تطور تقدير خطر القرض في ظل نماذج الذكاء الاصطناعي

ملخص

يعتبر تقدير خطر القرض من القضايا الأكثر تعقيدا في مجال إدارة المخاطر المالية للبنك، ويمكن إيعاز ذلك إلى مسألة تشعب القياس وصعوبة بناء النموذج، مما يعني أن توفير النموذج الأمثل القادر على قياس الخطر للقروض الممنوحة لما قبل وبعد اتخاذ القرار مسألة أساسية ومحورية.

فالنماذج التقليدية المبنية على أساس من الأدوات الإحصائية لم تستطع مواجهة معضلة القروض المتعثرة التي كانت تتزايد باستمرار، الشيء الذي جعل من نماذج الذكاء الاصطناعي المستخدمة في مجالات شتى، غير المجال المالي، الدور الفعال والبديل المناسب والممكن نحو التخفيف من قلة نجاعة تقدير خطر القرض.

على هذا الأساس تحاول هذه الورقة البحثية التعرف على مدى فعالية نماذج الذكاء الاصطناعي بعدما عرف هذا المجال تطورا ملفتا للانتباه، أين ينحصر الحديث عن خطر القرض في ما يعرف بنموذجي الشبكات العصبية الاصطناعية، والأنظمة الخبيرة،مع العلم أن هذين النموذجين يبقيان محل انتقاد على الرغم من المزايا التي يوفرهما مقارنة بالنماذج التقليدية.

الكلمات الدالة: خطر القرض، الذكاء الاصطناعي، الشبكات العصبية الاصطناعية، الأنظمة الخبيرة.

روابح عبلة

د. عبد الجليل بوداح

كلية العلوم الاقتصادية

جامعة قسنطينة-2- عبد الحميد مهري الجزائر

Abstract

Credit risk assessment is one of the most complicated issues in financial risks for banks. This is due to both complexity and difficulty in measuring risks and building models. Therefore, the availability of an optimal model that can measure risks related to granted credits, within the ex-ante and ex-post process of decision-making, is so crucial. Based on purely statistical tools, conventional models have failed to a great extent to avoid the non-performing loans that had been increasing in the past. Artificial intelligence models,

مقدمة

يشكل خطر القرض أحد أهم التحديات التي تواجه الصناعة المصرفية، فعلى الرغم من تعدد المخاطر وتنوعها واختلاف حجمها وتأثيرها،يحظى خطر القرض باهتمام أكبر وتركيز أشد من جميع الأطراف.ويرتبط خطر القرض في جزئه الأكبر بتوقف المقترض عن السداد، ومن المحتمل أن ينشأ نتيجة لتدهور ملاءة

© جامعة قسنطينة 1، الجزائر2015.

though their applications are multiple beyond the financial arena, contributed effectively in this domain, in order to alleviate the exposure to credit risks. On the basis of this assumption, the present paper tries to identify the artificial intelligence models' effectiveness used to assess credit risk with focus on the artificial neural networks (ANN) and expert systems (ES). These models can be more important compared to conventional ones but they are still exposed to criticisms because of the shortcomings that they may have.

Keywords: Credit risk, Artificial intelligence, Artificial Neural Networks, Expert Systems

المقترض، وهو ما يجعله مسألة متشعبة تتطلب عناية خاصة، وتستدعي إدارة حكيمة تأخذ بعين الاعتبار أهمية الدراسة المتأنية لطلبات القروض، مع متابعة لصيقة وجادة بعد الموافقة على الإقراض، وإعطاء القدر الكافي من الاهتمام بمسألة القياس والتوقع على اعتبار أن هذين الأخيرين يشكلان الجزء المحوري من ذلك التصور السليم المعبر عن الإدارة الرشيدة.

وانطلاقا من مقررات لجنة بازل لسنة 2004 فقد سمح للبنوك اعتماد أنظمة التقييم الداخلي للخطر مبرزة بذلك نقطة تحول أساسية في مجال قياس الخطر، مما أدى إلى ظهور العديد النماذج في مقدمتهانموذج السكورينغ Scoring الذي عرف ومازال يعرف استحسانا ورواجا كبيرا في الأوساط البنكية. وبالرغم مما يوفره هذا النموذج من مزايا إلا أن ارتباطه بأدوات إحصائية جعل من إمكانية تطبيقه محدودة. وتتجلى عدم واقعية السكورينغ في طبيعة النموذج ذاته القائم على أساس علاقات خطية عاجزة عن استيعاب كل الحالات الممكنة المعبرة عن طبيعة خطر القرض.

وبغية تخطي القصور الذي يعتري التقنيات الإحصائية،يرى البعض أن تبني نماذج أكثر واقعية مثل نماذج الذكاء الاصطناعي قد يعالج المسألة بشكل أفضل، ومن بين النماذج الذكية نجد الشبكات العصبية Artificial Neural Networks، والأنظمة الخبيرة Expert Systems. فالشبكات العصبية مصممة لمحاكاة الطريقة التي يؤدي بها العقل البشري مهمة معينة، ولعل أهم ما يميزها عن بقية الأنظمة سواء المنتمية لحقل الذكاء الاصطناعي أو تلك المدرجة في إطار الأنظمة التقليدية، قدرتها على التعلم بطريق التجربة والخطأ، مما جعلها نظاما يتلاءم وأهداف تقدير خطر القرض.أما الأنظمة الخبيرة فتستخدم القاعدة المعرفية وعمليات الاستدلال لحل جملة من المشاكل التي لا يمكن حلها إلا بالعودة لخبرات الفرد الطويلة في ذلك. وتبحث الأنظمة الخبيرة المستعملة في تقدير خطر القرض عن كيفية دمج البيانات في شكل قواعد تمثل قرارات ووجهات نظر الخبراء تسمح للنظام بتقدير الخطر وبالتالي المساعدة في اتخاذ القرار.

وبناءً على ما سبق، تبرز إشكالية الموضوع من خلال السؤال الجوهري التالي:

- **ما مدى فعالية نماذج الذكاء الاصطناعي في تقدير خطر القرض؟**

ويندرج ضمن هذا السؤال سؤالين أساسيين:

– هل بإمكان الشبكات العصبية والأنظمة الخبيرة الوصول إلى تصنيف جيد للمقترضين؟

– هل يمكن أن يقدم أحد النموذجين؛ الشبكات العصبية والأنظمة الخبيرة، نتائج أحسن من الآخر؟

وللإجابة على التساؤلين السابقين تمت صياغة الفرضيتين التاليتين:

– تعد الشبكات العصبية والأنظمة الخبيرة من أكثر نماذج الذكاء الاصطناعي فعالية لتقدير خطر القرض؛

– تعتبر الشبكات العصبية الاصطناعية أكثر فعالية من الأنظمة الخبيرة في مجال تقدير خطر القرض.

وللإلمام ببعض جوانب الموضوع فقد تم استخدام كل من المنهج الوصفي التحليلي، والمنهج المقارن وفق ما تقتضيه متطلبات الدراسة.وقد تم تقسيم الدراسة إلى ثلاثة محاور رئيسية فضلا عن المقدمة والخاتمة، حيث يعالج المحور الأول ماهية خطر القرض، في حين يتناول المحور الثاني مسألة تقدير خطر القرض باستخدام النماذج الإحصائية (التقليدية)، أما المحور الثالث فيستعرض تقدير خطر القرض باستخدام نماذج الذكاء الاصطناعي

I. ماهية خطر القرض

يشغل موضوع تقدير خطر القرض حيزا مهما في الفكر المالي والبنكي، وقد امتد الاهتمام لكل جزئية صغيرة كانت أو كبيرة ذات صلة بهذا الموضوع، لذا فإن مسألة تعريفه وتحديد مفهومه وخصائصه بدقة لا تقل شأنا عن موضوع تقديره إن لم نقل أنها نقطة البداية التي تضمن نجاح عملية التقدير.

1.1.تعريف خطر القرض

يعبر عنه بالخطر الناتج عن عدم وفاء المقترض بتعهداته الخاصة بسداد دين متعاقد عليه مع مؤسسة بنكية، ويظهر كذلك مع احتمال تغير غير متوقع في ملاءة أو جودة الطرف المقابل،يجر معه تغيرات مرافقة غير متوقعة في القيمة السوقية للقرض،ويشمل خطر القرض المفاهيم الآتية:

1.1.1.خطر التعثر وتدهور جودة المقترض

يتوافق خطر التعثر Default Risk مع عدم قدرة المدين على الالتزام بتعهداته، والذي تعرفه وكالة Moody's على أنه كل نقص وكل تأخر عن سداد أصل القرض أو الفوائد، ما قد يكبد الدائن خسائر معتبرة ناتجة عن عدم تحصيل لجزء من المبلغ المتعاقد عليه (1). ولا ينحصر خطر القرض في خطر التعثر(عدم الدفع) فقط، فحتى

التدهور البسيط في ملاءة المقترض يعد تجليا لخطر القرض، ففي حالة انخفاض جودة المقترض فإن القيمة السوقية للقرض والمحددة بالقيمة الحالية للتدفقات النقدية ستنخفض بشكل أكبر والسبب يكمن في أن القيمة الحالية للتدفقات المستقبلية يتم تحديدها بواسطة معدل الخصم بالإضافة إلى معدل السندات الخالية من الخطر Taux Sans Risque، مضافا إليهما علاوة الخطر والتي تعكس احتمال تعثر المقترض. فتدهور الملاءة يزيد من احتمال التعثر مما يرفع أوتوماتيكيا من معدل علاوة الخطر بسبب الانخفاض في القيمة الحالية للتدفقات المستقبلية. إذن فخطر القرض يظهر في شكلين رئيسيين هما: خطر التعثر المتمثل في الخسارة الناتجة عن عدم ملاءة المقترض، في حين يتجلى الشكل الثاني في تدهور جودة المقترض.

وفق هذا المنطق فإن قياس خطر القرض لا يجب أن يرتكز على قانون التوزيع الثنائي حول الحوادث الممكنة(تعثر مقابل عدم تعثر) ، ولكن على توزيع منفصل ومستمر يشكل فيه التعثر قيما متطرفة Valeur Extrême، إلى جانب حوادث أخرى يتمتع فيها المقترض بالملاءة مع احتمال للتعثر يرتفع تدريجيا، وهي الطريقة الوحيدة لتعريف وتحديد مجموعات الخطر بدقة. (2)

2.1.1. الخطر كحدث غير متوقع

ومن الطبيعي أن يحمل الخطر عنصر المفاجأة وعدم التوقع، فإذا كان البنك على علم بتدهور الوضعية المستقبلية للمقترض سواء تراجع في الأرباح أو أزمة سيولة أو غيرها من العوامل التي يمكن أن يكون لها تأثير على جودة وملاءة المقترض، فإنه من الطبيعي أن تؤخذ بعين الاعتبار في مرحلة اتخاذ القرار ويتم دمجها في عملية التسعير باختيار معدل الفائدة المناسب. وهو واقع الحال لكن الخطر الحقيقي يكمن في احتمال وقوع خطأ في التقييم، مما يجعل التدهور مرتبطا في معظم الحالات بعنصر المفاجأة أو عدم التوقع.

3.1.1.تعرض القرض للخطرCredit Exposure

في الواقع لا ينحصر خطر القرض فقط في شكله التقليدي المرتبط بالقروض، فهو ذلك الخطر الذي يرتبط بالعمليات خارج الميزانية Off balance sheet، كالضمانات وعقود المشتقات المتفاوض عليها على مستوى الأسواق gré a gré، والعمليات على الأصول، والعملات الأجنبية. (3)

وتعتبر لجنة بازل أن تعثر المدين يظهر عند تحقق إحدى الحادثتين التاليتين أو كلاهما معا:

- عندما يقيم البنك بأكادة أن المدين سيدفع دينه كاملا لمجوعة بنكية دون أن تكون هناك حاجة لاتخاذ إجراءات معينة كالتنفيذ على الضمانات؛

- تأخر المدين عن سداد قرض مهم لمجموعة بنكية لأكثر من تسعين (90) يوما، ويعتبر السحب علىالمكشوف دينا مستحقا بمجرد أن يتجاوز العميل الحدود المسموح بها أو إنذاره بحدود أقل من الحالية. (4)

كما تشير اللجنة إلى مجموعة من العناصر الدالة على تعثر العميل، يمكن إيجازها فيما يلي:

- قيام البنك بإلغاء أو تشكيل مؤونة خاصة بعد تفحص تدهور واضح لجودة القرض؛
- طلب البنك إحالة المدين إلى الإفلاس أو أي إجراء مشابه؛
- طلب العميل إعلان إفلاسه من أجل تجنب أو تأخير سداد تعهداته اتجاه مجموعة بنكية.

إذن فاللجنة البنكية تفرق بين نوعين من الديون، بين تلك المتنازع عليها التي تأكد البنك من أنتحقق الخسارة فيها، وبين الديون المشكوك فيها أين تبقى الخسارة احتمال قائم يستدعي من البنك تشكيل مؤونة خاصة بكل عميل متعثر، وهذا لأن مخصص المؤونة يعني امتلاكه لمعلومات تؤكد تدهور وضعية المدين (5). وعموما إذا كان خطر التعثر وتدهور جودة المقترض الشكلان الرئيسيان لخطر القرض، فهذا لا يعني عدم وجود أنواع أخرى تندرج ضمن إطار خطر القرض، ولعل أهمها يتجسد فيما يلي:

- خطر العلاوة Premium Risk ؛
- خطر الاسترداد Recovery Risk؛
- خطر ما قبل التسوية أو الإحلال Pre-Settlement Risk؛
- خطر البلد Country Risk

فالخطر الأعظم الذي تواجهه البنوك في الصناعة المصرفية هو خطر القرض، وهذا ليس فقط لإمكانية ما يسببه هذا النوع من المخاطر من خسائر فادحة للبنك أو إفلاسه، بل لأن آثاره لا تتوقف عند بنك معين بل تمتد لتشمل النظام المصرفي بأكمله في معظم الأحيان.لذا، فمن الضروري الاهتمام بهذا الخطر مع تشديد أكبر للقواعد الاحترازية لتجنبه، والالتزام بتسييره بشكل فعال، من خلال التركيز على القياس وعلى الأدوات والتقنيات الفعالة التي تسمح للبنك بتفاديه أو على الأقل التقليل من احتمال التعرض له قدر الإمكان.

2.1. تقدير خطر القرض

بعد الارتفاع الكبير في إفلاس البنوك، ازدادت الحاجة لتطوير نماذج موضوعية دقيقة قادرة على قياس خطر القرض والتنبؤ بحالات التعثر، مما نشط الدراسات المنصبة على تقدير خطر القرض ودفعها نحو اتخاذ خطوات أبعد ونطاق أوسع. وفي

الواقع هناك مقاربتان تفرضان نفسيهما بقوة في مجال تقدير خطر القرض، تسمى الأولى بالنموذج الهيكلي أو النماذج المرتكزة على السوق، ممثلة بشكل خاص بنموذج قيمة الأصول المقترح من طرف Merton سنة 1974 أين يرتبط التعثر بهيكل رأس المال ويظهر في حالة انخفاض قيمة الأصول عن بعض المعايير المحددة بعناية في النموذج. وفي الطرف المقابل تبرز المقاربة ذات الأساس المحاسبي والمرتكزة على البيانات المحاسبية لاستخراج علاقة التعثر. وتندرج النماذج الإحصائية ونماذج الذكاء الاصطناعي ضمن هذه المقاربة. (6)

II- تقدير خطر القرض باستخدام النماذج الإحصائية (التقليدية)

هناك العديد من التقنيات الإحصائية التقليدية المستخدمة لتقدير خطر القرض، ووصفها بالتقليدية لا يعني أنها لم تعد مستخدمة ولكن الأمر يتعلق بظهورها ونشأتها، ولأن معظمها يحمل فكرة تصنيف المقترضين في واحدة من المجموعات المحددة مسبقا فإنها أصبحت تحمل في معظم الحالات تسمية السكورينغ scoring .

1.2 خلفية نظرية في فهم السكورينغ

إن البداية الأولى لهذا النظام (السكورينغ) الحديث نسبيا مهد لها العمل الرائد لـFisher سنة1936 حول تحليل التمايز، ليتولى فيما بعد Durand سنة1941 مهمة استكمال هذا العمل بآخر لا يقل أهمية عنه يتمحور حول استخدام التقنيات الإحصائية للتمييز بين المقترضين الجيدين والسيئين (7). ويجمع الكثير على أن البداية الفعلية والعملية للسكورينغ كانت في الولايات المتحدة الأمريكية عندما لاحظ بائع سيارات قديمة أن معظم الزبائن الذين اشتروا سياراتهم بالاعتماد على قرض بنكي واجهوا عدة صعوبات في التسديد، كما تميزوا بعدة خصائص مشتركة بالمقارنة مع غيرهم ممن اشتروا السيارات بأموالهم الخاصة (8). فيما بعد قامت الشركة الأمريكية Issac and Company بتطوير أول نموذج سكورينغ من أجل تقييم القروض الاستهلاكية في سنوات الخمسينات من القرن العشرين لتصبح الرائدة في مجال صناعة وتطوير برامج السكورينغ، فاتحة المجال واسعا أمام تطبيقاته العديدة كالقروض العقارية، بطاقات القرض والتسويق.

وتوالت فيما بعد العديد من الدراسات والأبحاث حول تطبيق السكورينغ بداية مع الأعمال المؤسسة لكل من Beaver سنة1966، Altman سنة1968 التي ساهمت بشكل كبير في تطوير وفهم هذا النظام وتطبيقاته (9)، وحسب تقدير للشركة الأمريكية William Fair سنوات السبعينات من القرن العشرين أنه حوالي20% إلى30% من قرارات تقييم القروض الاستهلاكية تمت بالاعتماد على نظام سكورينغ، وأن عدد كبير من البنوك والمؤسسات المالية والمؤسسات كشركات النفط، تجار التجزئة، بطاقات الترفيه والسفر أصبحت تعتمد برامج لتنقيط زبائنها. (10)

وتعد تقنية السكورينغ طريقة آلية في تنقيط وتصنيف خطر القرض تعتمد على المعالجة المعلوماتية وتستعمل التحليل الإحصائي الذي يسمح بتخصيص علامة لكل زبون لتحديد وضعيته وتقييمها من خلال نموذج تقييمي لعدة متغيرات، ومن ثم تتم مقارنة علامة العميل مع نقاط محددة مسبقا، هذه العلامة تمثل درجة الخطر بالنسبة للبنك. (11)

2.2. مقاربات بناء نموذج السكورينغ

يعبر في معظم الأحيان عن التقنيات الإحصائية المبنية على أساس تصنيف المقترضين في واحدة من المجموعات المحددة مسبقا بالسكورينغ، وهناك على الأقل أربع مقاربات لتطوير نموذج السكورينغ وهي:

- تحليل التمايز Analysis Discriminant؛
- الانحدار اللوجستي Logistic Regression ؛
- نموذج Probit؛
- النموذج الخطي الاحتمالي Linear Probability Model. (12)

فتحليل التمايز هو تقنية تصنيفية تستخدم البيانات المستخرجة من عينة من المؤسسات المقترضة للحصول على الحد الفاصل بين مجموعة المؤسسات الموثوق فيها وتلك التي لا تتمتع بالملاءة المالية.وقد استخدم تحليل التمايز لأول مرة من طرف Durand سنة 1941 لتصنيف طالبي قروض السيارات، ويقوم تحليل التمايز على ربط العلاقات بين المتغيرات المفسرة بشكل خطي مع فرض أنها تتبع التوزيع الطبيعي وأنها مستقلة عن بعضها البعض (13). وتجدر الإشارة إلا أن نموذج Altman يعبر عن أول محاولة ناجحة ارتكزت على تحليل التمايز ومبدأ تنقيط المؤسسات للتنبؤ بالإفلاس، ليصبح فيما بعد نموذجه الموسوم بمعادلة z-score أحد المرجعيات المهمة التي ألهمت العديد من الباحثين ومهدت الطريق للمهتمين بمجال التنبؤ بالإفلاس وتقييم ملاءة المقترضين.(14)

أما الانحدار اللوجستي فهو تقنية معلمية إحصائية مشابهة لتحليل الانحدار الكلاسيكي، يتم استخدامها بالدرجة الأولى لتجنب بعض الفرضيات المرتبطة بالانحدار الكلاسيكي كالارتباط الذاتي للبواقي والتعدد الخطي والتداخل بين المتغيرات المستقلة (15). ويعتبر الانحدار اللوجستي هو الآخر من أكثر التقنيات المعروفة للنمذجة والتصنيف خاصة عندما يتعلق الأمر بالعلاقات التي يكون فيها المتغير التابع منفصلا، ويأخذ قيمة ثنائية فأكثر Dichotomous، وهو ما يشكل تحديا بالنسبة للباحثين عند استخدام تحليل التمايز الخطي أو المتعدد، كما أنه لا يحتاج إلى فرضيات كما هو الحال في تحليل التمايز، ويعتبره الكثير بديلا مناسبا لتحليل التمايز لقدرته على تقديم نتائج

أحسن فيما يتعلق بتصنيف المقترضين وهو ما تؤكده العديد من الدراسات التي طبقته للتنبؤ المالي، مع تحفظ بسيط حول دقته التي تتناقص عندما لا يتعلق الأمر بالعلاقات الخطية. (16)

كما لا تقل أهمية نموذج Probit والنموذج الخطي الاحتمالي عن بقية الأدوات الإحصائية لما لهما من المزايا العديدة في تقديم تقييم جيد لاحتمال التعثر.

في الواقع يوفر السكورينغ مزايا متعددة لكل مستوى من مستويات الاقتصاد، فهو يمكن المقرضين من الولوج إلى أسواق أخرى وشريحة مهمة من العملاء كانت محرومة من التمويل كالمؤسسات الصغيرة والمتوسطة، وللنظام القدرة على معالجة حجم معتبر من طلبات القروض مما يخفض الوقت اللازم لمعالجتها، والتي تحولت من 15 يوما إلى بضع ساعات بالنسبة للقروض النمطية، مع تدنية التكاليف المتعلقة بعملية التقييم وإتاحة المجال للخبير (محلل القرض) للتركيز على مجالات أخرى والحالات التي تتطلب عناية خاصة (17)، وبفضل استخدامه أصبح بالإمكان تخفيض التكلفة على بعض الخدمات الحيوية مثل الرهون العقارية والقروض الشخصية وبطاقات الائتمان، ففي الولايات المتحدة الأمريكية عمليا جميع الأعمال المتعلقة بالقروض والمصادر المالية بإمكانها استخدام السكورينغ للتنبؤ بالخطر بشكل أكثر دقة وفعالية من حيث الوقت والتكلفة على عكس المعالجة اليدوية، مع المساعدة على تجنب الأخطاء البشرية (18). من الواضح أن لنموذج السكورينغ من المزايا ما يؤهله ليحظى بهذا الاهتمام ويحقق الانتشار بهذا الشكل، إلا أنه من غير الممكن نفي حقيقة أن العديد من النقائص والكثير من نقاط الضعف تعتري هذا النموذج لعل أهمها يكمن في الآتي:

- النموذج لا يستطيع التفرقة بين مستويات العجز أي بين مؤسسة مفلسة وأخرى عاجزة، حيث يتراوح العجز من تأخير بسيط عن السداد إلى إعسار في الآجال القصيرة أو عجز كلي عن السداد؛ (19)
- إهمال متغيرات مهمة كسمعة المقترض، نوع النشاط الذي يزاوله، مراحل الدورة الاقتصادية ونوعية الإدارة وكفاءتها (20). كما أن نوعية المتغيرات المدخلة في النموذج تتباين أهميتها من دورة اقتصادية إلى أخرى هذا من جهة، من جهة أخرى تحتاج التقنية لقاعدة بيانات تاريخية واسعة حول المقترضين؛ (21)
- اعتماد النموذج على بيانات محاسبية دفترية، وعجزه عن اكتشاف التغيرات السريعة في ظروف المقترض والتي عادة ما تظهر عند تحليل بيانات السوق المالي؛ (22)
- الارتكاز على فرضية الخطية وهو ما يتنافى مع الطبيعة اللاخطية لأغلب العلاقات القائمة.

هذه الحزمة من النقائص تحد من قدرة نموذج السكورينغ على التقدير الجيد لخطر القرض وتحول دون التنبؤ بحالات العجز. ولتجاوز هذه العوائق والقيود خاصة ما

تعلق منها بالفرضيات الإحصائية غير المبررة وفرض اللاخطية يرى البعض أن البديل يكمن في نماذج الذكاء الاصطناعي وحسب Rashmi Malhotra و .Malhotra D.K سنة 2003 فإن نموذج الشبكة العصبية قد تفوق على كل من تحليل التمايز المتعدد والانحدار اللوجستي في تصنيف المقترضين، فمعاناة تحليل التمايز من الفرضيات الإحصائية تجعله عاجزا على احتواء الحالات المتطرفة، كما أن خطية العلاقة التي يفرضها الانحدار اللوجستي تحول دون تحقيق معدل تصنيف جيد، وهو ما لا نجده في الشبكة العصبية الاصطناعية وبقية نماذج الذكاء الاصطناعي (23)، كما أن استخدام الأنظمة الخبيرة هي الأخرى له من المزايا الكثير لتجاوز القصور الذي تعاني منه الطرق التقليدية (Scoring) خاصة ما تعلق بتخفيض الوقت والجهد وحتى التكلفة فاعتماد بيوت المقاصة Clearing House في الولايات المتحدة الأمريكية للنظام الخبير المسمى D&B Expert system في تقييم ملاءة المقترضين الذين قد يصل عددهم إلى 200000 مقترض مكن من اختصار الوقت اللازم لتقييم ملاءة كل زبون من 3 أيام إلى أقل من دقيقة وهو فرق لا يستهان به. (24)

III- تقدير خطر القرض باستخدام نماذج الذكاء الاصطناعي

قبل تحديد نماذج الذكاء الاصطناعي ومدى استخدامها لتقدير خطر القرض، من الضروري التعرف على هذا الوافد الجديد؛ الذكاء الاصطناعي؛ والتطرق لأهم ما يقدمه

1.3. تطور مجال الذكاء الاصطناعي:

يعتبر حقل الذكاء الاصطناعي من أكثر المجالات المثيرة للجدل والتي عرفت اختلافا وتباينا كبيرا في الآراء والأفكار انطلاقا من البدايات الأولى لهذا العلم الجديد مرورا بالتعريف القاعدي للذكاء الاصطناعي وصولا إلى تساؤلات حول الجوانب المعنوية والأخلاقية المرتبطة بهذا المجال.(25)

ويرى البعض أن المقدمة الأولى لعلم الذكاء الاصطناعي قد مهد لها الفيلسوف الانجليزي Thomas Hobbes في سنوات 1650 عندما اعتبر أن الفكر يتكون من عملية رمزية وأن كل شيء في الحياة يمكن تمثيله رياضيا، ما قاد مباشرة لمفهوم أن الآلة بمقدورها محاكاة التفكير البشري بالاستعانة بعمليات رياضية ورموز خارجية، لهذا السبب يعتبر Hobbes أب الذكاء الاصطناعي، رغم أن صياغة مصطلح الذكاء الاصطناعي تعود إلى John McCarthy وتجمع مركز ماساتسوتيش سنة 1956. (26)

وقد عرف مجال الذكاء الاصطناعي العديد من المستجدات الهامة، كالتقدم في فهم الحاسوب بفضل العالم البريطاني Charles Babbage في سنوات 1800 وتمكنه من تنفيذ بعض الحسابات الرياضية (27)، غير أنها استغرقت فترة طويلة نسبيا إلى

غاية انتهاء الحرب العالمية الثانية، أين عرفت منعطفا كبيرا واعتبرت الانطلاقة الفعلية لهذا العلم الجديد. ويعتبر نموذج العصبون الاصطناعي الذي صممه Warren Sturgis McCullochو Walter Pitts سنة 1943 هو الانطلاقة الفعلية لأنظمة الذكاء الاصطناعي(28) ، تلته فيما بعد العديد من الأبحاث كأعمال كل من شانون 1950 وفيجن باووم فيلد 1963 المتعلقة بالبحث عن حلول للألغاز والألعاب الحاسوبية، كما تم تحقيق تطور كبير في ميدان البحث باستخدام الحدس Heuristic Search.(29)

وعرفت فترة 1952- 1969 بالتطبيقات الناجحة وشهدت توقعات وآمال كبيرة حول هذا الميدان فقد تمكن فيها العلماء من تصميم عدد كبير من البرامج والأنظمة، ومن بينها نجد ما قام به كل من Newell وSimons من تقديم نموذج لحل المشكلات سمي بـGPS, General Problem Solver، كما قدم Herbert Gelernter سنة1956 نموذجا سمي بـGeometry Theorem Prover بإمكانه البرهان على صحة بعض النظريات الصعبة لمساعدة طلبة الرياضيات، وتوالت الاكتشافات بمجال الروبوتات والشبكات العصبية، إلا أنه بعد فترة قصيرة بدأت تتوالى خيبات الأمل واتضح أن التوقعات الأولى قد فاقت الواقع وأن الوضع أعقد مما كان يتصوره الباحثون،نتيجة الصعوبات والعوائق التي بدأت تواجه المصممين، والبداية كانت مع برامج الترجمة

التي أظهرت ضعفا وعدم قدرة على تقديم ترجمة دقيقة نتيجة لغياب المعرفة الكاملة بالمواضيع العامة، الأمر الذي أوقف تمويل هذه البرامج، وانتقلت العدوى فيما بعد لبرامج أخرى عند التطبيق، ليتمكن كل من Minsky et Papert سنة 1976 من خلال كتاب بعنوان Perceptron من إثبات ضعف الشبكات العصبية بطبقة واحدة الأمر الذي أدخل شكوكا وتساؤلات كثيرة حول هذا المجال الجديد بل دفع للتخلي عن هذا الفرع من حقل الذكاء الاصطناعي.(30)

العودة القوية لهذا المجال سجلت مع بناء أول نموذج خبير Dendral صمم لحل مشكلة استنتاج التركيب الجزئي للكتل، والذي اتبع بعدة أنظمة خبيرة طبقت في مجالات مختلفة. واعتبرت الفترة ما بين 1985 و1995 العصر الذهبي لهذا الوافد الجديد، أين

تميز بتجسيد ومحاكاة ذات مستوى عالي للذكاء البشري من خلال كم هائل من الأنظمة التي تم تصميمها لهذا الغرض مع عودة الشبكات العصبية الاصطناعية للظهور مجددا، وانفجار كبير في عدد التقنيات والطرق والبرامج التي تعد من أنظمة الذكاء الاصطناعي الحديثة (31). وتوالت منذ 1995 التطبيقات الناجحة لتكملة ذلك المسار الطويل من الأبحاث والاكتشافات، ما مكن العلماء من تطوير وحدات ذكية مستقلة عن النظام الكلي، بإمكانها حل المسائل المعروضة عليها بنفس حرفية الإنسان سميت ب Intelligent Agent (32). هذا العلم الحديث؛ الذكاء الاصطناعي؛ اعتبره البعض في البداية فرع من التصميم الهندسي، واعتبره البعض الآخر نظاما لمحاكاة التفكير البشري لهذا وجدت له عدة تعاريف:

وينظر للذكاء الاصطناعي على أنه نظام يتعلق بتصميم وتطبيق الخوارزميات للتحليل والتعلم من تفسير البيانات، فهو ينسق وينظم عدة تقنيات للتعلم، اكتشاف الأشكال، المنطق ونظريات الاحتمال، وهو يبحث في كيفية تطوير تكنولوجيا الحواسيب حتى يصبح بمقدورها القيام بتصرفات شبيهة بتلك التي يقوم بها الكائن البشري، مع القابلية للتعلم، إكمال الواجبات الفيزيائية، محاكاة الخبرة البشرية واتخاذ القرار.(33)

كما يعرف على أنه كذلك قدرة برنامج الحاسب على حل مسألة ما أو اتخاذ قرار في موقف ما-بناء على وصف لهذا الموقف-أن البرنامج نفسه يجد الطريقة التي يجب أن تتبع لحل المسألة. (34)

وإجمالا يعتبر الذكاء الاصطناعي ذلك العلم الذي يهتم بصنع آلات ذكية تتصرف كما هو متوقع من الإنسان أن يتصرف ويتطرق إلى المجالات التالية:

اللغة الطبيعية Natural Language Processing

الروبوت Robotics

التعرف على الكلام Speech Undrstanding

الشبكات العصبية الاصطناعية Neural Network

الأنظمة الخبيرة Expert Systems (35)

هذا الحقل الجديد الذي تنوعت ميادين تطبيقه وتعددت، كان لا بد من الاستفادة منه في الصناعة المصرفية على أساس أن نماذجه تقدم حلولا ناجعة خاصة ما تعلق منها باتخاذ القرارات غير المهيكلة، وتعتبر الشبكات العصبية الاصطناعية والأنظمة الخبيرة من أكثر التطبيقات ملائمة لمعالجة مسألة تقدير خطر القرض والمساعدة في اتخاذ قرار منح القروض البنكية.

الشبكة العصبية الاصطناعية

هي إحدى النماذج الذكية الحديثة من حيث النشأة وكذا الاستخدام في ميدان تقدير خطر القرض.

نظرة تاريخية على تطور الشبكات العصبية الاصطناعية

إن بداية التفكير في الشبكات العصبية الاصطناعية تعود للفيلسوف Freud عندما تعرض لهذا المفهوم الجديد غير أنه ظل مجرد أفكار لم تجسد على أرض الواقع، إلى أن تمكن Russel سنة 1914 من اختراع جهاز هيدرولويكي يرتكز على الفكرة العامة للشبكات (36)، لتتواصل الأبحاث في هذا المجال بقيادة عالمي الأعصاب Mc Culoch وWaletr Petits اللذان تمكنا من تصميم أول نموذج مبسط عن العصبون البيولوجي سمي Neurone formel سنة 1943، والذي نشر في مقال بعنوان « What the frog's eye tells to the frog's brain »، ورغم بساطة النموذج المصمم فإنه تمكن من تنفيذ بعض الدوال المنطقية، الرياضية والرمزية المعقدة وعلى عكس النماذج التقليدية والأساس هو التعلم من خلال قياس قيم المعاملات المماسية من خلال الأمثلة المتاحة (37). إلا أن النموذج لم يجب عن كثير من التساؤلات ولم يقدم إيضاحا عن آلية تحديد الأوزان، هذه التساؤلات بدأت الإجابة عنها مع أعمال Donald Hebb سنة 1949 واقتراحه قاعدة بسيطة لقياس قيم المعاملات في النموذج بواسطة دالة لتنشيط الوحدات وهو ما يعرف اليوم بقاعدة Hebb والمبدأ الأساسي لتعلم الشبكة، هذه الفكرة اعتمد عليهاFranck Rosnblatt سنة 1958 وبالاستعانة بنموذج العصبون تمكن من بناء أول خوارزم للتعلم باستطاعته تعديل المعلمات (38). وتواصلت الأبحاث في هذا المجال إلى غاية 1969 أين نشر كل من Minsky وPapert كتابا بعنوان Perceptron ليبينا قصور الشبكة العصبية بطبقة واحدة، وكان لهذا الكتاب بالغ الأثر في تحويل أنظار الباحثين عن هذا المجال والتوجه نحو ميدان محاكاة المنطق البشري من خلال مقاربة الأنظمة الخبيرة.

إلا أن نموذج Hopfield حول الشبكات العصبية الترابطية سنة 1982، أعطى نفسا جديدا للأبحاث في مجال الشبكات أين لاقى نجاحا مبهرا وتمكن من جعل موضوع الشبكات أكثر تقبلا بين أوساط الباحثين خاصة أولئك المتشائمين منهم، غير أن هذا النموذج هو الآخر لم يسلم من الانتقادات ولم يتمكن من معالجة المسائل غير الخطية (39)، في سنة 1986 اقترح كل من Rumelhart, Hinton وWilliams أول خوارزم للانتشار الخلفي قادر على تحسين معلمات شبكة متعددة الطبقة، وبالتالي فتح المجال واسعا أمام انطلاقة كبيرة للتطبيقات التجارية الناجحة في السنوات اللاحقة بعد ما حققته الأبحاث الأكاديمية من تطور في هذا المجال. (40)

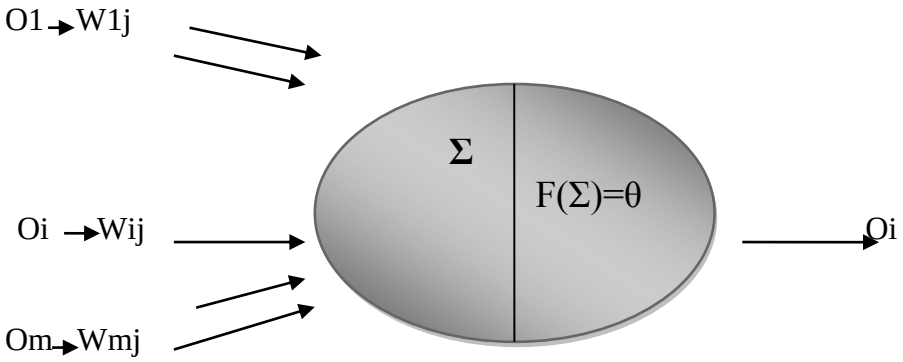
2.2.3 ماهية الشبكة العصبية الاصطناعية ومكوناتها

منذ انطلاقته حمل مجال الذكاء الاصطناعي مهمة إعادة خلق أساس وظيفة المخ البشري في شكل آلة، وبالرغم من أن الأبحاث عن آلية عمل المخ البشري غير كافية

لتصميم نموذج يحاكي المخ البشري بصفة كاملة، غير أن ما توفر من معارف تم استثماره والارتكاز عليه لتصميم نموذج واضح ويحاكي العصبون البيولوجي، وتتكون الخلية العصبية من ثلاث مناطق أساسية: التغصن Dendrites، المحور Axon، الجسم الخلوي Cell Body، وتقوم الوحدات العصبية باستقبال الإشارات وتحليلها ومعالجتها في الجسم الخلوي، ومن ثم ترسلها إلى الخلايا العصبية الأخرى عن طريق المحور العصبي، وتخزن المعلومات في منطقة الاتصال المعروفة بوزن المشبك، فإذا فاقت الإشارات حدا معينا يسمى العتبة، فإن العصبون ينشط ويصبح بإمكانه إرسال الإشارة للعصبون الموالي. وإذا لم تتجاوز العتبة تتوقف السيالة العصبية، وتتصل العصبونات ببعضها مكونة شبكة عصبية تقوم بالتعلم كلما مرت بتجربة جديدة. (41)

واعتمادا على هذا المبدأ تم تطوير نموذج حسابي هو عبارة عن شبكة عصبية اصطناعية تحاكي العصبون البيولوجي، تعمل كعنصر معالجة من خلال تجميع الإشارات الموزونة عند المدخل ومقارنتها بالقيمة الحدية الموجودة بداخلها، ومن المفترض أن يعطي عنصر المعالجة إشارة في المخرج إذا زاد المجموع عن القيمة الحدية الداخلية وأن لا يقدم أية إشارة إذا لم يتم تجاوزها، وهو أساس عمل الشبكة العصبية الاصطناعية (42). والشكل الموالي يعبر عن عصبون اصطناعي. (43)

شكل رقم 1: العصبون الاصطناعي



Source : Sadi khadidja, Op Cit , P84

حيث أن: Oi : يمثل إشارة من العصبون I
Wij: يعبر عن قوة الارتباط بين العصبون j و i
F: دالة التنشيط
Θ: عتبة التنشيط
$\sum_{i-1}^{m} Wij\ Oi$:Σ

فالعصبون j يستقبل إشارات من العصبون Oi, i = 1..m, i، ويعبر عن مستوى تنشيط العصبون j بمجوع الإشارات Oi المرجحة بالأوزان المشبكية Wijj والممثلة بالمجموع $\sum_{i-1}^{m} Wij\ Oi$ ، والإشارة i الصادرة من العصبون j تنتقل فقط إذا كانت نتيجة دالة التنشيط F أكبر من عتبة التنشيط Θ.

إذن فالشبكة العصبية هي مجموعة مترابطة من العصبونات الافتراضية التي تنشئها برامج حاسوبية لتماثل عمل العصبون البيولوجي، هذه العصبونات بإمكانها تخزين المعارف العلمية والتجارب السابقة وتجعلها متاحة للمستخدم. والشبكة وإن شابهت العصبون البيولوجي فهي لا تماثله فهذا الأخير معقد جدا ورغم تقدم الأبحاث في ميدان الدماغ البشري فهي عاجزة ليومنا هذا عن فهممه بشكل كامل، كما أن آلية عملها تقتبس بعض مميزات العصبون البيولوجي ولا تتشابه تماما معه لأن آليتها مبنية على أفكار رياضية وهندسية وأساليب إحصائية. (44)

3.2.3. استخدام الشبكة العصبية الاصطناعية لتقدير خطر القرض

انطلقت أهم الدراسات التطبيقية حول الشبكات العصبية منذ سنة 1990، ولعل ما دعم هذا الاتجاه هو أفضلية المقاربات غير الخطية على نظيرتها الخطية، وقدرتها العالية على معالجة الظواهر غير المهيكلة مع خاصية استيعاب المتغيرات الخاصة بكل ظاهرة مدروسة. ففي حالة تقييم ملاءة المقترضين فإنه من المهم بمكان عدم إهمال الاختلافات الموجودة بين بيئة مصرفية وأخرى، وتضمينها في نماذج الشبكة العصبية عندما يتم تقييم المقترضين في بلدان مختلفة، لأن المعايير تختلف من بلد إلى آخر(45). لهذا اعتمدت الشبكات العصبية لتقدير خطر القرض في سبيل حل مشكل تقييم طلبات الاقتراض، وكذا تم تطبيقها وبشكل كبير للتنبؤ بالتعثر لقدرة التقنية على تصنيف المقترضين، حيث تستخدم الشركة الأمريكية American Express نظام سكورينغ أساسه شبكة عصبية لاكتشاف حوادث الغش في بطاقات الائتمان، وتؤكد أن نظام تقيم الخطر المرتبط بالمقترضين المرتكز على شبكة عصبية اصطناعية هو أكثر دقة بنسبة 10 % من النظام السابق، ويستخدم Security Passific Bank نظام لتقييم القروض الصغيرة يعتمد على شبكة عصبية اصطناعية خاصة، والبنك يؤمن أن تحسين عملية التقييم ولو بنسبة 1% سيخفض من الخسائر في محفظة القروض وينقذ الملايين من

الدولارات (46). ولعل أهم ما ميز الشبكة وجعلها قبلة للباحثين وممارسي المهنة هو ما يلي:

- قدرة الشبكة الفريدة على التعلم وتعميم النتائج والاستنتاج المنطقي، هي ما تجعلها نظاما ملائما جدا لتقدير خطر القرض فمن خلال البيانات التاريخية عن المقترضين وتحت فرض أن الماضي هو أحسن صورة للمستقبل بإمكان الشبكة استخلاص العلاقة بين المتغيرات الأكثر تفسيرا وتعبيرا عن ملاءة المقترضين وبالتالي التقدير الجيد للخطر المحتمل؛
- الطبيعة الرقمية للشبكة العصبية التي تجعل التعامل معها أسهل مقارنة بتقنيات المعالجة الرمزية، كما أنها تتمتع ميزة قبول متغيرات جديدة، ما يعني إمكانية دمج جميع التغيرات الحاصلة سواء في البيئة المحيطة أو حتى تلك المتعلقة بالمقترضين أنفسهم؛ (47)
- إمكانية تزويد الشبكة العصبية ودمجها مع بعض الخوارزميات Algorithm التي تزيد من فعاليتها، فمن خلال تطبيق شبكة عصبية متعددة الطبقات Perceptron مزودة بطبقة خروج بعصبون واحد تم تقدير الخسائر التي تتحملها المؤسسة عن كل ملف قرض مدروس وبالاستعانة بخوارزم إعادة الانتشار تم التوصل إلى وضع نظام يسمح بزيادة مقدرة ب 18% في أرباح المؤسسات المستعملة لهذا النظام مقارنة بتلك التي تعتمد على أنظمة كلاسيكية ترتكز على تحليل التمايز.(48)
- القدرة على معالجة عدد هائل من المعطيات المقدمة مع إمكانية استيعابها وتخزينها، وإمكانية التعامل مع معطيات ناقصة أو غير واضحة، وهو ما يمكنها من معالجة عدد أكبر من طلبات القروض والاحتفاظ بأكبر قدر ممكن من البيانات حول المقترضين.
- استخدامها للتنبؤ بالإفلاس، فقد صممت العديد من الشبكات وتمت مقارنة أدائها مع تقنيات أخرى وأثبتت فعاليتها فعلى سبيل المثال تمت مقارنة تحليل التمايز والانحدار اللوجستي Logistic Regression ، شجرة القرار Decision-Tree، وشبكة عصبية بطبقة واحدة single-layer neural network وأخرى متعددة الطبقات، بهدف قياس قدرة كل نموذج على التنبؤ بالإفلاس، وقد تم التوصل إلى أن الشبكة العصبية متعددة الطبقات تعطي نتائج أفضل عندما يتعلق التنبؤ بسنة واحدة، أما الانحدار اللوجستي فلديه قدرة تنبؤية جيدة لفترة سنتين قبل الإفلاس، في حين قدمت شجرة القرار وتحليل التمايز أضعف النتائج مقارنة مع بقية النماذج. (49)
- أفضليتها على المقاربات الإحصائية فخلافا لهذه الأخيرة الشبكة ليست في حاجة لأي نوع من الفرضيات المتعلقة بالمتغيرات، كما أنها لا تعاني من مشكل الخطية، وهو ما أثبتته المقارنة بين آداء تحليل التمايز(السكورينغ)، الانحدار اللوجستي

والشبكة العصبية الاصطناعية، في تقدير خطر القرض لعينة تتكون من1435 حالة مالية تغطي الفترة 2003-2006، أين استطاعت الشبكة التفوق على بقية النماذج الأخرى. (50)

وبالرغم من أهمية الشبكة تظل هي الأخرى تعاني من العديد من نواحي الضعف ولم تسلم من الانتقادات خاصة ما تعلق بـ:

- اعتبارها علبة سوداء Black Box بدون منطق أو قواعد تفسيرية ترتكز عليها لتقريب المدخلات نحو المخرجات، بعبارة أخرى عدم قدرتها على استخراج العلاقات بين المتغيرات وتفسير الأساس الصحي لقرار رفض أو قبول المقترض؛ (51)
- غياب نظرية واضحة وشاملة عن الهندسة المثلى للشبكات، كتحديد عدد الطبقات وعدد العصبونات في كل طبقة، مع غياب أساس نظري متين؛
- طول فترة التعلم ومشكلة التعلم المفرط يمكن أن يؤثر على أداء الشبكة؛(52)

وبالرغم من توفر كم هائل من الدراسات الأكاديمية والأعمال التطبيقية التي تشير إلى أهمية الشبكة العصبية إلا أنها لم تحصل على إجماع كامل وشامل من جميع الأطراف، ففي إحدى أكثر الدراسات المثيرة للجدل والتي تناولت موضوع مقارنة الشبكة العصبية وتحليل التمايز بالاعتماد على عينة تتكون من 1000 مؤسسة إيطالية، تم التوصل إلى أفضلية تحليل التمايز على الشبكات العصبية وأن قدرته على التصنيف تظهر بشكل خاص عند تحليل ميزانيات المؤسسات سنتين قبل التعثر. (53)

وفي المجمل ككل التقنيات تقدم الشبكة حلولا لبعض المسائل وتعجز أمام أخرى، ويرى البعض أن الأنظمة الخبيرة أكثر فعالية من الشبكات العصبية خاصة إذا ما تعلق الأمر بقدرتها التفسيرية العالية.

3.3. منطق المبهمات للأنظمة الخبيرة Fuzzy Expert Systems

تحظى الأنظمة الخبيرة باتساع مجال التطبيق وهو ما يدل على فعاليتها وتميزها، وميدان الصناعة المصرفية هو الآخر أحد مستقطبي هذا البرنامج الذكي.

نظرة تاريخية حول تطور الأنظمة الخبيرة.

يقصد بالنظام الخبير Expert System ذلك البرنامج الذكي الذي يستخدم قاعدة المعرفة وعمليات الاستدلال لحل مشكلة معينة في مجال محدد، وفي أغلب الأنظمة الخبيرة التعبير عن المعرفة والتجارب السابقة أمر أساسي، هذه الفكرة التي تقوم عليها الأنظمة الخبيرة قديمة المنشأ حيث تشير الدراسات إلى أن التعبير عن المعرفة يعود إلى القرن السابع عشر وبالضبط إلى الحضارة المصرية القديمة أين وجدت وثائق طبية تتضمن ملاحظات معبر عنها بنفس الآلية التي يتم التعبير فيها عن المعرفة في النظام

الخبير. كما أن العديد من الأدبيات القديمة تضمنت هيكلة معينة للمعرفة بشكل يسهل على متلقيها الاستفادة منها، مما يدل على الاهتمام الكبير بترك المعارف السابقة بغية استغلالها من الأجيال اللاحقة. (54)

واستمرت الفكرة لكن بأدوات مغايرة فرضها التطور المعلوماتي فيما بعد، ولعل أول تجسيد حقيقي لها بدأ مع أول نظام خبير طوره Edward Freigenbaum نهاية الستينات 1960 تحت اسم DENDRAL والذي صمم لمحاكاة عمل الخبير الكيميائي في ميدان التحليل الجزيئي للكتل، لتستمر الدراسات فيما بعد مع تصميم نموذج خبير آخر يحمل اسم MYCIN سنة 1976 لتشخيص الأمراض المعدية، وكانت نتائجه مذهلة بعد تفوقه على الخبراء الذين صمموه أنفسهم وتسجيله لنتائج فاقت توقعاتهم. سنة 1976 يتم تسويق نظام خبير عرف باسم PROSPECTOR لمساعدة الجيولوجيين على اكتشاف المواقع المحتملة للاستغلال المعدني (55). سنة 1979 يقترح طريقة تسمح بمحاكاة أفضل للذكاء البشري سميت ب Society of Minds هذا المفهوم الجديد ساهم في تشجيع الأبحاث واستمراريتها.

خلال سنوات الثمانينات (1980) بقي الاهتمام منصبا على ميدان الأنظمة الخبيرة، لكن عرف أيضا اهتماما كبيرا بلغة البرمجة وكيفية التعبير عن المعارف واكتساب الخبرة. لكن العديد من المحللين حذروا من الإفراط في تقييم إمكانيات الأنظمة الخبيرة وهذا راجع لضيق المعرفة المتاحة والصعوبات التي تواجه مسألة تمثيل المعرفة العميقة في مجال معين، بالإضافة إلى محدودية التعلم ونقص المرونة (56). وهو ما أدى إلى تراجع دور النظم الخبيرة قليلا خصوصا مع عودة الشبكات العصبية إلى مخابر البحث، لكن استخدام منطق المبهمات Fuzzy Logic لـ zedah أنعش هذا المجال الذي عاد من جديد وبقوة.

1.3.3. مفاهيم أساسية حول الأنظمة الخبيرة

يعرف النظام الخبير على أنه برنامج حاسوبي يحاكي عملية تفكير الإنسان الخبير لدى حل مسألة محددة في مجال معين (57)، وهو كذلك برنامج يحاول تقليد سلوك الفرد الخبير بالاستعانة بمجموعة من قواعد الاستدلال مهيكلة في إطار معرفة خاص يسمى بمجال الخبرة (58)، من خلال التعريفين السابقين يظهر لنا أن النظام الخبير يستعين بعدة أدوات بغية محاكاة سلوك الخبير يمكن تلخيصها كما يلي:

- المعرفة: أو ما يسمى بقاعدة المعرفة knowledge base وتضم جميع البيانات والمعلومات المرتبطة بشكل خاص بالمسألة محل المعالجة، وتختلف قاعدة المعرفة عن قاعدة البيانات العادية data base في أنه وعلى عكس قاعدة البيانات قاعدة المعرفة تتضمن معلومات بديهية تجريبية وحسية في حين تخلو أو تكاد تخلو قاعة البيانات من هذا النوع من المعلومات.(59)

- محرك الاستدلال: هو ميكانيزم لتفحص صحة القواعد التوجيهية، واستنتاج طريقة التفكير في النظام الخبير. هذا المحرك ما هو إلا برنامج حاسوبي يتفحص المعلومات في قاعدة المعرفة من أجل الوصول إلى استنتاجات حول المسألة المطروحة.(60)
- المستخدم: يقصد به اتصال البرنامج مع مستخدميه، فإذا كان المتصل بالبرنامج هو المستخدم النهائي الذي يبحث عن حل للمسألة المعروضة، فمن الطبيعي أن يكون الاتصال للاستشارة في حين أن الاتصال مع البرنامج بهدف التعلم نجده يرتبط في الغالب بالطلبة. كما يرتبط البرنامج مع أطراف خارجية أخرى، فقد يتصل مع من يسمى بمهندس المعرفة وهنا يكون الاتصال في الغالب من أجل إجراء تعديلات على البرنامج تحديثه أو اختباره. (61)

الأنظمة الخبيرة ومنطق المبهمات

إن الأنظمة الخبيرة التقليدية جيدة جدا خاصة إذا ما تعلق الأمر بالتطبيقات التي يكون فيها النظام مغلقا مع مدخلات ومخرجات دقيقة ومنطقية، لكن الخبير البشري لا يتعامل في الغالب مع حالات نمطية محددة فهو يواجه حالات غير مؤكدة ويتعامل مع بيانات ناقصة ومسائل يميزها الغموض وتلفها بعض الاستفهام وطريقة استجابته وتعامله مع هذا النوع من المواضيع لا تجسدها الأنظمة الخبيرة الكلاسيكية ما يعني أنها غير قادرة على محاكاة سلوك الفرد الخبير بشكل كامل، ومن بين التقنيات المستخدمة لتجاوز هذا الإشكال منطق المبهمات Fuzzy Logic وهي لا تتعلق بالاحتمالات وإنما تتعلق باستخدام قيم مبهمة كطريقة لترميز وتطبيق المعرفة البشرية في شكل يعكس مدى فهم وإدراك الخبير للمشكل المعروض وكيفية تعامله معه، تم اقتراح هذه النظرية لأول مرة من طرف zedah ، وقد تعرضت للعديد من الانتقادات خصوصا ما تعلق منها بمصطلح الإبهام، في حين عرفت استحسانا وقبولا في اليابان وطورت العديد من التطبيقات التي تحمل هذه الفكرة (62). ومن بين الأنظمة الخبيرة المطورة وفق منطق المبهمات نجد: STRATASSITS، FAULT ، FANFARES PRICE K. (63)

2.3.3. استخدام الأنظمة الخبيرة في تقدير خطر القرض

تتمحور عملية منح القرض حول اتخاذ القرار المناسب في ظل ظروف تتسم بعدم الأكادة وسيادة حالات نقص الثقة، ومدى توفر المعومات التاريخية حول ملاءة المقترض ووضعيته المالية، فهذه العملية المتكررة وغير المهيكلة بالإمكان إنجازها بالاستعانة بالنظام الخبير الذي يضمن مستوى عالي من الحرفية الدقة والسرعة. وتستخدم American Express نظام خبير لمعالجة الطلبات غير الاعتيادية لحاملي البطاقات Cardholders، والذي استخدم بعد اختباره ومقارنة نتائجه مع حالات سابقة تمت معالجتها يدويا وقد تمكن النظام فعلا من تخفيض معدل التصنيف السيئ الذي قدر

سابقا ب15 % بحوالي 4%، وهو ما دفع المؤسسة المالية الأمريكية المختصة في وسائل الدفع إلى اعتماده بعد ترخيصه.(64)

ولأن المزايا التي يوفرها النظام الخبير عديدة ومتعددة تم تطوير نموذج خبير يحمل اسم COMPASS سنة 1988 ليتم تطبيقه تدريجيا في فروع بنك Scotland واعتماده سنة 1994 مع تغطية حوالي 80% من نشاطات البنك، وتم تزويد هذا النظام بقاعدة معرفة مستمدة من خبرات محللي القروض، كما يستعين بالمعلومات البيانات المحاسبة المتوفرة عن طالبي القرض البنكية من أجل اتخاذ القرار. وعلى الرغم من استغراق عملية تطويره فترة طويلة إلا أن نتائجه جاءت إيجابية جدا خاصة ما تعلق منها بالفعالية (65). كما تم تكييف بعض الأنظمة الخبيرة المطبقة في ميادين أخرى لتقدير خطر القرض، على غرار Expert Financial Analysis (FINSIM) And Planning وهو نظام يستخدم عادة من أجل التحليل المالي والتخطيط، ولتكييفه مع عملية تقييم القروض أدخلت عليه جملة من التعديلات، ولزيادة فعاليته تم الاستعانة بنظام خبير آخر بغية الرفع في معدل تصنيف القروض، مما حقق نتائج جد إيجابية ومرضية.

النظام الخبير (ALEES)، Agricultural Loan Evaluation Expert System هو الآخر أحد النماذج المهمة التي صممت لتقييم القروض الزراعية ولتأخذ بعين الاعتبار مجموعة من العوامل الكيفية في عملية التقييم كخبرة محلل القرض، كما زود بقاعدة معرفة تستوعب جملة من المتغيرات موارد البنك المتاحة، ظروف السوق، تقييم خطر القرض، مع وجود قاعدة خاصة بالمعرفة الشخصية، تم بناؤها اعتمادا على استبيان عرض على بعض محللي القروض، والذي تعلق بجانبين، الأول مدى اعتماد محللي القرض على العوامل الكيفية، أما الجانب الثاني فيتمحور حول ترجيح العوامل الكمية والكيفية حسب أهميتها في عملية التقييم. هذا النظام الخبير المتكون من 12 قاعدة، تم اختبار أدائه على 45 حالة مالية، قيمت فيما سبق من طرف 5 من محللي القروض التابعين لمؤسستين ماليتين منفصلتين، وقد تمكن النظام من بلوغ معدل تصنيف جيد هو 73 % . وبعد إجراء بعض التغييرات على عدد من القواعد وإدراج متغيرات جديدة في عملية التقييم، تمكن النظام من تحسين المعدل الذي بلغ97.6% (66). وبالرغم من أهميته إلا أنه لم يشمل تقييم القروض التجارية وقروض الإسكان. (67)

في الواقع يوفر النظام الخبير العديد من المزايا كزيادة احتمال التناسق والانسجام في القرارات المتخذة، المحافظة على الخبرة البشرية المتراكمة والمكاسب المهمة التي لا يمكن الحصول عليها من مصادر أخرى مع مساهمة فعالة في نشرها للاستفادة منها وتوثيقها، تخفيض التكلفة، السرعة، القدرة على العمل والتعامل مع معلومات غير أكيدة أو غير كاملة (68). غير أنها مصممة لمعالجة ملفات المقترضين وللتقييم لا للتقدير، كما أن النظام الخبير لا يستطيع تحسين نتائج الخبرة فهو عاجز عن تطوير نفسه خارج

إطار القواعد التي زود بها. وتعد الذاتية هي الأخرى إحدى السمات الغالبة على هذا النموذج على اعتبار أن الجزء الأكبر من قواعده استمد من خبرات الفرد أو محللي القروض.

وبالرغم من قلة الدراسات التي تجمع النظام الخبير والشبكة العصبية في تقدير خطر القرض على سبيل المقارنة فإن ما توفر منها يشير إلى أن النظام الخبير لا ينافس الشبكة العصبية وهذا مرده تميز الشبكة بقدرة تنبؤية فريدة، فعلى الرغم من أن أهمية الأنظمة الخبيرة وبالتحديد مزاياها التفسيرية التي تتيح للمستخدم إمكانية تغيير بعض القواعد حذفها أو إضافة أخرى جديدة وهو ما لا نجده في الشبكة العصبية الموصوفة بالعلبة السوداء لم تحقق المبتغى خاصة لضعف جانب التنبؤ فيها. (69)

إن العيوب التي شابت النماذج الحالية حذت بالباحثين إلى تبني النماذج الهجينة بغية الاستفادة قدر الإمكان من مزاياها ودرء جوانب القصور فيها، فعلى سبيل المثال تكمن أهمية النماذج الإحصائية في موضوعيتها وقدرتها التصنيفية في حين تعالج الأنظمة الخبيرة المسائل المعروضة بأسلوب يحاكي الفرد الخبير، ما يعني أن دمجهما أو استخدامهما معا سيرفع من دون أدنى شك مستوى تقدير الخطر ويكون أكثر فعالية (70)، وقد أثبتت العديد من الأعمال أن النماذج الهجينة تسجل نتائج أفضل من بقية النماذج، فمقارنة أداء كل من الشبكة متعددة الطبقات Multi-layer Perception بأخرى هجينة Hybrid Neural Networks ونموذج انحدار لوجستي وآخر لتحليل تمايز، على عينة تتكون من 121 مؤسسة صناعية برازيلية، أثبت ذلك خاصة وأن الشبكة العصبية الهجينة تحصلت على نسبة 94,5% مقارنة ببقية النماذج التي تراوحت نسبها ما بين 81.0% و83.5% . (71)

فأهمية النماذج الهجينة وخاصة تلك التي تقوم بدمج تقنيات الذكاء الاصطناعي تكمن في قدرتها على معالجة عدة مسائل يصعب على النماذج الأحادية حلها خاصة وأنها عادة ما تصمم من أجل مشكلة معينة ومحددة، ومزاوجتها مع أخرى سيساهم بدون شك في توسعة مجالات تطبيقها، مع إمكانية تعدد المهام والوظائف التي تقوم بها، فالمزاوجة بين الشبكة التي تتميز بقدرة التعلم من الأمثلة المعروضة مع الأنظمة الخبيرة التي تتمتع بقدرات تفسيرية جيدة والاستفادة من الخبرة الميدانية، ولدت نظاما هجينا تمكن من تقدير ملاءة المقترضين بمعدلات فاقت تلك التي قدمها النظامان بشكل منفرد.(72)

وللاستفادة من ميزة التعلم في الشبكة العصبية وخاصية محاكاة عملية التفكير لدى الكائن البشري الممثلة في النظام ذو الأساس المبهم Fuzzy System، تم دمجهما فيما يسمى بالنظام العصبي ذو الأساس المبهم Neural Fuzzy System والذي باستطاعته تخطي مشكل العلبة السوداء وتجاوز عدم قدرة النظام المبهم على التعلم، مع قدرة كبيرة على التعامل مع البيانات غير المحددة ونمذجة العلاقات غير الخطية أو المعقدة، الأمر الذي مكن النموذج من تقديم نتائج جد ايجابية مرضية. (73)

الخاتمة

في بيئة أضحى التغير عنوانها وفقدان الثقة هو القاعدة والمنطلق والأساس أصبح تقدير خطر القرض أحد أكبر الرهانات التي تواجه البنك وتضعه في حيرة من أمره، وتفرض عليه توخي أكبر قدر من الحيطة والحذر في مسألة قياس احتمال سداد القرض من عدمه. ولأن اختيار النموذج المناسب القادر على ذلك هو حجر الأساس إن لم نقل أنه الأساس كله، ينبغي معرفة أكثر النماذج ملائمة وتكيفا مع طبيعة ونوعية المخاطر التي تواجه البنك، والتي قد تؤدي إلى آثار عكسية غير تلك المرجوة في حالة غياب الفهم الكامل والوعي لمدى قدرتها على تقييم الخطر وحجم المزايا التي توفرها وتميزها في آن واحد عن بقية التقنيات والنماذج.

وقد حاولنا من خلال هذه الورقة البحثية تسليط الضوء على نماذج أقل ما يقال عنها أنها ذكية وهو ما أثبتته في كثير من الأحيان خاصة وأنها وعلى ضوء ما تطرق إليه هذا العمل سجلت نتائج أفضل من تلك التي تقدمها النماذج التقليدية ليس فقط لتميزها من الناحية التقنية وتجاوزها لمختلف نواحي القصور أو العجز التي تلازم النماذج التقليدية وإنما ما تثبته أغلب الدراسات التجريبية التي تطرقنا إليها، الأمر الذي يمكن تفسيره بالطبيعة غير الخطية للنماذج الذكية التي تمكنها من حل المشاكل المعقدة وغير المهيكلة، كما أن القدرة على التعلم التي تميز الشبكات العصبية الاصطناعية وخاصية الاستفادة من الخبرات والتجارب السابقة الموجودة في النظام الخبير تجعلهما يتفوقان وبدون أدنى شك عن بقية التقنيات والطرق المعتمدة لتقدير خطر القرض من ناحية تخفيض الوقت والجهد وحتى التكلفة، ومنه المساهمة الفعالة في التخفيض من القروض المتعثرة وضمان سيرورة حسنة وسليمة لعملية الإقراض والتمويل.

ومع أن نماذج الذكاء الاصطناعي تسجل نتائج ايجابية ومرضية إلا أنها تتمايز فيما بينها وتختلف عن بعضها سواء من ناحية الإقبال عليها أو حتى من جوانبها التقنية وخصائصها. وفي الواقع لا توجد الكثير من الدراسات التي تناولت موضوع تقدير خطر القرض باستخدام النظامين معا؛ الشبكة العصبية والأنظمة الخبيرة على سبيل المقارنة بين أدائهما وهذا حسب اطلاعنا، لذا فإنه من غير الممكن الحكم على أفضلية نظام على آخر من خلال الدراسات التي طبقت كل نموذج على حدا فقط. وفي المقابل يولي الباحثون مؤخرا اهتماما كبيرا بالنماذج الهجينة التي أصبحت ميدانا مستقطبا للأبحاث لما لها من قدرة على تخطى القصور الموجود في النماذج الحالية والمزاوجة بين الخصائص المميزة لها .

هوامش المادّة العلمية

1- Thiery RONCALI, La gestion des risques financiers. Edition Economica, 2004, pp 161-162 .

2- Andrea Resoti and Andrea Sironi, Risk management and Shareholder's value in banking, John whily et sons, 2007, pp 277-278.
3- Andrea Resoti and Andrea Sironi, Op Cit, p 285.
4 - Thiery Roncali, Op Cit, pp 162-163.
5- Thiery Roncali, Op Cit, pp 163-162.
[6] Hamadi Matoussi and Aida Krichene, Credit risk assessment using Multilayer Neural Network Models Case of a Tunisian bank, p 4.
[7] Boubaker DIALLO, un modèle de "crédit scoring" pour une institution de micro-finance africaine: le cas de nyesigiso au mali, Laboratoire d'Economie d'Orléans (LEO), Université d'Orléans, 2006, p 5.
8- سهيل شنوف، تطبيق القرض التنقيطي في تمويل المؤسسات الصغيرة والمتوسطة عبر تجربة البلدان النامية، دراسة إمبريقية، الدورة التدريبية الدولية حول المشروعات الصغيرة والمتوسطة، معهد البحوث الإسلامية، الجزائر،2003، ص 3.
9- Boubaker Diallo, Op Cit,p 5.
10-Noel Capon, Credit Scoring Systems: A Critical Analysis, Journal of Marketing, Vol. 46 (Spring 1982), pp 82-83.
11- محمد بن بوزيان وآخرون، محاولة تقدير خطر القروض البنكية باستعمال طريقة التنقيط دراسة حالة البنك الوطني الجزائري بسعيدة، مداخلة في المؤتمر العلمي الدولي السنوي السابع حول إدارة المخاطر، جامعة الزيتونة الأردنية، 16 أفريل 2007 ، ص5 .
12- Altman, E.I, Anthony Saunders, Credit Risk Measurement :Developments Over the last 20 Years , Journal of Banking & Finance 21, 1998, P1723
13-Soner Akkoc, An empirical comparison of conventional techniques, neural networks and the three stage hybrid Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) model for credit scoring analysis: The case of Turkish credit card data, European Journal of Operational Research 222 (2012), P 170
14- Altman, E.I, Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, The Journal of Finance, Vol. 23, No. 4., 1968, PP 589-609.
15- Chih-Fong Tsai, Ming-Lun Chen.,Credit rating by hybrid machine learning technique, Applied Soft Computing 10, 2010, P 375
16- Soner Akkoc, An Empirical Comparison Of Conventional Techniques, Neural Networks And The Three Stage Hybrid Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) model for credit scoring analysis: The case of Turkish credit card data, European Journal of Operational Research 222 (2012) p 170
17- Joanna N.S. Julie Makany ., Chantal Gabsoubo Yienezoune., L'évaluation Du Risque De Crédit Des Entreprises: Cas De La Banque Congolaise De L'habitat, Revue Congolaise de Gestion 2013/1 – N° 17, P 99
18- TransUnion, The Importance of credit scoring For Economic Growth, 2007, pp 4-6.

19- عبد الجليل بوداح، استخدام الأنظمة الخبيرة في مجال اتخاذ قرار منح القروض البنكية، أطروحة مقدمة لنيل شهادة دكتوراه دولة في العلوم الاقتصادية، غير منشورة، جامعة منتوري قسنطينة، 2008، ص 247.

20- Andrea RESOTI and Andrea SIRONI, Op Cit, p306.

21- Mark SCHREINER, Les Vertus et Faiblesses de L'évaluation Statistique (*Crédit Scoring*) en Micro -finance, op cit, Center for Social Development, Université Washington de St. Louis, U. S.A, 2003, p15.

22- Altman, E.I., Anthony Saunders, Op Cit.

23- Rashmi Malhotra, D.K. Malhotra, Evaluating consumer loans using neural networks, Omega 31, 2003, pp 83 – 96.

24- عبد الجليل بوداح، مرجع سبق ذكره، ص 78.

25- Adedeji B. Badiru and Jhon Y . Cheung, Fuzzy Engineering Expert Systems With Neural Network Applications, John Wiley & Sons, INC, 2002, pp1-2.

26- يعبر هذا التجمع في صيف 1956 عن أول محاولة للتأسيس لهذا العلم الجديد والمنظم من طرف John McCarthy, Marvin Minsky, Nathaniel Rochester, Claude Shannon.

27- Adedeji B. Badiru and Jhon Y . Cheung, Op Cit, p2.

28- Stuart J. Russell and Peter Norvig, Artificial Intelligence A Modern Approach, 2nd ed. , Pearson Education Inc , New Jersy , USA,2003p16 .

29- محمد علي الشقراوي، الذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية، مركز الذكاء الاصطناعي للحاسبات، مطابع المكتب المصري الحديث، 1996، ص ص26-27.

30- Stuart J. Russell and Peter Norvig, Op Cit, pp18-21.

31- محمد علي الشقراوي، مرجع سبق ذكره، ص27.

32-عبد الجليل بوداح، مرجع سبق ذكره، ص 18.

33- Shorouq Fathi ELETTER and al, Applying Neural Networks for Loan Decision in the Jordanian Commercial Banking System, IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security, VOL.10 No.1, January 2010, p 209.

34- ألان بوليه، الذكاء الاصطناعي واقعه ومستقبله، ترجمة علي صبري فرغلي، سلسلة عالم المعرفة، العدد 172، 1993، ص 11.

35- عبد الجليل بوداح، مرجع سبق ذكره، ص ص22-23.

36- محمد علي الشقراوي، مرجع سبق ذكره، ص261.

37- Falavigna Greta, nouveaux instruments d'évaluation pour le risque financier d'entreprise, Ceris-CNR (Conseil National de Recherche), Turin, Italie, 2008, p8 .

38- Sadi Khadidja, Elaboration d'un modèle d'évaluation du risque de crédit d'exploitation à l'aide des réseaux de neurones Artificiels (RNA) et de l'analyse discriminante linéaire (ADL), Thèse en vue de l'obtention du diplôme de doctorat Sciences économiques, Université d'Alger, 2010, p 79.

39- Falavigna Greta, Op Cit, p8.

40- Sadi khadidja, Op Cit, p80.

41- محمد عبادي، القرض التنقيطي والشبكة العصبية الاصطناعية ودورها في تقدير مخاطر القروض البنكية، مجلة الدراسات الاقتصادية والمالية، الوادي، 2012، ص101 .
42- محمد علي الشقراوي، مرجع سبق ذكره، ص 258.
43-Sadi khadidja, Op Cit, p 84.
44- يوسف صوار وآخرون، تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية كأحد أساليب ذكاء الأعمال لتسيير مخاطر القروض، دراسة حالة البنك الخارجي الجزائري، المؤتمر العلمي السنوي الحادي عشر ذكاء الأعمال واقتصاد المعرفة، جامعة الزيتونة الأردنية، كلية الاقتصاد والعلوم الإدارية، الأردن، 23-26 أفريل 2012، ص89.
45- Erick Honobé Hoang, évaluation stratégique d'entreprises par Méthodes Neuronales, Thèse : en vue de l'obtention du titre de docteur en sciences de gestion, de l'université panthéon- ASS as (paris II), 2003, p 147.
46- David West., Neural network credit scoring models, Computers & Operations Research 27, 2000, p1133.
47- Arash Bahrammirzaee, A comparative survey of artificial intelligence applications in finance: Artificial Neural Networks, expert system and hybrid intelligent systems, Neural Comput & Applic, 2010, p 1165.
48- H. Matoussi et A. K, Abdelmoula, La prévention du risque de défaut dans les banques tunisiennes: Analyse comparative entre les méthodes linéaires classiques et les méthodes de l'intelligence artificielle : Les réseaux de neurones artificiels, publié dans "Crises et nouvelles problématiques de la Valeur, Nice : France (2010)", p 10.
49- Virág M and Kristóf .T, Neural Networks In Bankruptcy Prediction – A Comparative Study On The Basis Of The First Hungarian Bankruptcy Model, Acta Oeconomica, Vol. 55 (4), 2005, p 414.
50- H. Matoussi et A. K, Abdelmoula, Op Cit, pp 1-30.
51- Arash Bahrammirzaee, Op Cit, p 169.
52- Stjepan Oreski et al, Hybrid system with genetic algorithm and artificial neural networks and its application to retail credit risk assessment, Expert Systems with Applications 39 (2012), p 12606.
53- Altman, E.I. ; Marco, G. et Varetto,F. , Corporate Distress diagnosis : comparisons using Linear Discriminant Analysis and Neural Networks, Journal of Banking and Finance , 1994, pp 505-529.
54- Laurance Negrelo, Système Expert et Intelligence Artificielle, Cahier Technique Merlin Gerin n° 157, p 4.
55- Peter S Sell, Expert systems are here, Butterworth& Co (Publishers)L td, 0126 no 2 march 1984, p28.
56- Alla A. Kornienko et al, Knowledge in artificial intelligence systems: searching the strategies for application, Procedia - Social and Behavioral Sciences 166, 2015, p 590.
57- Adedeji B. Badiru and Jhon Y . Cheung, Op Cit, pp 11-14.
58-عبد الجليل بوداح ، مرجع سابق، ص 24.

59- ألان بوليه، مرجع سابق، ص 182 .
60- علاء عبد الرزاق السالمي، نظم المعلومات والذكاء الاصطناعي، الطبعة الأولى،دار المناهج، عمان، 1999، ص 184.
61- عبد الجليل بوداح، مرجع سابق، ص37.
62- Michael Negnevitsky, Artificial intelligence a guide to intelligent systems, Second Edition, Addison Wesley, 2005, p 15.
63- عبد الجليل بوداح، مرجع سبق ذكره، ص 56.
64- Arash Bahrammirzaee, Op Cit, p 1174.
65- عبد الجليل بوداح، مرجع سبق ذكره، ص 79.
66- Bryant, K., The Integration of Qualitative Factors into Expert Systems for Evaluating Agricultural Loans, Proc. 10th Australasian Conference on Information Systems, 1999, pp 110-122.
67- عبد الجليل بوداح، مرجع سبق ذكره، ص 80.
68- علاء عبد الرزاق السالمي، مرجع سبق ذكره، ص 190.
69- Arash Bahrammirzaee, Op Cit, p 1187.
70- Badar-e-Munir, Internal Credit Risk Rating Model, A thesis submitted in partial fulfillment of the requirements for the degree of B.S Actuarial Science & Risk Management, Karachi University, 2007, p 8.
71- VIRÁG M and KRISTÓF .T, Op Cit, p 418.
72- Arash Bahrammirzaee et al, Hybrid credit ranking intelligent system using expert system and artificial neural networks, Appl Intell (2011) 34, pp 28–46.
73- Soner Akkoc, Op Cit, pp 168–178.

قائمة المراجع

باللغة العربية

- ألان بوليه، الذكاء الاصطناعي واقعه ومستقبله، ترجمة علي صبري فرغلي، سلسلة عالم المعرفة، العدد 172، 1993.
- سهيل شنوف، تطبيق القرض التنقيطي في تمويل المؤسسات الصغيرة والمتوسطة عبر تجربة البلدان النامية، دراسة إمبريقية، الدورة التدريبية الدولية حول المشروعات الصغيرة والمتوسطة، معهد البحوث الإسلامية، الجزائر، 2003.
- عبد الجليل بوداح، استخدام الأنظمة الخبيرة في مجال اتخاذ قرار منح القروض البنكية، أطروحة مقدمة لنيل شهادة دكتوراه دولة في العلوم الاقتصادية، غير منشورة، جامعة منتوري قسنطينة، 2008.

- علاء عبد الرزاق السالمي، نظم المعلومات والذكاء الاصطناعي، الطبعة الأولى، دار المناهج، عمان، 1999.
- محمد بن بوزيان، محاولة تقدير خطر القروض البنكية باستعمال طريقة التنقيط دراسة حالة البنك الوطني الجزائري بسعيدة، مداخلة في المؤتمر العالمي السنوي السابع حول إدارة المخاطر، جامعة الزيتونة الأردنية، أفريل 2007.
- محمد عبادي، القرض التنقيطي والشبكة العصبية الاصطناعية ودورها في تقدير مخاطر القروض البنكية، مجلة الدراسات الاقتصادية والمالية، الوادي، 2012.
- محمد علي الشقراوي، الذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية، مركز الذكاء الاصطناعي للحاسبات، مطابع المكتب المصري الحديث، 1996.
- يوسف صوار وآخرون، تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية كأحد أساليب ذكاء الأعمال لتسيير مخاطر القروض، دراسة حالة البنك الخارجي الجزائري، المؤتمر العلمي السنوي الحادي عشر ذكاء الأعمال واقتصاد المعرفة، جامعة الزيتونة الأردنية، كلية الاقتصاد والعلوم الإدارية، الأردن، 23-26 أفريل 2012.

- **باللغة الأجنبية:**

- Adedeji B. Badiru and Jhon Y . Cheung, Fuzzy Engineering Expert Systems With Neural Network Applications, John Wiley & Sons, INC, 2002
- Alla A. Kornienko et al, Knowledge in artificial intelligence systems: searching the strategies for application, Procedia - Social and Behavioral Sciences 166, 2015
- Altman, E.I. , Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, The Journal of Finance, Vol. 23, No. 4. (Sep., 1968).
- Altman, E.I. ; Marco, G. et Varetto,F. , Corporate Distress diagnosis : comparisons using linear discriminant analysis and neural networks, Journal of Banking and Finance , 1994
- Altman, E.I., Anthony Saunders, Credit Risk Measurement :Developments Over the last 20 Years , Journal of Banking & Finance 21, 1998
- Andrea Resoti and Andrea Sironi, Risk management and Shareholder's value in banking, John whily et sons, 2007

- Arash Bahrammirzaee, A comparative survey of artificial intelligence applications in finance: artificial neural networks, expert system and hybrid intelligent systems, Neural Comput & Applic, 19,2010
- Arash Bahrammirzaee et al, Hybrid credit ranking intelligent system using expert system and artificial neural networks, Appl Intell 34, (2011).
- Badar-e-Munir, Internal Credit Risk Rating Model, A thesis submitted in partial fulfillment of the requirements for the degree of B.S Actuarial Science & Risk Management, Karachi University, 2007
- Boubaker Diallo, un modèle de "crédit scoring" pour une institution de micro-finance africaine: le cas de nyesigiso au mali, Laboratoire d'Economie d'Orléans (LEO), Université d'Orléans, 2006
- Bryant, K., The Integration of Qualitative Factors into Expert Systems for Evaluating Agricultural Loans, Proc. 10th Australasian Conference on Information Systems, 1999.
- Chih-Fong Tsai., Ming-Lun Chen.,Credit rating by hybrid machine learning technique, Applied Soft Computing 10, 2010
- David West., Neural network credit scoring models, Computers & Operations Research 27, 2000
- Erick Honobé Hoang, évaluation stratégique d'entreprises par Méthodes Neuronales, Thèse : en vue de l'obtention du titre de docteur en sciences de gestion, de l'université panthéon- ASS as (paris II) , 2003,
- Falavigna Greta, nouveaux instruments d'évaluation pour le risque financier d'entreprise, Ceris-CNR (Conseil National de Recherche), Turin, Italie, 2008
- Guoqiang Zhang and al, Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis, European Journal of Operational Research 116, 1999.
- Joanna N.S. Julie Makany, Chantal Gabsoubo Yienezoune., L'évaluation Du Risque De Crédit Des Entreprises: Cas De La Banque Congolaise De L'habitat, Revue Congolaise de Gestion 2013/1 – N° 17
- Laurance Negrelo, Système Expert et Intelligence Artificielle, Cahier Technique Merlin Gerin n° 157

- Mark SCHREINER, Les Vertus et Faiblesses de L'évaluation Statistique (Crédit Scoring) en Micro -finance, op cit, Center for Social Development, Université Washington de St. Louis, U. S.A, 2003
- Matoussi, H.et A. K, Abdelmoula, Credit risk assessment using Multilayer Neural Network Model Case of a Tunisian bank
- Matoussi, H.et A. K, Abdelmoula, LA Prévention Du Risque DE Défaut Dans Les Banques Tunisiennes: Analyse comparative entre les méthodes linéaires classiques et les méthodes de l'intelligence artificielle : les réseaux de neurones artificiels, publié dans Crises et nouvelles problématiques de la Valeur, Nice : France, 2010
- Michael Negnevitsky, Artificial intelligence a guide to intelligent systems, Second Edition, Addison Wesley, 2005
- Michel Klein, FINSIM EXPERT; A KB/DSS FOR FINANCIAL ANALYSIS AND PLANNING, Engineering Costs and Production Economics, 17, 1989.
- Peter S Sell, Expert systems are here, Butterworth& Co (Publishers)L td, 0126 no 2 march 1984
- Philiphe Paquet, l'utilisation des réseaux de neurones Artificiels en finance, Laboratoire Orleanais De Gestion, Document de recherche, N°1 _1997
- Rashmi Malhotra, D.K. Malhotra, Evaluating consumer loans using neural networks, Omega 31, 2003
- Sadi Khadidja, Elaboration d'un modèle d'évaluation du risque de crédit d'exploitation à l'aide des réseaux de neurones Artificiels (RNA) et de l'analyse discriminante linéaire (ADL), Thèse en vue de l'obtention du diplôme de doctorat Sciences économiques, Université d'Alger, 2010
- Shorouq Fathi Eletter and al, Applying Neural Networks for Loan Decision in the Jordanian Commercial Banking System, IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security, vol.10 No.1, January 2010
- Stjepan Oreski et al, Hybrid system with genetic algorithm and artificial neural networks and its application to retail credit risk assessment, Expert Systems with Applications 39 (2012).
- Stuart J. Russell and Peter Norvig, Artificial Intelligence A Modern Approach, 2nd ed. , Pearson Education Inc , New Jersy , USA,2003

- Thiery Roncali, La gestion des risques financiers. Édition Economica, 2004.
- TransUnion, The Importance of credit scoring For Economic Growth, 2007
- Virág M and Kristóf .T, Neural Networks in Bankruptcy Prediction a Comparative Study On The Basis OF The First Hungarian Bankruptcy Model, Acta Oeconomica, Vol. 55 (4), 2005
- Yoser Gadhoum et al ., La Décision De Crédit Procédure Et Comparaison De La Performance De Quatre Modèles De Prévision D'insolvabilité, La Revue des Sciences de Gestion, 2007/2 - n°224-225.