصنيف المؤسسات المقترضة من البنك محل الدراسة الى:مؤسسات سليمة قادرة على تسديد مستحقاتها كاملة و في الوقت المناسب و مؤسسات متعثرة غير قادرة على تسديد كل أو جزء من مستحقاتها و في الوقت المتفق عليه. و للوصول الى أهداف الدراسة تطرقنا الى الأدبيات النظرية لمخاطر القروض البنكية ،نماذج الشبكات العصبية الإصطناعية و أدبيات الدراسات السابقة التي تناولت الموضوع من قبل .أما بالنسبة للجانب التطبيقي و هو الأهم في هذه الدراسة ،قمنا ببناء نموذج الشبكة العصبية الإصطناعية اعتمادا على قاعدة بيانات مكونة من المتغيرات المالية متمثلة في مجموعة من النسب المحاسبية المستخرجة من القوائم المالية ومتغيرات غير المالية كعمر المؤسسة و نوع القرض و الضمان و غيرها من المعلومات المستخرجة من ملفات طلبات الإئتمان المقدمة من طرف الشركات المقترضة.حيث بلغ عدد المؤسسات المقترضة المكونة لعينة الدراسة 100 مؤسسة مقسمة بالتساوى الى: مؤسسات سليمة و متعثرة،تم بعدها اخضاع قاعدة البيانات هذه الى مجموعة من الاختبارات الإحصائية لتحديد مدى ملاءمتها لبناء نموذج الدراسة.

وقد خلصت دراستنا الى بناء نموذج شبكة عصبية اصطناعية ذات أساس شعاعي لتقدير لمخاطر الإئتمان المصرفي في الجزائر قادر على تحديد الجدارة الإئتمانية للمؤسسات المقترضة من خلال تصنيفها الى مؤسسات سليمة و متعثرة دقيق ،وصلت نسبة تصنيفه الصحيح للمؤسسات محل الدراسة 95% بالنسبة لعينة البناء و بلغت 100% عند اختباره ،مايجعل هذا النموذج مثاليا للتنبؤ بالمخاطر الإئتمانية من ناحية الدقة و السرعة في اتخاذ القرار أكثر من المناهج الكلاسيكية المستعملة في البنوك الجزائرية . أي أن الفرضية التي تمت صياغتها في مقدمة الدراسة أثبتت صحتها بأنه يمكن تطبيق مناهج و أساليب الذكاء الإصطناعي الممثلة في نموذج الشبكة العصبية الإصطناعية RBF لقياس مخاطر الائتمان المصرفي في البنوك الجزائرية و تصنيف المقترضين الى عاجز وقادر على التسديد و اتخاذ قرار الإقراض بطريقة أدق ، أسرع وأكثر ربحية من الطرق المستعملة سابقا.

ويمكن كذلك التنويه الى أن استعمال نماذج ذكاء اصطناعي اكثر تطورا و تعقيدا من النموذج المستعمل في الدراسة للتنبؤ بمخاطر القروض المصرفية مثل الخوارزميات الجينية و غيرها من النماذج التي يمكن أن تزيد من جودة ،دقة و سرعة اتخاذ القرار الإئتماني في البنوك الجزائرية .لكن هذه المناهج الحديثة تتطلب تحكما في الأجهزة المعلوماتية و الأساليب الكمية و الإحصائية مايجعل تطبيقها في البنوك الجزائرية صعبا قبل توفير الإمكانيات المادية و البشرية المطلوبة لذلك .

6. قائمة المراجع:

أولا:المراجع باللغة العربية:

1. أبوبكر خوالد و مجموعة من الباحثين. (2019). تطبيقات الذكاء االصطناعي كتوجه حديث لتعزيز تنافسية منظمات الأعمال(كتاب جماعي). برلين– المانيا: المركزالديمقراطي العربي للدراسات الإستراتيجية و السياسية و الإقتصادية.
2. ايمان ايت مهدي. (2019). الشبكات العصبية الاصطناعية ومحاكاة سلوك المورد البشري في بيئة العمل. مجلة آفاق علوم الإدارة و الإقتصاد–العدد1–، 149–163.
3. بوجعادة إلياس،ثلايجية نوة. (2016). استخدام الشبكات العصبونية الاصطناعية في دعم القر ا رات المالية في البنوك التجارية. *مجلة الباحث الاقتصادي*، 272–285
4. ثورة محمد عيسي الشيخ القدال. (2016). دراسة مقارنة للتنبؤ بالسلاسل الزمنية المولدة و الأصلية بإستخدام منهج:بوكس–جنكيز و الشبكات العصبية الإصطناعية(أطروحة دكتوراه). جامعة السودان للعلوم و التكنولوجيا.
5. حياة نجار. (2014). إدارة المخاطر المصرفية وفق اتفاقيات بازل–أطروحة دكتوراه–. سطيف: جامعة فرحات عباس–.
6. روابح عبلة،عبد الجليل بوداح. (2015). تطور تقدير خطر القرض في ظل نماذج الذكاء الاصطناعي. مجلة العلوم الإنسانية، 193–222.

7. طارق.فيلالي. (2017). التنبؤ بتعثر الشركات المقترضة باستعمال نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية : دراسة حالة بنك الجزائر الخارجي. *مجلة التنظيم و العمل –المجلد6–العدد3*، 95–113.

8. عتروس.س. (2018–2017). استخدام منهجية بوكس جنكنز والشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية بمؤسسة سونلغاز (رسالة دكتوراه علوم التسيير). بسكرة: جامعة محمد خيضر –

9. .عيساوي نصر الدين،قاسي يسمينة. (2022). آلية تسيير مخاطر القروض البنكية وطرق الوقاية منها د ا رسة حالة البنك الوطني الجزائري –تيبازة– . مجلة الأصيل للبحوث الاقتصادية والإدارية، 229–244.

10. قطاف عبدالقادر ،الزاوي عيسى. (2018). التقنيات الإحصائية في تقدير مخاطر الإئتمان المصرفي وسبل تغطيته. مجلة التنمية والإقتصاد التطبيقي – جامعة مسيلة–، 206–216.

11. كفاء علي عيسى أبورغيف. (2021). التنبؤ بمخاطرة أسعار الصرف باستخدام الشبكة العصبونية دراسة تطبيقية –. *مجلة الادارة والاقتصاد*، 52–68.

12. 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.

13. لحسن دردوري. (2015). دور إدارة المخاطر الائتمانية في استمرارية ونجاح المؤسسات المصرفية. مجلة العلوم الانسانية، 321–338.

14. محمد عطية مطر. (2016). الاتجاهات الحديثة في التحليل المالي والائتماني (الأساليب والأدوات والاستخدامات العملية). عمان: دار وائل للطباعة والنشر والتوزيع.

15. ناصر دادي عدون. (2000). تقنيات مراقبة التسيير – تحليل مالي . الجزائر: دار المحمدية العامة.

16. نهى فاروق الطيب علي. (2018). دراسة مقارنة لطرق التقدير باستخدام حجم العينة , المتوسط و الانحراف(أطروحة لنيل دكتوراه في الإحصاء). الخرطوم(السودان): جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا.

17. يوسف صوار و اخرون . (2012). تقنية الشبكات العصبية االصطناعية كأحد أساليب ذكاء الأعمال لتسيير مخاطر القروض(دراسة حالة بنك الجزائر الخارجي). *journal of advanced social research*، 87–107.

18. يخلف العربي ، رقايقية فاطمة الزهراء. (2019). الطرق غير التقليدية في تقدير مخاطر القروض البنكية. *مجلة الدراسات المالية،المحاسبية و الإدارية–العدد04*، 381–397.

ثانيا:المراجع باللغة الأجنبية:

1. ESTEFANE LACERDA ANDR´E C. P. L. F. CARVALHO ANTOˆ NIO PA´ DUA BRAGA TERESA BERNARDA LUDERMIR. (2005). Evolutionary Radial Basis Functions for Credit Assessment. Applied Intelligence167 ،–181

2. hadji Amel.(2015-2016).Le risque de crédit de l'évaluation traditionnelle au Scoring. Université Djillali Liabes..
3. Han Lu, Han Liyan Zhao Hongwei. (2010). Combined Model of Empirical Study for Credit Risk Management. 2010 2nd IEEE International Conference on Information and Financial Engineering.
4. Hussain Ali Bekhet Shorouq Fathi Kamel Eletter. (2014). Credit risk assessment model for Jordanian commercial banks: Neural scoring approach. Review of Development Finance.28-20 ،
5. Ilyes Abid,Rim Ayadi and others .(2022) .A new approach to deal with variable selection in neural networks: an application to bankruptcy prediction .Annals of Operations Research.623-605 ،
6. KALYAN DAS and others .(2004) .MEAN SQUARED ERROR OF EMPIRICAL PREDICTOR .The Annals of Statistics840-818 ،
7. Nnamdi I. Nwulu, Shola Oroja & Mustafa Ilkan . (2011). Credit Scoring Using Soft Computing Schemes: A Comparison between Support Vector Machines and Artificial Neural Networks. DEIS 2011: Digital Enterprise and Information Systems ، 275-286.
8. Pierre Mathieu ; Patrick D'Herouville. (1998). Les dérivés de crédit : une nouvelle gestion du risque de crédit. Paris: Economica paris.
9. Shuai Li, Yuanmei Zhu, Chao Xu, Zongfang Zhou. (2013). Study of Personal Credit Evaluation Method Based on PSO-RBF Neural Network Model. American Journal of Industrial and Business Management.434-429 ،
10. Sulin Pang. (2005). Credit scoring model based on radial basis function network. IEEE International Workshop on VLSI Design and Video Technology, 2005 .
11. 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 ،.
12. Wu Yunna, Si Zhaomin. (2008). Application of RBF Neural Network Based on Ant Colony Algorithm in Credit Risk Evaluation of Construction Enterprises. The 2008 International Conference on Risk Management & Engineering Management.

13. younes Boujelbène, Sihem Khemakhem. (2013). Prévision du risque de crédit : Une étude comparative entre l'Analyse Discriminante et l'Approche Neuronale. HAL open science.

14. Yusuf Ali Khalaf Al-Hroot. (2016). Bankruptcy Prediction Using Multilayer Perceptron Neural Networks In Jordan. European Scientific Journal February vol.12435-425 ،

7. ملاحق :

الجدول رقم1 : اختبار كاي تربيع

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

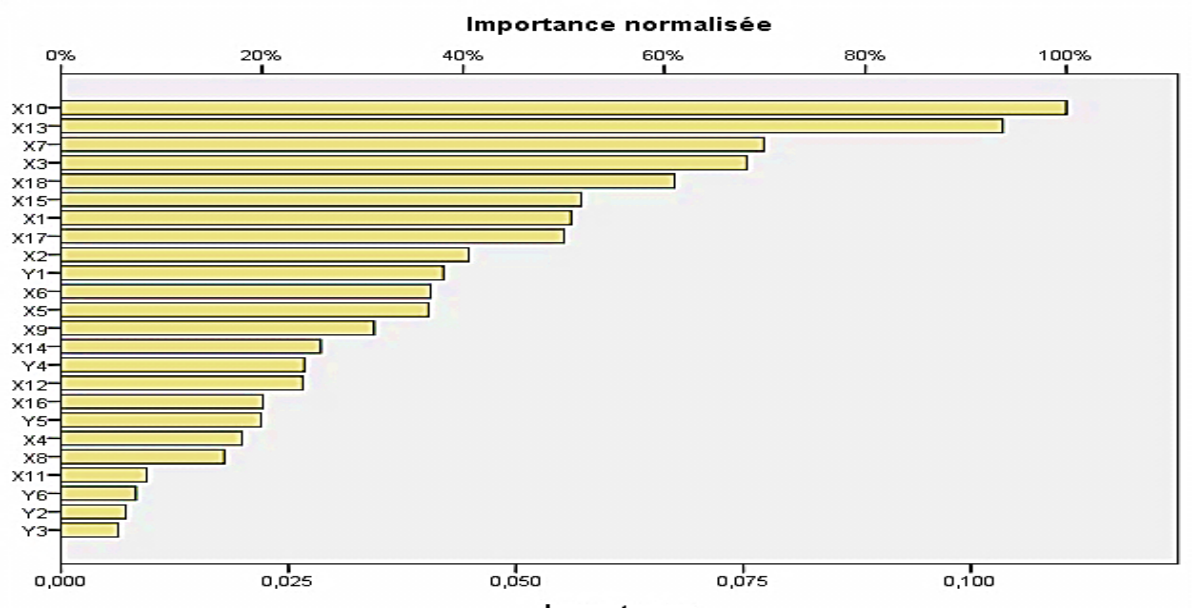
المصدر: من اعداد الباحثين اعتمادا على مخرجات Spss

الجدول رقم2:هندسة نموذج RBF

Informations réseau			
	Nombre d'unités		24
	Méthode de redimensionnement pour les covariables		Standardisé
Couche masquée	Nombre d'unités		5[a]
Couche de sortie	Variables dépendantes	1	etat
	Nombre d'unités		2
	Fonction d'activation		Identité

المصدر: مخرجات Spss

الصورة2: منحنى أهمية المتغيرات المالية و النوعية في تفسير نموذج الشبكة العصبية الإصطناعية



المصدر: مخرجات Spss