AI-based analysis for creditworthiness assessment -Brief review of the main trends and leading applications-

- ***TAIBI Hamza***[1]*: Professor, University of Laghouat, Algeria*

Received: 16/04/2026 ***Accepted : 18/06/2026*** ***Published : 21/06/2026***

Abstract

AI applications have become an essential competitive strategy for enhancing financial inclusion and activating control tools, particularly in making sound credit decisions. These applications have successfully addressed the inherent shortcomings of traditional models, particularly in processing large volumes of data and handling incomplete datasets. This is especially true when algorithms incorporate deep learning capabilities and can effectively interpret results for both clients and regulatory bodies. AI algorithms have shown remarkable efficiency in credit assessment, leading to a reduction in creditors' losses from defaulted loans and disputes with debtors. In this study, we endeavoured to conduct an inductive review of key studies related to this topic and to evaluate the role of artificial intelligence. Consequently, we arrived at several conclusions, the most significant of which are the superiority of artificial neural networks over traditional models in assessing creditworthiness, particularly when they employ reverse spread techniques and are based on deep learning principles. However, despite the accuracy of AI outputs, these systems often lack transparency in justifying credit decisions when compared to traditional models grounded in rigorous mathematical logic. Furthermore, the development of digital infrastructure must be preceded by training the human element within the new generation of the global banking industry, focusing on financial technology, digitisation, and artificial intelligence.

Key words*: Artificial Intelligence; Creditworthiness; Bank; Loan; Prediction; Data Analysis*

Jel Codes Classification *: C380 ; C450 ; C530 ; G240 ; G320*

1 - Economic Development Studies Laboratory (University of Laghouat), Email: h.taibi@lagh-univ.dz

التحليل القائم على الذكاء الاصطناعي لتقدير الجدارة الائتمانية
- مراجعة شاملة لأهم الاتجاهات والتطبيقات الرائدة -

– **حمزة طيبي**[1]: أستاذ التعليم العالي، جامعة الأغواط، الجزائر

تاريخ الإرسال: 2026/04/16 **تاريخ القبول: 2026/06/18** **تاريخ النشر: 2026/06/21**

ملخص:

تعد تطبيقات الذكاء الاصطناعي استراتيجية تنافسية ضرورية لتعزيز الشمول المالي ولتفعيل أداوت التحكم، بما فيها القدرة على اتخاذ قرارات ائتمانية رشيدة، حيث استطاعت تجاوز أوجه القصور الكامنة في النماذج التقليدية، خصوصا في معالجة البيانات الضخمة والبيانيات غير المكتملة، ولاسيما إن كانت تتمتع هذه الخوارزميات بقدرة على التعلم الآلي العميق كذا على تفسير النتائج للعملاء والجهات الرقابية وإرضاءهم. إذ أظهرت خوارزميات الذكاء الاصطناعي كفاءة عجيبة بشأن التقييم الائتماني ومن ثمّ على تقليل خسائر الدائنون من جراء القروض المتعثرة والنزاعات مع المدينين. حاولنا في هذه الدراسة أجراء مراجعة شاملة لأهم الدراسات المتعلقة بهذه الإشكالية وتثمين دور الذكاء الاصطناعي. لذلك توصلنا إلى مجموعة من النتائج، أبرزها: تفوق الشبكات العصبية الاصطناعية على النماذج التقليدية بصدد تقييم الجدارة الائتمانية، لاسيما إن كانت ذات انتشار عكسي وترتكز على التعلم العميق. مع ذلك، وبالرغم من دقة مخرجات الذكاء الاصطناعي إلا أنه يفتقر للشفافية في تبرير القرارات الائتمانية مقارنة بالنماذج التقليدية ذات المنطق الرياضي الصلب. من ناحية أخرى، لتطوير البيئة التحية الرقمية لابد أن يسبقه تكوين مكثف للعنصر البشري على الجيل الجديد في الصناعة المصرفية العالمية (التكنولوجيا المالية، الرقمنة والذكاء الاصطناعي).

كلمات مفتاحية: ذكاء اصطناعي؛ جدارة ائتمانية؛ بنك؛ قرض؛ تنبؤ؛ تحليل البيانات

تصنيف JEL: C380؛ C450؛ C530؛ G240؛ G320

[1]– مخبر دراسات التنمية الاقتصادية (جامعة الأغواط)، البريد الالكتروني المهني: *h.taibi@lagh-univ.dz*

– مقدمة:

خلال العقد الأخير، شهد النظام المالي العالمي، خصوصا في البلدان المتقدمة والأسواق الراسخة، تحولات عميقة مدفوعةً بالتطورات السريعة في مجالات التكنولوجيا المالية، لاسيما فيما يخص تحليل البيانات المالية باستخدام "**الذكاء الاصطناعي** (***Artificial Intelligence: AI***)". فقد أضحى الآن الذكاء الاصطناعي أداة لا غنى عنها في ضوء بيئة أعمال معقدة وغير شفافة كذا ذات تنافسية شديدة، و من أجل فهم وفحص الأنماط المعقدة التي تتسم بها البيانات المالية وبالنتيجة لاغتنام أية فرصة للتمويل المجزي أو الاستثمار المربح، الأمر الذي مكن صناع الرأي ضمن المؤسسات المالية والبنكية (باعتبارهم أكبر المتعاملين في هذه الأسواق) من الاطلاع على الحقائق بإلمام ومن ثمّ اتخاذ قرارات أكثر دقة ورشد.

تتجلى أهمية الذكاء الاصطناعي في قدرة هذه الأنظمة الذكية على تحليل كم هائل وغير متماثل من البيانات بسرعة وموثوقية ملحوظتين، مما يسهل التوصل إلى استنتاجات تستند إلى اختبارات تجريبية بدلاً من التحليلات الاستقرائية أو الجزافية المعهودة في الأساليب الكمية التقليدية. إذ من خلال خوارزميات التعلم الآلي المتطورة والنماذج القياسية المتقدمة التي تتميز بها أنظمة الذكاء الاصطناعي، يمكن لها بلورة سيناريوهات استشرافية ومن ثمّ تحديد الفرص السانحة ومواطن القوى والاستراتيجيات التي ينبغي اتباعها في ظرف وجيز جدًا.

لقد أثر دمج هذه التقنيات في تقنيات التسيير ومراقبة التسيير بشكل عميق على حركية الأسواق المالية كذا على كفاءة الأنظمة البنكية واستقرارها، حيث تم استغلال الخوارزميات والتقنيات العالية في ممارسات إدارة المخاطر وإحداث تحول جذري بها، إذ تتجلى أهمية الذكاء الاصطناعي في متابعة التداول والتنبؤ بدقة بحركات الأسعار والمخاطر الكامنة، وبالتالي إمكانية قيّام المستثمرون بقرارات سليمة تؤدي إلى عوائد استثمارية مربحة وربما بشكل غير اعتيادي. بمعنى آخر، تلعب تطبيقات الذكاء الاصطناعي الآن دورًا محوريًا في تحليل بيانات السوق وتمييز المخاطر المحتملة والتوصية بالاستراتيجيات/بالمخططات العملياتية المناسبة، فهي تساهم في تدنية الخسائر غير المتوقعة إلى أقل مستوى ممكن.

استنادًا إلى المناقشة السابقة، يمكن صياغة مشكلة البحث وفق الآتي: **ما هو حجم التحولات في أساليب التحليل المالي التنبؤي؟ وكيف يتم تحليل البيانات من خلال عدسة الذكاء الاصطناعي؟ وما هي مزايا ومساوئ هذا النهج التحليلي على إستراتيجية التحكم في مخاطر الائتمان (بالأحرى الجدارة الائتمانية)؟**

I– مفهوم "الجدارة الائتمانية (*Creditworthiness / Solvabilité*)":

في الواقع، الجدارة الائتمانية هي مقياس موضوعي وموثوق لمنح الائتمان واعتبار هذا العميل (المترشح لنيل قرض أو المقترض) أهلا للثقة والوفاء، إذ تعد مؤشرا قويا لاحتمالية تسديد المقترض (المدين) ما عليه في الأجل المحدد (زينب و ثائر، 2023)، بل يذهب البعض إلى أكثر من ذلك، لتبني مفهوم متشدد عن الملاءة كونها قدرة الشخص على الوفاء بالالتزامات المالية في أي وقت بأريحية مطلقة. يتم قياس الجدارة الائتمانية على أساس السلوكيات المالية السابقة له في أداء الالتزامات عند حلول استحقاقاتها، على غرار: تسديد الفواتير في حينها، تسديد النفقات الجارية بيسر، تسديد القروض ودفعاتها المستحقة في

أجلها دون أي تأخير، القدرة على استيعاب الوضعيات المالية الحرجة في ظرف وجيز... وقيامه بإدارة الديون بحكمة ومسؤولية بشكل عام...

في المقابل، "**العسر** (***Insolvabilité***)" هو وصف للحالة المعاكسة، وتترجم هذه الحالة الحرجة على أساس عجز المدين عن الوفاء بما عليه التزامات، سواءً على الأقساط و/أو الفوائد المستحقة (زغاشو، 2014)، ذلك نتيجة لتدهور الأداء المالي للمدين ولواقع تاريخي سيء بصدد تسيير الذمة المالية، فيتمخض عن ظاهرة العسر المالي بصفة تلقائية التعثر عن أداء المستحقات في حينها، بل قد يتطور الموقف إلى التوقف التام عن النشاط، وفي مثل هذه الحالة قد تتبدد حقوق الدائنين. عمليًا، تتبلور حالة "**التعثر المالي** (***Difficultés financières***)" عندما يحدث اختلال جوهري بين استحقاقات النفقات/الإيرادات أو بين استحقاقات الأصول/الخصوم، على نحو عرضي أو دائم، حيث كلما كان هذا الاختلال هيكليًا أي دائمًا كلما اقتربت الكيان من حافة الإفلاس، وبالتالي تكون هذه المؤسسة في حالة تعرف بـ"**الفشل المالي** (***Défaillance financière***)" إلى أن يتحقق فعلاً الفشل الاقتصادي الذي يعني الزوال والانسحاب من المعترك الاقتصادي:

الشكل رقم (01): التسلسل التاريخي المرير للوقوع في حالة الإفلاس بسبب عدم الملاءة



المصدر: من إعداد الباحث

تستند نماذج قياس أو التنبؤ بالجدارة الائتمانية على مجموعة من الأسس، منها ما يتعلق بالعميل (حالته، أداءه وسلوكياته) ومنها ما يتعلق بالبنك مانح التمويل (سياسة التحوط، القدرة على الإقراض، العائد المرجو...) ومنها ما يتعلق بالاقتصاد اللذان يشتغلان فيه... والتقاطع بين هذه العوامل والفواعل يتيح للبنك توقع المخاطر الممكنة واتخاذ قرار القبول وتكييف شروط الإقراض المناسبة له وفقا لذلك. نذكر من هذه العوامل (الكراسنة، 2013):

- **التاريخ الائتماني** (***Historique de paiement***): لهذا العميل والذي يشير إلى: حجم وطبيعة الديون؛ سياسة إدارة التدفقات النقدية المتبعة؛ وإلى السيرورة الحسنة لعمليات التسديد لجميع التكاليف والمستحقات عند استحقاقها الفعلي؛ اسمه وسمعته...
- **تركيبة وحالة الذمة المالية** (***Patrimoine financier***): وتشمل الاعتبارات والمدركات والوسائل المتعلقة بتعزيز حظوظ هذا العميل على تأدية ما عليه من ديون مؤكدة ومتوجبة ومستحقة، منها: هيكل الميزانية (*Structure financière*)؛ الاستقلالية المالية (*Autonomie financière*)، وضعية السيولة (*Situation de liquidité*)، ونمو المبيعات وتحقيق المداخيل (*Croissance des revenus*) ... لهذا العميل من لحظة زمنية إلى أخرى.

- **السياسة الائتمانية** (***Politique de crédit***): إن الغاية من تقديم البنوك لخدمات الائتمان هو استغلال الودائع المتاحة (والتي تمثل أغلبية الهيكل المالي أي الخصوم) وعلى أسس سليمة من أجل تحقيق أرباح لصالح المساهمين، وتتضمن هذه الأسس الإدارية:
  - التخطيط الجيد لإدارة محفظة القروض بحكمة، لاسيما بتقليل المخاطر إلى أقل درجة ممكنة وتعظيم العائد إلى أقصى درجة ممكنة؛
  - تحديد فلسفة ومعايير منح الائتمان حسب الاستراتيجية العامة للبنك، مثلا: هل السياسة الائتمانية هي سياسة مضاربة أو سياسة متشددة؟ ومقياس ذلك هو درجة قبول المخاطر وحجم الضمانات المطالب بها والسقوف الائتمانية لكل عميل ولكل نوع من أنواع القروض؛
  - تحديد البيانات المالية المطلوبة وخصائصها وتوقيت الحصول عليها؛
  - تحديد عتبة قبول المخاطر للعميل حسب شخصيته وحسب طبيعة نشاطه ... أو ما يعرف بـ"**مستوى تحمل المخاطر** (***Seuil de tolérance***)"؛
  - تحديد العائد المطلوب من القرض حسب الحالة، بحيث ينبغي أن تغطي معدلات الفائدة المطبقة كذا العمولات مجموع تكاليف الأموال لكفالة هامش ربح مناسب؛
  - تحديد صلاحيات ومسؤوليات إدارة الائتمان من أجل تسيير محفظة القروض بشكل جيد؛
  - تحديد معايير/إجراءات تحصيل الديون وفك النزاعات...
- **الأوضاع العامة** (***Conditions générales***): سواء كانت اقتصادية و/أو اجتماعية و/أو قانونية...التي يتعايش فيها العميل بصفته طالب الائتمان والبنك بصفته مانح الائتمان خاصة في فترة الأزمات.
- **كفاءة واستقرار النظام المالي والبنكي** (***Efficacité et stabilité du système financier***): وفي هذا الصدد: قدرة بورصة الأوراق المالية على تمويل الاقتصاد الوطني وخلق فرص استثمارية بكل عدالة وشفافية؛ قدرة البنك المركزي على إضفاء الاستقرار المنشود في المنظومة البنكية وتجنيبه أزمات السيولة والائتمان وعلى ممارسة سلطاته بفعالية؛ قدرة البنوك على بث الثقافة المالية وتعزيز جودة الخدمات كذا مستويات الشمول المالي ومتابعة مستجدات الصناعة المالية العالمية أول بأول... وهكذا.

الشكل رقم (02): العوامل المفتاحية من ناحية طالب القرض لقياس الجدارة الائتمانية



P-ISSN: 2437-0916 / E-ISSN: 2437-0916/ Legal Deposit N°6970-2015

المصدر: من إعداد الباحث

باستطلاع الدراسات، بغض النظر عن فحواها سواء كانت أكاديمية أو مهنية وبغض النظر عن بيئة الأعمال وحالة الاقتصاد العام، يمكن للبنوك تجنب ما بين 10 إلى 20% من حالات "**القروض المتعثرة** (***Créances irrécouvrables***)" على أساس التحليل الجيد للجدارة الائتمانية لكل عميل أي ما يعرف بـ "**السجل الائتماني** (***Profil de l'emprunteur***)" (HighRadius، 2025). وذلك من خلال رقابة حصيفة ومحكمة (Bonnet, 2013) :

- **الرقابة القبلية** (***Contrôle a priori***): من منظور الاحتراز والحذر أي قبل منح الائتمان له من خلال استطلاع وفحص زخم من البيانات المالية (وحتى غير المالية) المستلهمة من مصادر متعددة، بما فيها العميل ذاته، من أجل استشراف مستقبله المالي وقدرته على الوفاء؛
- **الرقابة المستمرة** (***Contrôle continu***): ذلك بغرض التحكم والتسيير، حيث يتم متابعة الأداء المالي كذا المؤشرات الضرورية لترجمة قدرة العميل على التسديد، طوال فترة الإقراض دون توقف أو على محطات زمنية متقاربة جدا، من خلال بعض التقنيات الاستعلامية توجسًا من أية اختلالات ممكنة فور وقوعها ولما لا التنبؤ بها قبل حدوثها؛
- **الرقابة البعدية** (***Contrôle a posteriori***): في إطار التغذية العكسية المستمدة من المرحلتين السابقين، يتم تقييم حوصلة إقراض هذا العميل وتثمين جودة الخدمة المقدمة، بغرض حفظ الأخطاء المسجلة في الذاكرة، والتعلم منها أي الاعتبار منها في تجارب مماثلة، ويمكن للبنك الاعتماد على هذه النتائج والدروس للتخطيط إلى فرص أفضل.

في ضوء حالة عدم التأكد، لا يمكن للبنوك الإحاطة بكل شيء عن العميل (طالب القرض)، فالعديد تم رفض طلباتهم رغم قدرتهم الفعلية على التسديد، نتيجة لعدم تماثل المعلومات أو نقصها، أو نتيجة لضعف القدرات التحليلية/الاستشرافية للبنك عيّنه. لذلك، ينبغي على ذوي الاحتياج المالي توفير كل البيانات اللازمة للحصول على الخط الائتماني المناسب، وينبغي على البنوك استخدام أفضل الأساليب والنماذج لجمع البيانات وتثمين جدارة هذا العميل والتنبؤ بأحواله مستقبلا من وإلى غاية قبض الدينار الأخير من الدين.

II– المناهج الفلسفية للتنبؤ بالمخاطر:

تكمن أهمية إدارة المخاطر في أي كيّان إلى تحديد أفضل منهجية ممكنة للتعامل مع المخاطر، وما ينجر عنها من فرص سانحة بالتوازي مع الأحداث الضارة المرافقة والتي تؤثر في النهاية على استمرارية النشاط والنمو والربحية... فهي مصممة بالأساس لتوقع أية أحداث غير ملائمة وقياس تأثيراتها على سيرورة بلوغ الأهداف المرجوة (نقصد الأهداف الاستراتيجية: المخاطر المالية المتعلقة بالأهداف المالية على غرار الربحية والسيولة والملاءة؛ المخاطر العملياتية المتعلقة بحسن سير الأنظمة والعلميات؛ والمخاطر الأخرى التي تتصل بأهداف تحمل طبيعية مغايرة لما سبق تتطلع إليها المؤسسة)... ومن ثمّ اتخاذ الوسائل الحمائية والوقائية المناسبة لدرأ هذه المخاطر أو لتقزيم أثرها إلى أقل مستوى ممكن. وعليه، تعتبر إدارة

المخاطر الآن وظيفة مفصلية لكفالة النجاح والديمومة خصوصا في الكيانات التي تنشط في بيئة أعمال شديدة التغير (Bromiley, Mcshane, Nair, & Rustambekov, 2014).

قبل التطرق إلى المقاربات والأساليب القياسية، ينبغي على الباحث الذي يهتم بشؤون إدارة المخاطر والذي يريد الغوص أكثر وأكثر في هذا الميدان المعرفي تكوين صورة متكاملة عن فلسفات إدارة المخاطر في المؤسسات، حيث يمكننا إظهار الاتجاهات الفلسفية التي نستلهم منها لصياغة/لتنفيذ استراتيجية إدارة المخاطر في المؤسسات وفق الآتي:

1- إدارة المخاطر من منظور السلطة والاختصاص:

لدينا مقاربتان:

1-1- النهج التنازلي (*Approche Top-down*):

يتركز النهج التنازلي على اضطلاع الإدارة العليا (مجلس الإدارة والإدارة التنفيذية) بمسؤولية التحكم في المخاطر ذات الأولية، أي التي تؤثر بقوة على استمرارية النشاط واستمرارية نمو الأرباح بشكل عام، من خلال تدابير استباقية في سياق مخطط أو رؤية شاملة للتعاطي مع المخاطر الكبرى بتحديد الأهداف ومعايير النجاح وتحديد العقبات/التهديدات المحتملة والإجراءات المناسبة لاحتوائها. على العموم، يخول هذا النهج للإدارة باعتبارها مركز القرار مسؤولية مباشرة لتحديد سلم التنصيف ومستويات تحمل المخاطر واتخاذ الاحتياطات المناسبة لتجنب/لتخفيف المخاطر، ثم يأتي دور القوى الوارد أسفلهم حسب الهيكل التنظيمي للامتثال ولتنفيذ هذه القرارات....

بالتالي، المنهج التنازلي يتركز على مبادئ "**القيادة** (***Pilotage***)" و"**الهرمية** (***Hiérarchie***)"، فهو يضفي إلى نوع من الانسجام بين مكونات المؤسسة والاستجابة القوية مع أي مخاطر، لاسيما إن كانت ذات تأثير بليغ، ويتجلى فعاليته أكثر في الكيانات العائلية أو تلك التي تصنف كمؤسسات صغيرة ومتوسطة أو التي تمارس نشاطا اقتصاديا وحيدا.

وما يعاب عليه احتمال حدوث فجوة بين السياسات المرسومة والممارسات العملية نتيجة لتقصير أو إهمال من القوى التنفيذية، أو اعتراض هؤلاء من خلال بعض التصرفات بعدم مشاركتهم في الرأي لأن إدارة المخاطر وفق هذا المنوال ليست إدارة تشاركية، ومن مساوئه أيضا غفلة القيادة عن المخاطر التفصيلية البسيطة والمخاطر المنعزلة التي ترد خلال التنفيذ والاستغلال ويهمشها هذا النهج (André & Martin, 2010).

باستطلاع الأدبيات المالية والرياضية، يمكن استخدام النماذج الكمية والاختبارات الإحصائية الآتية في إرساء هذا المنهج على سياسات إدارة المخاطر بالمؤسسة الاقتصادية (HULL, 2015): تقييم الأداء عن طريق التحليل بالنسب المالية؛ مراقبة حالة الملاءة من خلال نسبة بازل3 (أو النسب السابقة) كذا ما يتعلق بالسيولة؛ الاستشراف باستخدام الانحدار الخطي المتعدد؛ أو باستخدام التحليل العنقودي؛ سيناريوهات المحاكاة الكلية... إذ يمكن استخدام هذه النماذج والأساليب في دراسة المؤشرات الكلية للمؤسسة وتوقع المخاطر العامة/الكبرى ثم تخصيص الإجراءات المناسبة على الوحدات المكونة للمؤسسة للتعامل مع هذه المخاطر كل حسب دوره واختصاصه ومن ثمّ تحجيمها إلى مستويات مقبولة.

1-2- النهج التصاعدي (*Approche Bottom-up*):

يتم تحديد ومتابعة المخاطر في الميدان وفي عين المكان من قبل كل منفذ، بمعنى آخر يحدد كل موظف بالمؤسسة في دائرة اختصاصه وحسب السلطات/الصلاحيات المخولة إليه المخاطر الظاهرة والخفية في كل عملية يمارسها ويوميا، بحيث يعالجها فورا لتفادي التأثير التراكمي لها، مع رفع تقارير استعجالية و/أو دورية إلى الإدارة العليا على سبيل الاستشارة، ومن أجل التكفل بجميع المخاطر ذات البعد الاستراتيجي والتكتيكي على حد سواء.

يستند هذا النهج على مبدأين أساسين:

- **التمكين** (***Autonomisation***): حيث يتبلور الوعي بالمخاطر أكثر فأكثر لدى العاملين جميعاً مهما كان منصبهم الإداري، ويكرس روح الفريق أو روح التعاون بين مكونات المؤسسات أفقيا و/أو عموديا كونه نهجا قائم على التشارك وإعطاء فرصة للمبادرة، وتتجلى أهميته أكثر في الكيانات ذات الانتشار الجغرافي الواسع أو الكيانات متعددة الأنشطة أو الشركات المتعددة الجنسيات... أي التي يقتضي نشاطها أو حجمها ضرورة تبني اللامركزية في اتخاذ القرار وتحديد جهات التحكم.
- **الاستجابة السريعة** (***Intervention immédiate***): يتيح هذا النهج التصاعدي تقييما أفضل للمخاطر، ولو كان تبدو من الوهلة الأولى ذات تأثير ضئيل، ولا يغض الطرف عن المخاطر غير المحددة وتلك المتعددة والمتجددة إذ يتعامل معهم جميعا بموضوعية ويمكن المؤسسة من تعبئة الموارد الضرورية وبشكل مناسب لاحتواء كل مخاطر في حينها من دون انتظار قرار الإدارة العليا البعيدة عن الميدان الفعلي.

على العموم، يقتضي هذا النهج وجود نظام رقابة داخلية فعّال وقوي، لاسيما في نواحي أنظمة المعلومات والاتصال... وهذا من أهم القيود أو التحديات التي تصادف إرساء هذا النهج في إدارة المخاطر بالمؤسسة. وما يعاب عليه أيضا إمكانية تبلور رؤية مجزأة عن نوع من المخاطر الأمر الذي يجر المؤسسة إلى خسائر لا طائل منها (Gilles & Nicolas , 2025).

يعتمد هذا المنهج على تحليل عناصر الميزانية والمؤشرات التي تبلور رؤية عامة عن مستوى ومكونات المخاطرة الإجمالية للمؤسسة. وفيما يلي أهم النماذج التي يمكن توظيفها في هذا السياق (CROUHY, GALAI, & MARK, 2014) (HULL, 2015): القيمة المقدرة للمخاطرة (*VaR*)؛ نموذج *Merton*؛ نموذج *KMV*؛ نموذج *CreditMetrics*؛ اختبار الضغط (*Test de stress*)؛ محاكاة مونتي كارلو (*Simulation de Monte Carlo*)؛ المحاكاة التاريخية (*Simulation historique*) ...

الشكل رقم (03): مقارنة بين فلسفة المنهج التنازلي *Top down* وفلسفة المنهج التصاعدي *Bottom up*



المصدر: من إعداد الباحث

P-ISSN: 2437-0916 / E-ISSN: 2437-0916/ Legal Deposit N°6970-2015

2- إدارة المخاطر من منظور عملي وبراغماتي:

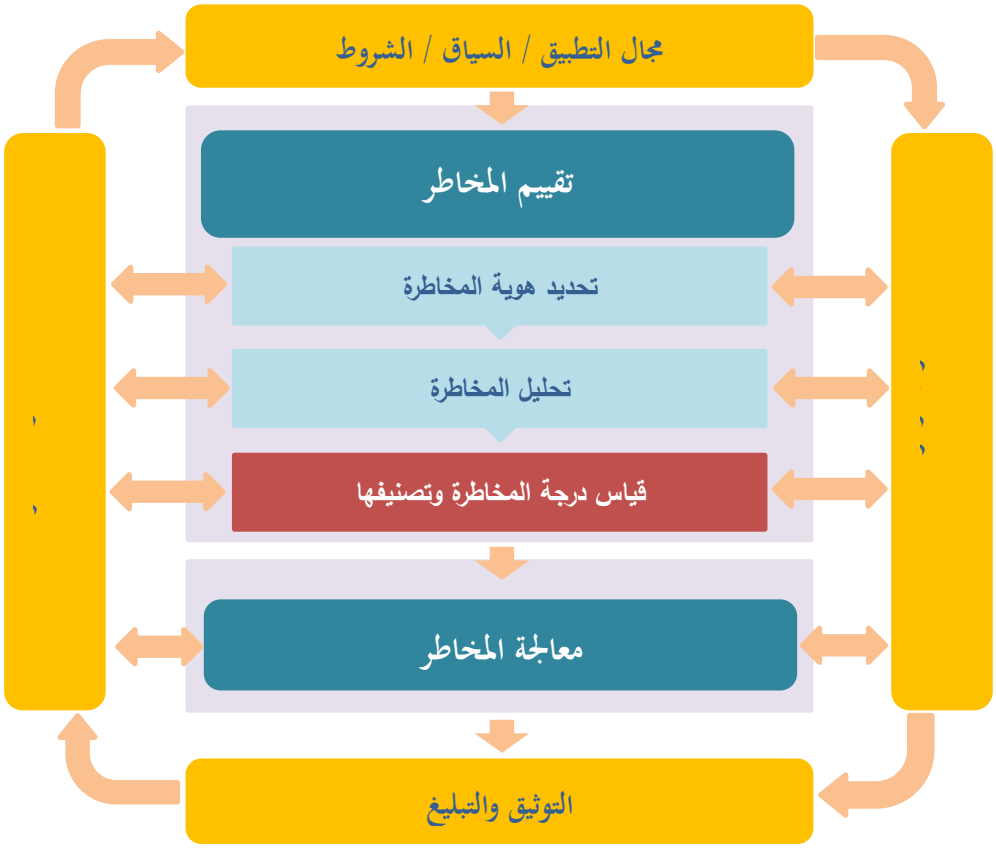
على أساس أن القياس الكمي أو ما يعرف بـ"**التكميم** (***Quantification***)" هو لب وجوهر أية منظومة لإدارة المخاطر، فإن مدير المخاطر الماهر هو الذي يعرف كيف يقيس درجة المخاطرة، وقد يتبع أحد المقاربات الآتية:

2-1- النهج الهيكلي (*Approche structurelle*):

هذا النوع من الإدارة هو مجموعة من التدابير والعلميات والأنظمة المنسقة فيما بعضها البعض، ووفق تنظيم معين ينضوي ضمن استراتيجية المؤسسة (أي يصبو إلى مجموعة من الغايات والمقاصد الهامة)، بحيث يضفي إلى مزاولة رقابة استباقية ومستمرة للمخاطر، عوض الاكتفاء برد الفعل فقط، لذلك هو نهج يزاوج بين الوقاية والعلاج لاحتواء المخاطر والأحداث الضارة ومن ثم يساعد إلى حد كبير المؤسسة على النمو في أحسن الأحوال و/أو على الصمود في أسوأ الأحوال، بمعنى آخر على امتصاص أو تحمل ما يعرف بالخسائر غير المتوقعة الناجمة عن المخاطر الاستثنائية أو المخاطر غير المحددة.

مثلا، من خلال دراسة المعيار ***ISO31000*** يمكن استنتاج أن هذا المقرر يتوافق مع مبادئ وفلسفة هذا النهج، ويتميز هذا المعيار بأنه قابل للتطبيق في أي مؤسسة بصرف النظر عن حجمها أو نوعها أو قطاعها... لذلك، لقي رواجًا واسعًا ضمن الأدبيات المالية والمقررات المهنية:

الشكل رقم (04): خطوات إدارة المخاطر وفق مواصفات *ISO31000*



P-ISSN: 2437-0916 / E-ISSN: 2437-0916/ Legal Deposit N°6970-2015

المصدر: https://www.iso.org/obp/ui/fr/#iso:std:iso:31000:ed-2:v1:ar

فيما يخص قياس مخاطر الائتمان، ومن أجل تحديد احتمالية التخلف عن السداد على أساس وجود علاقة قوية بين تركيبة الهيكل المالي والتعثر المالي على فترة زمنية معينة، تزخر الأدبيات المالية والتقنية بجملة من الأساليب/النماذج الرياضية التي تتبنى مبادئ هذا النهج الفلسفي بشأن إدارة المخاطر، منها (Causeway, 2024) (D. E. Allen & R. J. Powell, 2011):

- التحليل الاستراتيجي سوات (*Matrice SWOT*)؛
- أسلوب كيني (*Méthode Kinney*)؛
- أسلوب 5م. (*Méthode des 5M*)؛
- نموذج زهو (*Modèle Zhou*)؛
- نموذج ميرتون (*Modèle Merton*) لقياس المسافة إلى التعثر (*DD*)؛
- نموذج مطور من نموذج ميرتون (*Modèle KMV*)؛
- نماذج العبور الأول (*Modèles de premier passage*)؛
- نماذج نظريات الانحراف (*Modèles de la théorie des excursions*) ...

2-2- النهج السببي (*Approche causale*):

تدعى في بعض الأدبيات بـ"**المقاربة المختزلة** (***Approche de forme réduite***)"، يعتمد مدير المخاطر المنخرط في هذا المذهب الفكري على اعتبار المخاطرة حدثا عشوائيا يقع بحكم الصدفة، بشكل مخالف للمقاربة السابقة التي تستند مثلا في قياس مخاطر التعثر على قوة وهيكلة الميزانية، إذ أغلب النماذج والأساليب المنضوية في المقاربة السببية بشأن هذا النوع من المخاطر تنظر إلى التعثر كحدث فجائي يمكن توقعه من خلال إحصائيات معينة تتناول الروابط التي تجمع المؤسسة مع بيئتها الخارجية، على غرار متابعة سلوكيات السوق إزاء أسعار الفائدة والقيمة السوقية للسندات والتصنيفات الائتمانية لتقدير احتمال التعثر دون الحاجة إلى متابعة ملاءة المدين من خلال تحليل الميزانية. حيث سيؤول احتمال التعثر شيئًا فشيئًا إلى الصفر كلما اقتربنا في إطفاء الدين إلى الاستحقاق النهائي.

من أهم النماذج القياسية التي تنتسب إلى هذا النهج التحليلي بصدد مخاطر الائتمان (Hongfeng & Xiaofang , 2011):

- نموذج مقاييس الانتقال (*CreditMetrics*)؛
- سلاسل ماركوف (*Chaîne de Markov*)؛
- نموذج جارو و تيرنبول (*Modèle Jarrow-Turnbull*)؛
- نموذج دافي و سينغلتون (*Modèle Duffy-Singleton*)؛
- جميع النماذج الإكتوارية (*Modèles actuariels*) مثل نموذج *CreditRisk+*...

3- الأساليب المتقدمة (*Approches de mesures avancées*):

كانت البنوك والمؤسسات المالية تقوم بتصنيف عملائها بناءً على تقنيات كمية محدودة، مثل المذكورة سابقا، لا تضفي إلى نتائج موضوعية دقيقة، لذلك اتجهت بعض البنوك ذات موارد وإمكانيات أحسن إلى استخدام برامج معلوماتية صممت خصيصا لتسهيل عمليات التحليل والاستشراف، تتوافق مع الخبرة البشرية (الفطرية والمكتسبة) في إدارة المخاطر، وتعرف هذه البرامج بـ"**النظم الخبيرة** (***Systèmes experts***)".

حيث تحاول مثل هذه النظم جاهدة تقمص دور العقل البشري (مدير المخاطر) في بعض الممارسات على غرار تقدير احتمالات التعثر ودرجات مخاطر الائتمان وتوفير لغة تفسيرية فنية لكافة الفئات (ذوي المصالح وذوي العلاقة بالبنك) المهتمة بفعالية نظام إدارة المخاطر، بحيث تحاكي هذه النظم حنكة الخبير البشري الذي يمتلك طاقات عقلية فذة جدا لاستنتاج تحليلات فنية موثوقة، لكنها الأفضل طبعا بحكم أن النظام الخبير نظام آلي يوفر الإجابات المطلوبة بسرعة ويرتكز بشكل أساسي على قواعد بيانات ضخمة نسبيا لعدد مهول من العملاء/الظواهر تتخطى مشكلات الذاكرة والرشادة التي يتميز بها البشر (النسيان، السهو والوجدان العاطفي).

للأسف النظم الخبيرة لا تأخذ بعين الاعتبار بعض البيانات النوعية التي قد تكون حاسمة في ترشيد القرار، وهي بحاجة دائمة إلى لمسة بشرية مؤهلة من أجل تغذية قاعدة البيانات بالمستجدات الحاصلة والإجراءات الجديدة واللجوء إليها أيضا في عرض تفسيرات مقنعة للنتائج المتوصل إليها (Arash , Ali , Parviz , & Kurosh , 2011).

لذلك اتجهت بنوك أخرى إلى استخدام تطبيقات "**الذكاء الاصطناعي** (***Intelligence artificielle***)" لتجاوز هذه التحديات، يتم ذلك من خلال دمج مثالي بواسطة خوارزميات معقدة بين البرامج الحاسوبية مع الأساليب الكمية والرياضية للتنبؤ بالفشل يمكنها استخلاص استنتاجات موضوعية (توقع الطلب، حساب احتمال التخلف، حساب معدل الاسترداد، أفضل طريقة دفع، دراسة واستشراف السلوكيات، تحليل الحساسية، استشراف السوق، مراقبة الامتثال، متابعة جودة المحفظة، الترجيح بين التخمينات، توفير توصيات خاصة...) على أساس مجموعة هائلة بسيطة ومعقدة متجانسة وغير متجانسة مكتملة وغير مكتملة من بيانات الإدخال المتدفقة، ويمكنها أيضا التطور والتأقلم مع الأحداث ذاتيا بحكم التعلم الآلي العميق من الأخطاء والتحسين المستمر، بالاعتماد على دائرة تغذية مرتدة دون تدخل للعقل البشري (مجازا طبعًا):

الشكل رقم (05): مركبات تطبيق الذكاء الاصطناعي المستخدم في تقنيات التحليل الائتماني



المصدر: من إعداد الباحث

تعتمد البنوك وشركات التكنولوجيا المالية على خوارزميات معقدة، يمكن تبويبها من حيث الدقة/الموثوقية/والقدرة على التفسير إلى الآتي:

- **الخوارزميات المستندة على نموذج الأشجار** (***Algorithmes basés sur les arbres***): وهي الأكثر انتشارا لقدرتها العالية على احتواء البيانات الشاذة كذا على تحليل البيانات الجدولية، إذ يمكنها مقارنة الصفوف مع الأعمدة في آن واحد وبسهولة، وينضوي فيها: "**الغابات العشوائية** (***Random Forest***)" المستندة على مجموعة هائلة من أشجار القرار وأشجار النتائج؛ "**خوارزمية تعزيز التدرج** (***Extreme Gradient Boosting: XGBoost***)" ومن خلالها يتم بناء نموذج قوي واحد على أساس عدة نماذج ضعيفة بواسطة آلية التعلم العميق وهي تتفوق بصدق على التقنية المذكورة سابقا في سرعتها الهائلة وأداءها العالي في معالجة البيانات؛ "**خوارزمية تعزيز التدرج الخفيفة** (***Light Gradient Boosting Machine: LightGBM***)" آلية مطورة من شركة مايكروسوفت تتميز عن الخوارزمية السابقة باستهلاك فضاء أقل من ذاكرة الحاسوب بل إنها الأسرع في معالجة البيانات الضخمة... (Trevor , Robert , & Jerome , 2009).

- **الشبكات العصبية** (***Réseaux neuronaux***): هي مجال معرفي وتقني يحاكي الخلايا العصبية للإنسان، صممت للتعرف على الأنماط والعلاقات المعقد ضمن البيانات، وتنطلق من تصنيف البيانات وإعطاء أهمية نسبية لكل منها أي أوزان للوصول إلى التنبؤ، ثم تقوم الشبكة تلقائيا بتعديل هذه الأوزان مرة أخرى ومرة أخرى لبناء تنبؤات تقترب أكثر فأكثر من الدقة، فمع تكرار الشبكة للترجيح تصبح خبيرة في توقع سلوك المقترض. من أنواعها المشهورة في تقييم الجدارة الائتمانية: "**الشبكات العصبية الاصطناعية** (***Artificial neural networks: ANN***)" تتميز بقدرتها الفريدة في جمع ومعالجة البيانات الخفية وغير الخطية بين المتغيرات المساهمة في تكوين الجدارة الائتمانية؛ "**التعلم العميق** (***Deep Learning***)" نظام مطور ومتطور عن النظام المذكور سابقا يحتوى على طبقات تحليلية محكمة (الفهم، الربط، الاستكشاف) وهي بدورها تحتوي على آلاف الطبقات الخفية تسمح بتفكيك البيانات المعقدة واستخلاص الروابط، تواجه هذه الخوارزمية معارضة قوية من طرف السلطات الرقابية لاحتوائها على يعرف بـ"**الصندوق الأسود** (***Black box***)" (محمد، 2020).
- **الخوارزميات الكلاسيكية** (***Algorithmes classiques***): في الحقيقة هي نماذج كمية إحصائية ورياضية تمتاز بالبساطة والشفافية والمنطق التحليلي المنضبط، تعتمد على برامج تقليدية مثل *Excel* أو برامج إحصائية متخصصة، العيب الأساسي الكامن فيها هو عدم قدرتها على تحليل أصناف معينة من البيانات (البيانات الخفية أو البيانات الناقصة أو البيانات المشوهة...) فضلا عن الزخم الهائل إن وجد، استخدمتها البنوك في عقود ماضية (ولا تزال) قبل ظهور ما يعرف بالتعلم الآلي العميق، أبرزها: "**الانحدار اللوجيستي** (***Logistic Regression***)" لتوقع احتمالية التعثر بناءً على مدخلات معينة؛ "**آليات دعم المتجهات** (***SVM***)" وهي خوارزمية قوية جدا لتصنيف العملاء حسب درجة المخاطر (من مرتفعة جدا إلى منعدمة) ضمن قاعدة البيانات المتوفرة... وغيرها.

في النهاية، الجدول أسفله يلخص الفروق الجوهرية بين الأنظمة الخبيرة التي أضحت تقنية قديمة، والذكاء الاصطناعي الذي تفوق على الذكاء البشري وحتى على الذكاء المبرمج (بواسطة نظام خبير):

الجدول رقم (01): مقارنة بين "الأنظمة الخبيرة" و"الذكاء الاصطناعي" في نواحي الائتمان

النظام / المعيار	الأنظمة الخبيرة (*Systèmes experts*)	الذكاء الاصطناعي (*Intelligence artificielle*)
مصدر تكوين المعرفة	تعتمد على الخبرات التي اكتسبها البشر من تجارب ودراسات سابقة	من خلال آليات تحليل البيانات الضخمة وغير الخطية وغير المنظمة يستطيع الذكاء الاصطناعي تكوين مستودع معرفي موثوق عن الشخص وتوقع السلوكيات والاتجاهات بسهولة
آلية العمل	تستند الأنظمة الخبيرة على مبدأ السببية: "إذا كان... فإن..." وهو منطق صلب ومحدد	تعتمد على خوارزميات دقيقة وديناميكية، يمكن توظيفها حسب الغرض المراد. وفي مثل حالتنا، يمكنها توقع السلوك الائتماني للعميل في أي لحظة

		زمنية وببراعة
القدرة على التعلم	لا تتطور من تلقاء نفسها، بل تحتاج إلى مبرمج متخصص لتغذية القاعدة المعرفية بالمستجدات الحاصلة ووفق قيود معينة، لاسيما من خلال بيانات ذات خصائص معينة	تتمتع بمرونة عالية جدا، فهي ذاتية التعلم وتتحسن أكثر فأكثر مع مرور الوقت ومع ورود بيانات جديدة بغض النظر عن جودتها وعددها وتكرارها
عدم تماثل المعلومات	من الثوابت التي تلتزم بها الأنظمة الخبيرة بشأن التقييم الائتماني، هو رفض أي مترشح لم تتوفر عنه المعلومات المطلوبة لأنها لا تملك آلية تسمح لها بإجراء تخمين موضوعي، وفي أحسن الأحوال قد توصي/تفرض هذه الأنظمة على العميل تقديم معززات وضمانات للحصول على القرض. حيث يعاير بعض الناقدين النظام الخبير بأنه نظام أبيض وأسود	يلجأ الذكاء الاصطناعي إلى تقنية أو تحليل البيانات البديلة حال غياب أو تناقض البيانات الرسمية التي يبديها العميل في تصريحاته. حيث يقوم الذكاء الاصطناعي بتتبع السجل الائتماني له لدى جهات أخرى لتصور سلوكه الائتماني، فلديه قدرة هائلة على التخمين الإحصائي بناءً على الأنماط والسلوكيات، ولديه قدرة عالية جدا على استيعاب أثر الضجيج (التشوه) على التحليلات التنبؤية
الهدف والنتيجة	الأنظمة الخبيرة هي موسوعة ذكية مستمدة من المعارف التي اكتسبتها البشرية، تمتثل إلى أوامر الإنسان وإلى قواعد رسمها هو، لذلك قد تضفي إلى نتائج غير صحيحة تماما	يتميز الذكاء الاصطناعي بقدرة الآلية على التعلم والاستدراك، فهو يستطيع استخلاص الأنماط وتوقع الاتجاهات بشكل موثوق، بغض النظر عن جودة البيانات، ويستطيع أيضا تطوير ذاته على أساس التجارب التي حدثت، فغالبا ما يتضمن الذكاء الاصطناعي آليات لتعزيز جودة المخرجات

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على (Chishti , Bartoletti, Leslie , & Millie, 2020)

III– تقييم الجدارة الائتمانية عن طريق تطبيقات وأنظمة الذكاء الاصطناعي:

تزخر الأدبيات والتجارب المالية بعديد النماذج الكمية القوية لتقدير الجدارة الائتمانية بدقة على آفاق زمنية مستقبلية مختلفة، وبطبيعة الحال لكل منها سماتها ومزاياها وعيوبها، فلسفيا بمثل ما تم الإشارة إليه في القسم السابق، ورياضيا منها ما يستند على: التحليل التمييزي الخطي وغير الخطي، تحليل شجرة القرار وشجرة النتائج، التحليل بالانحدار اللوجيستي، خوارزمية التقسيم المتكرر... وهكذا من أجل التقييم الائتماني.

وبالنظر إلى التعقيدات التي تفرزها بيئة الأعمال للبنوك والتطورات الحاصلة في الصناعة المصرفية وفي خضم التنافسية الشديدة وكبر حجم محافظ الأعمال وتحديدا محفظة القروض... ترتأي بعض البنوك الرائدة أن النماذج المذكورة قاصرة وغير موثوقة بالمستوى الذي تريده كونها تستند بالأساس إلى القدرات التحليلية للعقل البشري، وترى أنها تقليدية لا تستوعب الكم الهائل من البيانات ولا تواكب الوتيرة القوية للأسواق المالية والمصرفية. لذلك، تحاول الاستفادة من مزايا أنظمة محاكاة الخبير كذا

تطبيقات الشبكات العصبية والذكاء الاصطناعي للوصول إلى مخرجات دقيقة، من أجل تجاوز أوجه القصور النابعة من الطبع البشري، لاسيما في جمع ومعالجة المدخلات ولما لا في فهم وقراءة المخرجات (Jae H. Min & Young-Chan Lee, 2008).

1- الدراسات والأبحاث المرجعية:

في هذا الصدد، العلاقة بين الذكاء الاصطناعي وتقييم الجدارة الائتمانية (بالأحرى تقييم وإدارة المخاطر) من مجالات البحث لا تزال خصبة إلى غاية اليوم، حيث ترتكز الأبحاث منهجيًا على مبدأ قابلية التفسير، لذلك تركز عمومًا على إظهار فعالية وحيوية الذكاء الاصطناعي كذا تثمين دوره إزاء التنبؤ بالمخاطر (أو الغرض الذي أنشئ من أجله)، فأغلبها يحاول توصيف خريطة الطريق التي اتبعتها المؤسسات المعنية بالدراسة للانتقال من تطبيق أحد النماذج التقليدية (على غرار الانحدار اللوجستي) إلى تطبيق الذكاء الاصطناعي، مبرزين المزايا التي تتمتع بها تقنيات الذكاء الاصطناعي. وللأسف، لا يوجد إلى حد الساعة في المنطقة العربية من المتخصصين، لاسيما في المعلوماتية، من حاول فحص تركيبة الخوارزمية (تحديدا خوارزمية التعلم الآلي) المستخدمة في تقييم المخاطرة وكيفية مساعدة المنظمين على صناعة القرار الائتماني، كما تغافل أغلب الباحثون عن دور هذه الأنظمة في اختراق مبادئ مقدسة بالصناعة المصرفية هي: احترام خصوصية العملاء (*Confidentialité*)؛ تراجع دور الوساطة المصرفية(مودع–بنك–مقترض)؛ انحصار دور البنك المركزي في ممارسة سلطاته الضبطية والنقدية... كون مستودعات التخزين بخادم الذكاء الاصطناعي وخوارزمياته تتضمن ما يعرف بـ"**الصندوق الأسود** (***Black Box***)" مما يجعله منيعا من أجهزة الرقابة والتفتيش التابعة للأمن أو البنوك المركزية أو الضرائب... بل إن القائمين على منصات الذكاء الاصطناعي أنفسهم قد يكونون في حيرة من القرارات التي توصل إليها الذكاء الاصطناعي خصوصا في أوقات الأزمات النظامية... نحاول في الجزء الموالي إظهار أهم الدراسات التي توصلنا إليها عن هذه الإشكاليات:

- في سياق نيّل الدكتوراه، استخدم "**جنسن** (***H. Jensen***)" ضمن أطروحته تقنية الشبكة العصبية القياسية ذات الانتشار العكسي *BPANN* مبرمجة على الحاسوب بنظام *DOS* من أجل تقييم الجدارة الائتمانية لعينة من 125 مترشحا طالبي قروض محددة من حيث الخصائص والمعالم. بحيث وصفت خصائص هؤلاء المترشحين الديموغرافية والائتمانية كخلايا عصبية (أي ما يعرف بالعصبونات في هذا المجال التقني) وهي بمثابة مدخلات لتحديد المخرجات أي لتبويب المقترضين إلى ثلاث فئات: فئة المتعثرين، فئة المشطوبين، فئة الأوفياء. وحاول تثمين جودة التطبيق المدروس من خلال ما يعرف بمخاطر النموذج: (فجوة التوقعات = قبول عميل سيء و/أو رفض عميل جيد). وبعد جملة من الاختبارات توصل هذا الباحث إلى توقعات دقيقة وصحيحة فعلا بنسبة تتراوح ما بين 76 إلى 80% على هذه المفردات، مدعيا بأن أقصى معدل نجاح سلجته أكثر من 82% من البنوك الأمريكية العاملة في ولاية كاليفورنيا التي تستخدم النماذج الكمية التقليدية هو 74% على بعض الحالات النادرة كونها عاجزة عن تحليل البيانات غير الخطية (بيانات مشوهة و/أو غير مكتملة) (Jensen, 1992). من أهم الانتقادات التي وجهت لهذه الدراسة المرجعية الآتي: اعتمدت هذه الدراسة على عينة محدودة جدا بينما الدراسات الحديثة تقوم بتثمين الذكاء الاصطناعي على أساس البيانات الضخمة التي تحللها لذلك لا يمكن تعميم نتائج بحثه على الحالات مماثلة؛ في مجرى التسعينيات من القرن المنصرم كانت القوة الحسابية/التحليلية للبرمجيات والشبكات ضعيفة

جدا مقارنة بنظرائها الآن؛ لتجاوز مشكل الصندوق الأسود في فهم قرارات التطبيق (بمثل المواصفات التي يذكرها Jensen) الاتجاه السائد الآن هو تطبيق "**الذكاء الاصطناعي القابل للتفسير** (***XAI***)"...وغيرها.

- قام ***Hicham & al.*** بدراسة قيمة وأصيلة جدا ننصحكم باستطلاعها، كونها من المراجعات المنهجية الشاملة التي تناولت إشكالية التحول الرقمي في القطاع المصرفي بالعقود الأخيرة على جملة من الدراسات المنشورة في المنصات العالمية المفهرسة. حيث ارتكزت على إظهار قصور النماذج الكمية التقليدية بصدد التنبؤ بالجدارة الائتمانية (مثل الانحدار اللوجستي) في مواجهة التحديات والتعقيدات التي تتسم بها البيئة الحديثة، لاسيما عدم تماثل المعلومات بين البنك وطالب التمويل ومخاطر النموذج. فضلا عن إظهار دور الذكاء الاصطناعي خصوصا التي تعتمد على آلية التعلم العميق كذا التي تساعد المنظمين في فهم القرارات التي يوصي بها الذكاء الاصطناعي باللجوء إلى تطبيقات *XAI* (تلك التي المطورة بأنظمة: الشبكات العصبية، الغابات العشوائية، آليات دعم المتجهات *SVM*... وغيرها) في إنتاج تنبؤات موثوقة. وقامت بكشف الصعوبات والقيود التي تحد البنوك من الاتجاه أكثر وأكثر نحو هذه التطبيقات الذكية... هذه الدراسة تؤكد أن الذكاء الاصطناعي الآن لا يتعبر أداة بديلة للطرق التقليدية بل أضحى أداة أساسية، لاسيما مع اتجاه الصناعة المصرفية نحو إرساء التكنولوجيا المالية ومبادئ الشمول المالي (Hicham , Fadi , & Mohammed, 2022).
- تنطلق أطروحة الدكتوراه لـ"**أيوب القاضي الهواري** (***Ayoub El Qadi El Haouari***)" التي تم مناقشتها في جامعة السربون عام 2023، من إشكالية رئيسة تتمثل في: هل لدى البنوك التي توفر خدمات عن طريق الذكاء الاصطناعي خوارزميات تنطق بلغة مفهومة وواضحة إزاء كل من العميل وجهات الرقابة في آن واحد؟ وقد انصب التركيز على تلك التي تعتمد على "**التعلم الآلي العميق** (***Deep Learning***)" ومدى احترامها للأطر القانونية، خصوصا "**اللوائح العامة الأوروبية لحماية البيانات** (***GDPR***)"، في تقديم تفسيرات مرضية للذين رفضت طلباتهم (بموجب المادة 22 من القانون المذكور سابقا)، والتجاوب مع هذا العميل إذا التمس بطعن عن قرار الرفض، كما ناقشت هذه الأطروحة مسألة التحيز في منح القروض بحكم العرق أو الدين. توصلت هذه الأطروحة إلى نتائج حاسمة، نذكر منها: تتميز الخوارزميات عن النماذج التنبؤية التقليدية بقدرتها العالية على تصور سجل ائتماني للعميل على أساس متغيرات بسيطة وغير اعتيادية (مثل عدد مرات السحب على المكشوف) أكثر منه على المتغيرات التقليدية (الضمانات المقدمة)؛ من المهم دمج أدوات التفسير الذكية *XAI* في تقديم المخرجات ومن أجل تعزيز نواحي الشفافية والامتثال؛ من الأفضل تطوير آليات وخوارزميات الذكاء الاصطناعي بصدد التحليل الائتماني والتنبؤ والتقارير عن ذلك على أساس الشبكات العصبية الذكية *NNA* و/أو و/أو الغابات العشوائية و/أو خوازمية تعزيز التدرج *XGBoost* و/أو تفسير القرارات من خلال نموذج لويد شابلي (*SHAP*) لتحطيم ظاهرة الصندوق الأسود (Ayoub , 2023).
- قام الباحثان ***C. Hurlin & C. Pérignon*** بتقييم التوافقية بين الكفاءة التقنية والعلمياتية المرجوة من تطبيق الذكاء الاصطناعي (لاسيما على البنوك الأوروبية التي تستخدم أنظمة الذكاء الاصطناعي والتي تعتمد على التعلم الآلي العميق في نواحي إدارة الائتمان) من جهة، ومن جهة ثانية مع الامتثال إلى القوانين واحترام الأخلاقيات. وذلك، على أساس جملة من الأبعاد: الشفافية؛ الموضوعية؛ الوضوح وتعني قابلية تقديم مبررات منطقية عن المخرجات المتوصل إليها بالذكاء الاصطناعي... وتحليل مدى مواءمة هذه العناصر مع المواد الواردة في "**قانون الاتحاد الأوروبي بشأن الذكاء الاصطناعي** (***EU AI Act***)" الصادر عن البرلمان الأوربي عام 2024، والذي يعتبر أول إطار قانوني شامل عن الذكاء الاصطناعي في العالم أجمع. أثبتت هذه الدراسة أن الذكاء الاصطناعي: سمح بتقييم

سلس للفئات الهشة ذات السجل الائتماني الضعيف ووفر لهم فرصا فعلية للتمويل؛ القبول السوسيو–اقتصادي لتطبيقات الذكاء الاصطناعي مشروط بمدى الوضوح والشفافية التي ينبغي أن تكون عليها المخرجات؛ يتمخض عن تطبيق الذكاء الاصطناعي تعزيز رضا العملاء عن خدمات البنوك ويزيد من تنافسيتها؛ تتبلور الحاجة إلى المزيد من الرقابة ليس على النتائج فحسب بل أيضا على الآليات والخوارزميات ذاتها (Christophe & Christophe , 2025).

- عرض الباحث الجزائري **نعيم عاشوري** في مقال له نتائج اختباراته (محاكاة) لذكاء اصطناعي مستند على خوارزمية "**الغابات العشوائية** (***Random Forest***)"، متصورا بأنه الأفضل والأحسن للتنبؤ بالجدارة الائتمانية مقارنة بخوارزمية "**الشبكات العصبية الذكية** (***NNA***)"، استخدم الباحث هذا التطبيق لتحليل بيانات ديموغرافية ومالية تضم 1000 عميل (مترشح للحصول على قرض)، وذلك من أجل تصنيفهم إلى ثلاث مجموعات: جدارة ائتمانية جيدة، مقبولة، وضعيفة. وقد قام بتدريب التطبيق على 70% من البيانات، واختبار فعاليته على 30%. بلغ معدل نجاح هذا التطبيق حوالي 89% للمجموعة الأولى، بينما كانت معدلات الناجح (لم يحددها الباحث) أقل للمجموعة المتوسطة كذا الضعيفة بسبب تشابه بعض السمات بينهما. على العموم، توصلت هذه الدراسة إلى نتائج هامة، منها: ضرورة تكييف القوانين والتنظيمات الوطنية لمواكبة التحول العالمي في هذا الصدد؛ يمكن أن تعزز التكنولوجيا المالية وتطبيقات الذكاء الاصطناعي من تنافسية البنوك الجزائرية؛ بالرغم من أن النماذج التقليدية التي تتبعها البنوك الجزائرية قد أسفرت عن تصور منطقي تحليلي واستشرافي منضبط إلا أن السيرورة نحو أنظمة الذكاء الاصطناعي أمر لابد منه على غرار أفضل التجارب في العالم ومن شأنه خلق دافعية مميزة في السوق الوطنية نحو الشمول المالي وتقليل المخاطر المالية (نعيم، 2025).

الجدول رقم (02): موجز عن نتائج مقارنة دراسات أكاديمية بين أداء "الشبكات العصبية الاصطناعية" و"الأنظمة الخبيرة" و"الأنظمة الذكية الهجينة" في تقييم الجدارة الائتمانية

مشروع البحث	الاختصاص	النتيجة (من هو أفضل أداءً والأدق تنبؤًا؟)
Kaplan RS, Urwitz G (1979) Statistical models of bond ratings : a methodological inquiry	التصنيف الائتماني للسندات	أداء أفضل لـ"شبكة عصبية ذات انتشار عكسي مع معدل تعلم"
Dutta S, Shekhar S (1988) Bond rating : a non-conservative application of neural networks	التصنيف الائتماني للسندات	أداء أفضل لـ"شبكة عصبية ذات انتشار عكسي مع معدل تعلم"
Singleton JC, Surkan AJ (1990) Neural networks for bond rating improved by multiple hidden layer	التصنيف الائتماني للسندات	أداء أفضل لـ"شبكة عصبية ذات انتشار عكسي مع تحليل متعدد الأبعاد"
Glorfeld LW (1996) A methodology for simplification and interpretation of backpropagation-based neural network models	دراسة طلبات القروض والسحب على المكشوف	أداء أفضل لـ"شبكة عصبية ذات انتشار عكسي مع تحليل التمييز الخطي والانحدار اللوجستي وشجرة CART"
Torsun IS (1996) A neural network for a loan application scoring system	دراسة طلبات القروض	أداء أفضل لـ"شبكة عصبية اصطناعية مدمجة مع FuzC وGMLC"

Maher JJ, Sen TK (1997) Predicting bond ratings using neural networks: a comparison with logistic regression, Intelligent Systems in Accounting	التصنيف الائتماني للسندات	أداء أفضل لـ"شبكة عصبية ذات انتشار عكسي مع انحدار لوجستي وتحليل متعدد الأبعاد"
Kwon YS, Han IG, Lee KC (1997) Ordinal pairwise partitioning (OPP) approach to neural networks training in bond rating, intelligent systems in accounting	التصنيف الائتماني للسندات	تم استخدام أساليب البرمجة الموجهة نحو النتائج OPP على شبكات BPNN وMDA. بحيث أظهر نموذج OPP-BPNNأداءً أفضل من النماذج الأخرى، بينما أظهر نموذج BPNN أداءً أفضل من نموذج MDA
Daniels H, Kamp B (1999) Application of MLP networks to bond rating and house pricing	التصنيف الائتماني للسندات	أداء أفضل لـ"شبكة عصبية ذات انتشار عكسي مع تحليل متعدد الأبعاد"
Chaveesuk R, Srivaree-Ratana C, Smith AE (1999) Alternative neural network approaches to corporate bond rating	تصنيف السندات والتمويل العقاري	أداء أفضل لـ"شبكة عصبية ذات انتشار عكسي مع وظائف شعاعية LVQ وLR" من نموذج الانحدار اللوجستي
Malhorta R, Malhorta DK (2003) Evaluating consumer loans using neural networks	تقييم الجدارة الائتمانية	أداء أفضل لـ"شبكة عصبية ذات انتشار عكسي مع تحليل متعدد الأبعاد"
Baesens B, Van Gestel T, Viaene S, Stepanova M, Suykens J, Vanthienen J (2003) Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring	تقييم الجدارة الائتمانية	أداء أفضل لـ"شبكة عصبية ذات انتشار عكسي ذات خوارزميات LS-SVM وBPNN"
Bennell JA, Crabbe D, Thomas S, Gwilym OA (2006) Modeling sovereign credit ratings: Neural networks versus ordered profit	التصنيف الائتماني للديون السيادية	أداء أفضل لـ"شبكة عصبية ذات انتشار عكسي ذات خوارزميات BPNN وOPM"
Abdou H, Pointon J, El-Masry A (2008) Neural nets versus conventional techniques in credit scoring in Egyptian banking	تقييم الجدارة الائتمانية	مقارنة بين PNN وMLP وDA و PROBIT وLR. حيث يحقق كل من PPN و MLP نتائج أفضل

المصدر: بتصرف (Bahrammirzaee, 2010)

تشير النتائج التجريبية لهذه الدراسات المقارنة إلى نجاح الشبكات العصبية الاصطناعية، لاسيما ذات الانتشار العكسي، بشكل ملحوظ في مجالات التنبؤ والتخطيط المالي. مع ذلك، ورغم تفوق الشبكات العصبية في كثير من الحالات على الأساليب التقليدية والإحصائية، سجلت بعض الدراسات تفوق أساليب تقليدية (Young-Chan , 2007) حيث توصل هذا الباحث إلى تفوق آلة المتجهات الداعمة SVMs على الشبكات العصبية الاصطناعية MDA وCBR وBPNs من حيث الاستقرار والقدرة التفسيرية. كما توصلت دراسات أخرى إلى تفوق الأساليب الذكية على غرار أسلوب البرمجة الجينية (Chorng-Shyong , Jih-Jeng, & Gwo-Hshiung , 2005) على الشبكات العصبية الاصطناعية.

2- المبادرات المهنية الرائدة عالميا:

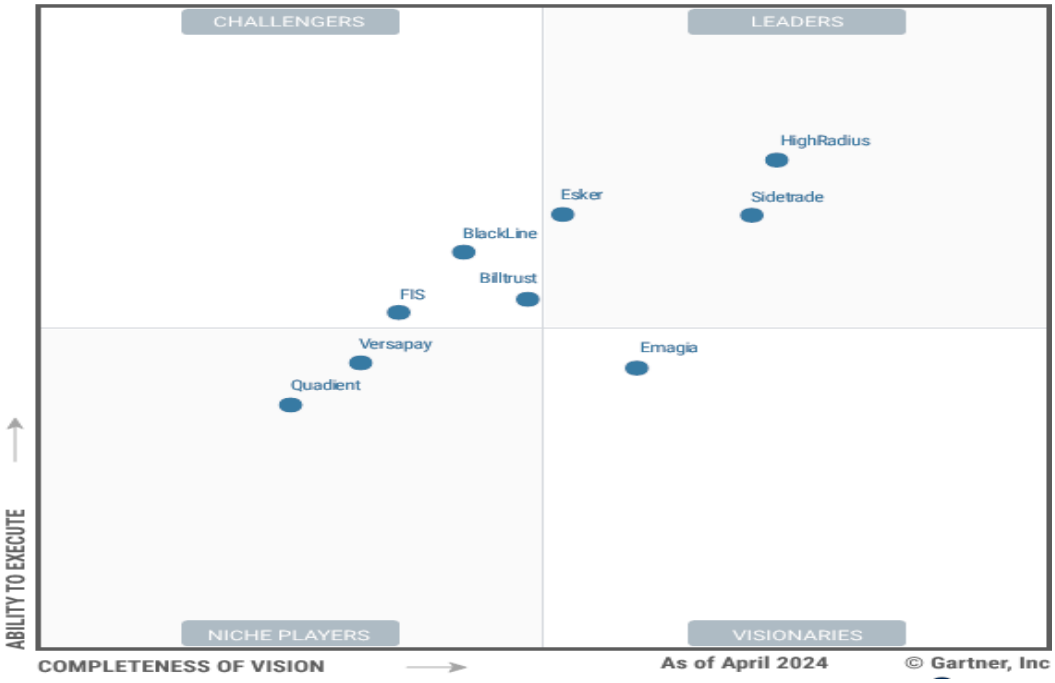
عمليًا، توجد عدة مبادرات لتطبيقات الذكاء الاصطناعي لإجراء التحليل والاستشراف الائتماني وتقديم الخدمات البنكية على سبيل المثال:

- لدينا شركة ***Affirm*** بالولايات المتحدة الأمريكية متخصصة في مجالات التمويل والرهن العقاري، من خلال جملة من الخدمات الائتمانية والمالية المتطورة، حيث معظم عملاءها من منصات التسوق الالكتروني، ومن أجل التجاوب أكثر مع عملاءها وتحديد منه الأكثر قدرة على الوفاء بسرعة، تستخدم هذه الشركة الذكاء الاصطناعي لحماية نفسها من المخاطر الائتمانية وبعض المخاطر العملياتية. لذلك، تعتمد على خوارزمية استعلام عبر هذه المنصات من خلال إجابة العملاء على بعض الأسئلة والمعايير، من أجل توليد تقارير دقيقة عن الجدارة الائتمانية (لتوقع مخاطر الائتمان) وعن المصداقية (لتوقع الاحتيال)، كما تقوم هذه الخوارزمية بتشفير جميع المعلومات تشفيرا عاليًا لتنقل إلى بيئة تخزين آمنة وغير متصلة بالأنترنت، كما قامت ببرمجة هذا الذكاء الاصطناعي لإدماج تحسينات مستمرة بصفة تلقائية في ضوء النتائج المتنوعة والمتجددة بناءً على خاصية التعلم الآلي. وبهذا النظام استطاعت هذه الشركة تحقيق نجاح مبهر مقارنة بمنافسها (Shnayder, 2018).
- لأغراض تجارية وتنافسية، استطاعت شركة ***Upstart*** نيل مكانة متميزة جدا وأضحت مثالا يحتذى به في السوق الائتماني الأمريكي بتطبيق تقنيات الذكاء الاصطناعي ذو القدرة على التعلم الذاتي في دراسة ملفات طالبي التمويل العقاري والاستهلاكي، خصوصا بعد جائحة كوفيد، مقارنة بالبنوك ومؤسسات التمويل التي تستخدم الأساليب التقليدية التي اعتبرت أشخاص غير مؤهلين بالنظر إلى تاريخهم الائتماني، لاسيما للأفراد ذوي السجل الائتماني المحدود مثل الموظفين الجدد أو الطلبة أو الشباب... حيث تم تكييف الذكاء الاصطناعي في منصات طلب التمويل لتحليل بيانات ديموغرافية ومالية عن العملاء من أجل تقييم المخاطر، واتخاذ قرارات موثوقة وسريعة في ظرف ثوان، وبهذا قد ينال نفس الشخص غير المؤهل حسب الطرق التقليدية التي تتبعها البنوك موافقة هذه الشركة لتمويل مشروعه. وبالفعل، أحدثت هذه الشركة تحولا ملحوظا في سوق الائتمان الأمريكي الأمر الذي دفع بعض منافسها إلى اتهام تطبيقها للذكاء الاصطناعي بأنه لا يستعمل بالضبط البيانات التي يدلي بها العملاء عبر المنصات المخصصة بل أنه يخترق خصوصياتهم، الأمر الذي نفته هذه الشركة وأكدت بأنها تحترم الأطر القانونية والتنظيمية في هذا الصدد (Leong , Liliya , & Renzhi , 2022) .
- شركة ***MNT-Halan*** مؤسسة خدمات مصرفية رقمية تنشط بقوة حاليا في مصر، تقدم من خلال منصتها حلولا رقمية ومبتكرة فريدة من نوعها، لاسيما للدفع الالكتروني الآمن ولإدارة التوظيف العائلي/الفردي ومن أجل الحصول على قروض استهلاكية لشراء المنازل والسيارات والأجهزة الكهرومنزلية وسلع أخرى كذا قروضا لأصحاب المشاريع المصغرة... وخصوصا لصالح الفئات التي لا تمتلك سجلا ائتمانيا قويا وتتوجس من التقدم للبنوك التقليدية لتمويل احتياجاتها. هذه الشركة لقيت رواجا منقطع النظير في وسط الأفراد الذين تلقوا ردودا سلبية من البنوك أو الذين يتخوفون من القيود التي يمكن ان تفرضها عليهم، حيث سجل حجم التداول عبر تطبيق هذه الشركة منذ سنويا (منذ عام 2023) أكثر من مليار دولار أمريكي، تستخدم هذه الشركة عبر تطبيقها ومنصتها الرقمية خوارزمية مميزة للاستعلام الائتماني إذا تعتمد على البيانات التقليدية التي ينبغي أن يدلي بها أي طالب للائتمان وأيضا على بيانات

غير تقليدية ناتجة عن تحليل السلوك الائتماني والمالي للزبون، ومن خلال تقنيات التعلم الآلي ونظام الخبرة المدمج في التطبيق/المنصة تستطيع هذه الشركة توقع قدرة كل عميل على التسديد بسهولة وفي ظرف ثوان معدودة فقط (mnt-halan, 2026).

- من بين أفضل المنصات عالميا في توظيف الذكاء الاصطناعي للتقييم السلوك الائتماني للعملاء وتحليل البيانات على أساس دورة حياة المنتج "من لحظة طلب القرض إلى لحظة التحصيل النهائي (*Order-to-Cash*)"، توفر منصة ***Highradius*** خدمات هامة تتمثل بالأساس في إدارة العلميات المالية للشركات الكبرى مباشرة (*Business-to-business: B2B*) وإدارة المدفوعات (*Purchase-to-pay : P2P*) كذا التمويل الائتماني وخدمات الاستشارة والاستشراف... وبالشكل الذي يقزم التدخل البشري إلى أقل من 10% لإجراء العلميات المالية من خلال استخدام نظام ذكاء اصطناعي فريد جدا. تم تكييف نظام الذكاء الاصطناعي الذي تتبعه المنصة/التطبيق بطريقة مختلفة عن منافسها من خلال ما يعرف تنقيًا بـ "**وكلاء الذكاء الاصطناعي** (***Agents IA***)"، حيث يقوم بتحليل زخم هائل من البيانات عن العميل (المترشح أو الحالي) من مصادر متعددة: منه نفسه من خلال التصريحات التي يدلي بها ومن 40 وكالة عالمية للتنصيف الائتماني بالأسواق المالية العالمية للوصول إلى قرار رشيدة وبسرعة بشأنه، وهي تستخدم خوارزميات التعلم الآلي لتوقع السلوك الائتماني للعميل والتنبؤ الدقيق باحتمالية تعثره مهما كان الأفق الزمني، كما أن هذا النظام متكامل مع نظام ذكاء اصطناعي آخر هو "**نظام تخطيط موارد المؤسسة** (***ERP***)" يتركز على الأتمتة السحابية للحفاظ على وضعيات ملاءة/سيولة مقبولة ولتحديد السقوف الائتمانية تلقائيا حسب العميل و/أو حسب الظروف... وبهذا استطاعت هذه الشركة توطيد العمل الاستباقي في إدارة المخاطر أضفى إلى زيادة حصتها السوقية وانتشارها من الولايات المتحدة الأمريكية إلى كندا وأسواق أوروبية وآسيوية (Highradius, 2026). المخطط البياني أسفله يظهر تصدر هذه المنصة الريادة في مجال تطبيقات الذكاء الاصطناعي الخاص بعمليات التسوية والدفع "**من الفاتورة إلى التحصيل** (***Invoice-to-Cash***)":

الشكل رقم (06): المربع الملكي لتطبيقات الذكاء الاصطناعي الخاصة بدورة "الفاتورة إلى التحصيل"



المصدر: https://www.gartner.com/doc/reprints?id=1-2HHFNFTI&ct=240506&st=sb

– خاتمة:

تأسيسًا على ما تقدم من تحليلات ومناقشات عن دور الذكاء الاصطناعي في تقدير الجدارة الائتمانية، نخلص إلى أن تطبيقات الذكاء الاصطناعي الآن أضحت أمًرا حتميا لا ترفا تقنيًا، لاسيما مع اتجاه الصناعة المصرفية العالمية نحو الاستفادة من آخر المبتكرات التكنولوجية في تقديم الخدمات المالية/البنكية وتعزيز الشمول المالي... فتطبيق الذكاء الاصطناعي وفق هذا المعطى استراتيجية تنافسية عملياتية قد تقفز بالبنك إلى آفاق في مدة وجيزة لم يكن ليبلغها لو ظل يمارس التقنيات التقليدية.

إن هذا النمط من التحول يضفي إلى التخلي عن الرقابة التقليدية المستندة على نماذج كمية صماء (إن جاز التعبير) للتنبؤ بالتعثر وما ينجر عنها من خسائر، تتميز بمنطق رياضي صلب ترى حيزا محدودا من البيانات وفق مواصفات معينة، وتغض الطرف عن زخم هائل وغير محدود من البيانات التي يمكن أن تساعد بصدق في الوصول إلى مخرجات دقيقة وموثوقة، كما تلتزم بسياق مرسوم سلفا لإجراء معالجة استقرائية/استنباطية للبيانات حسب الفلسفة المتبعة تصاعدية/تنازلية على التوالي.

على عكس تطبيقات الذكاء الاصطناعي (وحتى الأنظمة الهجينة بين هذه وتلك) التي استطاعت تخويل البنوك ومؤسسات التمويل القدرة الفائقة على استشراف النمط والسلوك الائتماني (بأسلوب محاكاة يطابق بين المستقبل والواقع) حتى لو كان العميل جديدا و/أو لا يملك سجلا ائتماني من قبل. وبالنتيجة، استطاعت هذه المؤسسات احتواء مخاطر الائتمان بمستويات غير مسبوقة، وتحقيق مزايا لم تكن لتأملها لو ظلت متخلفة عن مواكبة هذه المستجدات. وعليه، تكون الجزائر بمؤسساتها ومفكريها إزاء تحدٍ عظيم للإلمام بهذه الثورة المتعددة الأبعاد.

وبعد استعراض جملة من الأدبيات الأصيلة والتجارب الرائدة، توصلت هذه الدراسة إلى نتائج جوهرية كالآتي:

- هناك إجماع بين الدراسات على القدرة الفائقة لخوارزميات الذكاء الاصطناعي، على غرار ما يعرف بالغابات العشوائية والشبكات العصبية الاصطناعية والنماذج الذكية الهجينة، وكفاءتها إحصائيًا وعملياتيًا في التنبؤ بالتعثر المالي لطالبي القروض، خاصة حال التعامل مع البيانات غير الخطية والمشوهة، وبهذا انخفضت حالات القروض المتعثرة والنزاعات إلى مستويات دنيا؛
- لا تصادف أنظمة وتطبيقات الذكاء الاصطناعي أية صعوبات في تحليل البيانات البديلة ومن مصادر متعددة غير المصدر الأساسي (أي المقترض نفسه)، بالتوازي مع نقص البيانات التقليدية عن طالب القرض التي تُستقى من ذمته المالية الحالية وبتصريح منه، إذ تستطيع استشراف السلوك الائتماني بسهولة وفي ظرف ثوان ولو على فئات من الطالبين غير مؤهلين في نظر النماذج التقليدية (مثل الشباب والعاطلين عن العمل والعجزة المقعدين والموظفين الجدد...)؛
- لكل مؤسسة اقتصادية فلسفة إدارية تتبعها، وبالنتيجة يستمد نظام إدارة المخاطر روحه وخصائصه من هذه الفلسفة والرؤية العامة وما تصبو إليه. وقد استعرضنا الاتجاهات الفكرية العامة لإدارة المخاطر، بالخصوص في نواحي القياس، ووجدنا أن أي نموذج تنبؤ سواءً كانت تقليديا أو حديثا تستخدمه المؤسسة (في مثل حالتنا البنك) لا يخرج عن الإطار: أن يكون هيكليا أو سببيا من المنظور العملي، ومن المنظور الإداري إما تنازليا أو تصاعديا. ومن خلال المرجعيات المشار إليها والمناقشات يمكن القول إن تطبيقات الذكاء الاصطناعي بصدد إدارة المخاطر هي نماذج تصاعدية *Bottom up* كونها على اتصال مباشر بمسبب المخاطر (وهو المدين) تحلل البيانات عنه وتستنبط سلوكياته ولو في بيئة معقدة على درجة عالية من عدم التأكد، وكونها تتميز بعقل ذكي يغني عن الفئام من العقول البشرية من حيث الكفاءة والموضوعية؛
- تمكنت الشركات التي تبنت هذه التقنيات من زيادة حصتها السوقية واكتساح أسواق جديدة، فضلا عن تحقيق تنافسية ملحوظة عن البنوك التقليدية... وهذا راجع إلى الحظوة والقبول التي نالته لدى شرائح متعددة من العملاء؛
- من منظور رقابي، تظل النماذج الكمية التقليدية أكثر مصداقية ومنطقا في تقديم توضيحات مقنعة عن القرار الائتماني النابع من النتيجة المتوصل إليها، مقارنة بتطبيقات الذكاء الاصطناعي التي لا توفر قرائن لتفسير المسارات التي اتخذتها الخوارزميات، لاسيما بشأن الرفض تماما أو قبول شخص ذو سجل ائتماني هزيل أو منعدم، لذلك تحبذ السلطات الرقابية تطبيق الذكاء الاصطناعي الذي يمكن تفسير مخرجاته أي ما يعرف بـ*XAI*...

كذلك، توصي هذا الدراسة بالآتي:

- ضرورة إرساء او تطوير خوارزميات تتسم بالشفافية وتمكن صناع القرار من توفير مبررات منطقية وذات حجية للعملاء والجهات الرقابية، وهذا من أجل ضمان الامتثال إلى القوانين وتفعيل الرقابة على هذه التقنيات؛
- ضرورة تحفيز البنوك الجزائرية على الانتقال من النماذج التقليدية (ولا نقول الأنظمة الخبيرة) إلى منصات سحابية متكاملة ومتعددة المقاصد، وهذا في سياق التكامل مع مستجدات الاقتصاد العالمي وتحديث تقنيات التسيير؛
- عطفًا على الاستثمار في البنية التحية الرقمية المشار إليها في النقطة السابقة، من الضروري تكوين الإطارات البنكية على الجيل الجديد من الخدمات البنكية، تحديدا على المزاوجة بين المعرفة المالية والمعلوماتية، ومن أجل

ضمان مكانة محترمة بالمستقبل عندما سيطغى الذكاء الاصطناعي ولا يفسح مجالا للتدخل البشري (ولا نقول للوجود البشري)؛

- يجب على البنوك المركزي، بما فيها بنك الجزائر، تكييف التشريعات/التنظيمات الوطنية لمواكبة التحول الرقمي وكفالة خصوصية البيانات والمنافسة الشريفة في السوق المصرفية بين هذه وتلك التي تستخدم ولا تستخدم تطبيقات الذكاء الاصطناعي؛
- قبل رسم خريطة طريق لإرساء تطبيقات الذكاء الاصطناعي في السوق المصرفية الوطنية، نوصي بنك الجزائر بأهمية إنشاء بيئة تجريبية محدودة تسمح لبنوك عمومية و/أو خاصة باختبار أهلية النماذج الذكية او تطبيقات الذكاء الاصطناعي القائمة على التعلم الآلي لاستخلاص القيود والتحديات بموضوعية، ثم التعميم وهذا لتلافي نشوء مخاطر نظامية من جراء التحول غير المهيكل.

المراجع والمصادر:

André, B., & Martin, P. (2010). Top-down ERM: a pragmatic approach to managing risk from the c-suite. USA: McKinsey & company. Récupéré sur https://www.mckinsey.com/~/media/McKinsey/Business%20Functions/Risk/Our%20Insights/Top-down%20ERM/Topdown%20ERM.pdf#:~:text=2.%20A%20%E2%80%9Ctop%2Ddown%E2%80%9D%20system%2C%20whose%20objectives%20are,steer%20the%20company%20in%20the%20right%20direction.

Arash , B., Ali , R., Parviz , A., & Kurosh , M. (2011, February). Hybrid credit ranking intelligent system using expert system and artificial neural networks. Applied Intelligence, 34, p. 31. doi:https://doi.org/10.1007/s10489-009-0177-8

Ayoub , E. (2023). Explicabilité d'un système de notation de risque de crédit basé sur l'intelligence artificielle. Thèse de doctorat, Université Sorbonne, Paris. doi:10.70675/2d09695dz9d70z4602zb460zfd801584e220

Bahrammirzaee, A. (2010, June 20). A comparative survey of artificial intelligence applications in finance: artificial neural networks, expert system and hybrid intelligent systems. Neural Computing & Applications, 19, p. 1168. Récupéré sur https://link.springer.com/article/10.1007/s00521-010-0362-z#Tab3

Bonnet, J. *(2013, 03). Les contrôles a priori et a posteriori. Les Nouveaux Cahiers du Conseil constitutionnel, pp. 112-113.*

Bromiley, P., Mcshane, M., Nair, A., & Rustambekov, E. (2014, August 22). Enterprise Risk Management: Review, Critique, and Research Directions. Forthcoming: Long Range Planning. Elsevier, 48(4), pp. 265-267. doi:https://doi.org/10.1016/j.lrp.2014.07.005

Causeway. (2024, mai 24). QHSE : Top 10 des méthodes d'analyse des risques. Consulté le avril 11, 2026, sur Causeway: https://www.causeway.com/fr/insights/qhse-top-10-des-m%C3%A9thodes-danalyse-des-risques

Chishti , S., Bartoletti, I., Leslie , A., & Millie, S. (2020). The AI Book: The Artificial Intelligence Handbook for Investors, Entrepreneurs and FinTech Visionaries (éd. 1st). UK: Wiley.

Chorng-Shyong , O., Jih-Jeng, H., & Gwo-Hshiung , T. (2005, july 1). Building credit scoring models using genetic programming. Expert Systems with Applications, 29(1), pp. 41-47. doi:DOI:10.1016/j.eswa.2005.01.003

Christophe , H., & Christophe , P. (2025, September). Artificial Intelligence and the Credit Market: Opportunities and Acceptability. (A. Europe-Finances-Régulations, Éd.) Revue d'économie financière(159). Récupéré sur https://www.aefr.eu/fr/article/4218-intelligence-artificielle-et-marche-du-credit-opportunites-et-acceptabilite

CROUHY, M., GALAI, D., & MARK, R. (2014). The essentials of risk management (éd. Second edition). New York: McGraw-Hill Education. Récupéré sur https://core-docs.s3.amazonaws.com/documents/asset/uploaded_file/726002/The_Essentials_of_Risk_Management2ed.pdf

D. E. Allen, & R. J. Powell. (2011). Credit risk measurement methodologies. 19th International Congress on Modelling and Simulation. Australia. Consulté le avril 11, 2026, sur https://www.mssanz.org.au/modsim2011/D6/allen4.pdf

Gilles, T., & Nicolas , D. (2025, juillet). Gestion des risques : une approche transverse par les processus. Consulté le 04 10, 2026, sur http://www.resilience-organisationnelle.com/1/upload/gestion_des_risques_revue_transversus.pdf

Hicham , S., Fadi , S., & Mohammed, e. (2022, Jan 10). Artificial intelligence and bank credit analysis: A review. Cogent Economics & Finance, 10(1). doi:https://doi.org/10.1080/23322039.2021.2023262

HighRadius. (2025, December 18). Comment analyser la solvabilité client et sécuriser son crédit ? Récupéré sur https://www.highradius.com/fr/Blog/comment-evaluer-solvabilite-client/

Highradius. (2026, avril 13). Highradius. Récupéré sur Highradius: https://www.highradius.com/fr/

Hongfeng , P., & Xiaofang , T. (2011). The Pricing of Credit Risk under Reduced-Form Model. Dans I. o. Engineering (Éd.), International Conference on Computer and Management. Wuhan. doi:10.1109/CAMAN.2011.5778835

HULL, J. (2015). Risk Management and Financial Institutions (éd. Fourth Edition). New Jersey: Wiley Finance Series. Récupéré sur https://www.simonfoucher.com/MBA/FINA%20695%20-%20Risk%20Management/riskmanagementandfinancialinstitutions4theditionjohnhull-150518225205-lva1-app6892.pdf

Jae H. Min, & Young-Chan Lee. (2008, November). A practical approach to credit scoring. Expert Systems with Applications, 35(4), pp. 1075-1076. doi:https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.08.070

Jensen, H. L. (1992, june 01). Using neural networks for credit scoring. Managerial Finance, 18(6). doi:https://doi.org/10.1108/eb013696

Leong , C., Liliya , H., & Renzhi , C. (2022). Applied artificial intelligence in business: concepts and cases. Switzerland: Springer.

mnt-halan. (2026, avril 13). mnt-halan. Récupéré sur mnt-halan: https://mnt-halan.com/

Shnayder, A. (2018, sept 7). Verifying Risk Decisioning Changes by Testing Against Production Data. Consulté le avril 11, 2026, sur Medium: https://tech.affirm.com/verifying-risk-decisioning-changes-by-testing-against-production-data-431279176351

Trevor , H., Robert , T., & Jerome , F. (2009). The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction (éd. Second Edition). California: Springer. Récupéré sur https://www.sas.upenn.edu/~fdiebold/NoHesitations/BookAdvanced.pdf

Young-Chan , L. (2007, July 01). Application of support vector machines to corporate credit rating prediction. Expert Systems with Applications, 33(1), pp. 67-74. doi:DOI:10.1016/j.eswa.2006.04.018

الكراسنة, إ .(2013) .*الإطار المفاهيمي لإدارة الائتمان لدى البنوك*. الإمارات: صندوق النقد العربي *Récupéré sur* . *https://www.amf.org.ae/sites/default/files/publications/2021-12/conceptual-framework-credit-management-banks.pdf*

زغاشو, ف. ا .(2014) .إشكالية القروض المتعثرة: دراسة حالة بنك الجزائر الخارجي .*سرالة ماجستير في علوم التسيير* .40 , قسنطينة: جامعة قسنطينة 2-*https://www.univ Récupéré sur* . *constantine2.dz/files/Theses/Gestion/Magistere/zeghachou-fatima.pdf*

زينب, ن &., ثائر, ص .(2023) .الجدارة الائتمانية للعملاء وأثرها على قرارات منح الائتمان المصرفي: بحث تطبيقي على عينة من المصارف التجارية العراقية الخاصة .*مجلة دراسات مالية ومحاسبية Récupéré sur* , *18*(62), pp. 361-362. *https://jpgiafs.uobaghdad.edu.iq/index.php/JAFS/article/view/1205/882*

محمد, ل .(2020) .*مدخل إلى الذكاء الاصطناعي وتعلم الآلة*. المملكة البريطانية المتحدة: أكاديمية حوسب *Récupéré sur* . *https://academy.hsoub.com/files/17-%D9%85%D8%AF%D8%AE%D9%84-%D8%A5%D9%84%D9%89-%D8%A7%D9%84%D8%B0%D9%83%D8%A7%D8%A1-%D8%A7%D9%84%D8%A7%D8%B5%D8%B7%D9%86%D8%A7%D8%B9%D9%8A-%D9%88%D8%AA%D8%B9%D9%84%D9%85-%D8%A7%D9%84%D8%A2%D9%84%D8%A9/*

نعيم, ع ,2025) .سبتمبر 30 .(الجدارة الائتمانية في عالم متغير: من النماذج التقليدية إلى الذكاء الاصطناعي) .ا. ا. بميلة(.Éd , *مجلة اقتصاد المال والأعمال*2019.v9i3.10.58205/fber.doi:DOI : 9(3) ,