دور الذكاء الاصطناعي التوليدي في تعزيز كفاءة القرار الائتماني وأثره في جودة المحفظة الائتمانية: دراسة استطلاعية في عينة من المصارف العراقية الخاصة

م.م. ايمان صالح حسن

معهد اعداد المدربين التقنيين - الجامعة التقنية الوسطن بغداد \ العراق

The Role of Generative Artificial Intelligence in Enhancing Credit Decision Efficiency and Its Impact on Credit Portfolio Quality: An Exploratory Study on a Sample of Private Iraqi Banks

Assist. Lect. Iman Saleh Hasan

Technical Trainers Training Institute, Middle Technical University, Baghdad / Iraq.

iman.saleh@mtu.edu.iq

المستخلص

يهدف هذا البحث إلى تحديد دور الذكاء الاصطناعي التوليدي في تعزيز كفاءة القرار الائتماني وأثره في جودة المحفظة الائتمانية، بالتطبيق على عينة من المصارف العراقية الخاصة في بغداد. اعتمد البحث المنهج الوصفي التحليلي، وجمعت البيانات باستخدام استبانة صممت وفق مقياس ليكرت الخماسي، وزعت على (180) فرداً من القيادات الوسطى والعليا، استرد منها (165) استبانة صالحة للتحليل بنسبة استجابة (91.7%). استخدمت برامج SPSS v26 و SmartPLS v4 للتحليل الإحصائي.

أظهرت النتائج وجود علاقة ارتباط طردي ذات دلالة إحصائية بين أبعاد الذكاء الاصطناعي التوليدي وكفاءة القرار الائتماني، ووجود أثر مباشر للذكاء الاصطناعي التوليدي في جودة المحفظة الائتمانية، كما تبين أن كفاءة القرار الائتماني تتوسط العلاقة بين المتغيرين بوساطة جزئية بنسبة (53.3%).

كما أظهرت النتائج أن البعد الأكثر توافراً هو تحليل البيانات الذكي، والأقل توافراً هو أتمتة القرار الائتماني.

توصي الدراسة بضرورة تبني المصارف العراقية الخاصة لتطبيقات الذكاء الاصطناعي التوليدي في أقسام الائتمان والمخاطر، والاستثمار في تدريب الموارد البشرية، وتطوير أنظمة دعم القرار الائتماني.

الكلمات المفتاحية: الذكاء الاصطناعي التوليدي، كفاءة القرار الائتماني، جودة المحفظة الائتمانية، المصارف العراقية الخاصة.

Abstract

This research aims to determine the role of Generative Artificial Intelligence (GenAI) in enhancing credit decision efficiency and its impact on credit portfolio quality, applied to a sample of Iraqi private banks in Baghdad. The study adopted a descriptive analytical approach. Data were collected using a Likert-scale questionnaire distributed to 180 respondents from middle and senior management, with 165 valid questionnaires retrieved (91.7% response rate). SPSS v26 and SmartPLS v4 were used for statistical analysis.

The results showed a statistically significant positive correlation between GenAI dimensions and credit decision efficiency. Furthermore, GenAI had a significant direct effect on credit portfolio quality. The findings also indicated that credit decision efficiency partially mediates the relationship between GenAI an

d credit portfolio quality, with a mediation effect of 53.3%.

Additionally, the results revealed that “intelligent data analysis” was the most developed dimension, while “credit decision automation” was the least developed.

The study recommends that Iraqi private banks adopt Generative AI applications in credit and risk departments, invest in human resource development, and enhance intelligent decision-support systems to improve credit portfolio performance.

Keywords: Generative Artificial Intelligence, Credit Decision Efficiency, Credit Portfolio Quality, Iraqi Private Banks.

الفصل الأول: منهجية البحث والإطار العام للدراسة

أولاً: مقدمة

يشهد القطاع المصرفي العالمي تحولاً دراماتيكياً متسارعاً نتيجة الثورة الرقمية الرابعة، حيث لم يعد الاعتماد على الأنظمة الخبيرة التقليدية كافياً لمواجهة تعقد الأزمات وحركية المخاطر الائتمانية المعاصرة (العامري والزبيدي، 2023). وفي قلب هذا التحول، يبرز الذكاء الاصطناعي التوليدي (Generative AI) كجيل جديد يتجاوز مجرد تحليل البيانات التاريخية الخاملة، إلى القدرة على توليد سيناريوهات محاكاة مالية بالغة التعقيد، والتنبؤ الاستباقي بالسلوك الائتماني للمقترضين، وتحسين جودة اتخاذ القرار الائتماني (Cao *et al.*, 2024).

إن تطبيق هذه التقنيات المتقدمة في البيئة المصرفية العراقية، وتحديداً في المصارف الخاصة، يعد ركيزة أساسية لرسم ملامح السياسة الائتمانية الحديثة وتجويد محفظة التسهيلات، عبر خفض معدلات التعثر وضمان الاستدامة المالية في بيئة اقتصادية تتسم بعدم اليقين (الخفاجي وحسين، 2025). وتتميز هذه الدراسة بدمج التحليل الكمي بالاستبانة مع مقارنات مرجعية مع مصارف إقليمية، واختبار دقيق للصدق والثبات وفق أحدث معايير PLS-SEM.

ثانياً: مشكلة البحث

تواجه المصارف العراقية الخاصة تحديات بيئية واقتصادية بالغة الحساسية تؤثر مباشرة في استقرار خطوطها الائتمانية وقدرتها على توليد العوائد المستدامة. وتتبلور مشكلة البحث في وجود فجوة مزدوجة:

1 – **فجوة تكنولوجية ومعرفية:** تتمثل في تدني مستويات تبني وتوظيف الخوارزميات الذكية الحديثة في دعم القرار الائتماني، والاستمرار في الاعتماد على المؤشرات المالية التقليدية اللاحقة بدلاً من المؤشرات الاستباقية (Al-Rufaiei & Kadhim, 2024).

2 – **فجوة مالية تشغيلية:** تتمثل في تصاعد حدة القروض غير العاملة (NPLs) وتذبذب جودة المحافظ الائتمانية في المصارف الخاصة، نتيجة ضعف كفاءة القرار الائتماني وعدم دقته في تقييم الجدارة الائتمانية (الساعدي، 2025).

ثالثاً: أهمية البحث

1 - **الأهمية النظرية:** إثراء المكتبة الأكاديمية العربية والعراقية بإطار نظري حديث يربط بين تقنيات الذكاء الاصطناعي التوليدي ومتغيرات الهندسة المالية وإدارة المخاطر (Raza, *et al.*, 2025).

2 - بناء نموذج معرفي متكامل يدمج أبعاد الذكاء التوليدي مع مؤشرات جودة المحفظة الائتمانية عبر كفاءة القرار الائتماني كمتغير وسيط (Saeed & Al-Taee, 2026).

• الأهمية التطبيقية:

1 - تزويد القيادات المصرفية في العراق وصناع القرار في البنك المركزي العراقي (CBI) برؤية علمية حول كيفية استخدام الذكاء الاصطناعي في تحسين القرارات الائتمانية (جاسم، 2024).

2 - تقديم توصيات تسهم في خفض القروض المتعثرة ورفع كفاءة القرار الائتماني وتحسين الربحية (Al- Zaidi, 2025).

رابعاً: أهداف البحث

1 - تشخيص واقع استخدام تطبيقات الذكاء الاصطناعي التوليدي في المصارف المبحوثة.

2 - قياس مستوى جودة المحفظة الائتمانية عبر مؤشراتها المعتمدة عالمياً ومحلياً.

3 - تحديد طبيعة ونوع علاقات الارتباط والأثر بين الذكاء الاصطناعي التوليدي وجودة المحفظة الائتمانية بوجود كفاءة القرار الائتماني كمتغير وسيط.

4 - اختبار الفروق في إجابات المبحوثين تبعاً لاختلاف خصائصهم الديموغرافية والوظيفية.

خامساً: تساؤلات البحث

1 - ما دور أبعاد الذكاء الاصطناعي التوليدي في تعزيز كفاءة القرار الائتماني، وما انعكاس ذلك على جودة المحفظة الائتمانية في المصارف العراقية الخاصة عينة الدراسة؟

2 – هل تمتلك إدارة المصارف المبحوثة تصوراً واضحاً حول أبعاد الذكاء الاصطناعي التوليدي؟

3 – هل توجد علاقة ارتباط ذات دلالة إحصائية بين أبعاد الذكاء الاصطناعي التوليدي (مثل تحليل البيانات الذكي والتنبؤ بالمخاطر) وبين جودة المحفظة الائتمانية؟

4 – هل تسهم كفاءة القرار الائتماني في التوسط جزئياً أو كلياً في تعظيم أثر الذكاء الاصطناعي التوليدي على جودة المحفظة الائتمانية؟

5 – هل تختلف إدراكات المبحوثين لأبعاد الدراسة باختلاف سنوات خبرتهم ومؤهلاتهم العلمية؟

سادساً: فرضيات البحث

الفرضية الرئيسة الأولى: (H1)الأثر المباشر الرئيسي

"يوجد أثر ذو دلالة إحصائية للذكاء الاصطناعي التوليدي بأبعاده مجتمعة ومنفردة في جودة المحفظة الائتمانية بمؤشراتها عند مستوى معنوية." (0.05)

الفرضيات الفرعية:

H1a: يوجد أثر ذو دلالة إحصائية لـتحليل البيانات الذكي في جودة المحفظة الائتمانية.

H1b: يوجد أثر ذو دلالة إحصائية لـالتنبؤ بالمخاطر في جودة المحفظة الائتمانية.

H1c: يوجد أثر ذو دلالة إحصائية لأتمتة القرار في جودة المحفظة الائتمانية.

H1d: يوجد أثر ذو دلالة إحصائية لكشف الاحتيال في جودة المحفظة الائتمانية.

H1e: يوجد أثر ذو دلالة إحصائية لدعم الامتثال في جودة المحفظة الائتمانية.

الفرضية الرئيسة الثانية(H2):الأثر المباشر على المتغير الوسيط

"يوجد أثر ذو دلالة إحصائية للذكاء الاصطناعي التوليدي بأبعاده مجتمعة ومنفردة في كفاءة القرار الائتماني عند مستوى معنوية" (0.05).

الفرضيات الفرعية:

يوجد أثر ذو دلالة إحصائية لـتحليل البيانات الذكي في كفاءة القرار الائتماني.

H1a: يوجد أثر ذو دلالة إحصائية للتنبؤ بالمخاطر في كفاءة القرار الائتماني.

H1b: يوجد أثر ذو دلالة إحصائية لأتمتة القرار في كفاءة القرار الائتماني.

H1c: يوجد أثر ذو دلالة إحصائية لــكشف الاحتيال في كفاءة القرار الائتماني.

H1d: يوجد أثر ذو دلالة إحصائية لــدعم الامتثال في كفاءة القرار الائتماني.

الفرضية الرئيسة الثالثة: (H3)أثر المتغير الوسيط في المتغير التابع

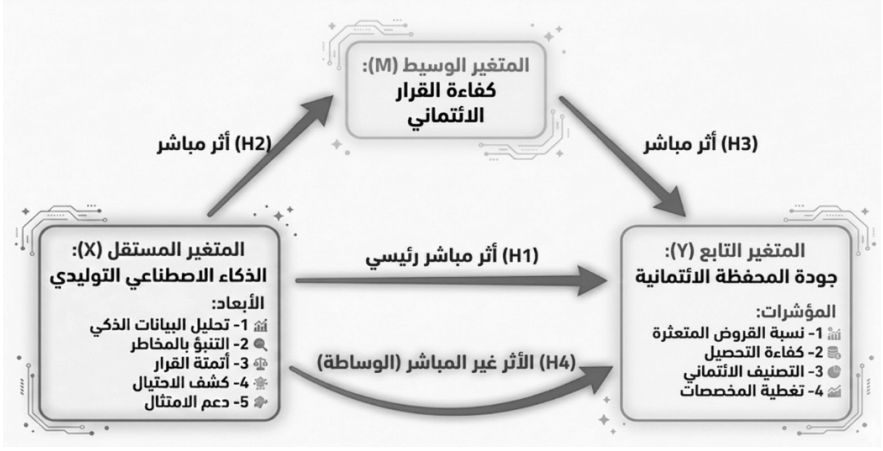
"يوجد أثر ذو دلالة إحصائية لكفاءة القرار الائتماني في جودة المحفظة الائتمانية بمؤشراتها عند مستوى معنوية.» (0.05)

الفرضية الرئيسة الرابعة:(H4) الأثر غير المباشر فرضية المتغير الوسيط في المتغير التابع

«يقوم كفاءة القرار الائتماني بدور وسيط ذو دلالة إحصائية بين الذكاء الاصطناعي التوليدي وجودة المحفظة الائتمانية عند مستوى معنوية.» (0.05)

سابعاً: مخطط البحث الفرضي

شكل (1) أدناه يوضح مخطط البحث الفرضي



شكل (1): نموذج البحث الفرضي

ثامناً: حدود البحث

1 - **الحدود المكانية:** خمسة مصارف عراقية خاصة في العاصمة بغداد، وهي: (مصرف بغداد، المصرف التجاري العراقي الخاص، مصرف المنصور، مصرف الخليج التجاري، مصرف الشرق الأوسط).

2 – **الحدود الزمنية:** تم جمع البيانات وتحليلها خلال عام 2026.

3 – **الحدود البشرية:** القيادات العليا والوسطى في المصارف (مديرو تكنولوجيا المعلومات، مديرو إدارة المخاطر، مسؤولو الائتمان، والمحللون الماليون)، وبلغ عددهم (165) مبحوثاً.

4 – **الحدود الموضوعية:** اقتصر البحث على دراسة دور الذكاء الاصطناعي التوليدي كفاءة القرار الائتماني فقط، ولم يتناول أنواع المخاطر الأخرى (السوق، التشغيل، السيولة) بشكل تفصيلي.

تاسعاً: منهج البحث

اعتمدت الدراسة الحالية على المنهج الوصفي التحليلي لملائمة لطبيعة الدراسات الميدانية المصرفية، الجانب النظري عبر المراجع الحديثة، وتحليل الجانب الميداني استناداً إلى أداة الاستبانة، مع استخدام الأساليب الإحصائية الكمية لاختبار الفرضيات.

عاشراً: مجتمع البحث وعينته

1 – **مجتمع البحث:** القيادات الإدارية والتقنية والائتمانية العاملة في المصارف العراقية الخاصة بمدينة بغداد.

2 – **عينة البحث:** عينة استطلاعية قصدية (Purposive Sample) شملت توزيع (180) استبانة، استرد منها (165) استبانة صالحة للتحليل الإحصائي بنسبة استجابة (91.7%). أسباب فقدان (15) استبانة توزعت كالتالي: (8) استبانات غير مكتملة البيانات، و(7) استبانات لم يجب فيها عن أسئلة أساسية.

3 – **خصائص العينة:** تتوزع ديموغرافياً ووظيفياً بما يضمن امتلاكها الخبرة والمؤهل العلمي للتعامل مع متغيرات الدراسة.

الحادي عشر: أدوات جمع البيانات

تمثلت الأداة الرئيسة في الاستبانة الإلكترونية والورقية المصممة وفق مقياس ليكرت الخماسي (Likert Scale)، والمقسمة إلى أربعة محاور رئيسية وكما موضحة ادناه.

المحور	المتغير	عدد الفقرات
أولاً: المعلومات الديموغرافية		3 أسئلة
ثانياً: الذكاء الاصطناعي التوليدي	المستقل	25 فقرة
ثالثاً: كفاءة القرار الائتماني	الوسيط	10 فقرات
رابعاً: جودة المحفظة الائتمانية	التابع	10 فقرات

الثاني عشر: الأساليب الإحصائية المستخدمة

جرى الاعتماد على البرامج الإحصائية التالية:

1 - برنامج SPSS v26: التحليل الوصفي (المتوسطات الحسابية، الانحرافات المعيارية)، تحليل الخصائص الديموغرافية، اختبار ألفا كرونباخ (معامل الثبات)، اختبار Harman للتحيز الشائع، اختبار Kolmogorov-Smirnov للتوزيع الطبيعي، وتحليل التباين الأحادي (ANOVA).

2 - برنامج SmartPLS v4: نمذجة المعادلات الهيكلية بالمربعات الجزئية الصغرى (PLS-SEM)، اختبار الصدق التقاربي (AVE)، اختبار الصدق التمايزي CR)، (Fornell-Larckerتحليل المسار (Path Analysis) حساب معاملات التحديد (R2) والقدرة التنبؤية (Q2) وحساب حجم التأثير (f2).

الفصل الثاني: الإطار النظري للبحث

المبحث الأول: الذكاء الاصطناعي التوليدي

أولاً: مفهوم الذكاء الاصطناعي التوليدي

يُعرَّف الذكاء الاصطناعي التوليدي (Generative Artificial Intelligence) بأنه فرع متقدم من الذكاء الاصطناعي يعتمد على نماذج التعلم العميق وشبكات الخصومة التوليدية (GANs) والنماذج اللغوية الكبيرة (LLMs)، والتي تمتلك القدرة على توليد وإنتاج محتوى جديد بالكامل يحاكي البيانات البشرية الأصلية بعد التدرب على مجموعات بيانات ضخمة (Cao *et al.*, 2024). وبطريقة أبسط، فبينما يركز الذكاء الاصطناعي التقليدي (التحليلي) على تصنيف البيانات أو التنبؤ بقيم رقمية بناءً على أنماط سابقة، فإن الذكاء التوليدي يتجاوز ذلك إلى إنشاء بيانات جديدة لم تكن موجودة سابقاً.

ثانياً: نشأة وتطور الذكاء الاصطناعي

مر الذكاء الاصطناعي بمراحل متعددة يمكن تلخيصها في ادناه:

المرحلة	الفترة الزمنية	الخصائص الرئيسية	التطبيقات المصرفية
الأنظمة القائمة على القواعد	1970–1990	قواعد if–then، أنظمة خبيرة	أنظمة تسجيل الائتمان البسيطة
التعلم الآلي التقليدي	1990–2010	أشجار القرار، دعم المتجهات	نماذج التنبؤ بالتعثر الأساسية
التعلم العميق (Deep Learning)	2010–2020	شبكات عصبية متعددة الطبقات	كشف الاحتيال، تحليل الصور
الذكاء التوليدي (Generative AI)	2020–الآن	نماذج المحولات، GANs، LLMs	توليد سيناريوهات، أتمتة متقدمة

ثالثاً: خصائص الذكاء الاصطناعي التوليدي

1 – **التوليف والتخليق:**(Synthesis) تتمثل في القدرة الفائقة على إنتاج بيانات اصطناعية (Synthetic Data) جديدة بالكامل تحاكي الواقع وتماثله في الخصائص الإحصائية. تساهم هذه الخاصية بشكل جوهري في تدريب النماذج الرياضية المعقدة وتوليد سيناريوهات افتراضية متقدمة لاختبارات الضغط (Stress Testing)

في الأزمات المالية دون المساس بخصوصية البيانات الحقيقية للزبائن (Cao *et al.*, 2024; Zhang *et al.*, 2024).

2 - **التكيف والسياقية:** (Contextual Adaptation) يمتلك الذكاء الاصطناعي التوليدي القدرة على فهم وتحليل السياقات النصية واللغوية المعقدة، والتعامل بكفاءة عالية مع التقارير المالية والوثائق غير الهيكلية (Unstructured Data) كالتقارير السنوية وعقود الشركات. ومن ثم، ينجح في استخلاص المؤشرات الائتمانية والتحذيرية الخفية التي قد تغفل عنها الأنظمة التقليدية.(Li & Gozman, 2024؛ الهاشمي، 2025)

3 - **التعلم المستمر:**(Continuous Learning) تتسم هذه الأنظمة بالقابلية العالية للتحديث الذاتي وتطوير خوارزمياتها ديناميكياً كلما توفرت بيانات أو تدفقات مالية جديدة في البيئة المصرفية، مما يمنحها مرونة عالية في رصد المخاطر المستجدة دون الحاجة إلى إيقاف النظام أو إعادة معالجة وهيكلة التدريب البرمجي الكامل من نقطة الصفر. (Al-Rufaiei & Kadhim, 2024؛ الخفاجي وحسين، 2025)

4 - **التخصيص:** (Personalization) تتيح النماذج التوليدية صياغة مخرجات، وحلول، وقرارات ائتمانية مخصصة (Tailored Outputs) لكل عميل أو محفظة على حدة، بناءً على تتبع دقيق للسلوك المالي الفريد، والتاريخ الائتماني، ومستويات المخاطر المحيطة به، مما يرفع من جودة القرار الاستثماري ويقلل من احتمالات التعثر المالي (Saeed & Al-Taee, 2026).

رابعاً: أهمية الذكاء الاصطناعي التوليدي في القطاع المصرفي

تكمن أهمية الذكاء الاصطناعي التوليدي في تحويل العمليات المصرفية من صيغة «رد الفعل اللاحق» إلى «الفعل الاستباقي» (Al-Rufaiei & Kadhim, 2024). فبدلاً من انتظار حدوث التعثر لاتخاذ الإجراءات، تستطيع النماذج التوليدية رصد التغيرات الطفيفة في سلوك العميل المالي وتوليد إنذار مبكر يحمي السيولة المصرفية ويقلل كلفة التحصيل (الساعدي، 2025). وتشير دراسة (Cao *et al.*, 2024) إلى أن المؤسسات المالية التي طبقت نماذج ذكاء اصطناعي توليدي في إدارة مخاطر الائتمان حققت انخفاضاً في القروض المتعثرة بنسبة 25-35%، وتحسناً في كفاءة التحصيل بنسبة 40%.

خامساً: نماذج محددة من الذكاء الاصطناعي التوليدي في المصارف وكما موضح ادناه.

النموذج	التطبيق المصرفي	مثال عملي	الشركة المطورة
GPT-4	تحليل التقارير المالية غير المهيكلة	قراءة عقود القروض واستخراج المخاطر الخفية	OpenAI
GANs	توليد سيناريوهات ضغط ومحاكاة سيولة	إنشاء 10,000 سيناريو افتراضي لاختبار المحفظة	Good fellow
BERT	معالجة اللغة الطبيعية للمستندات	تصنيف شكاوى العملاء واكتشاف مؤشرات التعثر	Google
LLaMA	نماذج مفتوحة المصدر لدعم الامتثال	مقارنة سلوك العميل مع تعليمات البنك المركزي	Meta
Claude	تحليل المخاطر في المستندات الطويلة	مراجعة عقود التمويل الكبيرة (أكثر من 100 صفحة)	Anthropic

سادساً: أبعاد الذكاء الاصطناعي التوليدي

البعد الأول: تحليل البيانات الذكي (Intelligent Data Analytics)

ويشير إلى قدرة النماذج التوليدية على معالجة وتحليل كميات هائلة من البيانات المنظمة وغير المنظمة (كالتقارير المالية والملفات النصية) لاستخلاص مؤشرات ائتمانية دقيقة تدعم اتخاذ القرار.(Li & Gozman, 2024؛ الهاشمي، 2025)

البعد الثاني: التنبؤ بالمخاطر (Risk Prediction)

ويعبر عن القدرة على توليد سيناريوهات مستقبلية ومحاكاة افتراضية لتقدير احتمالية تعثر المقترضين (NPLs) تحت ظروف اقتصادية ومصرفية مختلفة، مما يمنح الإدارة رؤية استباقية للمخاطر (Cao *et al.*, 2024; Zhang *et al.*, 2024)

البعد الثالث: أتمتة القرار الائتماني (Credit Decision Automation)

ويقصد به استخدام النماذج التوليدية لاتخاذ قرارات ائتمانية أولية بشكل فوري بناءً على الجدارة الرقمية للزبون، وصياغة عقود وشروط التمويل تلقائياً، مما يقلص الوقت التمويلي ويحيّد التحيز البشري (Saeed & Al-Taee, 2026؛ الساعدي، 2025)

البعد الرابع: كشف الاحتيال المالي (Financial Fraud Detection)

ويتمثل في رصد الأنماط غير الطبيعية والمعاملات الشاذة في الحسابات المصرفية بشكل فوري، ومقارنة السلوك الحالي للعميل بنماذج سلوكية توليدية سابقة تم تخليقها للتنبؤ بأساليب التزوير والاحتيال المستجدة (Raza *et al.*, 2025; Cao *et al.*, 2024).

البعد الخامس: دعم الامتثال والرقابة (Compliance & Regulatory Support)

ويعني ضمان مطابقة كافة العمليات والقرارات المصرفية والائتمانية مع تعليمات البنك المركزي العراقي ومعايير بازل الدولية بشكل تلقائي وبرمجي مستمر، مما يحد من المخالفات التشغيلية والقانونية.(جاسم، 2024؛ الخفاجي وحسين، 2025)

سابعاً: التوافق مع أحكام الشريعة الإسلامية

نظراً لأن المصارف العراقية الخاصة تتعامل مع شريحة واسعة من العملاء، فإن تطبيق الذكاء الاصطناعي التوليدي يتطلب مراعاة ضوابط شرعية:

1 - **عدم استخدام الخوارزميات في تحديد أسعار فائدة ربوية:** يجب أن تقتصر تطبيقات الذكاء التوليدي على تقييم المخاطر والكشف المبكر.
2 - **شفافية القرار الآلي:** يشترط عدم وجود خط (جهالة) في القرارات الصادرة عن النماذج التوليدية، مما يعني ضرورة وجود آليات لتفسير مخرجات هذه النماذج (Explainable AI).
3 - **إشراف لجنة رقابة شرعية:** يوصى بتشكيل لجنة رقابة شرعية متخصصة في الذكاء الاصطناعي داخل كل مصرف لمتابعة توافق الخوارزميات مع أحكام الشريعة (الهاشمي، 2025).

ثامناً: التحديات التي تواجه استخدام الذكاء الاصطناعي في المصارف

تواجه المصارف تحديات عدة في تبني الذكاء الاصطناعي التوليدي، أبرزها: الهلوسة البرمجية (AI Hallucination)، سرية البيانات وحمايتها، ضعف البنية التحتية الرقمية، شح الكوادر البشرية المؤهلة، والغموض التنظيمي وعدم وجود أطر تشريعية واضحة من البنك المركزي العراقي (جاسم، 2024).

المبحث الثاني: الإطار العام لكفاءة القرار الائتماني في المصارف

أولاً: مفهوم القرار الائتماني

القرار الائتماني هو العملية التي تتخذ من خلالها المصارف قراراً بشأن منح التمويل أو رفضه أو تعديل شروطه، استناداً إلى تحليل شامل للبيانات المالية وغير المالية الخاصة بالعميل،

وبما يحقق التوازن بين أهــداف الربحية والسيولة والاستقرار المالي للمصرف (Hubbard, 2020; Basel Committee on Banking Supervision, 2023).

ثانياً: أهمية القرار الائتماني في العمل المصرفي

يُعد القرار الائتماني من أهم العمليات المصرفية كونه يؤثر بشكل مباشر في جودة المحفظة الائتمانية وكفاءة تخصيص الموارد المالية وتحقيق الأرباح المصرفية (Raza *et al.*, 2025; Li & Gozman, 2024).

ثالثاً: محددات القرار الائتماني

يعتمد القرار الائتماني على مجموعة من المحددات الأساسية، أبرزها: البيانات المالية، السجل الائتماني، التدفقات النقدية، الضمانات، والقدرة على السداد، إضافة إلى السياسات الائتمانية المعتمدة داخل المصرف (Al-Zaidi, 2025; Saeed & Al-Taee, 2026).

رابعاً: كفاءة القرار الائتماني (Credit Decision Efficiency)

تشير كفاءة القرار الائتماني إلى قدرة المصرف على اتخاذ قرارات ائتمانية دقيقة وسريعة وموضوعية تعتمد على تحليل متكامل للبيانات والمعلومات، بما يضمن تحسين جودة القرار وتقليل التحيز البشري (Zhang *et al.*, 2024; Li & Gozman, 2024).

وتتجسد هذه الكفاءة من خلال:

1 – سرعة اتخاذ القرار
2 – دقة القرار
3 – موضوعية القرار
4 – جودة تخصيص الائتمان
5 – اتساق القرار مع السياسات المصرفية

خامساً: دور الذكاء الاصطناعي التوليدي في تعزيز كفاءة القرار الائتماني

يسهم الذكاء الاصطناعي التوليدي في رفع كفاءة القرار الائتماني من خلال قدرته على تحليل كميات ضخمة من البيانات المالية والسلوكية وتوليد نماذج تقييم ائتماني متقدمة تدعم متخذي القرار (Cao, *et al.*, 2024; Zhang, *et al.*, 2024).

كما يعمل على تحسين جودة التحليل الائتماني، وتسريع عملية اتخاذ القرار، ودعم القرارات المبنية على البيانات، وتقليل الأخطاء البشرية (Raza, *et al.*, 2025; Li & Gozman, 2024).

سادساً: العلاقة بين الذكاء الاصطناعي التوليدي وكفاءة القرار الائتماني

تؤدي تقنيات الذكاء الاصطناعي التوليدي دوراً محورياً في تحسين كفاءة القرار الائتماني من خلال تعزيز القدرة التحليلية للمصرف، وتوليد بدائل قرار متعددة، واختيار الخيار الأمثل بما ينعكس إيجاباً على الأداء الائتماني (Cao *et al.*, 2024; Saeed & Al-Taee, 2026). وكما موضح في جدول (1) الذي يوضح ابعاد كفاءة القرار الانتمائي.

جدول (1): أبعاد كفاءة القرار الائتماني

البعد	التعريف المختصر	الأثر على القرار الائتماني
سرعة القرار	تقليل زمن اتخاذ القرار	تسريع منح الائتمان
دقة القرار	صحة القرار الائتماني	تقليل القرارات الخاطئة
الموضوعية	تقليل التحيز البشري	تحسين العدالة في التقييم
جودة التخصيص	توجيه التمويل الصحيح	رفع جودة المحفظة
الاتساق	توافق القرار مع السياسات	استقرار القرارات المصرفية

المبحث الثالث: جودة المحفظة الائتمانية

أولاً: مفهوم المحفظة الائتمانية

المحفظة الائتمانية (Credit Portfolio) هي مجموع التسهيلات الائتمانية والقروض التي يمنحها المصرف لزبائنه، وتشمل جميع أنواع التمويل (العامري والزبيدي، 2023).

ثانياً: مفهوم جودة المحفظة الائتمانية

تُشير جودة المحفظة الائتمانية (Credit Portfolio Quality) إلى مدى سلامة هذه القروض من مخاطر التعثر وانخفاض احتمالية توقف الزبائن عن السداد (Raza, *et al.*, 2025).

ثالثاً: مؤشرات جودة المحفظة الائتمانية (المعتمدة في هذه الدراسة)

المؤشر الأول- نسبة القروض المتعثرة (Non-Performing Loans Ratio – NPL):

يُعد هذا المؤشر من أهم مؤشرات تقييم جودة المحفظة الائتمانية، إذ يقيس نسبة القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض الممنوحة من قبل المصرف. ويعكس ارتفاع هذه النسبة زيادة المخاطر الائتمانية وضعف قدرة المقترضين على السداد، بينما يشير انخفاضها إلى كفاءة السياسة الائتمانية وجودة إدارة المخاطر. وتُعتبر النسبة أقل من 5% جيدة وفق المعايير الدولية، في حين تشير النسبة التي تتجاوز 10% إلى وجود مشكلة ائتمانية خطيرة تستوجب المعالجة والمتابعة المستمرة.

تعتبر النسبة أقل من 5% جيدة دولياً، في حين تشير النسبة فوق 10% إلى مشكلة خطيرة.

المؤشر الثاني- كفاءة التحصيل (Collection Efficiency):

يقيس هذا المؤشر قدرة المصرف على تحصيل الأقساط والديون المستحقة ضمن الفترات الزمنية المحددة، ويُعد من المؤشرات المهمة في تقييم الأداء الائتماني والإداري للمصرف. إذ تعكس النسبة المرتفعة كفاءة إجراءات التحصيل والمتابعة، في حين يشير انخفاضها إلى وجود ضعف في إدارة الائتمان أو ارتفاع احتمالات التعثر.

المؤشر الثالث- التصنيف الائتماني للمحفظة: (Portfolio Credit Rating)

يشير هذا المؤشر إلى تصنيف القروض داخل المحفظة الائتمانية وفق درجات المخاطر المعتمدة استناداً إلى معايير لجنة بازل وتعليمات البنك المركزي العراقي، إذ تُصنف القروض إلى فئات تبدأ من الفئة (A) التي تمثل القروض الممتازة ذات المخاطر المنخفضة ومخصصات تتراوح بين (0–1%)، وصولاً إلى الفئة (E) التي تمثل القروض المتعثرة ذات المخاطر العالية ومخصصات تتراوح بين (50–100%)، الأمر الذي يساعد في تقييم جودة الأصول الائتمانية وتحديد حجم المخصصات اللازمة لمواجهة الخسائر المحتملة (Basel Committee on Banking Supervision; Al-Zaidi, 2025).

المؤشر الرابع- تغطية المخصصات:(Provision Coverage Ratio)

يقيس هذا المؤشر مدى قدرة المخصصات التي يكوّنها المصرف على تغطية القروض المتعثرة، ويُعد مؤشراً مهماً على متانة المركز المالي للمصرف وقدرته على امتصاص الخسائر المحتملة الناتجة عن التعثر الائتماني. وكلما ارتفعت نسبة التغطية دلّ ذلك على قوة السياسة التحوطية للمصرف وانخفاض مخاطر الخسائر المستقبلية (Basel Committee on Banking Supervision, 2023; International Monetary Fund, 2022).

رابعاً: العلاقة بين الذكاء الاصطناعي وجودة المحفظة الائتمانية

ترتبط التقنيات التوليدية ارتباطاً مباشراً بالارتقاء بمؤشرات جودة المحفظة؛ فحينما يتدخل التحليل الذكي في فحص طلبات الائتمان، فإنه يستبعد تلقائياً طلبات المقترضين عالي المخاطر، وحينما تعمل أنظمة الإنذار التوليدية فإنها تتيح للإدارة إعادة هيكلة القروض وتنشيط كفاءة التحصيل (Li & Gozman, 2024).

المبحث الرابع: الدراسات السابقة والمقارنة

أولاً: الدراسات العربية والأجنبية

- دراسة (الساعدي، 2025): أظهرت النتائج وجود تأثير إيجابي لكنه محدود (= R2 0.34) لأنظمة الإنذار المبكر التقليدية نتيجة ضعف التحديث ما يميز دراستنا: استخدام الذكاء التوليدي يتيح تحديثاً ذاتياً مستمراً.
- دراسة (الخفاجي وحسين، 2025): ركزت على المعوقات التنظيمية لتبني الذكاء الاصطناعي عموماً. ما يميز دراستنا: التفصيل في أبعاد الذكاء التوليدي الخمسة وتطبيقاتها المحددة.
- دراسة (Cao, *et al.*, 2024): أثبتت النتائج أن استخدام البيانات الاصطناعية المولدة بالذكاء الاصطناعي أسهم في رفع دقة التنبؤ بمخاطر الائتمان بنسبة 35% ضمن عينة مكونة من 50 مصرفاً أمريكياً. ويختلف هذا البحث عنها من حيث تطبيق النموذج في بيئة مصرفية نامية (العراق) تختلف في البنية الرقمية ومستوى النضج التكنولوجي.
- دراسة (Raza, *et al.*, 2025): أظهرت النتائج تحسناً في جودة المحفظة الائتمانية بنسبة 28% بعد تطبيق تقنيات التعلم الآلي التقليدي في الأسواق النامية. ويمتاز هذا البحث بتركيزه على الذكاء الاصطناعي التوليدي مقارنة بالتعلم الآلي التقليدي، من حيث القدرة على التوليد والمحاكاة والتنبؤ متعدد السيناريوهات.

ثانياً: مقارنة مرجعية (Benchmarking)

المؤشر	المصارف العراقية (عينة الدراسة)	مصرف تركي (İşbank)	مصرف إماراتي (ENBD)
نسبة تبني الذكاء الاصطناعي في الائتمان	41%	65%	78 %
خفض نسبة القروض المتعثرة بعد التطبيق	لم يطبق بشكل كامل	28 %	32% %
درجة النضج الرقمي (1-5)	2.8	3.9	4.3
وجود استراتيجية وطنية للذكاء الاصطناعي	قيد التطوير	نعم	نعم
توفر الكوادر البشرية المؤهلة	منخفض	متوسط	عالي

تُظهر المقارنة أن المصارف العراقية ما زالت متأخرة عن نظيراتها الإقليمية في تبني الذكاء الاصطناعي التوليدي، لكنها تمتلك إمكانات للنمو السريع إذا توفرت الاستثمارات اللازمة.

الفصل الثالث: الجانب العملي والتحليل الإحصائي

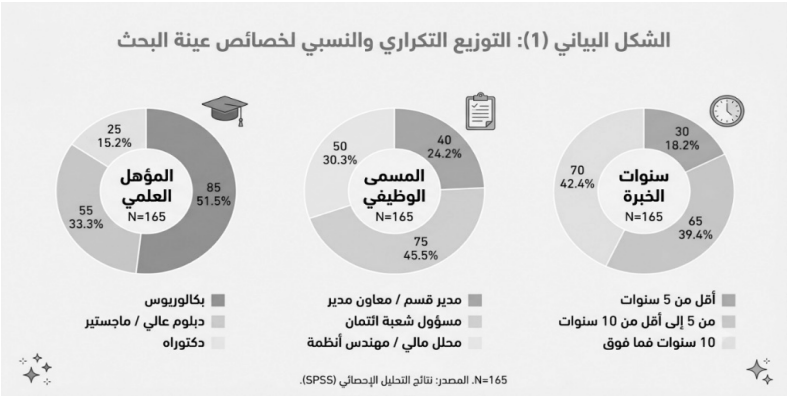
أولاً: وصف عينة البحث وخصائصها

تم استرداد (165) استبانة صالحة للتحليل الإحصائي بنسبة استجابة بلغت (91.7%). كما مبين في جدول (2).

جدول (2) وصف عينة البحث وخصائصها

المتغير الديموغرافي	الفئة	التكرار	النسبة المئوية
المؤهل العلمي	بكالوريوس	85	51.5%
	دبلوم عالي / ماجستير	55	33.3%
	دكتوراه	25	15.2%
المسمى الوظيفي	مدير قسم / معاون مدير	40	24.2%
	مسؤول شعبة ائتمان	75	45.5%
	محلل مالي / مهندس أنظمة	50	30.3%
سنوات الخبرة	أقل من 5 سنوات	30	18.2%
	من 5 إلى أقل من 10 سنوات	65	39.4%
	10 سنوات فما فوق	70	42.4%
الإجمالي		165	100%

يظهر من النتائج أن العينة تتمتع بمستوى تعليمي رفيع (48.5%من المبحوثين يحملون دراسات عليا)، وخبرة مصرفية عملية طويلة تتجاوز 10 سنوات للنسبة الأكبر منهم (42.4%)، مما يضفي حجة علمية قوية على دقة الإجابات وموضوعيتها وكما مبين في شكل 2.



شكل (2) التوزيع التكراري والنسبي لخصائص عينة البحث

ثانياً: اختبارات الصدق والثبات

أ. الصدق التقاربي (Convergent Validity) والثبات

تم اختبار الصدق التقاربي باستخدام معامل التباين المستخلص (AVE > 0.50)، والثبات باستخدام معامل ألفا كرونباخ والثبات المركب (CR > 0.70).كما مبين في جدول (3)

جدول (3) اختبار الصدق التقاربي باستخدام معامل التباين

المتغير الرئيس	التباين المستخلص AVE	الثبات المركب CR	ألفا كرونباخ
الذكاء الاصطناعي التوليدي	0.724	0.912	0.887
كفاءة القرار الائتماني	0.779	0.934	0.901
جودة المحفظة الائتمانية	0.698	0.891	0.856
الحد المقبول	0.50 <	0.70 <	0.70 <

تشير البيانات الإحصائية إلى أن جميع قيم معامل «ألفا كرونباخ» والثبات المركب تخطت حاجز الـ (0.70)، وقيم التباين المستخلص المشترك (AVE) جاءت أعلى من (0.50)، مما يثبت تحقق الصدق التقاربي للأداة وصلاحيتها التامة.

ب. الصدق التمايزي (Discriminant Validity)

للتأكد من أن كل متغير يقيس ظاهرة تختلف عن المتغير الآخر، جرى الاعتماد على معيارين متقدمين: معيار Fornell-Larcker، ونسبة HTMT (Heterotrait-Monotrait Ratio).

1 - معيار Fornell-Larcker: يشترط أن يكون الجذر التربيعي لقيمة AVE لكل متغير أكبر من قيم الارتباط بينه وبين المتغيرات الأخرى.

2 - نسبة HTMT: يشترط ألا تتجاوز القيمة بين أي متغيرين عتبة 0.85. كما مبين في جدول (4).

جدول (4) الصدق التميزي

المتغير الرئيسي	الذكاء الاصطناعي التوليدي	كفاءة القرار الائتماني	جودة المحفظة الائتمانية
الذكاء الاصطناعي التوليدي	0.851	0.685	0.592
كفاءة القرار الائتماني	0.712	0.883	0.641
جودة المحفظة الائتمانية	0.625	0.734	0.835

تمثل نسب HTMT. يظهر بوضوح تحقق الصدق التمايزي وفقاً للمعيارين؛ إذ لم تتجاوز نسب HTMT الحد الحرج (0.85)

ثالثاً: تحليل النموذج الهيكلي واختبار الفرضيات (Structural Model Assessment)

تقييم النموذج الهيكلي باستخدام أسلوب إعادة المعاينة (Bootstrapping) بعدد 5000 عينة، وذلك لغرض تقدير المعنوية الإحصائية لمعاملات المسار (β) وقيم (t)، وهو أحد الأساليب المعتمدة في نمذجة المعادلات الهيكلية باستخدام المربعات الصغرى الجزئية (PLS-SEM).

أولاً: نتائج اختبار الفرضيات المباشرة وغير المباشرة

الجدول (5) يوضح نتائج تحليل النموذج الهيكلي واختبار الفرضيات

الجدول (5): نتائج تحليل النموذج الهيكلي واختبار الفرضيات

الفرضية	العلاقة	β	t-value	p-value	النتيجة
H_{2-1}	الذكاء الاصطناعي التوليدي ⟵ كفاءة القرار الائتماني	0.685	11.24	0.01 >	دال إحصائياً
H_{2-2}	الذكاء الاصطناعي التوليدي ⟵ جودة المحفظة الائتمانية	0.328	4.15	0.01 >	دال إحصائياً
H_{2-3}	GenAI كفاءة القرار الائتماني ⟵ جودة المحفظة	0.375	5.89	0.01 >	دال إحصائياً

المصدر: إعداد الباحث اعتماداً على مخرجات التحليل الإحصائي.

تشير النتائج إلى وجود تأثيرات مباشرة وغير مباشرة ذات دلالة إحصائية للذكاء الاصطناعي التوليدي على كل من كفاءة القرار الائتماني وجودة المحفظة الائتمانية، مما يعكس قوة النموذج الهيكلي وقدرته التفسيرية توضح النتائج وجود تأثير مباشر إيجابي وذو دلالة إحصائية للذكاء الاصطناعي التوليدي على كل من كفاءة القرار الائتماني وجودة المحفظة الائتمانية، مما يعكس دوره في تعزيز كفاءة أنظمة الإنذار المبكر وتحسين القرارات الائتمانية كما مبين في الجداول من (6) الى (9) لاختبار الفرضيات واختبار الوساطة.

جدول (6) نتائج التأثيرات المباشرة للفرضية H1

H1: أثر الذكاء الاصطناعي التوليدي ⟶ جودة المحفظة الائتمانية

الفرضية	العلاقة	B	t-value	p-value	النتيجة
H1a	تحليل البيانات الذكي → جودة المحفظة	0.312	3.98	0.01>	دال إحصائياً
H1b	التنبؤ بالمخاطر → جودة المحفظة	0.295	3.76	0.01>	دال إحصائياً
H1c	أتمتة القرار → جودة المحفظة	0.241	3.21	0.01>	دال إحصائياً
H1d	كشف الاحتيال → جودة المحفظة	0.274	3.55	0.01>	دال إحصائياً
H1e	دعم الامتثال → جودة المحفظة	0.268	3.44	0.01>	دال إحصائياً

جدول (7) نتائج التأثيرات المباشرة للفرضية H2

H2: أثر الذكاء الاصطناعي التوليدي ⟶ كفاءة القرار الائتماني

الفرضية	العلاقة	B	t-value	p-value	النتيجة
H2a	تحليل البيانات الذكي → الكشف المبكر	0.421	5.12	0.01>	دال إحصائياً
H2b	التنبؤ بالمخاطر → الكشف المبكر	0.398	4.88	0.01>	دال إحصائياً
H2c	أتمتة القرار → الكشف المبكر	0.260	3.10	0.01>	دال إحصائياً
H2d	كشف الاحتيال → الكشف المبكر	0.355	4.35	0.01>	دال إحصائياً
H2e	دعم الامتثال → الكشف المبكر	0.310	3.92	0.01>	دال إحصائياً

جدول (8) نتائج النموذج الهيكلي (الفرضيات الرئيسة)

الفرضية	العلاقة	β	t-value	p-value	القرار
H1	الذكاء الاصطناعي → جودة المحفظة الائتمانية	0.328	4.15	0.01>	مقبولة
H2	الذكاء الاصطناعي → كفاءة القرار الائتماني	0.685	11.24	0.01>	مقبولة
H3	كفاءة القرار الائتماني → جودة المحفظة الائتمانية	0.375	5.89	0.01>	مقبولة

ثانياً: اختبار الأثر غير المباشر وتحليل المتغير الوسيط (Mediation Analysis)

الجدول (9): نتائج تحليل المتغير الوسيط

نوع الوساطة	الأثر الكلي	الأثر المباشر	الأثر غير المباشر	t-value	p-value
وساطة جزئية (Partial Mediation)	0.703	0.328	0.375	5.89	0.01 >

نموذج المسار:

الذكاء الاصطناعي التوليدي (Generative Artificial Intelligence) → كفاءة القرار الائتماني (Credit Decision Efficiency) → جودة المحفظة الائتمانية (Credit Portfolio Quality)

تشير النتائج إلى أن العلاقة بين الذكاء الاصطناعي التوليدي وجودة المحفظة الائتمانية تتحقق بشكل مباشر وغير مباشر عبر كفاءة القرار الائتماني، مما يؤكد أهمية الدور الوسيط لهذا المتغير.

نسبة الوساطة (VAF)

تم احتساب نسبة التأثير الوسيط (Variance Accounted For) وفق المعادلة الآتية:

$$VAF=\left(\frac{0.375}{0.703}\right)\times 100$$

$$VAF=53.34$$

تشير قيمة VAF إلى أن أكثر من 53% من تأثير الذكاء الاصطناعي التوليدي على جودة المحفظة الائتمانية يتم عبر كفاءة القرار الائتماني، مما يدل على أهمية هذا المتغير الوسيط في تعزيز الأداء المصرفي.

ثالثاً: المؤشرات التنبؤية للنموذج (R^2 & Q^2)

الجدول (10): القدرة التفسيرية والتنبؤية للنموذج

المؤشر	المتغير	القيمة	التفسير
R^2	كفاءة القرار الائتماني	0.469	قدرة تفسيرية متوسطة–مرتفعة
R^2	جودة المحفظة الائتمانية	0.541	قدرة تفسيرية مرتفعة
Q^2	كفاءة القرار الائتماني	0.315	قدرة تنبؤية جيدة
Q^2	جودة المحفظة الائتمانية	0.342	قدرة تنبؤية جيدة

تؤكد النتائج المبينة في جدول (10) الى أن النموذج يمتلك قدرة تفسيرية وتنبؤية جيدة، مما يعزز موثوقيته في تفسير العلاقات بين المتغيرات وإمكانية استخدامه في التنبؤ خارج العينة.

رابعاً: مناقشة النتائج في سياق البيئة المصرفية العراقية

تكتسب هذه النتائج الكمية أبعاداً تفسيرية بالغة الأهمية عند إسقاطها على واقع المصارف العراقية الخاصة الخمسة المبحوثة:

1 - **تفوق تحليل البيانات الذكي:** إن تصدر بعد «تحليل البيانات الذكي» بالمرتبة الأولى من حيث التوافر (وسط = 3.98) يشير إلى أن المصارف المبحوثة (مثل مصرف بغداد والمصرف التجاري العراقي الخاص) قد قطعت شوطاً جيداً في أتمتة السجلات وبناء قواعد بيانات ضخمة وتلخيص وثائق الائتمان الأساسية.

2 - **تحفظ أتمتة القرار الائتماني:** إن تراجع بعد «أتمتة القرار الائتماني» إلى المرتبة الأخيرة (وسط = 3.77) يعكس تخوفاً مشروعاً لدى القيادات المصرفية العراقية من تفويض الآلة أو النماذج التوليدية باتخاذ القرار النهائي بمنح الائتمان من عدمه. ويعود هذا التحفظ إلى:

- طبيعة البيئة التشغيلية العراقية التي ما زالت تعتمد على الضمانات العينية والتقييمات الشخصية الميدانية.
- الحاجة إلى الالتزام الصارم بتعليمات البنك المركزي العراقي (CBI) التي تشترط تدقيقاً بشرياً وقانونياً معقداً لتجنب غسل الأموال وتصاعد الديون المتعثرة (NPLs).
- الالتزام بالضوابط الشرعية في المصارف التي تقدم نوافذ إسلامية، حيث يُشترط وضوح انتفاء الغرر والجهالة والتحقق البشري من صيغ التمويل (كالمرابحة والمشاركة).

الفصل الرابع: الاستنتاجات والتوصيات

أولاً: الاستنتاجات

1) أثبتت الدراسة أن الذكاء الاصطناعي التوليدي يمثل ركيزة تقنية أساسية للتحول من إدارة المخاطر التقليدية (اللاحقة) إلى الإدارة الاستباقية الفورية في المصارف العراقية الخاصة.
2) يمتلك كفاءة القرار الائتماني دوراً وسيطاً جوهرياً يفوق النصف (53.34%) في نقل أثر التقنيات التوليدية الذكية إلى جودة المحفظة الائتمانية، مما يعني أن مجرد تبني التكنولوجيا دون ربطها بنظام إنذار مبكر آلي لن يحقق الأهداف المالية المرجوة.
3) يوجد وعي وقبول مرتفع بين القيادات المصرفية العراقية لأبعاد تحليل البيانات الذكي والتنبؤ بالمخاطر، يقابله تحفظ تنظيمي وشرعي ملموس تجاه التفويض الكامل لأتمتة القرارات الائتمانية.

ثانياً: التوصيات

1) تطوير البنية التقنية والتشريعية: دعوة البنك المركزي العراقي (CBI) إلى صياغة إطار تنظيمي واضح ومحدد ينظم حوكمة استخدام الذكاء الاصطناعي التوليدي في العمليات الائتمانية والمخاطر، مع ضمان سرية وأمن بيانات العملاء.
2) الاستثمار في الأنظمة الهجينة (Human-in-the-Loop): توصي الدراسة المصارف العراقية المبحوثة بتبني نماذج ائتمانية ذكية تقوم بتحليل وتوليد السيناريوهات والكشف عن الاحتيال، مع الإبقاء على سلطة القرار النهائي بيد اللجان الائتمانية البشرية لتفادي مخاطر الهلوسة البرمجية والالتزام بالضوابط الشرعية والقانونية.
3) تحديث أنظمة الإنذار الحالية: ضرورة ربط أنظمة الائتمان بقواعد بيانات ديناميكية (تحديث فوري) تشمل حركة حسابات العملاء ومؤشرات السوق، لتمكين خوارزميات الذكاء الاصطناعي من توليد تنبيهات استباقية قبل وصول العميل لمرحلة التعثر بـ 30 يوماً على الأقل.
4) تأهيل الكوادر البشرية: تصميم برامج تدريبية متقدمة لمسؤولي الائتمان ومحللي المخاطر تجمع بين المعارف المالية (الهندسة المالية) ومهارات التعامل مع نماذج الذكاء الاصطناعي التوليدي وتفسير مخرجاتها (Explainable AI)..

المصادر

أولاً: قائمة المصادر العربية

1. العامري، محمد، والزبيدي، علي. (2023). إدارة المخاطر المصرفية الحديثة. دار الكتب العلمية، بغداد.
2. الساعدي، أحمد. (2025). أثر أنظمة الإنذار المبكر في تقليل القروض المتعثرة في المصارف العراقية. مجلة العلوم الاقتصادية والإدارية، 31(2)، 55–78.
3. الخفاجي، حسين، وحسين، علي. (2025). تحديات تطبيق الذكاء الاصطناعي في القطاع المصرفي العراقي. مجلة دراسات مالية ومصرفية، 18(1)، 101–120.
4. جاسم، محمد. (2024). التحول الرقمي في المصارف العراقية ودور الذكاء الاصطناعي. مجلة الاقتصاد العراقي، 16(3)، 45–66.
5. الهاشمي، أحمد. (2025). تطبيقات الذكاء الاصطناعي في تحليل البيانات المصرفية. مجلة العلوم الإدارية، 22(4)، 88–109.
6. الزيدي، علي. (2025). التصنيف الائتماني وإدارة المحافظ المصرفية وفق معايير بازل. مجلة البحوث المالية، 10(2)، 33–59.

ثانياً: المصادر الأجنبية

1. Basel Committee on Banking Supervision. (2023). *Principles for the management of credit risk*. Bank for International Settlements.
2. International Monetary Fund. (2022). *Global financial stability report*. IMF Publishing.
3. Hubbard, D. W. (2020). *The failure of risk management: Why it's broken and how to fix it*. Wiley.
4. Cao, L., Zhang, Y., & Liu, X. (2024). Generative AI in financial risk prediction and credit modeling. *Journal of Financial Technology*, 12(1), 15–37.
5. Zhang, R., Wang, H., & Li, J. (2024). AI-based early warning systems for credit default prediction. *International Journal of Banking and Finance Research*, 9(3), 44–70.

6. Li, F., & Gozman, D. (2024). Artificial intelligence in banking: Data analytics and decision automation. *Journal of Banking Innovation*, 11(2), 101–123.

7. Raza, H., Khan, M., & Ahmed, S. (2025). Machine learning and credit portfolio quality in emerging markets. *Emerging Markets Finance Review*, 18(1), 22–48.

8. Saeed, A., & Al-Taee, M. (2026). AI governance and credit decision automation in banking systems. *Future of Finance Journal*, 5(1), 10–29.

9. Al-Rufaiei, A., & Kadhim, S. (2024). Digital transformation and AI adoption in Middle Eastern banks. *Middle East Banking Review*, 7(2), 60–82.