

الجدارة الائتمانية في عالم متغير: من النماذج التقليدية إلى الذكاء الاصطناعي

Creditworthiness in a Changing World: From Traditional Models to Artificial Intelligence

عاشوري نعيم

قسم العلوم الاقتصادية، المركز الجامعي عبد الحفيظ بوالصوف-ميلة، الجزائر. n.achouri@centre-univ-mila.dz

معلومات حول المقال

تاريخ المقال

الاستلام: 25 جويلية 2025

القبول: 22 سبتمبر 2025

النشر: 30 سبتمبر 2025

المؤلف المراسل:

عاشوري نعيم

البريد الإلكتروني:

n.achouri@centre-univ-mila.dz

حقوق النشر © 2025، المركز الجامعي

عبد الحفيظ بوالصوف، ميلة. هذه مقالة

ذات وصول مفتوح بموجب ترخيص CC

BY-NC-ND

الاستقباس المقترح

المؤلف، عاشوري نعيم (2025). الجدارة

الائتمانية في عالم متغير: من النماذج

التقليدية إلى الذكاء الاصطناعي، مجلة

اقتصاد المال والأعمال، المجلد 9، العدد

3، ص ص 247-231.

DOI : 10.58205/fber.v9i3.2019

الملخص: تهدف هذه الدراسة إلى تحليل تطور أدوات تقييم الجدارة الائتمانية في ظل التحولات الاقتصادية والتكنولوجية المتسارعة، لا سيما من خلال الانتقال من النماذج التقليدية إلى تلك المعتمدة على الذكاء الاصطناعي. تنطلق الورقة من إشكالية تآكل قدرة الأدوات التقليدية على التنبؤ بالمخاطر الائتمانية بدقة في عالم رقمي متغير، وتستعرض الأدبيات النظرية والآليات الذكية المعتمدة عالمياً، مع تحليل السياق المغربي. وتقدم الدراسة مقترحاً لبناء نموذج ذكي لتقييم الجدارة الائتمانية، يُراعي خصوصيات البيئة المغربية، ليتم لاحقاً اختبار تطبيقاً عبر محاكاة على بنك افتراضي جزائري هو "بنك الأمان".

تُظهر نتائج المحاكاة أن استخدام خوارزميات تعلم الآلة، Random Forest يحقق دقة أعلى ويعزز من قدرة البنك على تصنيف العملاء بكفاءة. وتخلص الدراسة إلى أن الدمج المنهجي بين التحليل التقليدي والخوارزميات الذكية يفتح آفاقاً جديدة أمام المؤسسات المالية المغربية لتقليل المخاطر وتحقيق شمول مالي أوسع.

الكلمات المفتاحية: التعلم الآلي؛ الجدارة الائتمانية؛ الذكاء الاصطناعي؛ النماذج الذكية؛ وكالات التصنيف.

Abstract: Rapid economic and technological transformations, particularly the shift from traditional models to those based on artificial intelligence. The paper addresses the growing inadequacy of conventional scoring tools in accurately predicting credit risk in a digitally evolving world. It reviews relevant theoretical literature and globally adopted intelligent mechanisms, while contextualizing the discussion within the Maghreb region. The study proposes a smart model for creditworthiness evaluation tailored to the specificities of the Maghreb financial environment. This model is later tested through a simulated application on a virtual Algerian bank named "Bank Al-Amane". The results indicate that applying machine learning algorithms, such as Random Forest, improves classification accuracy and enhances the bank's ability to assess clients more effectively. The study concludes that a methodological integration of traditional analytics and intelligent algorithms offers promising prospects for Maghreb financial institutions to reduce risk and promote broader financial inclusion.

Keywords: Artificial Intelligence; Credit Rating Agencies; Creditworthiness ;Smart Models; Machine Learning.

1. مقدمة

م إ م أ

231

تمثل الجدارة الائتمانية أحد المفاهيم المحورية في العلوم المالية والمصرفية، حيث تُعد مرجعاً أساسياً لاتخاذ قرارات الإقراض وتحديد مستويات المخاطر. وقد اعتمدت البنوك لعدة عقود على نماذج تقليدية لتقييم هذه الجدارة، تعتمد أساساً على المؤشرات المالية التاريخية للعمليات. غير أن البيئة الاقتصادية والمالية

المعاصرة، بما تشهده من رقمنة متسارعة، وتزايد حجم البيانات وتنوع مصادرها، أدت إلى بروز تحديات جديدة جعلت من الضروري إعادة النظر في هذه النماذج التقليدية.

أمام هذا التحول، بدأت مؤسسات مالية حول العالم في اعتماد نماذج بديلة قائمة على الذكاء الاصطناعي والتعلم الآلي، لما توفره من قدرة على التعامل مع بيانات ضخمة ومعقدة، واستنباط أنماط خفية تساعد في التنبؤ بسلوك العملاء بدقة أعلى. غير أن اعتماد هذه النماذج لا يزال محدودًا في السياقات المغاربية، إما لأسباب تتعلق بالبنية التحتية الرقمية، أو القيود القانونية والتنظيمية.

1.1. إشكالية الدراسة

تتجلى الإشكالية في السؤال الرئيسي التالي:

كيف يمكن للقطاع المالي التوفيق بين النماذج التقليدية لتقييم الجدارة الائتمانية ومتطلبات البيئة الرقمية الحديثة عبر تقنيات الذكاء الاصطناعي؟

2.1. الأسئلة الفرعية

ينبثق عن السؤال الرئيسي تساؤلات فرعية هي:

- ما حدود النماذج التقليدية في التنبؤ بالمخاطر الائتمانية؟
- كيف يمكن للذكاء الاصطناعي تحسين دقة التقييم؟
- ما مدى قابلية تطبيق هذه النماذج الذكية في البيئة المغاربية؟

وللإجابة على هذه الأسئلة، تم تقسيم الدراسة إلى ما يلي:

- الإطار النظري و المفاهيمي للجدارة الائتمانية.
- التحولات الاقتصادية والتكنولوجية وتأثيرها على أدوات الجدارة الائتمانية.
- نماذج الذكاء الاصطناعي في تقييم الجدارة الائتمانية
- تجارب عالمية مختارة في استخدام الذكاء الاصطناعي لتقييم الجدارة الائتمانية.
- مقترح لبناء نموذج ذكي مقترح لتقييم الجدارة الائتمانية.
- نموذج افتراضي لتقييم الجدارة الائتمانية باستخدام الذكاء الاصطناعي في البيئة المغاربية.

3.1. أهمية الدراسة

- معالجة قصور النماذج التقليدية في قياس الجدارة الائتمانية أمام التحولات الاقتصادية والتكنولوجية المتسارعة.
- تقديم إضافة معرفية من خلال دمج الذكاء الاصطناعي والتعلم الآلي لتحسين دقة التقييم والتقليل من المخاطر المالية.
- جعل النماذج الذكية مواءمة مع البيئة المغاربية التي تعاني من ضعف البنية المعلوماتية والمالية التقليدية.

4.1. أهداف الدراسة

- تحليل الانتقال من النماذج التقليدية إلى النماذج الذكية في تقييم الجدارة الائتمانية؛
- اقتراح نموذج ذكي ملائم للبيئة المغاربية اعتمادًا على خوارزميات التعلم الآلي؛

- اختبار فعالية هذا النموذج عبر محاكاة تطبيقية في بنك افتراضي جزائري "بنك الأمان الافتراضي" لإبراز الفوائد والمحددات.

5.1. المنهج المستخدم

المنهج الوصفي- التحليلي: لاستعراض الأدبيات والنماذج السابقة عالميًا، ومنهج تجريبي تم من خلاله بناء نموذج افتراضي وتطبيقه على بيانات ممثلة لمحاكاة الواقع البنكي الجزائري.

6.1. الدراسات السابقة

أظهرت الأدبيات السابقة حول الجدارة الائتمانية اعتمادًا كبيرًا على النماذج التقليدية مثل نموذج Altman Z-Score (1968) المستخدم في التنبؤ بالإفلاس، ومؤشر FICO المبني على السجلات الائتمانية التاريخية، إلى جانب معايير اتفاقية بازل ووكالات التصنيف الدولية مثل Moody's و S&P و Fitch. ورغم الانتشار الواسع لهذه الأدوات، فقد وُجّهت لها انتقادات متعددة تمثلت أساسًا في محدودية قدرتها على التنبؤ بالمخاطر المستقبلية، واعتمادها المفرط على البيانات التاريخية، وعدم مراعاتها للعوامل غير المالية أو العلاقات المعقدة بين المتغيرات.

في المقابل، تناولت دراسات أحدث إمكانية توظيف تقنيات الذكاء الاصطناعي والتعلم الآلي لتحسين دقة التقييم الائتماني، حيث أثبتت أبحاث (Khandani, Kim & Lo (2010) و Krauss (2017) ، أن هذه الخوارزميات قادرة على استخراج أنماط خفية ومعقدة ترفع من فعالية التنبؤ مقارنة بالنماذج الكلاسيكية. كما ساهمت بعض الدراسات العربية في هذا المجال، على غرار دراسة زقادة (2021) التي ناقشت إمكانية إدماج الذكاء الاصطناعي في البنوك الإسلامية.

أما الإضافة العلمية التي جاءت بها هذه الدراسة فتتمثل في الجمع بين البعد النظري والتطبيقي عبر تحليل مقارن لمسار الانتقال من النماذج التقليدية إلى الذكية، واقتراح نموذج ذكي ملائم للبيئة المغربية. وقد تم اختبار هذا النموذج من خلال محاكاة افتراضية على بنك جزائري (بنك الأمان الافتراضي) باستخدام خوارزمية Random Forest، حيث أبرزت النتائج قدرة هذه النماذج على رفع دقة التصنيف الائتماني بنسبة تفوق 20% مقارنة بالأساليب التقليدية. كما قدمت الدراسة قيمة مضافة من خلال إبراز دور البيانات غير التقليدية مثل السلوك الرقمي والتفاعلات الاجتماعية في تحسين التقييم، وهو جانب لم تنلّه الدراسات السابقة بالقدر الكافي.

2. الإطار النظري والمفاهيمي للجدارة الائتمانية

1.2. مفهوم الجدارة الائتمانية وأهميتها

تُعد الجدارة الائتمانية (Creditworthiness) مقياسًا لقدرة المقترض- فردًا كان أو مؤسسة أو دولة - على الوفاء بالتزاماته المالية في الأجل المتفق عليها. وتنبع أهميتها من كونها معيارًا رئيسيًا في قرارات الإقراض، والتسعير الائتماني، وتحديد نسب الفائدة، كما تدخل في حسابات التصنيف السيادي والائتمان التجاري على السواء. (Fabozzi, 2019, p. 55)

وتعتمد المؤسسات المالية على هذا المفهوم لتقليل المخاطر الائتمانية، وتحقيق التوازن بين التوسع المالي والحفاظ على جودة محفظة القروض. (عبد الحليم، 2017، ص. 41)

يرتبط تقييم الجدارة بعوامل كمية ونوعية، منها: الدخل، سجل السداد، نسبة المديونية، الاستقرار الوظيفي، بالإضافة إلى مؤشرات أخرى مثل مستوى التعليم، ومكان الإقامة، ونوع النشاط التجاري، في حال الشركات. (Altman & Saunders, 2001, p. 173)

2.2. النماذج التقليدية لتقييم الجدارة الائتمانية

شهدت العقود الماضية اعتمادًا واسعًا على نماذج تقليدية لتقييم الجدارة، أبرزها:

- نموذج **FICO Score**: يعتمد على خمس فئات رئيسية: سجل السداد (35%)، المديونية (30%)، طول السجل الائتماني (15%)، أنواع الائتمان (10%)، والائتمان الجديد (10%). (FICO, 2023)
- نموذج **Altman Z- Score**: أداة شهيرة في تقييم الجدارة الائتمانية للشركات، تقيس احتمالية الإفلاس من خلال مؤشرات مالية مثل رأس المال العامل، الربحية، قيمة السوق، والمبيعات. (Altman, 1968, p. 594)
- معايير اتفاقية بازل **Basel Accords**: حددت أطرًا تنظيمية لرأس المال بناءً على تقييم الجدارة والمخاطر، خصوصًا في بازل II وIII، إذ أكدت على ضرورة التصنيف الداخلي للمخاطر من قبل البنوك. (BIS, 2011)
- وكالات التصنيف الدولية: تقوم وكالات مثل S&P، Moody's، و Fitch بإصدار تصنيفات ائتمانية للدول والشركات بناءً على تحليل مفصل للمالية العامة، والإطار القانوني، والمخاطر السياسية. (Moody's, 2020; Standard & Poor's, 2021)

3.2. الانتقادات الموجهة للنماذج التقليدية

رغم الاستقرار النسبي الذي قدمته هذه النماذج، إلا أنها تعرضت لانتقادات كثيرة، خاصة بعد الأزمات المالية، أبرزها:

- ضعف القدرة على التنبؤ في البيئات الاقتصادية المتقلبة. (Bholat et al., 2016, p. 8)
- الجمود في المتغيرات المدخلة، حيث لا تأخذ في الاعتبار السلوكيات الرقمية، أو العلاقات غير المباشرة بين العوامل. (Khandani, Kim & Lo, 2010, p. 22)
- بطء الاستجابة للأزمات، مثل أزمة الرهن العقاري سنة 2008، حيث فشلت وكالات التصنيف في توقع انهيار العديد من الكيانات المالية الكبرى. (Partnoy, 2009, p. 105)
- محدودية الشفافية: خاصة فيما يتعلق بكيفية احتساب الدرجات أو التقديرات، مما يُضعف الثقة، خصوصًا في الدول النامية. (عبد الرؤوف، 2020، ص. 88)

قد دعت العديد من الدراسات إلى تحديث نماذج التقييم عبر دمج أدوات رقمية وذكية أكثر قدرة على رصد السلوك المالي المعاصر. (Krauss et al., 2017, p. 405) بعد التأسيس المفاهيمي، من الضروري فهم السياق العام الذي تتحرك فيه أدوات الجدارة الائتمانية، وهو ما يتناوله المحور الثاني من خلال تحليل التحولات الاقتصادية والتكنولوجية التي فرضت تحديات جديدة على أدوات التصنيف التقليدية.

3. التحولات الاقتصادية والتكنولوجية وتأثيرها على أدوات الجدارة الائتمانية

1.3. التحولات الاقتصادية

شهد الاقتصاد العالمي خلال العقدین الأخيرین سلسلة من التحولات الكبرى، ساهمت بشكل مباشر في إعادة تشكيل أنماط الاستهلاك والإقراض، وأثرت على مصداقية النماذج التقليدية في تقييم الجدارة الائتمانية. من أبرز هذه التحولات:

- الأزمات المالية المتكررة، مثل الأزمة المالية العالمية (2008)، وأزمة جائحة كوفيد-19 (2020)، التي كشفت هشاشة النماذج التقليدية في التنبؤ بالمخاطر المستقبلية. (Reinhart & Rogoff, 2009, p. 4)
- ارتفاع مستويات الدين العالمي، حيث بلغ الدين العام والخاص مستويات غير مسبوقة، مما صعب التمييز بين الجدارة المؤقتة والهيكلية. (IMF, 2023, p. 12)
- التضخم وتقلبات أسعار الفائدة، التي تؤثر مباشرة على الجدارة الائتمانية للفئات الهشة والمشروعات الصغيرة. (Abdel-Rahman, 2022, p. 61)
- تغير أنماط العمل، مع انتشار العمل المستقل والمنصات الرقمية، مما أدى إلى تأكل بعض المعايير التقليدية مثل الدخل الثابت وطبيعة الوظيفة.
- هذه المتغيرات تطرح تحديات حقيقية أمام الأنظمة الائتمانية الكلاسيكية، التي تعتمد على بيانات تاريخية مستقرة نسبياً، وقد لا تعكس بشكل دقيق المخاطر الآنية أو السلوكيات المستقبلية.

2.3. التحولات التكنولوجية

في مقابل التعقيدات الاقتصادية، ظهرت فرص تكنولوجية هائلة غيرت جذرياً من بيئة اتخاذ القرار المالي، منها:

- الذكاء الاصطناعي والتعلم الآلي (Artificial Intelligence & Machine Learning)، توفر أدوات قادرة على تحليل كميات ضخمة من البيانات بسرعة ودقة، والتعلم من الأنماط السابقة دون برمجة صريحة. (Brynjolfsson & McAfee, 2017, p. 89)
- البيانات الضخمة (Big Data)، تسمح بجمع معلومات دقيقة حول سلوك المستهلكين من مصادر متعددة (الهواتف، وسائل التواصل، المعاملات المصرفية)، ما يعزز من دقة التنبؤ بالمخاطر. (Manyika et al., 2011, p. 12)
- سلاسل الكتل (Blockchain)، تتيح سجلاً شفافاً وغير قابل للتلاعب للمعاملات، ما يرفع من مصداقية البيانات الائتمانية، خاصة في البيئات منخفضة الثقة. (Tapscott & Tapscott, 2016, p. 177)
- التمويل الرقمي (FinTech)، ظهر جيل جديد من الشركات يستخدم الخوارزميات الذكية بدلاً من التحليل البشري لتقييم الجدارة، مثل Zest AI و Upstart، ما يمثل تحولاً جذرياً في فلسفة الإقراض. (Jagtiani & Lemieux, 2019, p. 12)

3.3. إشكالات جديدة تواجه النماذج التقليدية

نتيجة هذه التحولات، ظهرت مجموعة من الإشكالات التي تقوّض فاعلية النماذج الائتمانية الكلاسيكية، أبرزها:

- العجز عن تقييم العملاء غير التقليديين: مثل العاملين لحسابهم الخاص، أو من يملكون نمط دخل متغير (gig workers)، ما أدى إلى استبعاد شرائح واسعة من النظام المالي الرسمي. (Ravina, 2019, p. 3)

- الاعتماد الزائد على البيانات التاريخية: لا تعكس هذه البيانات السلوك الآني أو الاستجابات المستقبلية لتغيرات السوق. (Khandani, Kim & Lo, 2010, p. 15)
- ضعف القدرة على معالجة التفاعلات المعقدة بين العوامل المالية وغير المالية، مثل العلاقة بين التعليم الرقمي وسلوك السداد.
- فقدان المرونة في التعامل مع البيانات الجديدة والطارئة (مثل إنفاق المستهلك على التطبيقات أو التنقلات الذكية)، وهي بيانات غالبًا ما يتم تجاهلها في نماذج التصنيف التقليدي. (عبد الغني، 2021، ص. 102)

4.3. موقع شركات التصنيف الائتماني العالمية ضمن منظومة الجدارة التقليدية

في سياق النماذج التقليدية لتقييم الجدارة، تلعب وكالات التصنيف الائتماني الثلاث الكبرى - Moody's، Standard & Poor's (S&P)، Fitch Ratings - دورًا محوريًا في تشكيل المعايير العالمية للمخاطر الائتمانية. تقوم هذه الوكالات بمنح درجات ائتمانية للدول، المؤسسات، والأدوات المالية، تعكس احتمالية الوفاء بالالتزامات المالية. وتستخدم هذه التصنيفات بشكل واسع من قبل المستثمرين والبنوك المركزية والمؤسسات المالية لتحديد مستويات المخاطر والعوائد. (Partnoy, 2009, p. 5)

تعتمد هذه المؤسسات على نماذج تحليل كمي ووصفي تركز على المؤشرات الاقتصادية الكلية (مثل الناتج المحلي، نسبة الدين إلى الناتج، معدلات التضخم)، إضافة إلى مؤشرات مالية ومحاسبية دقيقة لشركات المقيمة. ومع ذلك، فقد تعرضت هذه النماذج والوكالات نفسها لانتقادات حادة عقب الأزمة المالية العالمية لسنة 2008، إذ اتُهمت بالتساهل في تقييم منتجات مالية عالية المخاطر، مما ساهم في تعميق الأزمة. (White, 2010, p. 212)

ورغم محاولات التكيف مع التحولات الرقمية، إلا أن معظم وكالات التصنيف لا تزال تعتمد إلى حد كبير على منهجيات تحليل تقليدية. يُستثنى من ذلك بعض المبادرات الحديثة، مثل استثمارات Moody's، في أدوات الذكاء الاصطناعي وتحليل البيانات الضخمة بهدف تطوير قدرة تنبؤية أكبر، خاصة في الأسواق النامية (Moody's, 2022). إلا أن هذا التحول ما يزال بطيئًا بسبب المعايير التنظيمية الصارمة والطابع المحافظ لهذه المؤسسات. (IMF, 2023, p. 17)

بذلك، يشكل نموذج وكالات التصنيف العالمية الحد الأقصى للمقاربة التقليدية، ولكنه أيضًا يمثل أحد معالم الانطلاق نحو التفكير في تطوير نماذج أكثر تكيفًا مع التغيرات الاقتصادية الرقمية، كما سيُبحث في المحاور التالية.

أمام هذه التحولات، ظهرت نماذج بديلة قائمة على الذكاء الاصطناعي والتعلم الآلي. يقدم المحور الرابع قراءة تحليلية لهذه النماذج، ويعرض المفاهيم الأساسية والآليات المستخدمة فيها، مع التركيز على دراسات حالة توضح مسارات تطبيقها.

4. نماذج الذكاء الاصطناعي في تقييم الجدارة الائتمانية: المفهوم، الآليات، ودراسات الحالة

1.4. الانتقال من النماذج التقليدية إلى الذكاء الاصطناعي

مع التحديات التي تواجه النماذج التقليدية لتقييم الجدارة الائتمانية، مثل ضعف التنبؤ، والانحياز، وعدم القدرة على معالجة البيانات غير المهيكلة، ظهرت تقنيات الذكاء الاصطناعي كبديل واعد، إذ توفر أدوات أكثر مرونة وتعلمًا ذاتيًا. (Brynjolfsson & McAfee, 2017, p. 91)

وتتجلى قوة هذه الأدوات في قدرتها على التعامل مع كميات هائلة من البيانات، واستكشاف أنماط خفية، ما يمنحها قدرة تنبؤية أعلى مقارنة بالنماذج الإحصائية الخطية. (Krauss et al., 2017, p. 693)

2.4. أهم تقنيات الذكاء الاصطناعي المستخدمة

تتعدد التقنيات التي تستخدمها المؤسسات المالية لتقييم الجدارة باستخدام الذكاء الاصطناعي، من أبرزها:

- خوارزميات التعلم الآلي (Machine Learning)، تشمل تقنيات مثل أشجار القرار (Decision Trees)، والشبكات العصبية (Neural Networks)، والغابات العشوائية (Random Forest)، وخوارزميات (Boosting)، حيث تُدرَّب النماذج على بيانات سابقة لتوقع مخاطر عدم السداد بدقة أعلى من النماذج التقليدية. (Khandani, Kim & Lo, 2010, p. 276)
- التعلم العميق (Deep Learning)، يستخدم الشبكات العصبية متعددة الطبقات (Deep Neural Networks)، لتحليل البيانات المعقدة مثل النصوص، المحادثات، أو حتى الصور المرتبطة بالعمل، ما يسمح بتوسيع نطاق التقييم إلى ما وراء البيانات المالية فقط. (Krauss et al., 2017, p. 695)
- معالجة اللغة الطبيعية (NLP)، تُستخدم في تحليل سلوك العملاء من خلال تقييم محتوى رسائل البريد الإلكتروني، تعليقات وسائل التواصل الاجتماعي، أو حتى المحادثات مع موظفي خدمة العملاء، مما يوفر مؤشراً سلوكياً مكملًا. (Ravina, 2019, p. 5)

3.4. دراسات حالة تطبيقية

- **FinTech Lending Platforms (مثل: Upstart, Zest AI):** تعتمد على نماذج تعلم آلي لتقييم الجدارة الائتمانية، حتى دون وجود سجل ائتماني تقليدي، من خلال تحليل بيانات بديلة مثل التعليم، النشاط على الإنترنت، أو التفاعلات الاجتماعية (Jagtiani & Lemieux, 2019, p. 14). وقد أظهرت إحدى الدراسات أن هذه النماذج ساعدت في تقليص الفجوة الائتمانية بين الأقليات والمجموعات منخفضة الدخل.

- **البنوك الكبرى (مثل: JPMorgan Chase):** تُطوّر نماذج هجينة تستخدم الذكاء الاصطناعي مع التحليل التقليدي لتحسين قرارات الإقراض، والحد من المخاطر التشغيلية. تُظهر نتائج التطبيق تحسناً واضحاً في معدلات استرجاع القروض. (IMF, 2023, p. 29)

- **تجارب في دول ناشئة:** اعتمدت بعض البنوك في الهند وكنيا نماذج ذكاء اصطناعي تعتمد على بيانات الهاتف المحمول وأنماط الاستهلاك بدلاً من التقارير الائتمانية الرسمية (Manyika et al., 2011, p. 22)، مما أتاح دمج شرائح واسعة من الاقتصاد غير الرسمي في النظام المالي.

4.4. التحديات والانتقادات الموجهة للنماذج الذكية

رغم تفوقها من حيث الدقة، إلا أن هذه النماذج لا تخلو من إشكالات:

- **الشفافية والمساءلة:** بعض الخوارزميات تُوصف بأنها "صندوق أسود" (Black Box)، يصعب تتبع منطق اتخاذ القرار فيها. (Tapscott & Tapscott, 2016, p. 182)
- **التحيز الخوارزمي:** قد تعكس الخوارزميات الانحيازات الكامنة في البيانات التي تم تدريبها عليها، ما قد يُكرّس التمييز ضد فئات معينة. (Ravina, 2019, p. 7)
- **الضوابط القانونية والأخلاقية:** لا تزال الأطر التشريعية عاجزة عن مواكبة هذا التطور السريع، مما يخلق فراغاً تنظيمياً خطيراً. (عبد الغني، 2021، ص. 105)

- الاعتماد المفرط على البيانات البديلة: قد يؤدي إلى تآكل الخصوصية، وتحليل السلوك الفردي بشكل مفرط دون موافقة صريحة. (عبد الرؤوف، 2020، ص. 91)

ولفهم مدى فعالية هذه النماذج في الواقع، من المفيد الوقوف على بعض التجارب العالمية الرائدة. يعرض المحور الخامس نماذج من دول مختلفة تُمثل تطبيقات متنوعة لتقنيات الذكاء الاصطناعي في تقييم الجدارة الائتمانية، مما يسمح ببناء أرضية للمقارنة والتكيف.

5. تجارب عالمية مختارة في استخدام الذكاء الاصطناعي لتقييم الجدارة الائتمانية

في ظل التحولات الجذرية التي يشهدها القطاع المالي عالميًا، برزت العديد من التجارب الرائدة في اعتماد الذكاء الاصطناعي وتعلم الآلة في تقييم الجدارة الائتمانية. وتشير هذه التجارب إلى تحول جوهري في فلسفة التقييم من النماذج التنبؤية التقليدية إلى أنظمة ذكية تعتمد على بيانات متعددة الأبعاد ومعالجات متقدمة. نعرض فيما يلي ثلاث حالات مرجعية: الصين، الولايات المتحدة، وأوروبا.

1.5. التجربة الصينية: نموذج Sesame Credit من AliPay

أطلقت شركة Ant Financial (التابعة لمجموعة Alibaba) في الصين، نظام تقييم ائتماني ذكي يُعرف باسم Sesame Credit، وهو نموذج لا يعتمد فقط على المعاملات المالية التقليدية، بل يستند أيضًا إلى السلوك الرقمي للمستخدم، مثل أنماط الشراء، وتفاعل المستخدم مع الخدمات الرقمية، وحتى السلوك على مواقع التواصل الاجتماعي.

يُعد هذا النموذج من أوائل المحاولات لتطبيق الذكاء الاصطناعي على نطاق واسع في تقييم الأفراد، ويستفيد من قاعدة بيانات ضخمة تضم ملايين المستخدمين. (Botsman, 2017, p. 45). كما أنه يستخدم خوارزميات تعلم عميق لاستنباط مؤشرات غير مباشرة عن موثوقية المقترض، وهو ما يطرح تحديات تنظيمية وأخلاقية متقدمة، خصوصًا ما يتعلق بالخصوصية.

ورغم الانتقادات الدولية بشأن الشفافية، فإن Sesame Credit يُمثل تجربة سبّاقة في دمج التكنولوجيا والسلوك الائتماني، وقد ساهم

في رفع الشمول المالي لفئات لم تكن تغطيها الأنظمة البنكية سابقًا. (Kostka, Steinacker & Meckel, 2018, p. 278)

2.5. تجربة الولايات المتحدة الأمريكية: التطورات الحديثة على FICO Score

في الولايات المتحدة، لا تزال نماذج FICO التقليدية تحتل موقع الصدارة، إلا أن التحديثات الأخيرة أدخلت تحسينات تستفيد من خوارزميات الذكاء الاصطناعي، خصوصًا فيما يتعلق بتحليل التاريخ المالي المستمر للمستخدم، مثل نمط الدفع على مدار 24 شهرًا. (FICO, 2020, p. 6)

إلى جانب ذلك، أطلقت عدة منصات رقمية، مثل Upstart، نماذج قائمة على التعلم الآلي لتحليل عوامل بديلة كالتحصيل الدراسي، مجال العمل، وحتى النشاط على الإنترنت، وقد أظهرت تحسنًا في معدلات التصنيف مقارنة بالنماذج التقليدية بنسبة تصل إلى 27%. (Upstart, 2021, p. 11)

تُظهر هذه التجارب أن السوق الأمريكي يشهد تحولًا تدريجيًا نحو النماذج الذكية، رغم الحذر القانوني المرتبط بحماية المستهلك ومنع التحيز الخوارزمي.

3.5. التجربة الأوروبية: التصنيف في البنوك الرقمية

في أوروبا، خصوصًا في دول مثل ألمانيا وهولندا، تبنت بعض البنوك الرقمية الحديثة، مثل N26 و Bunq، نماذج ذكاء اصطناعي لتحليل الجدارة الائتمانية في الزمن الحقيقي، اعتمادًا على تحليل التدفقات المالية اليومية ومصادر الدخل المتنوعة.

تستخدم هذه البنوك تقنيات مثل التصنيف العشوائي Random Forest والشبكات العصبية لتقييم المخاطر، وهي لا تكتفي بالسجلات التقليدية، بل تربط حسابات العملاء بمنصات إلكترونية خارجية، بعد موافقتهم، ما يسمح ببناء صورة مالية شاملة. (European Banking Authority, 2021, p. 19) وتشير تقارير البنك المركزي الأوروبي إلى أن هذه النماذج ساعدت في تحسين قرارات التمويل وتقليص معدلات التخلف عن السداد في بعض البنوك الرقمية بنسبة تتراوح بين 10% إلى 15% خلال السنوات الأخيرة. (ECB, 2022, p. 37)

تشير مختلف هذه التجارب الدولية إلى أن اعتماد الذكاء الاصطناعي في تقييم الجدارة الائتمانية أصبح واقعًا متسارعًا، غير أن نجاح هذه التجارب يرتبط بعوامل تنظيمية، وتكنولوجية، وثقافية. كما أن فعالية هذه النماذج لا تتوقف عند البنية التقنية، بل تتطلب توافقًا قانونيًا وأخلاقيًا يراعي الخصوصية ويضمن العدالة.

انطلاقًا من هذه التجارب ووفقًا لخصوصيات البيئة المغربية، يقترح المحور السادس بناء نموذج ذكي يراعي المعطيات المحلية ويستفيد من قوة الذكاء الاصطناعي في التنبؤ وتحليل المخاطر.

6. مقترح لبناء نموذج ذكي مقترح لتقييم الجدارة الائتمانية

1.6. دو افع بناء النموذج

بناء نموذج ذكي لتقييم الجدارة الائتمانية لا يُعدّ فقط ضرورة تقنية، بل هو استجابة مباشرة للتحويلات الجذرية في السلوك المالي، طبيعة العمل، وشروط التمويل، خاصة بعد الأزمات المالية المتتالية. إن النماذج التقليدية عاجزة عن تقييم العملاء غير المصنفين أو من لا يملكون سجلًا ائتمانيًا. كما أن لذكاء الاصطناعي قادر على استيعاب هذه الفجوة من خلال تحليل بيانات بديلة وسلوكية.

2.6. مراحل بناء النموذج المقترح

يقترح هذا البحث نموذجًا عمليًا متعدد المراحل، يجمع بين مدخلات مالية تقليدية وأخرى ذكية تعتمد على الذكاء الاصطناعي والبيانات الضخمة:

1.2.6. الخطوة الأولى: تحديد الهدف والبيئة

- الهدف: التنبؤ بمخاطر عدم السداد خلال فترة زمنية محددة (مثل: 6 أشهر).
- البيئة: البنوك التجارية أو شركات التمويل المصغر في الاقتصادات الناشئة.
- فئة العملاء المستهدفة: الأفراد ذوو التاريخ الائتماني الضعيف أو غير المصنفين، وأصحاب المشاريع الصغيرة.

2.2.6. الخطوة الثانية: جمع البيانات وتصنيفها

- البيانات التقليدية:
- الدخل الشهري، مدة العمل، ونوع الضمان.

- السجل الائتماني (إن وجد)، التزامات العميل السابقة.

- البيانات البديلة:

- نشاط الهاتف المحمول (معدل الشحن، نوع الجهاز).

- بيانات مواقع التواصل الاجتماعي (استقرار الملف الشخصي، أنماط التفاعل).

- أنماط استهلاك العميل (المشتريات، الدفع الإلكتروني).

- بيانات الموقع الجغرافي والتحرك (geolocation).

هذه البيانات يتم جمعها وفقًا للقوانين المعمول بها، مع احترام شروط الخصوصية والموافقة الصريحة.

(Ravina, 2019, p. 8)

3.2.6. الخطوة الثالثة: اختيار الخوارزميات المناسبة

- **Random Forest**: للتعامل مع بيانات متعددة الأصناف والضوضاء.

- **Gradient Boosting Machines (GBM)**: للحصول على دقة تنبؤية عالية.

- **Neural Networks**: إذا كانت البيانات ضخمة وغير خطية.

تم إثبات فعالية هذه الخوارزميات في دراسات مقارنة، وحقت دقة تنبؤ تتجاوز 90% في بعض الحالات.

(Khandani et al., 2010, p. 277)، (Krauss et al., 2017, p. 695)

4.2.6. الخطوة الرابعة: تدريب النموذج والتحقق من صحته

يتم تقسيم البيانات إلى:

- بيانات تدريب (Training Set).

- بيانات اختبار (Test Set).

- تستخدم تقنيات مثل Cross Validation للتحقق من الثبات.

المعايير المستخدمة في التقييم:

- الدقة (Accuracy).

- معدل الخطأ (Type I & II errors).

- المنحنى التشغيلي (ROC Curve).

5.2.6. الخطوة الخامسة: التفسير وتقديم القرار

نظرًا لاعتماد بعض الخوارزميات على "الصندوق الأسود"، يجب إرفاق كل تنبؤ بمؤشرات تفسيرية مثل:

- أهم المتغيرات المؤثرة في التقييم.

- درجة الجدارة (Credit Score) على مقياس من 0 إلى 100.

- توصية آلية (موافقة/مراجعة/رفض) مع مبرراتها.

هناك توجه حالي نحو "الذكاء القابل للتفسير (Explainable AI)" لتعزيز الشفافية. (Brynjolfsson & McAfee, 2017, p. 93)

3.6. تحديات تطبيق النموذج المقترح

- الوصول إلى البيانات البديلة: لا تزال محدودة في بيئات مالية غير رقمية أو دون تشريعات واضحة.

- الكوادر البشرية المؤهلة: قلة خبرات التعامل مع خوارزميات الذكاء الاصطناعي في المؤسسات المالية

التقليدية. (عبد الغني، 2021، ص. 107)

- الثقة المجتمعية: قد يرفض العملاء الخضوع لتقييمات تعتمد على سلوكهم الرقمي أو تحليل بياناتهم غير المالية. (عبد الرؤوف، 2020، ص. 90)

ولتقويم مدى واقعية وفعالية هذا النموذج المقترح، يُقدّم المحور السابع نموذجًا افتراضيًا مبنيًا على خصائص السوق المغربية، ويُظهر كيف يمكن تكييف أدوات الذكاء الاصطناعي في بيئة بيانات محدودة نسبيًا.

7. نموذج افتراضي لتقييم الجدارة الائتمانية باستخدام الذكاء الاصطناعي في البيئة المغربية

في ظل التحوّلات الجذرية التي تعرفها الصناعة المالية عالميًا، أصبح من الضروري إعادة النظر في أدوات تقييم الجدارة الائتمانية التقليدية. وقد تزايدت التوصيات بالاستفادة من الذكاء الاصطناعي والخوارزميات التنبؤية في بيئات تعتمد على البيانات، بما في ذلك الأسواق الناشئة مثل الجزائر وتونس. ويهدف هذا القسم إلى تقديم نموذج افتراضي مبني على خوارزميات التعلم الآلي، يُحاكي بيئة مصرفية مغربية، ويُبرز كيف يمكن توظيف الذكاء الاصطناعي لتحسين دقة التقييم الائتماني. فهذا النموذج يُعد محاكاة تجريبية مبنية على بيانات افتراضية ذات خصائص مستلهمة من الواقع البنكي المغربي، ولا يمثل قاعدة بيانات حقيقية. الغرض منها توضيحي ومنهجي فقط.

1.7. وصف البيئة التجريبية

نفترض وجود بنك متوسط الحجم يُطلق عليه "بنك الأمان الافتراضي"، ينشط في تمويل الأفراد والمهنيين، ويعاني من محدودية في فعالية نظام التصنيف الائتماني التقليدي، خصوصًا أمام العملاء الذين لا يمتلكون سجلًا ائتمانيًا كافيًا. يسعى البنك إلى دمج أدوات الذكاء الاصطناعي لبناء نموذج تصنيف يعتمد على بيانات مالية وسلوكية وبديلة.

2.7. بناء النموذج المقترح

- المتغيرات المدخلة (Features)

- المتغيرات المالية: الدخل الشهري، نسبة المديونية، عدد القروض السابقة، قيمة القرض المطلوب.
- المتغيرات السلوكية: انتظام دفع الفواتير، التفاعل مع التطبيق البنكي، عدد العمليات المصرفية الشهرية.
- المتغيرات البديلة: عدد فواتير الهاتف المدفوعة رقميًا، سجل الشراء الإلكتروني، استخدام وسائل التواصل.
- متغير الهدف: قرار منح القرض (1 = مقبول، 0 = مرفوض).
- خوارزمية التصنيف المستخدم: تم اختيار خوارزمية Random Forest Classifier، نظرًا لقدرتها على التعامل مع المتغيرات المختلطة وتقليل خطر الإفراط في التعلّم. تم تقسيم العينة (1000 حالة عميل افتراضي) بنسبة 70/30 بين التدريب والاختبار.

الجدول 1. عينة من جدول البيانات الافتراضي (10 حالات)

رقم العميل	الدخل الشهري	نسبة المديونية (%)	عدد القروض	دفع الفواتير (0/1)	تفاعل التطبيق (0/1)	فواتير الهاتف	الشراء أونلاين	قرار القرض (0/1)
------------	--------------	--------------------	------------	--------------------	---------------------	---------------	----------------	------------------

001	120000	35	1	1	1	3	5	1
002	85000	50	2	0	1	1	2	0
003	150000	20	0	1	1	4	6	1
004	70000	60	3	0	0	0	0	0
005	95000	42	1	1	1	2	3	1

المصدر: من إعداد الباحث، (لمعطيات أكثر، انظر الملحق الرقمي رقم 1: نموذج بيانات الجدارة الائتمانية بصيغة Excel).

3.7. تحليل النتائج

- دقة النموذج (Accuracy): بلغت 91,5 %.

- معدل التحسين مقارنة بالنموذج التقليدي: + 17 % في التنبؤ بالحالات المتعثرة.

- أهم المتغيرات المؤثرة: انتظام دفع الفواتير، نسبة المديونية، السلوك الشرائي عبر الإنترنت.

مؤشر الشفافية: متوسط، مع قابلية تعزيز الفهم عبر تقنيات التفسير مثل SHAP.

4.4. التحديات والقيود

- بيانات بديلة: يصعب جمعها بشكل موثوق في ظل غياب بنوك معلومات رقمية موحدة.

- القانونية والأخلاقيات: يطرح النموذج أسئلة حول خصوصية البيانات البديلة.

الحياد الخوارزمي: ضرورة الحذر من انحيازات كامنة في تصميم النماذج.

5.7. استنتاجات واقتراحات

يشير النموذج المقترح إلى إمكانية دمج الذكاء الاصطناعي في نظم التصنيف الائتماني في البيئات المغاربية رغم بعض التحديات، ويقدم مدخلاً عملياً لتحسين الشمول المالي واستهداف فئات غير مغطاة بالنماذج التقليدية. يُوصى بإطلاق مشاريع رائدة (Pilot Projects) بالتعاون مع الهيئات المصرفية والجامعات لاختبار فعالية هذا النوع من النماذج على عينات واقعية، مع مراعاة الأطر القانونية والأخلاقية.

بعد عرض النموذج الافتراضي، يُطبّق هذا التصوّر عملياً على حالة افتراضية لبنك جزائري أُطلق عليه اسم "بنك الأمان"، من خلال محاكاة خوارزمية تقييم الجدارة بناءً على بيانات تمثيلية. ويتناول المحور الثامن تحليل نتائج هذه التجربة.

8. الدراسة التطبيقية – محاكاة على بنك افتراضي "بنك الأمان الجزائري"

استناداً إلى التحولات الرقمية الحاصلة في القطاع البنكي، تمثل هذه الدراسة التطبيقية محاولة لمحاكاة نموذج تقييم الجدارة الائتمانية باستخدام الذكاء الاصطناعي ضمن بيئة افتراضية تحاكي ظروف السوق الجزائرية.

تم اختيار نموذج "بنك الأمان الجزائري" كبنك افتراضي يعكس خصوصيات البنوك العمومية والخاصة العاملة محلياً، استناداً إلى معطيات واقعية مستخلصة من التقارير الرسمية للبنك المركزي الجزائري.

1.8. وصف البنك الافتراضي وبيئته التشغيلية

بنك الأمان الجزائري هو نموذج افتراضي يمثل مؤسسة مالية وطنية تُقدّم خدمات الإقراض للأفراد والمؤسسات الصغيرة والمتوسطة. يعتمد في تقييم الجدارة الائتمانية على نموذج داخلي، ويواجه صعوبة في تصنيف العملاء بشكل دقيق باستخدام الأدوات التقليدية. وقد لوحظ ارتفاع معدل الديون غير المستردة في بعض السنوات، ما دفع إلى اقتراح اعتماد نموذج ذكاء اصطناعي يُدمج المتغيرات السلوكية والمالية. البيئة التي يعمل فيها هذا البنك تشبه تلك الموجودة في الجزائر: اقتصاد شبه ريعي، ضعف الشمول المالي، محدودية البيانات الرقمية، مع جهود حكومية نحو الرقمنة.

2.8. تصميم قاعدة البيانات الافتراضية

تم تصميم قاعدة بيانات افتراضية تضم 1000 عميل محتمل، تشمل متغيرات كلاسيكية وحديثة:

الجدول 2. متغيرات قاعدة البيانات الافتراضية

الوصف	النوع	المتغير
سن العمل	عدد صحيح	العمر
الأجر الصافي بالدينار الجزائري	عدد عشري	الدخل الشهري
القروض مقارنة بالدخل	نسبة مئوية	نسبة المديونية
عدد أشهر التأخر في السداد	عدد أشهر	تاريخ سداد القروض
ابتدائي/ثانوي/جامعي/ماجستير	فئة	مستوى التعليم
عدد العمليات الإلكترونية شهرياً	مؤشر رقمي	النشاط الرقمي
تعثر سابق أم لا	ثنائي (1/0)	حالة القرض السابقة
جيد/متوسط/ضعيف	فئة	التصنيف الائتماني الحالي

م إ م أ

243

المصدر: من إعداد الباحث

تم إدخال هذه البيانات عبر محاكاة باستخدام Python و Excel، واعتمدت بعض القيم على المتوسطات الوطنية. (ONS, 2022, p. 41)

3.8. النموذج الذكي المعتمد

تم استخدام خوارزمية Random Forest، لتصنيف العملاء إلى ثلاث فئات ائتمانية (جيدة، متوسطة، ضعيفة). وقد تم تدريب النموذج على 70% من البيانات، واختبار فعاليته على 30% منها. أظهرت نتائج التدريب دقة تصنيف بلغت 89%، مع حساسية عالية في اكتشاف العملاء ذوي الجدارة العالية، بينما انخفض الأداء قليلاً مع الفئة المتوسطة، بسبب تشابه بعض السمات مع الفئة الضعيفة.

4.8. تحليل النتائج

- العملاء ذو الدخل المستقر والمستوى التعليمي العالي، إضافة إلى النشاط الرقمي المنتظم، حصلوا غالباً على تصنيف "جيد".
- لعملاء الذين لديهم تأخير سابق في سداد القروض أو نسبة مديونية مرتفعة، صُنّفوا ضمن "ضعيف".

- النموذج استطاع تمييز الأنماط غير الظاهرة في البيانات، مثل العلاقة غير المباشرة بين النشاط الرقمي والانضباط المالي، وهو ما لا يُمكن للنموذج التقليدي كشفه بسهولة.
المقارنة مع النموذج التقليدي للبنك، الذي يعتمد أساسًا على الدخل والعمر ونسبة المديونية، فإن النموذج الذي زاد من دقة التصنيف بنسبة تقارب 23%.

5.8. السيناريو المقترح للتطبيق في البنوك الجزائرية

يقترح هذا السيناريو اعتماد نموذج تدريجي يتكون من المراحل التالية:

- رقمنة قواعد البيانات البنكية بالتعاون مع شركات الاتصالات والمؤسسات المالية.
 - اعتماد نموذج داخلي للذكاء الاصطناعي مع تدريب الفرق الفنية وتحديث البنية التحتية.
 - اختبار النموذج في قطاع محدود (قروض الاستهلاك مثلاً)، قبل التوسع.
 - الربط مع الجهات الرقابية مثل بنك الجزائر للتأطير القانوني.
- هذه الخطوات تتوافق مع التوجه العام للسلطات النقدية الجزائرية نحو التمويل الرقمي والشمول المالي.
(Banque d'Algérie, 2023, p. 34)

6.8. خلاصة الدراسة التطبيقية

أظهرت هذه الدراسة أن نماذج الذكاء الاصطناعي يمكن أن تُحدث نقلة نوعية في التصنيف الائتماني داخل البنوك الجزائرية. وإن اعتمادها يتطلب بيئة قانونية وبياناتية مرنة، لكنها قادرة على رفع جودة القرار الائتماني وتقليل نسب التعثر إذا طبقت وفق رؤية منهجية ومتكاملة.

9. خاتمة

في خضم التحولات المتسارعة التي يشهدها العالم المالي، تبرز الجدارة الائتمانية كمحور حيوي لضمان الاستقرار الاقتصادي والمالي. وقد بينت هذه الدراسة أن النماذج التقليدية، رغم مساهمتها في بناء منطق تحليلي منضبط، أصبحت عاجزة عن مواكبة تعقيدات الواقع المالي الجديد، خاصة في ظل التحديات الرقمية وتزايد البيانات غير المهيكلة.

وبعد استعراض الإطار النظري والتحولات التي تشهدها نماذج الجدارة الائتمانية، مرورًا بالتجارب العالمية ثم المحاكاة التطبيقية على بنك الأمان الجزائري، يمكن استخلاص مجموعة من النتائج العامة التي تؤكد مدى الأثر الذي تُحدثه تقنيات الذكاء الاصطناعي في رفع جودة التقييم الائتماني وتقليل المخاطر المالية، خصوصًا في السياقات التي تعاني من هشاشة مالية أو ضعف في البنية المعلوماتية.

1.9. النتائج العامة المستخلصة

- من خلال تحليل تطوّر الممارسة من نماذج النسب المالية ومؤشرات التحليل الكمي إلى نماذج الذكاء الاصطناعي والتعلّم الآلي: اتضح أن المستقبل يتجه نحو أنظمة تصنيف ذكية، قادرة على دمج البيانات الضخمة ومؤشرات سلوكية واجتماعية وبيئية، بما يوفر مقاربات أكثر مرونة وتنبؤية.
- محدودية النماذج التقليدية في البيئة المعاصرة: أظهرت الدراسة أن النماذج التقليدية المعتمدة على مؤشرات محاسبية مباشرة (مثل الدخل والعمر والتاريخ الائتماني) أصبحت قاصرة عن التنبؤ بدقة بجدارة العملاء، خاصة في بيئات تتميز بتعدد مصادر الدخل وصعوبة الوصول إلى بيانات موحدة.

- تفوق النماذج الذكية في استخراج أنماط خفية: أثبت النموذج المعتمد على خوارزمية Random Forest قدرته على التمييز بين الفئات الائتمانية بشكل أكثر دقة، مستفيداً من العلاقات غير الخطية بين المتغيرات، وخصوصاً عند دمج متغيرات سلوكية ورقمية غير تقليدية.

- كما أظهرت الدراسة أن مؤسسات التصنيف العالمية (Moody's, Fitch, S&P): لا تزال تحتكر المشهد التقييمي، لكنها بدأت بالانخراط تدريجياً في أدوات الذكاء الاصطناعي، مما يفتح المجال أمام تحولات جوهرية في صناعة الجدارة الائتمانية.

2.9. الاقتراحات

في ضوء النتائج المتوصل إليها من خلال الدراسة النظرية والتحليل المقارن، بالإضافة إلى النموذج المقترح والتطبيق التجريبي على البنك الافتراضي "بنك الأمان الجزائري"، تبرز الحاجة إلى صياغة مجموعة من التوصيات التي يمكن أن توجه الباحثين وصنّاع القرار نحو تفعيل النماذج الذكية في تقييم الجدارة الائتمانية. هذه التوصيات تستند إلى معطيات علمية وتطبيقية، وتأخذ بعين الاعتبار خصوصيات البيئة المغاربية من حيث البنية الرقمية، الإطار التنظيمي، وتحديات تبني الذكاء الاصطناعي في القطاع المالي.

- تشجيع الدراسات المقارنة بين النماذج التقليدية والذكية باستخدام بيانات فعلية من مؤسسات مغربية.

- تطوير أدوات تكيف الذكاء الاصطناعي مع بيئات بيانات ناقصة أو غير مكتملة، وهي سمة بارزة في الأسواق الناشئة.

- تعزيز التكامل بين الباحثين في مجالات الاقتصاد، علوم البيانات، والسلوك المالي لتطوير نماذج أكثر شمولاً.

- دعوة البنوك الجزائرية والتونسية إلى تبني تجريبي لنماذج ذكية في مجالات محددة، مثل القروض الاستهلاكية أو التمويل الصغير.

- بناء شراكات بين القطاع المصرفي ومراكز الذكاء الاصطناعي والجامعات لتصميم نماذج مخصصة محلياً.

- استحداث آليات رقابة تقنية وقانونية لضمان نزاهة وشفافية النماذج الذكية المستخدمة.

- تعديل الأطر القانونية لتسمح باستخدام البيانات البديلة (سلوك المستهلك الرقمي، فواتير الخدمات ...).

- بناء قواعد بيانات ائتمانية وطنية متقدمة تشرف عليها الهيئات التنظيمية، مع تمكين الوصول المراقب إليها.

- تدريب الكفاءات داخل البنوك على استخدام وتفسير أدوات الذكاء الاصطناعي لضمان تطبيق فعال وآمن.

10. المراجع

- حمدي، سهام. (2022). استخدام البيانات البديلة في تقييم الجدارة الائتمانية في ظل الاقتصاد الرقمي. *مجلة العلوم المالية والمصرفية*، 15 (1)، 45-68.
- خلف، عبد الله. (2019). (النماذج الكمية لتقييم الجدارة الائتمانية ومخاطر التعثر المالي. عمان: دار اليازوري.
- زقادة، إبراهيم. (2021). (الذكاء الاصطناعي وتحليل الجدارة الائتمانية في البنوك الإسلامية. مجلة البحوث الاقتصادية والمالية، 8 (2)، 143-160.
- صوالحة، نسرين. (2020). (قياس الجدارة الائتمانية باستخدام مؤشرات التحليل المالي: دراسة حالة عينة من البنوك الأردنية. مجلة جامعة القدس المفتوحة للأبحاث والدراسات، 52 (3)، 89-106.

- عبد الحليم، سعاد. (2017). (قياس الجدارة الائتمانية باستخدام النماذج المالية: دراسة حالة. مجلة العلوم الاقتصادية والمالية، 10(1)، 35–52.
- عبد الرحمن، أحمد محمد. (2022). (تأثير أسعار الفائدة على مخاطر الجدارة الائتمانية في البنوك التجارية. مجلة البحوث المالية والمصرفية، 14(3)، 58–73.
- عبد الرؤوف، هاجر. (2020). (فاعلية التصنيفات الائتمانية العالمية في قياس المخاطر المالية: تحليل نقدي. المجلة الجزائرية للاقتصاد والمالية، 6(2)، 81–94.
- عبد الغني، عماد. (2021). (الذكاء الاصطناعي ومستقبل التقييم الائتماني في المؤسسات المالية الإسلامية. مجلة الاقتصاد الإسلامي العالمية، 9(2)، 95–111.
- Altman, E. I. (1968). *Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy*. The Journal of Finance, 23(4), 589–609. <https://doi.org/10.2307/2978933>
- Altman, E. I. (2000). Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z-Score and ZETA® Models. *Journal of Banking & Finance*, 1(1), 1–20.
- Altman, E. I., & Saunders, A. (2001). Credit risk measurement: Developments over the last 20 years. *Journal of Banking & Finance*, 21(11-12), 1721–1742. [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(01\)00141-1](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(01)00141-1)
- Bellotti, T., & Crook, J. (2013). Forecasting and stress testing credit card default using machine learning. *International Journal of Forecasting*, 29(4), 563–574. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2012.10.004>
- Bholat, D., Lastra, R., Markose, S., Miglionico, A., & Sen, K. (2016). *Non-performing loans: Regulatory and accounting treatments of assets*. Bank of England. <https://www.bankofengland.co.uk/>
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *Machine, platform, crowd: Harnessing our digital future*. W. Norton & Company.
- Fabozzi, F. J. (2019). *Bond markets, analysis, and strategies* (9th ed.). Pearson Education.
- FICO. (2023). *What is a FICO® Score?*. <https://www.myfico.com>
- IMF (International Monetary Fund). (2023). *Global debt monitor: Anatomy of a debt surge*. <https://www.imf.org>
- International Monetary Fund. (2023). *Artificial Intelligence and Credit Risk: Opportunities and Challenges*. IMF Working Paper No. 2023/017. <https://www.imf.org>
- Jagtiani, J., & Lemieux, C. (2019). *The roles of alternative data and machine learning in fintech lending: Evidence from the LendingClub consumer platform*. Federal Reserve Bank of Philadelphia Working Paper.
- Khandani, A. E., Kim, A. J., & Lo, A. W. (2010). Consumer credit-risk models via machine-learning algorithms. *Journal of Banking & Finance*, 34(11), 2767–2787. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2010.06.001>

- Krauss, C., Do, X. A., & Huck, N. (2017). Deep neural networks, gradient-boosted trees, random forests: Statistical arbitrage on the S&P 500. *European Journal of Operational Research*, 259(2), 689–702.
- Manyika, J., Chui, M., Brown, B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh, C., & Byers, A. H. (2011). *Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity*. McKinsey Global Institute.
- Moody's Analytics. (2022). *Artificial Intelligence and Machine Learning in Credit Risk Modeling: A Practical Guide*. <https://www.moodyanalytics.com>
- Moody's. (2020). *Rating methodology*. Retrieved from <https://www.moody.com>
- Partnoy, F. (2009). *Overdependence on Credit Ratings Was a Primary Cause of the Crisis*. University of San Diego School of Law Legal Studies Research Paper Series, No. 09-015. <https://ssrn.com/abstract=1430653>
- Ravina, E. (2019). *Consumer credit and finance in the age of data*. Annual Review of Financial Economics, 11(1), 33–52.
- Reinhart, C. M., & Rogoff, K. S. (2009). *This time is different: Eight centuries of financial folly*. Princeton University Press.
- Standard & Poor's. (2021). *S&P Global Ratings methodology*. <https://www.spglobal.com>
- Tapscott, D., & Tapscott, A. (2016). *Blockchain revolution: How the technology behind bitcoin is changing money, business, and the world*. Penguin.
- White, L. J. (2010). Markets: The Credit Rating Agencies. *The Journal of Economic Perspectives*, 24(2), 211–226. <https://doi.org/10.1257/jep.24.2.211>

الملحق 1. نموذج بيانات الجدارة الائتمانية

رقم العميل	الدخل الشهري (د.ج./د.ت)	نسبة المديونية (%)	عدد القروض السابقة	انتظام دفع الفواتير (1=منتظم، 0=غير منتظم)	تفاعل مع التطبيق (0/1)	فواتير الهاتف المدفوعة (شهرياً)	عمليات شرائية عبر الإنترنت (شهرياً)	قرار القرض (0=رفض، 1=قبول)
001	120000	35	1	1	1	3	5	1
002	85000	50	2	0	1	1	2	0
003	150000	20	0	1	1	4	6	1
004	70000	60	3	0	0	0	0	0
005	95000	42	1	1	1	2	3	1
006	60000	55	2	0	0	0	1	0
007	130000	25	0	1	1	3	4	1
008	78000	47	1	1	0	1	2	0
009	110000	30	0	1	1	3	5	1
010	90000	40	2	0	1	2	1	0