مجلة الدراسات المالية والمحاسبية والإدارية
ISSN 2352-9962/E-ISSN 2572-0147
المجلد 06، العدد 04- ديسمبر 2019

OEB Univ. Publish.

الطرق غير التقليدية في تقدير مخاطر القروض البنكية

Non - conventional ways of estimating bank loan risk

يخلف العربي[1] ، رقايقية فاطمة الزهراء[2]

[1]مخبر البحوث والدراسات الاقتصادية، جامعة سوق أهراس،الجزائر
l.ikhlef@univ-soukahras.dz
[2]مخبر البحوث والدراسات الاقتصادية، جامعة سوق أهراس، الجزائر، zorafinance@yahoo.fr

تاريخ التسليم:2019/09/16 تاريخ المراجعة:2019/11/30 تاريخ القبول:2019/12/18

الملخص

تهدف الدراسة إلى تحديد آلية إدارة مخاطر الائتمان المصرفي، من خلال محاولة إعطاء وصف للطرق التقنية، مع إظهار الفارق في التطبيقات العملية لأهم الطرق التي تعتمد على التقنيات الإحصائية وتستخدم التنبؤ بالحدود الافتراضية المعلمية كالتحليل التمييزي والتحليل اللوجيستي مع طرق أخرى غير معلمية كالأنظمة الخبيرة والشبكات العصبية، وكانت أهم نتائج الدراسة أن الطرق الغير معلمية لها قدرة تصنيفية أفضل من الطرق المعلمية وذلك لما حققته من معدلات تصنيف عالية الدقة وأكثر مرونة في التعامل بها كأدوات مساعدة لطريقة التحليل المالي في اتخاذ قرار منح القرض من عدمه.

الكلمات الدالة: تقدير خطر القرض، طرق معلمية، طرق غير معلمية، الذكاء الإصطناعي

Abstract

This study aimed at how to manage and control the credit risks of banking, By trying to describe the technical methods, while showing the difference in the practical applications of the most important methods that rely on statistical techniques and used prediction such as discriminatory analysis and logistic analysis with other methods non-parameter , such as expert systems and neural networks, the most important results of the study was that non-parameter methods have a better taxonomic ability than Parametric methods, Because they have achieved high ratings and are more flexible in dealing with them, as tools to assist the method of financial analysis in deciding whether to grant loans.

Keywords: Loan Risk Assessment, Parameter Methods, Non-Parameter Methods, Artificial Intelligence.

*المؤلف المراسل: د/ رقايقية فاطمة الزهراء ، الإيميل: zorafinance@yahoo.fr

1.مقدمة:

تتفق البنوك على أن القرار السليم لمنح القرض يمكن أن يجنبها الوقوع في الخسائر المالية الناتجة عن القروض المتعثرة، في المقابل تختلف أنواع الطرق والوسائل التي تستخدمها لاتخاذ هذه القرارات، فبعض البنوك تستخدم أنواعا عديدة من النماذج الإحصائية وبعضها يستعمل التحليل المالي، وهناك من يمزج بين طريقتين أو أكثر للوصول تصنيف ائتماني ممتاز، ولكن ما يعاب على الطرق التقليدية أن العديد منها يفترض وجود علاقة خطية بين المتغيرات على الرغم من أنه قد لا تكون هذه العلاقة خطية، خاصة إذا كانت العلاقة بين المتغيرات غير معروفة، إذ يحتاج حلها إلى قاعدة معرفية وعمليات استدلال تستند على الخبرات الفردية الطويلة في مجال تقدير مخاطر القروض، ولهذا تم في الآونة الأخيرة تطوير خوارزميات بديلة يمكن أن توفر دقة أفضل فيما يتعلق بالتصنيف، تعتمد على الذكاء الاصطناعي كبديل مناسب للتقنيات الإحصائية الموجودة، فنجد من بين هذه النماذج النظم الخبيرة، والشبكات العصبية الاصطناعية التي أثبتت فعاليتها في تطبيقات الأعمال المختلفة ولقد وجدت طريقها بما يتلاءم مع أهداف تقدير خطر القروض، حيث تمتع بميزة التعلم ، فتتكيف مع النتيجة إلى إن تجد الإجابة الصحيحة.

وعلى ضوء ذلك تتمحور إشكالية الدراسة حول:

ما مدى فعالية الطرق غير التقليدية في تقدير خطر القروض المصرفية ؟

هدف الدراسة :

يتمحور الهدف الرئيسي من الدراسة في تحديد نموذج التصنيف العملي المناسب للكشف عن الضائقة المالية لأي طالب قرض، باستخدام طرق غير معلمية تعتمد على الذكاء الاصطناعي ومقارنتها مع بعض الطرق المعلمية كالتحليل التمييزي واللوجستي، من أجل دعم قرار الإقراض.

أهمية الدراسة :

تطور النشاط البنكي في العقود الأخيرة أدي إلى ظهور مخاطر إقراض جديدة وتفاقم الحالية وبالتالي فإن البحث عن الطرق والوسائل الملائمة لتفادي أو للتقليل من هذه الأخطار قضية مهمة تساعد في تعزيز السلامة المالية للبنوك، وترفع من ربحيتها .

منهج الدراسة:

إستنادا لطبيعة موضوع الدراسة فقد اعتمد "المنهج الوصفي– التحليلي .

فرضية الدراسة :

– نجاح أي نموذج يعتمد إلى حد كبير على حسن اختيار المتغيرات المستخدمة كمداخلات لبنائه.
– قصور الطرق التقليدية نابع من فرضياتها المقيدة، كفرضية طبيعية توزيع المتغيرات وفرضية الاستقلال بينها.
– النماذج التقليدية تتصف بنوع من النمطية في عملية التقدير، في حين يمكن تكييف الطرق الغير تقليدية مع متغيرات أي نوع من أنواع القروض.

2 مضمون خطر القروض المصرفية :

نشاط الإقراض هو احد أهم الأنشطة في البنوك التجارية، فهو يمثل اكبر مصدر للإيراد وللخطر في أن واحد، وبالتالي يحتاج إلى إدارة مخاطر خاصة تهدف إلى منع وخفض الخسائر الناجمة عن هذا النشاط، من خلال تقدير حجم ومستوى مخاطر القروض لدعم قرار الإقراض .

1.2 تعريف مخاطر القروض:

تشير مخاطر القروض إلى إمكانية تعرض البنك التجاري للخسارة الناجمة عن عدم استطاعته استرداد أصل وفائدة القرض وفقا للعقد المتفق عليه (الزبيدي، 2011، ص: 210) وذلك نتيجة للعديد من الأسباب ناتجة عن عدم اليقين في ظل ظروف عدم التأكد، وبصفة عامة تمثل مخاطر القروض الخسائر التي من الممكن أن يتحملها البنك بسبب عدم وفاء المقترض بالتزاماته المتفق عليها عند استلامه القرض، ومهما كان المستفيد من هذا القرض سواء كان منظمة أو شخص أو حتى حكومة، تبقى المخاطر الائتمانية متعددة ومحتملة الحدوث (رزيق وكورتل،2007، ص: 04)، نتيجة لتعدد أسباب و مصادر هذه المخاطر.

2.2 مصادر مخاطر القروض المصرفيةّ :

من اجل تقييم فعال لمخاطر القروض في البنوك التجارية، يجب أولا تحديد بدقة كل المصادر وكذا أهم المتغيرات الأخرى المتعددة والمؤثرة في جودة القرض، ورغم تعددها إلى انه يمكن حصرها في نوعين من المتغيرات احدها كمي له علاقة وثيقة بالجانب المالي للمقترض، أما الجانب الأخر فهو نوعي يتوزع على الجوانب الغير مالية، والتي تتميز بصعوبة التحديد بالشكل التام، وهذا ما يجعل التقييم في هذه الحالة يخضع بصفة كبيرة للطابع الشخصي للمساعدة في التقييم الدقيق والفعال للمخاطر المتنوعة لهذا الجانب، ومما سبق يمكن تصنيف مخاطر القروض في البنوك التجارية إلى أربع فئات وهي : مخاطر مرتبطة بالمقترض، مخاطر متعلقة بشروط القرض ومخاطر القروض ناجمة عن إدارة البنك، ومخاطر البيئة العامة كما هو موضح في الجدول التالي:

الجدول01: مصادر خطر القروض

مخاطر متعلقة بصفة المقترض	المخاطر المتأصلة **R1**	**R** مخاطر القروض
خطر القدرة على السداد		
خطر الرغبة في السداد		
خطر ربحية المشروع		
خطر استمرارية المشروع		
خطر طريقة منح القرض	مخاطر شروط القرض**R2**	
خطر متعلق بمدة القرض		
خطر مبلغ القرض		
خطر طريقة استخدام القرض		
خطر إدراك البنك	خطر إدارة القرض**R3**	
خطر التشغيل		
خطر أخلاقية الموظفين		
خطر الوسطاء		
المخاطر السياسية والقانونية	مخاطر بيئة القرض**R4**	
مخاطر سعر الفائدة		
مخاطر التقلبات الاقتصادية الكلية		

المصدر : من إعداد الباحثين بالاعتماد على :

ZHANG, B. Risk Assessment of Commercial Bank Loans Based on AHP. In : Proc. 7th Int. Conf. Inno. & Manag. 2010. P07

2.2،1 المخاطر المتأصلة : وهو الخطر الأكثر انتشارا وتكرارا والأصعب من حيث التحكم، نظرا للأسباب المتعددة والكثيرة التي تؤدي إلى عدم التسديد أو التأخر عن التسديد وهي مخاطر مصدرها وارتباطها الأساسي يكون بالمقترض إذ يمكن تقسيمها إلى :

أ- **مخاطر متعلقة بصفة المقترض:** فالقروض الموجهة للأفراد كالقروض الاستهلاكية لها نوع من الخطر يختلف عن خطر القروض الموجهة للمؤسسات، التي هي بدورها تختلف من حيث الحجم، العمر أو الشكل القانوني.

ب- **مخاطر قدرة المقترض على السداد:** وهو مرتبط بالتوازن المالي للمقترض وقدرته على تسديد الديون، ويتم تحديد ذلك من خلال تشخيص الوضعية المالية العامة، وهذا بدراسة الميزانيات العامة، جدول التمويل وجدول حسابات النتائج....الخ

ت- **خطر استعداد المقترض للتسديد** : هو مرتبط بالخطر السابق أي بالتوازن المالي، لكن القدرة على التسديد لا تعني تماما انه سوف يقوم به، إذ يمكن أن تكون للمقترض القدرة على السداد، لكنه لا يريد القيام به لسبب أو لآخر، أو على الأقل لا يحترم مواعيد التسديد وفي هذا النوع من الخطر يجب الاهتمام بسمعة المقترض أو تتبع سجل سداد لديونه و تظهر هذه المعلومات في التقارير الائتمانية للمقترض، حيث توجد في بعض الدول مكاتب للائتمان مثل Experian و TransUnion و Equifax تحتوي على معلومات مفصلة حول المبلغ الذي اقترضه مقدم الطلب في الماضي وما إذا كان قد سدده في الوقت المحدد ويمكن أيضا تتبع معاملاته مع الموردين أو عملاءه، أي بصفة عامة معرفة سمعته في السوق ومدى تمتعه بشخصية أمينة، ومدى التزامه وحرصه على أداء كافة تعهداته .

ث- **مخاطر ربحية المشروع** : يعني القدرة على تسديد أصل وفوائد القرض من خلال تحقيق الأرباح من النشاط العادي لأنها الضامن الأساسي للوفاء بالالتزامات بطريقة مريحة، فعدم فعالية تحقيق الأرباح من النشاط العادي، يمكن آن يضع المشروع في حالة عجز عن التسديد، يدفعه إما للبحث عن إيرادات أخرى خارج الاستغلال تتميز بكونها غير دائمة أو غير مضمون التحقق، آو اللجوء إلى الضمانات التي هي أيضا يمكن أن تتعرض لنفس مخاطر القرض خاصة في نوع القروض بضمان عيني .

ج- **المخاطر المحتملة للاستمرارية المشروع** : عموما يكون هذا الخطر اما مرتبط بالحالة المالية، أو الأهلية التقنية أو الصناعية والتسويقية للمشروع وإما مرتبط بسلوك مديره الناجم طريقة التسيير و التقدير من طرفه، **او** من طرف إدارته اتجاه هذه الأخطار والتغيرات، بمعني مدى قدرة المشروع على التكيف مع المتغيرات والصدمات الداخلية والخارجية المستقبلية، وتحدد هذه المخاطر من خلال تحديد نوع المحيط التي تنشط فيه إذ يوجد ثلاثة أنواع أساسية تهدد استمرار المشروع وهي (النعامي، 2014، ص: 185) : محيط مستقر كقطاع البناء، محيط متغير مثلا بعض صناعات النسيج، محيط انتقالي وهو اخطر محيط يهدد وجود واستمرار المشروع إذا لم تكن للمشروع خطط استباقية لهذه التغيرات كالابتكار في مجال التكنولوجيا .

2.2،2 مخاطر شروط القرض : تتمثل شروط القرض بصفة رئيسية في مبلغ القرض ومدة القرض وغرض القرض أو نوعه ...الخ، القروض المضمونة، (الرهن العقاري)، لها نسبة خطر اقل من القروض غير مضمونة أما في ما يتعلق بخطر القرض من حيث المدة، فيكمن في انه كلما طالت

مدة القرض تزداد أوجه عدم اليقين للمشروع، ويزداد معها خطر عدم السداد ونفس الشيء ينطبق على حجم القرض، و يتوقف هذا النوع من المخاطر على مدى توافق شروط القرض مع الحدود و الإمكانيات المتوفرة للمقترض هذا ما يوفر له القدرة على تنفيذها .

2.2،3 مخاطر إدارة البنك : يمكن لإدارة البنك نفسها إن تتسبب في مخاطر ائتمانية خاصة إذا لم يكن له إدراك تام بهذه المخاطر، فقد تتخذ إدارة البنك قرارات خاطئة كالتركيز على التوسع في الحجم والحصة السوقية، مع تجاهل الجودة والنوعية، وهذا يجعل مخاطر القروض تستحوذ على نسبة عالية من مجمل مخاطر الأصول، فالقرارات الخاطئة قد تكون ناتجة عن عيب في طريقة جمع ومعالجة البيانات أوخطا في قراءة المعلومات، ومصدر هذا النوع من المخاطر ناتج عن فشل في الأنظمة الإلكترونية أو التنظيم الإداري الغير السليم، أو بسبب الأخطاء المقصودة أو الغير مقصودة للموظفين، أو ناتجة عن أخطاء صانعي السياسات والمديرين في وضع إستراتيجية ملائمة للبنك...الخ، ويمكن تحديد درجة خطر إدارة البنك حسب درجة خبرته في مجال نوع الإقراض الممنوح، هل هو من تخصصه أو هل يقوم بفتح أنواع جديدة من القروض .

2.2،4 مخاطر البيئة العامة : وهي البيئة التي لا البنك ولا المقترض باستطاعته التأثير عليها وتتكون من مخاطر التذبذبات في السياسات المالية للحكومة كالتغييرات الكبيرة في اللوائح والقوانين ذات الصلة التي تؤثر بشكل كبير على الاقتصاد وعلى كفاءة المشروع وقدرته على السداد مثل قوانين الضرائب و الرسوم، ويزداد هذا الخطر إذا كان نشاط الإقراض دولي ومنه تتسع البيئة العامة إلى المجال الدولي حيث ترتفع نسب بعض المخاطر كخطر سعر الصرف الذي يؤثر بشكل مباشر على قروض التجارة الدولية .

3. طرق و نماذج تقدير خطر القروض المصرفية:

إن استخدام نماذج تقدير خطر القروض بشكل فعال يساعد البنوك في حل مشكلة التمييز بين "عميل جيد" و "عميل سيئ" من حيث الجدارة الائتمانية الخاصة بهم (Olivier,1999, p :202) كما تهدف هذه النماذج أيضا إلى التقليل من وقت المعالجة والموافقة على القرض، حيث أن استعمال معايير تقدير سليمة، يؤدي إلى زيادة الربحية وتقليل التكاليف.

1.3 تعريف نموذج التقدير: هو آلية تستخدم لتحديد عوامل ومصادر الخطر التي لها صلة بقدرة واستعداد المقترض للتسديد (Asrin,2014,p:207) ، الهدف منه هو بناء مؤشر خطر كلي شامل يقوم على أساس العديد من المؤشرات و المخاطر الجزئية المرتبطة بعملية الإقراض المذكورة سابقا

فيعبر عنها برقم عددي، يقيس بشكل غير مباشر احتمال التقصير في عملية التسديد يكون له القدرة على توقع الخسائر الناجمة عن تعثر القروض (بوداح، 2007، ص:240)

2.3 أنواع نماذج التقييم :

النمو الكبير في الائتمان في السنوات الأخيرة مع التغيرات المستمرة في مجال تكنولوجيا الإعلام الآلي المتقدمة، ساهم في تطوير بعض النماذج فأصبح بالإمكان دمج نموذجين أو أكثر بغرض تحسين الكفاءة والقدرة التمييزية، ويمكن تقسيم هذه النماذج إلى نوعين (Jadhav, and Ramanathan, 2009, pp: 58-59) نماذج معلمية ونماذج غير معلمية .

1.2.3 النماذج المعلمية : وهي الأكثر شيوعا فالنظرية الإحصائية تقدم مجموعة متنوعة من الطرق لبناء درجات التقديرات، والتي لها مزايا عديدة تتمثل أساسا في الفهم بالشكل المباشر والإتاحة على نطاق واسع كالبرامج الإحصائية الجاهزة، ومن أهم الطرق المستعملة نجد تحليل التمييزي والانحدار اللوجستي:

أ- **التحليل التمييزي** :هو أسلوب اقترح لأغراض تقييم الائتمان بحيث يعتمد هذا النهج على الطبيعة الفئوية للبيانات ومصفوفات التباين، تكون مميزة بشكل نموذجي فالتحليل التمييزي يهدف إلى بناء دالة تمييزية تحدد المتغيرات التي على أساسها تختلف عليها المجموعات عن بعضها البعض بشكل كبير، خاصة فيما يتعلق بمتوسط هذه المتغيرات (زبيري ،2018، ص:107) فإذا كان متوسط متغير ما يختلف بشكل كبير عنه بين المجموعات فإن هذا المتغير هو الذي يميز بين هذه المجموعات (عسيري،2016، ص: 44)، وعموما يوجد هناك نوعين من تحليل التمايز:

- أحادي المتغير: وهنا يستخدم متغير واحد فقط كمحدد بين المجموعات ويعتمد على نسبة مالية واحدة كمفتاح للتنبؤ بالفشل المالي لطالب القرض .
- متعدد المتغيرات: يستخدم أكثر من متغير واحد كعامل محدد بين المجموعات وهو الأسلوب الإحصائي الأكثر استخدامًا في تقدير خطر القرض أو التنبؤ باحتمال التقصير، حيث يعتمد على أوزان ترجيحية لمجموعة من النسب المالية.

ويعتقد ذوي الخبرة أن الاعتماد على نسبة مالية واحدة للتنبؤ بالفشل المالي غير كافي وغير موثوق بها، على الرغم من ان بعض المحللين توجهوا في السنوات الأخيرة الى التركيز

عالي نسبة تغطية الفائدة، لذالك كان أسلوب التحليل التمييزي المتعدد MultiDisciminant Analysis من أكثر الأساليب الإحصائية المستخدمة، فهذه طريقة تسمح بتقسيم جميع العملاء إلى مجموعتين : مجموعة عملاء ذوي مخاطر عالية وأخرى من العملاء منخفضي المخاطر، ثم البدء ببناء نموذج بالاعتماد على تقييم جميع المتغيرات المحتملة بالاعتماد على الملائمة الإحصائية، لتحديد أيها يساهم أكثر في التمييز بين هذه المجموعات، حيث يحاول تحليل التمايز العثور على معادلة خطية من المتغيرات المستقلة (زبيري، 2018، ص: 110)، انطلاقا من تحديد خصائص الزبائن (المتغيرات أو النسب) (Ratios) سواء كانت رقمية (نسب مالية، رقم الأعمال...) أو غير ذلك (فوق المحاسبية) والمستخرجة من ملفات القروض الخاصة بالمجموعتين، وبمساعدة برامج الإعلام الآلي والتي في أغلب الأحيان هي برامج معلوماتية إحصائية مثل: STATISTICA,SPSS...إلخ، يمكن إقصاء بعض المتغيرات الغير مؤثرة في دقة النموذج(Mireille ;2001, p: 03)، حيث أن معيار قبول أي منها يعتمد على قدرتها على إعطاء اكبر قيمة لمعيار التمييز، فيختار بهذا الأسلوب المتغير الذي له اكبر قيمة للمعدل (F)، وادني قيمة ليوليكس لامدا(Wilks Lamda) وهو مقياس عكسي للتمييز، فإذا كانت قيمة هذا الأخير صفر، هذا يعني وجود تفرقة عالية بين المجموعات، أما إذا كانت قيمته تساوي واحد، فيعني ذلك عدم وجود تفرقة على الإطلاق، ويحسب هذا المعيار بنسبة مجموع مربعات الانحرافات بين المجموعات إلى مجموع مربعات الانحرافات داخل المجموعات، أما (F) فيمثل اختبار فيشر للفروقات بين المراكز المتوسطة للمجموعات the Group Centroids Différence Among (علي ،أحمد شاهين، 2011، ص: 15) بعد الانتهاء من اختيار المتغيرات الداخلة في بناء النموذج، يتم ربطها بمعاملات ترجيحية تعكس المساهمة النسبية لكل من هذه المتغيرات المنوط بها التمييز بين مجتمع المؤسسات المدروسة، وبعد ذلك يكون بالإمكان وضع دالة خطية تسمح بإعطاء كل مؤسسة نقطة نرمز لها بالرمز "z" ومنه يمكن إدراج كل مؤسسة في التصنيف الذي تنتمي إليه و تكتب هذه الدالة بالشكل التالي (زبيري، 2018، ص:129) :

$$Z= a_1 R_1 + a_2 R_2 +.....a_n R_n+b$$

حيث أن: z: النقطة النهائية (score) .

a_n: معاملات الترجيح، و b: ثابت .

R_n: النسب الداخلية في النموذج .

تعتمد دالة السكورينغ بصفة أساسية على المقال الموسوم ب score Zeta لألتمان أستاذ العلوم المالية في جامعة نيويورك(Edward Altman) ، الذي استخدم أسلوب التحليل التمييزي الخطي متعدد المتغيرات لاختيار أفضل النسب المالية القادرة على التنبؤ بفشل الشركات الأمريكية وقد أخذ النموذج بعين الاعتبار (22) نسبة مالية محتملة من واقع التقارير المالية لهذه الشركات خلال الفترة من (1964 – 1965)، تم تصنيفها إلى خمس فئات، وهي: السيولة، والربحية، والرفع المالي، والقدرة على سداد الالتزامات قصيرة الأجل، والنشاط، فوقع الاختيار على أفضل خمسة نسب للتنبؤ بالفشل المالي ليظهر النموذج حسب الصيغة التالية : (Altman,2000,p:10)

حيث أن : $Z = 1.2X_1 + 1.4X_2 + 3.3X_3 + .6X_4 + .999X_5$

X_1 = رأس المال العامل إلى مجموع الأصول الملموسة.

X_2 = الأرباح المحتجزة إلى مجموع الأصول الملموسة.

X_2 = الأرباح المحتجزة إلى مجموع الأصول الملموسة.

X_3 = الأرباح قبل الفوائد والضرائب إلى مجموع الأصول الملموسة.

X_3 = الأرباح قبل الفوائد والضرائب إلى مجموع الأصول الملموسة.

X_4 = القيمة السوقية لحقوق المساهمين إلى مجموع المطلوبات.

X_5 = صافي المبيعات إلى مجموع الأصول .

ومنه تصنيف الشركات محل الدراسة إلى ثلاث فئات وفقاً لقدرتها على الاستمرار تتمثل في:

– فئة الشركات القادرة على الاستمرار، إذا كانت قيمة (Z) فيها (2.99) وأكبر.

– فئة الشركات المهددة، والتي يحتمل إفلاسها، إذا كانت قيمة (Z) فيها (1.81) أو أقل.

– فئة الشركات التي يصعب إعطاء قرار حاسم بشأنها والتي تحتاج إلى دراسة تفصيلية، عندما تكون قيمة (Z) أكبر من (1.81)، وأقل من (2.99)، ويطلق عليها المنطقة الرمادية .

أما الميزة الأساسية لهذه الطريقة فتتمثل في إعطاء اهتمام أيضا للبيانات الغير كمية في تعزيز القدرة التنبؤية، مع الأخذ بعين الاعتبار العلاقة بين المتغيرات والقدرة على حذف الزائد منها مع التحقق من مصادر الخطأ وتحسين النموذج.

ب– الانحدار اللوجيستيي : هو تقنية إحصائية يحلل العلاقة بين متغيرات مستقلة متعددة التي يمكن استخدامها كمتغيرات تنبؤية، حول إحدى نواتج المتغير التابع للتنبؤ باحتمال التخلف عن السداد، فهذه التقنية هي بديل آخر لتجنب سلبيات تحليل التمايز خاصة بما

يتعلق بمعدلات الانحدار وعدم قدرتها التعبير أو إعطاء نتائج عن احتمالية حالات العجز عن السداد المتكرر في مجال خطر القروض، فالخطوة الأولي تبدأ بتحديد المتغيرات المستقلة التفسيرية الكمية أو النوعية والتي تتمثل في البيانات المالية والغير مالية، كالتي ذكرت سابقا والمؤثرة على جودة القرض، بحيث تكون لها دلالة إحصائية تساعد في بناء نموذج الاحتمال الكلي للتقصير في السداد، ويتم توقع نتائج المتغير التابع عن طريق حساب احتمالية حدوثه، أما فيما يتعلق بالتوقع فينحصر في نتيجتين منفصلتين توقعاتهما تكون دائمًا أما 0 او 1.

إن الفكرة الأساسية للوظيفة اللوجستية تتمثل في منحنى تم تقديمه بواسطة Pierre Verhulst عام 1844، والذي تمت دراستها بما يتعلق بنمو السكان حيث بين انه يمكن لمنحنى لوجستي معمم يأخذ بيانيا شكل حرف"S" أن يصوغ سلوك نمو بعض السكان، ففي المرحلة الأولية من النمو تكاد تكون الدالة أسية، ثم عندما يبدأ التشبع يتباطأ النمو، وعند النضج يتوقف النمو ويمكن كتابة هذا النموذج بالصيغة التالية : (Schtickzelle, Martial,1998, p : 341)

$$P(t) = \frac{1}{(1+e^{-t})} \qquad t > 0$$

حيث يدل المتغير (P) على عدد السكان، (e)هو الرقم (2.72) ، ويمكن اعتبار المتغير (t) زمن لقيم X في نطاق الأعداد الحقيقية من $-\infty$ إلى $+\infty$، فيتم الحصول على منحنى S نظرًا لطبيعة الدالة الأسية (e^{-t}) ، ولكي نستطيع ضبط هذا النموذج البسيط بما يتلاءم وقياس احتمالية العجز عن السداد خاصة في ظل ترابط وتعدد المتغيرات المستقلة التي تساهم في ذالك، بمعني انه في حالة وجود متغير تابع ثنائي التفرع، يأخذ القيمة (1) باحتمال (p) والقيمة (0) باحتمال (p-1) =q كنتيجة لهذه المتغيرات، أصبح لزاما تحويله إلى نوع آخر يستخدم ما يسمي بدالة التوزيعات الاحتمالية المتراكمة، فيمكن كتابة صيغة النموذج اللوجستي المتعدد بشكل عام في شكل معادلة خطية تأخذ الصورة التالية:(فضل المولي، 2014، ص:87):

$$p(x) = \frac{1}{1+\exp(-Z)}$$

حيث أن: $Z = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \ldots\ldots\ldots\ldots + \beta_p X_p$

α و β : المعاملات المقدرة من البيانات.

X : هي المتغيرات المستقلة.

exp : هي (e) الأساس اللوغاريتمي الطبيعي.

$p(x)$: هي المتغير التابع Y.

ومن الملاحظ ان المتغير (z) يمكن أن يأخذ أي قيمة عددية في مدخلات الدالة، حيث يقيس المساهمة الكلية لجميع المتغيرات المستخدمة في النموذج، بينما تنحصر قيم مخرجات Y بين الصفر والواحد، وهي تمثل احتمال الناتج في ظل هذه المتغيرات المفسرة .

أما الطريقة الشائعة المستخدمة في تقدير معلمات هذا النموذج فهي طريقة الترجيح الأعظم، التي تعتبر أفضل من طريقة المربعات الصغرى المستخدمة في تقدير معلمات نماذج الانحدار الخطي لأنها لا تفترض قيود الخطية أوثبات التباين، إذ تقيس احتمالات المشاهدة لعدد n من المتغيرات، بالإضافة إلى كونها أفضل طريقة لتقدير المعالم المجهولة، وبناءها يكون على فرضيات اقل تعقيد واقل تحديد للخصائص الإحصائية للبيانات (فضل المولي، 2014، ص: 89)

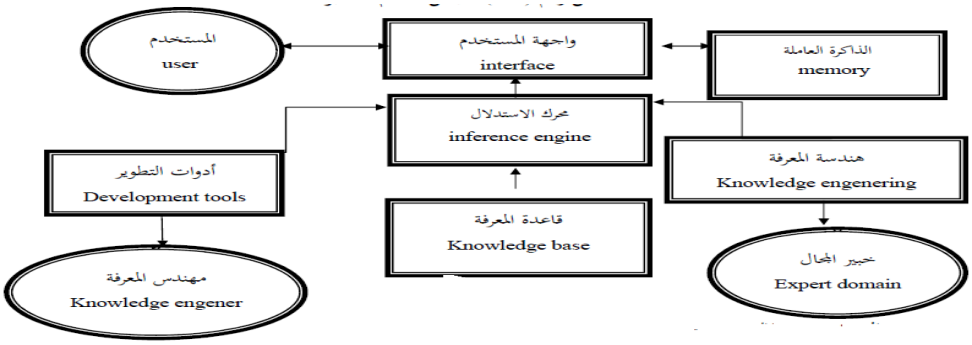
في الأخير ولكي يصبح النموذج قابل للتطبيق يجب اختبار معنوية معلماته، وذالك باستعمال اختبار Hosmer-Lemshow لكاي مربع، فبعد حساب قيمة الانحراف الذي نرمز له بالرمز (D) نقارنها مع القيم الجدولية فإذا كانت القيمة اقل أو تساوي القيمة الجدولية فإننا نقبل فرض مطابقة النموذج للبيانات، ويصبح قابل للتطبيق .

2.2.3.النماذج الغير معلمية :

تتميز النماذج الغير معلمية أساسا بأنها لا تحتاج إلى تقديم أي افتراضات حول طبيعة توزيع البيانات، بالإضافة إلى قدرتها التعامل مع البيانات المفقودة أو الغير مكتملة وهذا ما يجعلها أكثر مرونة مقارنة بالنماذج المعلمية، ومن بين أهم هذه النماذج نجد :النظم الخبيرة، الشبكات العصبية الاصطناعية .

أ_ النظم الخبيرة:النظام الخبير هو نظام كمبيوتر، يخزن و يدير المعرفة، فطريقة المعالجة تكون بتزويده بالمعلومات المستهدفة فيقوم بتنفيذ مهامه بطريقة مستقلة، ومن اجل ذالك تحتوي النظم الخبيرة على ثلاثة مكونات رئيسية هي (Sousa, Maria, and Elísio,2016,p:145): قاعدة المعرفة، آلة القرار، واجهة المستخدم، والشكل رقم (01) يلخص آلية عمل المكونات السابقة للنظام الخبير كما يلي :

الشكل 01: آلية عمل النظم الخبيرة



المصدر: غالب، نظم مساندة القرارات، دار المناهج للنشر والتوزيع، الأردن، 2015، ص25

* **قاعدة المعرفة**:تحتوي على جميع الحقائق والقواعد لمعالجة البيانات، و يتم التعبير عن هذه القواعد بمعادلات رياضية ومنطقية، في شكل جمل برمجية بأحد لغات برمجة الذكاء الاصطناعي.

* **محرك الاستدلال** :هي التي تجمع بين الحقائق والقواعد من اجل إصدار الاستنتاجات والإجراءات الموصى بها، من خلال وظيفتين أساسيتين وهما (روابح،2018، ص: 36) :

–التحقق من الحقائق والقواعد الموجودة في النظام الخبير مع إمكانية إضافة أو تحديث المعلومات، فالنظام الخبير يمتلك أدوات للحفاظ ولتوسيع قاعدة المعرفة.

–تحديد الطريقة المناسبة لتدفق الاستنتاجات والإجابات للمستخدم .

* **واجهة المستخدم**: هي البوابة التي تسمح بعملية الاتصال بين النظام الخبير والمستخدم، ويجب إن يكون لها المواصفات التالية:

–سهولة لغة الاتصال النظام مع الخبير بما يسمح للمستخدم بصياغة أسئلة والاستفسارات مفهومة.

– وضوح الحلول والاقتراحات المقدمة من طرف النظام الخبير، بما يمكن باستخلاص النتائج، أو تفسير قراراته سواء بقبول منح القرض أو بتقديم أسباب الرفض.

* **خبير المجال ومهندس**: المعرفة فهذا الأخير هو من يقوم ببناء وتطوير النظام الخبير الخاص بتقدير خطر القرض ولا يكون ذلك بصفة مستقلة فيجب أن يتم اشتراك وعرضه أمام خبراء في مجال الإقراض، خاصة في الخطوات الأولي لبنائه التي يمكن تلخيصها كما يلي :

– **الخطوة 1 تعريف المشكلة**: أي تحديد الإطار العام للمشكلة والحلول المراد التوصل إليها وبالتالي تحديد الهدف المطلوب من هذا النظام، وقد يحتاج مهندس المعرفة إلى الاتصال بالخبير المتخصص في مجال الإقراض، حيث يشرح له معرفته في هذا المجال والطرق المتبعة.

– **الخطوة 2 تحديد المفاهيم**: في هذه المرحلة يكون هناك تعمق أكثر في تحليل المشكلة وتحديدها

وفهمها بدقة اكبر من طرف مهندس المعرفة، ويكون هذا دائما بالتعاون مع خبراء مجال الإقراض، من اجل التأكيد على نقاط معينة كتحديد المتغيرات المكونة لخطر القرض.

– **الخطوة 3 صياغة النظام:** هنا يقوم مهندس المعرفة باستخدام الذكاء الاصطناعي باختيار أحد الأساليب المناسبة لتمثيل النظام الخبير.

– **الخطوة 4 التطبيق:** باستخدام أيضا لغة الذكاء الاصطناعي تتم برمجة النظام الخبير ليتكون النموذج الأولي المنوط به تقدير خطر القرض.

– **الخطوة 5 الاختبار** : ويعني التحقق من اعتمادية النظام من خلال التأكد من صحة التطبيق و البرمجة ومدى كفاءة واكتمال القواعد، ولمعرفة نجاح تقدير النظام الخبير لخطر القرض نقوم بمقارنة تطابق نتائجه مع ما يقدمه خبراء مجال الإقراض.

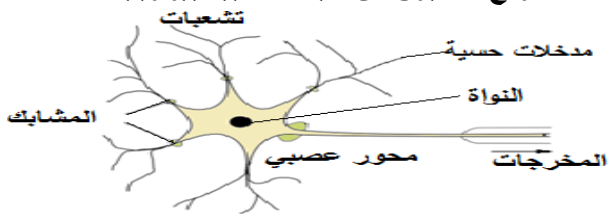
أما ما يتميز به النظام الخبير فهو أخذه للمتغيرات النوعية، ولا يفترض أي إحصائيات محددة في توزيع البيانات التي يجب أن تكون كاملة، لأن النظام ليس له قدرة العمل مع بيانات أو مدخلات غير مكتملة، لكنه غير قادر على استخدام التعلم الاستقرائي للتكيف مع تغير الأوضاع فالنظام مبني على عددا من القواعد التي يمكن تطبيقها بسهولة على الحالات الجديدة لقرارات التصنيف، في المقابل من الصعب برمجة حدس النظام أو تحديد أي طريقة للاستدلال يجب أن يستخدم (Stephen, Hourigan, and Steven, 2013)

ب_ الشبكات العصبية الاصطناعية: هي تقنيات حاسوبية تقلد البنية العصبية للكائنات الحية الذكية التي تكتسب المعرفة من خلال التجربة، فتعالج خصائص معينة وتنتج ردود أفعال، تطويرها يتم باستخدام النماذج الرياضية .

ب_1 بنيتها وكيفية نشاطها : للكمبيوتر القدرة على معالجة المعلومات بطريقة أسرع وبكفاءة اكبر من أي كائن بشري، مع هذا لا يستطيع أن يقوم بالمهام الأساسية التي يمكن أن يفعلها الإنسان بدون صعوبات، ومن اجل ذالك يجب القيام بعمليات تدريب للشبكات العصبية الاصطناعية في محاول لمحاكاة الشبكة العصبية البيولوجية، في نفس الوقت من المعقد جدا نمذجة الشبكة العصبية للدماغ البشري بكامله، ولهذا يتم التركيز على الخلايا العصبية الفردية التي هي الوحدة الأساسية التي تشكل كامل الدماغ البشري فالشكل رقم(02) يمثل خلية فردية لشبكة عصبية بيولوجية، كنموذج واحد من عديد الخلايا العصبية، المترابطة فيما بينها بما يسمي بالمشابك وهي فجوات بين العصبونات التي يمكن من خلالها نقل المعلومات الحسية، فهي التي ترسل الإشارات وتمررها إلى الطبقات التالية من العصبونات وما إلى ذلك من الطبقات اللاحقة بواسطة تشعبات

مرتبطة بها، لا يقوم العصبون بعملية الاخراج إلا اذا وصل إلى حد معين يسمي العتبة، وتحدد هذه الأخيرة بناءا علي حجم مدخلات ومحفزات البيئة الخارجية.

الشكل 02: نموذج لعصبون من شبكة عصبية بيولوجية.

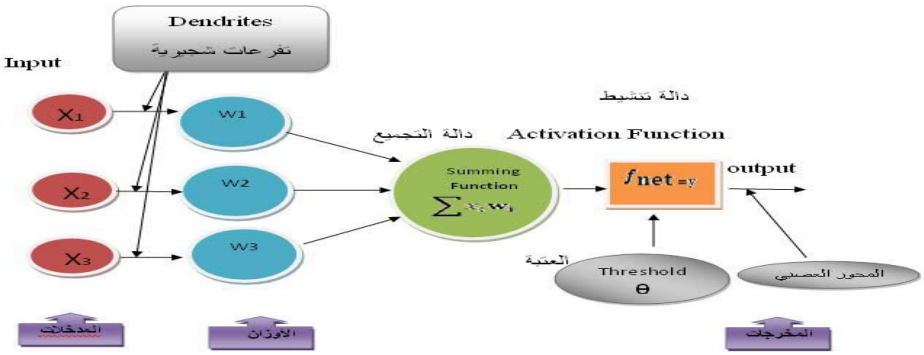


المصدر: حبيب الحسيني، مقدمة في الشبكات العصبية، جامعة الامام جعفر الصادق،بغداد،2016 ض07.

يذهب معظم الفضل في فكرتها إلى Warren Mculloch، وهو فيزيائي الأعصاب مع والتر بيتس Walter pitts، وهو عبقري رياضي ففي عام 1943، عمل الاثنان معا على شرح كيفية عمل الخلايا العصبية (Stéphane, Tufféry,2012,p :208)، أما اليوم يتم دمج بعض من البحوث الماضية لتعزيز التطوير والتقدم في موضوع الرياضيات المتقدمة للشبكات العصبية .

ب_2 هندستها: لفهم هندسة الشبكات العصبية الاصطناعية نبدأ بالشكل البسيط نسبيًا الذي يحتوي على نفس الجوانب الأساسية للشبكات العصبية الأكثر تعقيدًا كما هو موضح في الشكل التالي :

الشكل 03: نموذج بسيط لعصبون اصطناعي



Source; Adibi M. A., Zandieh M., & Amiri M., (2010), Applications Journal,P. 284

نلاحظ من الشكل (03) أن الشبكة لها طبقة واحدة فقط من وحدات الإدخال(input) ، ولكنها قد تحتوي على أكثر من طبقة تسمي بالطبقات المخفية إذا تحولت مخرجات (output) إلى أحد مدخلات شبكة أخري موصولة بها لها نفس الشكل السابق، أما طريقة عمل الشبكة العصبية الاصطناعية فيمكن تلخيصها فيما يلي:(Pacelli, and Azzollini, 2011)

– تتم معالجة المدخلات (x)داخل الخلايا العصبية ما يسمى العصبونات.

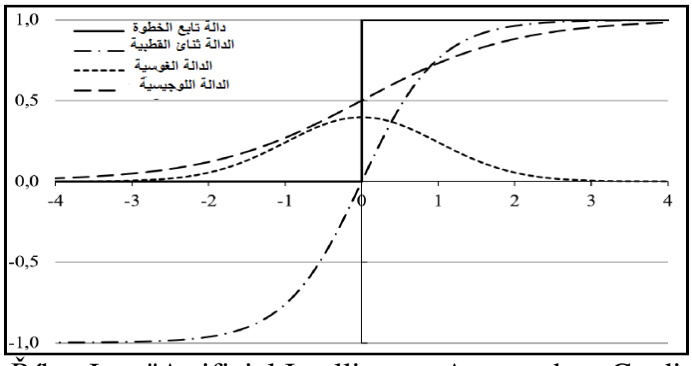
– يرتبط كل عصبون (j) بواسطة وصلات أو تفرعات كل وصلة مرتبطة بوزن (w) تتم عملية التجميع من خلال دالة التجميع المبينة في الشكل(03) وهي :

$$\sum_{i=1}^{n} w_{ij}.x_i = net$$

حيث: x_i المدخلات لكل العصبون، w_{ij} الأوزان، net النتيجة

– إذا بلغت نتيجة التجميع حد العتبة (θ) ، تقوم الشبكة بضبط قيمة المخرج (Yi) ، وهو ما يعرف بالتنشيط Activation : f(net)= Yi، التي يوجد منها عدة أنواع نلخص أهمها كما يلي:

الشكل 04: أنواع دوال التنشيط



Source :Říha, Jan. "Artificial Intelligence Approach to Credit Risk." 2016) P13

وتأخذ المعادلات الرياضية التالية:

– دالة ثنائي القطبية (tensigmoide): مخرجات هذه الدالة تكون أما 1 أو−1 كما يلي:

$$f(net) = \begin{cases} 1 \text{ if } net \geq \theta \\ -1 \text{ if } net < \theta \end{cases}$$

– دالة تابع الخطوة (step): يكون المخرج له قيمتين فقط أما 0 أو 1 كما يلي:

$$f(net) = 1 \rightarrow net >= \theta$$

$$f(net) = 0 \rightarrow net < \theta$$

– دالة الغوسية (Gaussien fonction): ذات توزيع طبيعي قيمته المتوقعة μ وتباينه σ^2، شكل هذه الدالة هو شكل الجرس، اما مخرجات هذه الدالة فهي ضمن المجال[$+\infty$. $-\infty$] .

– الدالة اللوجستية (Logt): مخرجات هذه الدالة تكون ضمن المجال [1.0] ، ومعادلتها هي:

$$f(net)=\frac{1}{1+\exp(-net)}$$

ب_3 الخطوات المتبعة لبنائها : نتيجة لتعدد مجالات استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية تم ابتكار العديد من أنواعها، أو حتى تطوير وتعديل القائم منها، كإضافة طبقات مخفية تقع بين طبقة المدخلات وطبقة المخرجات، وذالك بما يتلاءم مع طبيعة وتعقيد المسالة المراد حلها أو خصائص البيانات لكل مجال استخدام، وهذا ينطبق أيضا على مجال تقدير خطر القروض المصرفية، إلى انه لا تختلف في الاختيارات الأساسية عند بناءها وتتمثل في:

***الخطوة الأولي تشكيل قاعدة المعطيات** : وهي المعلومات المالية وغير المالية المتحصل عليها من عينة الدراسة التي تشمل كل من المؤسسات السليمة والعاجزة .

* **الخطوة الثانية تعديل قاعدة المعطيات** : وتعني هذه المرحلة تهيئة المعطيات لجعلها ملائمة كمدخلات للشبكة العصبية، و تعديل القيم المتطرفة التي قد تؤثر على معاملات الشبكة .

* **الخطوة الثالثة تقسيم عينة النموذج:** ويعني ذالك وضع معطيات المرحلة السابقة في ثلاثة مجموعات وهي: **_المجموعة الأولي:** هي من اجل تعليم الشبكة.

_المجموعة الثانية: تكون من اجل اختبار أداء النموذج.

_المجموعة الثالثة:من اجل قياس دقة النموذج.

* **الخطوة الرابعة هندسة النموذج** وتتمثل في تحديد عدد الطبقات المخفية وعدد العصبونات التي عادة تكون بعدد المتغيرات، بالإضافة إلى اختيار احد دوال التنشيط السابقة في كل طبقة .

* **الخطوة الخامسة تعليم الشبكة:**وهو استخدام عينة التعلم في إنشاء نموذج تقدير خطر القرض من خلال عملية تدريب الشبكة عبر مجموعة من المراحل، ونتوقف في المرحلة التي يكون فيها الخطأ في ادني مستوي له، من اجل تحسين دقة النموذج.

* **الخطوة السادسة الاختبار:** وهي المرحلة التي يتم فها استخدام عينة الاختبار من اجل معرفة صلاحية النموذج لعملية تقدير خطر القرض.

* **الخطوة السابعة اختبار الدقة:** حيث أن صلاحية النموذج وحدها لا تكفي لمعرفة مستوي دقته، فهذه المرحلة تهدف إلى معرفة درجة وقوة تقدير الشبكة لخطر القرض.

4. المفاضلة بين طرق تقدير خطر القروض : أن مسالة اختيار النموذج المناسب للاستخدام أمر صعب، لان عملية الاختيار تتوقف على عنصرين الأول هو نوعية المتغيرات أو المعلومات المالية والغير مالية المتاحة والملائمة، والعنصر الثاني هو شكل الافتراضات المتعلقة بتوزيع العملاء في القسم "الجيد" أو "السيئ" حسب مفهوم كل بنك، فتصعب الإجابة بشكل قاطع عن سؤال "ما هي أكفء طريقة لتقدير خطر القرض"؟

وعند البحث والدراسة لطرق ونماذج التقدير السابقة، الموضوعة من قبل أهم الباحثين على مختلف الفترات الزمنية، خاصة منها المستعمل بشكل واسع، تم تلخيص نتائج كل منها في الجدول التالي:

الجدول 02 : نتائج نماذج تقدير خطر القرض حسب دراسة المنظرين .

نموذج تقدير خطر القرض	التحليل التمييزي DA	التحليل اللوجستي LOGIT	النظم الخبيرةSVM	الشبكات العصبية ANN	افضل نموذج
Altman (1968)	85 %		-	-	-
Srinivisan (1987)	87.5 %	89.3 %		-	Logit
Odom (1990)	59.3%	77.8%	-		Logit
Boyle (1992)	76.5	71 %	74.7 %	-	DA
Coats (1993)	83.7 %		-	81.9 %	DA
Kerling (1994)	85.7 %		-	85.3 %	DA
Desai (1996)	66.5 %		-	64.0 %	DA
Yobas (1997)	68.4%		-	62 %	DA
Arminger et al (1997)		67.6%	-	65.2 %	Logit
Arras et al (1999)	-	84.80%	-	85.4 %	ANN
Rosa (2000)	71%	72.25%	-	-	Logit
Fan (2001)	59.8 %		70.4 %	66.1 %	SVM
Huang et al (2003)	94.50%	77%		80%	ANN
Ohtoshi (2004)		83.5%	85 %		ANN
samsul(2009)	76.4 %	76.4%	-	83.86%	ANN
Bastos (2013)	-		79.9 %	78.3 %	SVM
Asrin Karimi (2014)	-	88.9%	-	94%	ANN
Belotti (2015)	-		80%	77.9 %	SVM
Říha, Jan (2016)		81.2 %	78.9 %	-	Logit
Cuong Nguyen(2019)		84.17%	-	85.46%	ANN

المصـــــدر: مـــن إعـــداد البـــاحثين بنـــاء علـــى نتـــائج المنظـــرين مـــن خـــلال الموقـــع https://scholar.google.fr

يبين الجدول السابق الدقة التنبؤية المحسوبة لكل نموذج، فيوضح النسبة المئوية للعملاء المصنفين بالشكل الصحيح، وتجدر الإشارة أن دراسات هؤلاء الباحثين أجريت على عينات ومجموعات لها خصائص وافتراضات مختلفة، كاختلاف نوع المقترضين، ومجال ونوع الإقراض وبالتالي فالمقارنة

يجب أن تكون أفقيا، أما عند القيام بتحليل فعالية ونتائج المتوصل إليها لدراسات الباحثين السابقين، يتم تسجيل النقاط التالية :

- يستنتج 5 من 11 باحثين أن طريقة تحليل التمييز أكثر دقة 45.45٪ .
-5من أصل 12 باحثين يستنتجون أن طريقة التحليل اللوجيستي أكثر دقة 41.66 .
- يستنتج 3 من 6 باحثين أن طريقة النظم الخبيرة هي أكثر دقة 50٪ .
-6 باحثًا من 13 طريقة الشبكة العصبية أكثر دقة 46،13٪ .

5. النتائج:

تم استنتاج أن كفاءة أي نموذج تقاس حسب درجة الثقة التي يتوفر عليها في تقدير خطر القرض، هذه الثقة لا تتوفر عليها النماذج التقليدية حاليا بشكل كافي، والدليل على ذالك أنها لا تستطيع أن تواكب التنوع والتطور الكبير الذي يشهده نشاط الإقراض، بالإضافة إلى تعدد وتداخل المتغيرات الكمية والنوعية وخاصة في ما يتعلق ببعض أنواع القروض الاستهلاكية التي تتطلب السرعة في التنفيذ، مما يصعب عملية التقدير، وهذا ما يستدعي البحث عن طرق أكثر كفاءة وبالاستناد إلى الحقائق المذكورة أعلاه، يتم الاستنتاج أن النماذج غير المعلمية في غالبية الحالات لها قوة تقديرية أكبر، وهذا ناتج عن قدرتها على التكيف والمرونة فهي تتمتع بقدرة اكبر على دمج المتغيرات المتأصلة والمتجددة المكونة لخطر القرض.

6. الخاتمة:

إن معرفة مزايا وعيوب كل طريقة يساعد في فهم اي الطرق أكثر ملائمة خاصة في ظل المنافسة الشديدة، فتطور وتنوع سوق الإقراض يفرض تطوير واستعمال طرق جديدة تكون مناسبة ومسايرة لمخاطر المصاحبة لهذا التطور، فتساهم في المخاطر بشكل كاف وسريع ونظرا لتعدد وتجدد هذه المخاطر تبقي عملية تقدير مخاطر القروض عملية صعبة تتطلب أساليب إحصائية ورياضية متقدمة، وعدم كفاية الطرق التقليدية لقياس مخاطر القروض بشكل دقيق مقارنة بدقة الطرق الغير تقليدية خاصة وأنها تتميز بقدرة تصنيفية اكبر للقرض السيئ، فتكاليف قبول هذا الأخير اكبر من تكاليف رفض القرض الجيد ومن المعروف أن خطا قبول قرض سيئ يولد تكاليف أعلى بكثير من خطا رفض القرض الجيد، وهذا ما تتوفر عليه الشبكات العصبية التي لها خطا أقل من التحليل التمييزي ومن الانحدار اللوجستي في تصنيف القرض السيئ في اغلب الدراسات السابقة.

7. قائمة المراجع :

1. روابح، عبلة.(2018). تطبيق نماذج الذكاء الاصطناعي في مجال تقدير خطر القرض مقارنة بين الشبكات العصبية والأنظمة الخبيرة. جامعة منتوري قسنطينة: أطروحة دكتوراه علوم اقتصادية .
2. الزبيدي، حمزة محمود.(2011). إدارة المصارف : إستراتيجية تعبئة الودائع وتقديم الائتمان، الطبعة الأولي عمان: الوراق.
3. رروابح، عبلة،و بوداح،عبد الجليل.(ديسمبر 2015). تطور تقدير خطر القرض في ظل نماذج الذكاء الاصطناعي. *مجلة العلوم الإنسانية*. جامعة قسنطينة.المجلد (4 العدد 26)
4. زبيري، نورة.(2018). فعالية استخدام التحليل التمييزي في تقدير مخاطر الائتمان، ، جامعة المسيلة أطروحة دكتوراه: تخصص مالية.
5. الحسيني، قصي حبيب.(2016). مقدمة في الشبكات العصبية الاصطناعية. بغداد: جامعة الإمام جعفر الصادق.
6. عسيري، عائشة بنت مريع يحي.(2016).دراسة مقارنة بين الانحدار اللوجستي والتحليل التمييزي في القدرة التنبؤية في ضوء أحجام عينات مختلفة. جامعة أم القرى السعودية: أطروحة دكتوراه تخصص الإحصاء والبحوث.
7. سليمان، علي بشار فضل المولي.(2014).مقارنة بين النموذج اللوجيستي ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتمييز بين دخل الأسرة. *مجلة بخت الرضا* العدد (12).
8. النعامي، علي سليمان.(2014).مجالات مساهمة التحليل المالي في التنبؤ بعدم استمرارية المشروع –دراسة تحليلية تطبيقية–، *مجلة فلسطين للأبحاث والدراسات*، العدد،(06).
9. عبد الله، علي، شاهين، أحمد.(2011).نموذج مقترح للتنبؤ بتعثر المنشآت المصرفية العاملة في فلسطين، مجلة جامعة النجاح للأبحاث (العلوم الإنسانية) المجلد (25) ، العدد (04)، 2011 ، على الموقع : https://journals.najah.edu/media/journals/full_texts/3.pdf
10. رزيق، كمال، كورتل، فريد.(2007/07/05). إدارة مخاطر القروض الاستثمارية في البنوك التجارية الجزائرية، المؤتمر العلمي السنوي الخامس– جامعة فيلادلفيا الأردنية المنعقد في الفترة 4–2007/07/5، جامعة فيلادلفيا.

11. Altman, Edward I. (2000).Predicting financial distress of companies: revisiting the Z-score and ZETA models, Stern School of Business, New York University.
12. L'abadi, Ascelle .(1999). Olivier rousseau ,crédit management "gérer le risque crédit. Economica.
13. Karimie, Asrin.(July 2014).evaluation of the Credit Risk with Statistical analysis , International Journal of Academic Research in Accounting.
14. Halper, Steven C., Constance A. Wilson, and Stephen M. Hourigan. .(4 Jun. 2013).Automated loan risk assessment system and method." U.S. Patent No. 8,458,082.
15. Deepak, Jadhav, and T. V. Ramanathan.(.01.03 . 2009) ,Parametric and non-parametric estimation of value-at-risk., The Journal of Risk Model Validation.
16. Bardos, Mireille .(2001).analyse discriminante-application au risque et scoring financier. paris.
17. Pacelli, Vincenzo, and Azzollini, Michele.(3.02.2011).An artificial neural network approach for credit risk management, Journal of Intelligent Learning Systems and Applications.
18. Schtickzelle, Martial,Pierre-François Verhulst (1804-1849).(1998).La première découverte de la fonction logistique , Population .french édition.
19. Sousa, Maria Rocha, João Gama, and Elísio Brandão.(2016). ,A new dynamic modeling framework for credit risk assessment." Expert Systems with Applications.
20. Tufféry, Stéphane.(2012). Data mining et statistique décisionnelle: l'intelligence des données. Editions Technip université de rennes1.
21. ZHANG, B.(2014).Risk Assessment of Commercial Bank Loans Based on AHP. In : Proc. 7th Int. Conf. Inno. & Manag.