# "تطوير نموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة وفق معيار IFRS 9 باستخدام البيانات الضخمة وخوارزميات الذكاء الاصطناعي التنبؤي لتحسين القياس والإفصاح – دراسة اختبارية على القطاع المصرفي المصري"

# "Developing an Expected Credit Loss (ECL) Model under IFRS 9 Using Big Data and Predictive Artificial Intelligence Algorithms to Enhance Measurement Accuracy and Financial Disclosure Transparency: An Empirical Study on the Egyptian Banking Sector"

**أحمد جمعة قرني إسماعيل**
**مأمور ضرايب بمصلحة الضرائب المصرية**

**الملخص:**
تهدف هذه الدراسة إلى معالجة القصور المفاهيمي والتطبيقي في نموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة (ECL) المعتمد وفق معيار IFRS 9 ، من خلال تطوير نموذج محاسبي ذكي يعتمد على خوارزميات الذكاء الاصطناعي التنبئي، وتحليل البيانات السلوكية وغير المهيكلة، بما يُحقق تحسينًا جوهريًا في دقة القياس المحاسبي وشفافية الإفصاح المالي. اعتمد البحث منهجية مزدوجة، تضمنت بناء نموذج نظري تفسيري، وتنفيذه تجريبيًا من خلال استبيان تطبيقي على عينة من الخبراء والممارسين في القطاع المصرفي المصري. أظهرت نتائج الدراسة أن النموذج المقترح يتفوق على النموذج التقليدي في تقدير الخسائر بدقة أعلى، وتقديم إفصاحات معيارية قابلة للتفسير والمراجعة. كما أثبتت اختبارات PLS-SEM وتحليل الحساسية البنيوية أن فعالية النموذج ترتكز على تكامل وحداته التشغيلية، خاصة خوارزميات Explainable AI والبيانات السلوكية. ويوصي الباحث بتبني هذا النموذج تدريجيًا داخل البنوك المصرية، ودعوة الباحثين لتطوير نماذج مشابهة تربط بين الذكاء الاصطناعي والمحاسبة التقديرية والرقابية.

الكلمات المفتاحية: الخسائر الائتمانية المتوقعة، IFRS 9، الذكاء الاصطناعي التنبئي، الإفصاح المحاسبي، البيانات الضخمة، Explainable AI، البنوك المصرية.

**Abstract:**

This study addresses the conceptual and practical deficiencies of the current Expected Credit Loss (ECL) model adopted under IFRS 9 by developing a smart accounting model that integrates predictive artificial intelligence algorithms and behavioral big data analytics. The proposed model aims to significantly improve both the accuracy of accounting measurement and the transparency of financial disclosure. A dual-method approach was employed, combining a theoretical interpretive framework with an empirical test using a structured questionnaire distributed to a purposive sample of experts and practitioners in the Egyptian banking sector. The findings demonstrate that the proposed model outperforms the conventional model in estimating credit losses more precisely and delivering explainable, standardized disclosures. Structural equation modeling (PLS-SEM) and sensitivity analysis revealed that the model's effectiveness is driven by the integration of its operational components, particularly Explainable AI and behavioral data inputs. The study recommends a phased adoption of the model across Egyptian banks and encourages further research into AI-driven accounting and regulatory estimation models.

**Keywords**: Expected Credit Loss, IFRS 9, Predictive AI, Accounting Disclosure, Big Data, Explainable AI, Egyptian Banking Sector.

## المبحث الأول: الإطار العام للدراسة

### ١.١ مقدمة

يمثّل معيار الأدوات المالية IFRS 9 أحد أعقد المعايير المحاسبية وأكثرها جدلًا في التطبيق، خاصة فيما يتعلق بنموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة(ECL) ، الذي تبنّى مبدأ التقدير الاستباقي للمخاطر الائتمانية بدلاً من نموذج الخسائر المحققة السابق. وعلى الرغم من الأهمية النظرية لهذا التحول، إلا أن التجارب الإختبارية كشفت عن قصور واضح في دقة القياس المحاسبي وإفصاحاته المرتبطة، نتيجة لاعتماد النموذج الحالي على مدخلات تقديرية بشرية تقليدية، لا تتواءم مع ديناميكية بيئة الأعمال الحديثة. في هذا السياق، تبرز الحاجة إلى إعادة تصميم هذا النموذج التقديري عبر الاستفادة من أدوات الذكاء الاصطناعي التنبئي والبيانات الضخمة، لتعزيز فعالية القياس المحاسبي وجودة الإفصاح المالي بما يتفق مع أهداف المعايير الدولية.

### ١.٢ مشكلة البحث

تتمثل مشكلة البحث في وجود فجوة بين الإطار النظري لمعيار IFRS 9 وتطبيقاته العملية، لاسيما في تقدير الخسائر الائتمانية المتوقعة، حيث أظهرت الدراسات والتقارير الرقابية أن المخصصات الناتجة عن النموذج التقليدي إما أن تكون مفرطة أو غير كافية، ما يُضعف مصداقية القوائم المالية. وتُعزى هذه الفجوة إلى ضعف النماذج التقديرية التقليدية، واعتمادها على افتراضات محدودة لا تستوعب الأنماط السلوكية الفعلية للمقترضين أو البيانات غير المهيكلة. ومن ثم، يسعى البحث إلى معالجة هذه الإشكالية من خلال تصميم نموذج محاسبي متطور يستند إلى خوارزميات الذكاء الاصطناعي التنبئي والبيانات الضخمة لتحسين التقدير والإفصاح. لى الرغم من التحوّل الجوهري الذي أقرّه معيار الأدوات المالية IFRS 9 من خلال استبدال نموذج الخسائر المحققة بنموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة(ECL) ، إلا أن التطبيق

العملي لهذا النموذج لا يزال يعاني من فجوات بنيوية تؤثر سلبًا على دقة القياس المحاسبي وجودة الإفصاح المالي. وتتمثل الإشكالية المحورية في أن النماذج التقليدية لتقدير الخسائر تعتمد على افتراضات تقديرية جامدة ومداخل بشرية محدودة، تفتقر إلى المرونة التنبؤية والقدرة على استيعاب التحولات السلوكية والاقتصادية المعقدة في بيئة الأعمال الحديثة.

وقد أكدت دراسة حديثة لـ Wassie & Lakatos (2024) أن "نموذج ECL في تطبيقه الحالي يتعرض لتحيّز تقديري واضح، ويعتمد على نماذج إحصائية راكدة لا تعكس ديناميكية المخاطر الفعلية، مما يؤدي إلى ضعف التنبؤ بالانحرافات الائتمانية، خاصة في ظل الظروف الاقتصادية غير المستقرة". كما أشار تقرير صادر عن Deloitte (2023) إلى أن "البنوك والمؤسسات المالية أظهرت تباينًا جوهريًا في مخصصات ECL بين مؤسسات متشابهة المخاطر، وهو ما يعكس ضعفًا في اتساق نماذج التقدير وعدم تكاملها مع التحليلات السلوكية والبيانات السياقية."

في هذا السياق، تتحدد مشكلة البحث في الحاجة إلى تجاوز محدودية النموذج التقليدي من خلال إعادة تصميم الإطار التقديري لمخصصات الخسائر، بما يُدمج تقنيات الذكاء الاصطناعي التنبئي وتحليل البيانات الضخمة والسلوك الائتماني للمقترضين، من أجل بناء نموذج محاسبي تكاملي يُحقق الاتساق، ويُحسن دقة القياس، ويعزز جودة الإفصاح وفقًا لمتطلبات معيار IFRS 9

ومن هنا، يتأسس تساؤل بحثي جوهري : إلى أي مدى يمكن لإعادة تصميم نموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة، من خلال دمج خوارزميات الذكاء الاصطناعي التنبئي والبيانات الضخمة، أن يُسهم في تجاوز القيود الحالية وتحقيق قياس محاسبي أكثر دقة وإفصاح مالي أكثر موثوقية ضمن متطلبات معيار IFRS 9 ؟

## ١.٣ أهداف البحث

يسعى هذا البحث إلى تحقيق الأهداف الآتية:

١.٣.١ تحليل نقدي لمحددات النموذج الحالي للخسائر الائتمانية المتوقعة ضمن IFRS 9.

١.٣.٢ الكشف عن أوجه القصور والتحديات الإختبارية المرتبطة بتقدير PD و LGD و EAD.

١.٣.٣ تصميم نموذج محاسبي بديل يعتمد على الذكاء الاصطناعي التنبئي والبيانات الضخمة.

١.٣.٤ تقييم دور النموذج المقترح في تحسين دقة القياس المحاسبي وشفافية الإفصاح المالي.

١.٣.٥ التحقق ميدانيًا من فاعلية النموذج المقترح في البيئة المصرفية المصرية.

## ١.٤ أهمية البحث

تستمد هذه الدراسة أهميتها من كونها تعالج فجوة حرجة تتقاطع فيها الأبعاد المحاسبية، والتنظيمية، والتكنولوجية، وهي فجوة ضعف الاتساق والدقة في تقدير الخسائر الائتمانية المتوقعة وفقًا لمعيار IFRS 9. وتبرز أهمية البحث في عدة جوانب تكاملية، يمكن بيانها على النحو الآتي:

١.٤.١ يتعامل البحث مع إحدى أكثر الإشكاليات إلحاحًا في الممارسة المصرفية، والمتمثلة في محدودية النموذج التقليدي لتقدير الخسائر، وما يترتب عليه من تحيّزات تقديرية تُقوّض جودة القوائم المالية.

١.٤.٢ يُعد من أوائل الأبحاث التي تسعى إلى إعادة تصميم هيكل النموذج المحاسبي باستخدام الذكاء الاصطناعي التنبئي والبيانات السلوكية الضخمة، مع دمجهما في إطار يتماشى مع المنظور المعياري الدولي.

١.٤.٣ يُسهم البحث في إثراء الأدبيات المحاسبية المعيارية من خلال تقديم إطار تكاملي مقترح يتجاوز حدود النماذج الإحصائية الجامدة، ويوفر مدخلًا تطبيقيًا متقدمًا لتحليل المخاطر الائتمانية.

١.٤.٤ يُوفّر نتائج قابلة للتطبيق لصنّاع القرار في القطاع المصرفي والهيئات الرقابية، من خلال نموذج قابل للتخصيص يرفع من دقة التقدير والامتثال المعياري.

١.٤.٥ يعزز البحث من الاتجاه العالمي نحو رقمنة الاحكام المهنية التقديرية، ويُبرز قدرة الذكاء الاصطناعي على دعم الحوكمة المالية وتحسين جودة الإفصاح.

## ١.٥ فروض البحث

١.٥.١ الفرض الأول: يعاني النموذج التقليدي المعتمد في تطبيق معيار IFRS 9 من قصور جوهري في تمثيل المخاطر الائتمانية الفعلية، نتيجة اعتماده على مدخلات تقديرية جامدة، تفتقر إلى القدرة التنبؤية وتحليل السلوك الائتماني الديناميكي للمقترضين.

١.٥.٢ الفرض الثاني: توجد علاقة دالة إحصائيًا بين توظيف خوارزميات الذكاء الاصطناعي التنبئي وتطور مستوى الدقة في تقدير مكونات الخسائر الائتمانية المتوقعة، بما يُعزز موثوقية النتائج المحاسبية وفقًا لمعيار IFRS 9

١.٥.٣ الفرض الثالث: يؤدي دمج البيانات الضخمة والسلوكية ضمن مدخلات نموذج ECL إلى رفع كفاءة النموذج التقديري مقارنة بالنموذج التقليدي المعتمد على الأحكام المهنية التقديرية البشرية فقط.

١.٥.٤ الفرض الرابع: يُسهم النموذج المحاسبي المقترح في تحسين جودة القياس والإفصاح المالي، من خلال تقديم معلومات أكثر دقة وشفافية عن الخسائر الائتمانية المتوقعة، بما يتوافق مع متطلبات الإفصاح طبقاً لمعيار IFRS 9

## ١.٦ منهجية البحث

يعتمد هذا البحث على منهجية علمية مزدوجة تُوظِّف كلًّا من المنهج الاستنباطي والمنهج الاستقرائي وفقًا لطبيعة كل مرحلة من مراحل الدراسة، بما يعكس التكامل بين التطوير النظري والتحقق التجريبي، حيث يُوظَّف المنهج الاستنباطي في بناء الإطار المفاهيمي للنموذج المحاسبي المقترح، حيث ينطلق البحث من المبادئ النظرية لمعيار IFRS 9 ، والدراسات ذات الصلة، لتحليل أوجه القصور في النموذج الحالي، ثم استنباط مكونات النموذج البديل القائم على خوارزميات الذكاء الاصطناعي والبيانات الضخمة، وصياغة الفروض العلمية المرتبطة به، بينما يُستخدم المنهج الاستقرائي في الجزء التطبيقي من الدراسة، من خلال جمع البيانات الميدانية عبر استبيان موجَّه إلى عينة من الخبراء والمتخصصين في المحاسبة والمراجعة وإدارة

المخاطر، وتحليل النتائج إحصائيًا بهدف اختبار مدى صحة الفروض، والتأكد من فاعلية النموذج المقترح في تحقيق تحسينات ملموسة في دقة القياس المحاسبي وجودة الإفصاح المالي.

## ١.٧ الدراسات السابقة

### ١.٧.١ الدراسات الأجنبية

#### ١.٧.١.١ دراسة KPMG (٢٠٢٥)

سعت هذه الدراسة إلى استكشاف التحديات التقنية والتنظيمية التي تواجه المؤسسات المالية في تطبيق نموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة (ECL) وفقًا لمعيار IFRS 9، مع تركيز خاص على مشكلات جودة البيانات وتكاملها من مصادر متعددة.

اعتمدت الدراسة على مسح ميداني شمل ثلاثين مؤسسة مالية في أوروبا وأمريكا، إلى جانب تحليل تقارير تنفيذية صادرة عن لجان الرقابة المحاسبية في سياقات مختلفة.

كشفت النتائج أن غالبية المؤسسات تعاني من نقص في البيانات التاريخية الدقيقة، إضافة إلى التحديات الخاصة بتجزئة مصادر البيانات وضعف تكامل الأنظمة الداخلية، مما يُعيق الوصول إلى تقدير فعّال وموثوق للخسائر الائتمانية. وأشارت الدراسة إلى أن هذه التحديات تؤثر على الاتساق الرقابي وجودة الإفصاح المالي.

ورغم أهمية ما طرحته الدراسة من معوّقات واقعية، إلا أنها توقفت عند مستوى الرصد دون التعمق في تحليل الأثر المحاسبي لذلك القصور، ولم تقدم إطارًا منهجيًا بديلًا يتيح تحويل البيانات غير المهيكلة أو المتناثرة إلى مدخلات قابلة للمعالجة ضمن نموذج تقديري متكامل.

رأي الباحث: تبرز هذه الدراسة أهمية محورية للبيانات الضخمة كعنصر حاسم في فعالية نموذج ECL، غير أنها تؤكد – ضمنيًا – الحاجة إلى بناء نموذج محاسبي ذكي، قادر على معالجة هذه البيانات ديناميكيًا ضمن بنية تقديرية وإفصاحية متوافقة مع معيار IFRS 9، وهو ما تسعى الدراسة الحالية إلى تقديمه من خلال النموذج المقترح.

**١.٧.١.٢ دراسة Wassie & Lakatos (٢٠٢٤)**

هدفت هذه الدراسة إلى تقييم كفاءة استخدام خوارزميات الذكاء الاصطناعي التنبئي – وتحديدًا خوارزميات التعلم الآلي (Machine Learning) – في تقدير احتمالية التعثر الائتماني (PD) ضمن متطلبات معيار IFRS 9، باعتبارها بديلاً نوعيًا للنماذج الإحصائية التقليدية التي تعاني من الجمود وقلة التكيف مع سلوكيات السوق المعقدة.

اعتمدت الدراسة على تحليل بيانات غير مهيكلة تخص عملاء بنوك أوروبية، مثل سجل التعاملات الرقمية وسلوكيات الائتمان والتفاعل الرقمي، باستخدام نماذج تعلم خاضع (Supervised Learning) ومقارنة أدائها بالنماذج التقليدية المستخدمة حاليًا في تقدير مكونات ECL.

وقد أظهرت النتائج أن النماذج المعتمدة على الذكاء الاصطناعي قدّمت أداءً تنبؤيًا أعلى بمراحل، لا سيما في الفترات ذات التقلب العالي والمخاطر المتغيرة، مما يعكس مرونة هذه النماذج في التعامل مع بيانات سلوكية ديناميكية.

ورغم القيمة التحليلية العالية للدراسة، إلا أنها اقتصرت على البعد التكنولوجي ولم تُقدّم تصورًا لكيفية دمج نتائج هذه النماذج داخل بنية النظام المحاسبي، سواء في إنتاج المخصصات المحاسبية أو الإفصاح عنها وفقًا لمتطلبات الإفصاح المالي، كما غابت الإشارة إلى التحديات الرقابية والتنظيمية المصاحبة لاستخدام هذه الأدوات داخل إطار معياري دولي.

رأي الباحث:تبرز هذه الدراسة أهمية الذكاء الاصطناعي التنبئي كأداة استشرافية عالية الدقة في نمذجة التعثر الائتماني، لكنها تكشف – من حيث لم تقصد – عن قصور في الربط بين التحليل التقني والنظام المحاسبي، ما يُعزز الحاجة إلى بناء نموذج محاسبي تكاملي كما تطرحه هذه الدراسة، يدمج الذكاء الاصطناعي ضمن نظام قياس وإفصاح متكامل ومتوافق مع معيار IFRS 9.

**١.٧.١.٣ دراسة Gross & Población (٢٠٢٤)**

هدفت هذه الدراسة إلى استكشاف العلاقة بين تطبيق معيار IFRS 9وممارسات إدارة الأرباح (Earnings Management) في القطاع المصرفي البرتغالي، من خلال

تحليل الكيفية التي يُستخدم بها تقدير المخصصات الائتمانية كأداة مرنة لتعديل نتائج التقارير المالية.
اعتمد الباحثان على تحليل بيانات مالية لخمس وعشرين مؤسسة مصرفية خلال فترة امتدت خمس سنوات بعد تطبيق IFRS 9، مستخدمين نماذج تحليل السلاسل الزمنية والانحدار لتتبع ارتباط مخصصات ECL بتقلبات الأرباح المعلنة.

وقد كشفت النتائج عن وجود علاقة قوية بين المخصصات والنتائج المالية في توقيتات حرجة، ما يشير إلى أن معيار IFRS 9، رغم توجهه الاستباقي، لا يزال يتيح للإدارة نطاقًا واسعًا من التقدير المهني الذي قد يُستخدم للتلاعب بتوقيت الأرباح أو تحسين صورة الأداء المالي.

ورغم أن الدراسة تسلط الضوء على واحدة من أهم الإشكاليات الرقابية المرتبطة بتطبيق IFRS 9، إلا أنها توقفت عند حدود التحليل النقدي دون تقديم أدوات أو نماذج منهجية تُقلل من فجوة التقدير البشري أو تعزز من موضوعية النموذج المحاسبي. كما أنها لم تطرح بدائل تقنية أو خوارزمية تسهم في ضبط التقدير وتحقيق اتساق أكبر في السياسات الائتمانية المعتمدة.

رأي الباحث:تبرز هذه الدراسة أحد أوجه القصور الجوهري في نموذج ECL التقليدي، والمتمثل في القابلية العالية للتدخل الإداري. وتؤكد – بشكل غير مباشر – أهمية تطوير نموذج تقديري ذكي قائم على خوارزميات موضوعية وقابلة للتفسير، بما يُقلل من مرونة الإدارة في التلاعب، ويُعزز من مصداقية المخصصات وجودة الإفصاح المحاسبي، وهو ما تسعى الدراسة الحالية إلى تقديمه.

**١.٧.١.٤ دراسة Forrest (٢٠٢٤)**

سعت هذه الدراسة إلى إجراء تحليل مقارن بين معيار IFRS 9والنموذج الأمريكي CECL فيما يتعلق بالمخاطر النموذجية (Model Risk) التي تنشأ نتيجة الاعتماد على التقديرات البشرية في احتساب الخسائر الائتمانية المتوقعة، مع التركيز على مدى اتساق نتائج التقدير بين المؤسسات المالية الخاضعة لكل من النظامين.

اعتمدت الدراسة على تحليل نوعي وكمي لتقارير رقابية صادرة عن البنك المركزي الأوروبي (ECB) والاحتياطي الفيدرالي الأمريكي، إضافة إلى دراسات حالة مستخرجة من بيانات ١٦ مؤسسة مالية كبرى في الولايات المتحدة وأوروبا خلال الفترة من ٢٠١٨ إلى ٢٠٢٣.

أظهرت نتائج الدراسة أن معيار IFRS 9، رغم ما يوفره من مرونة في تطبيق نموذج ECL، يعاني من تفاوت كبير في النتائج بين المؤسسات التي تخضع لنفس مستويات المخاطر، نتيجة اتساع مساحة الأحكام المهنية التقديرية التي تُترك لإدارة كل مؤسسة. بينما أظهر نموذج CECL مزيدًا من التماسك في النتائج، نظرًا لاعتماده على تقديرات أكثر انضباطًا وأقل مرونة.

ورغم أهمية الطرح المقارن، إلا أن الدراسة اقتصرت على تشخيص الفروقات التنظيمية دون تقديم حلول تحليلية لمعالجة مخاطر النموذج، كما أنها لم تتطرق إلى إمكانات توظيف أدوات الذكاء الاصطناعي أو البيانات الضخمة كوسائل لتوحيد منطق التقدير وتخفيف حدة الاعتماد على الخبرة الذاتية للمُعدّين.

رأي الباحث:تبرز هذه الدراسة ضعف قدرة نموذج IFRS 9– في صيغته التقليدية – على تحقيق الاتساق والعدالة الرقابية بين المؤسسات، وتدعم التوجه نحو تطوير نموذج تقديري ذكي يُعيد هيكلة المدخلات بناءً على تحليل سلوكي وبيانات ضخمة، ويستخدم أدوات قابلة للتفسير (Explainable AI)، بما يُسهم في تقليص فجوة المخاطر النموذجية ويعزز من موثوقية النظام المحاسبي، وهو ما يسعى إليه البحث الحالي.

### ١.٧.١.٥ دراسة Deloitte (٢٠٢٤)

هدفت هذه الدراسة إلى تحليل الفروقات الجوهرية في مخصصات الخسائر الائتمانية المتوقعة (ECL) بين البنوك الأوروبية بعد تطبيق معيار IFRS 9، رغم تقارب هذه المؤسسات من حيث حجم المحفظة الائتمانية ومستوى المخاطر السوقية.

اعتمدت الدراسة على تحليل مقارن لنتائج ١٥ بنكًا في ثلاث دول (ألمانيا، إيطاليا، وإسبانيا) خلال فترتين ماليتين متتاليتين، مع دراسة النماذج الداخلية المستخدمة لدى كل بنك في احتساب المخصصات، وتقييم أثرها على الإفصاح المالي والمخصصات المحاسبية.

وقد أظهرت النتائج أن تفاوت المخصصات بين هذه البنوك – رغم تجانس الظروف الائتمانية – يُعزى إلى اختلاف النماذج التقديرية الداخلية المعتمدة في كل مؤسسة، وإلى عدم وجود إطار رقابي موحّد يضمن اتساق منطق التقدير. كما كشفت الدراسة عن صعوبة كبيرة في رقابة هذه النماذج داخليًا وخارجيًا بسبب اعتمادها على فرضيات داخلية غير قابلة للتتبع بسهولة.

رغم أهمية نتائج الدراسة في كشف التباين المؤسسي، إلا أنها لم تتناول إمكانات تطوير إطار تقديري بديل قائم على أدوات معيارية أو خوارزميات ذكاء اصطناعي محايدة تضمن الشفافية وقابلية التكرار، كما غابت عنها المعالجة التقنية أو المحاسبية للنموذج التقليدي.

رأي الباحث:تُسلّط هذه الدراسة الضوء على واحدة من أبرز الإشكاليات الإختبارية لمعيار IFRS 9، وهي ضعف الاتساق في المخرجات المالية بين مؤسسات متشابهة، ما يُضعف من عدالة الإفصاح الرقابي. وتؤكد – بشكل ضمني – الحاجة إلى تصميم نموذج تقديري ذكي يعتمد على تحليل البيانات الموضوعية وخوارزميات قابلة للتفسير، ويُقلّل من التقدير البشري المنفرد، وهو ما تمثل الدراسة الحالية محاولة جادة لتحقيقه.

### ١.٧.١.٦ دراسة EY Global IFRS Team (٢٠٢٤)

انطلقت هذه الدراسة من واقع الإفصاح المالي الذي تعتمده المؤسسات المالية الدولية بخصوص مخصصات الخسائر الائتمانية المتوقعة (ECL) تحت مظلة معيار IFRS 9، بهدف تقييم مدى التزام تلك المؤسسات بالمعايير الكمية والنوعية للإفصاح، ومدى وضوح، وتناسق، وتفسير المعلومات المقدّمة للمستخدمين والجهات الرقابية.

اعتمدت الدراسة على تحليل الإفصاحات المالية لـ ٣٠ مؤسسة مالية عاملة في ١١ دولة، وذلك عبر مراجعة تقاريرها السنوية وملحقاتها التفسيرية خلال عامَي ٢٠٢٢ و٢٠٢٣، مع قياس مستوى الشفافية وسهولة الفهم والتتبع للمستخدم النهائي.

أظهرت النتائج تفاوتًا ملحوظًا بين المؤسسات في حجم وتفصيل الإفصاح المرتبط بمكونات ECL، لا سيما في شرح منهجيات التقدير المستخدمة، ومبررات التغير في المخصصات، ومدى قدرة القارئ الخارجي على فهم العلاقة بين الافتراضات والنتائج المُقدّرة. كما لوحظ غياب المعايير الموحدة لتقديم هذه المعلومات، مما أثر على جودة الإفصاح وفعالية الرقابة.

ورغم أهمية ما توصلت إليه الدراسة من حيث رصد "الفجوة الإفصاحية"، إلا أنها لم تُقدّم أي إطار تطبيقي بديل لمعالجة هذا القصور، ولم تطرح أدوات تدعم الإفصاح التلقائي القائم على أنظمة ذكية أو نماذج قابلة للتفسير. كما أنها لم تتناول العلاقة بين بنية التقدير التقني ودقة الإفصاح الناتج.

رأي الباحث:تعكس هذه الدراسة مأزقًا حقيقيًا في الإفصاح المحاسبي المرتبط بالخسائر الائتمانية تحت IFRS 9، وتؤكد – ولو ضمنيًا – أن المشكلة لا تكمن فقط في التقدير، بل تمتد إلى قدرة النموذج نفسه على إنتاج بيانات قابلة للفهم والرقابة. وتُبرز الحاجة إلى تطوير نموذج تقديري ذكي يُولّد تلقائيًا مخرجات إفصاحية دقيقة، معيارية، وقابلة للتفسير، وهو ما تسعى إليه الدراسة الحالية من خلال دمج الذكاء الاصطناعي والتحليل البنيوي في إطار رقابي محاسبي موحّد.

**١.٧.١.٧ دراسة Atreio et al. (٢٠٢٤)**

هدفت هذه الدراسة إلى استكشاف مدى فعالية استخدام خوارزميات تحليل البقاء ( Survival Analysis) في التنبؤ باحتمالية تعثر العملاء ضمن نموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة (ECL) وفق معيار IFRS 9، باعتبارها أداة تنبؤية قادرة على تمثيل التغيرات الزمنية في السلوك الائتماني بشكل أكثر دقة من النماذج الخطية الجامدة.

اعتمدت الدراسة على بيانات حقيقية من مؤسسة تمويل أوروبية متوسطة الحجم، تضمنت سجلات سلوكية وزمنية للعملاء على مدى خمس سنوات، وقارنت أداء نموذج البقاء مع نماذج الانحدار اللوجستي والانحدار الخطي المعتمدة تقليديًا في احتساب مكون احتمالية التعثر (PD).

أظهرت النتائج أن خوارزميات البقاء تفوقت بوضوح في قدرتها على التقاط التحولات السلوكية الدقيقة التي تسبق التعثر، وقدّمت نتائج أكثر اتساقًا عبر الفترات الزمنية، ما يُقلل من التقدير الخاطئ ويُحسن دقة المخصصات الائتمانية.

ورغم القيمة التقنية العالية للنموذج المقترح، إلا أن الدراسة ظلت في نطاق الاختبار التنبؤي ولم تنتقل إلى دمج هذه الخوارزميات ضمن بنية محاسبية أو رقابية متكاملة. كما أنها لم تعالج كيفية ترجمة هذه المخرجات إلى إفصاحات مالية قابلة للتفسير أو إلى نماذج رقابية متوافقة مع متطلبات الجهات التنظيمية، وهو ما يجعل أثرها التطبيقي محدودًا.

رأي الباحث:تبرز هذه الدراسة كخطوة نوعية في الاتجاه التحليلي المتقدم لنمذجة التعثر الائتماني، لكنها تكشف عن قصور جوهري في الربط بين التحليل الزمني الدقيق ومتطلبات الإفصاح المحاسبي ضمن إطار IFRS 9. ومن هنا، تأتي أهمية البحث الحالي الذي يسعى إلى دمج هذه الخوارزميات – وغيرها من أدوات الذكاء الاصطناعي – داخل نموذج محاسبي متكامل يعالج مشكلات التقدير والإفصاح معًا، ويوفر مخرجات قابلة للتنفيذ التنظيمي والرقابي.

### ١.٧.٢ الدراسات العربية

#### ١.٧.٢.١ دراسة بدرية أحمد سعيد (٢٠٢٥)

هدفت الدراسة إلى تقييم الأثر المدرك لتطبيق معايير IFRS 7 و IFRS 9 على شفافية وقابلية مقارنة التقارير المالية بالبنوك المصرية، من وجهة نظر المتخصصين في المحاسبة والمراجعة.
استخدمت الدراسة استبيانًا ميدانيًا شمل عينة من ١٢٠ متخصصًا، مع تحليل إحصائي باستخدام الانحدار المتعدد لاختبار فرضيات العلاقة بين درجة الالتزام بالمعايير

ومدى جودة الإفصاح المالي.
توصلت الدراسة إلى أن هناك علاقة إيجابية ذات دلالة إحصائية بين ارتفاع مستوى الامتثال لمعياري IFRS 7 و IFRS 9 وبين تحسّن جودة الإفصاح المالي، خاصة في أبعاد الشفافية والوضوح، إلا أن هناك تباينًا بين البنوك في تطبيق بنود المعيار المتعلقة بالخسائر الائتمانية المتوقعة.
أوجه القصور :اقتصرت الدراسة على التقييم الإدراكي دون تحليل تقارير فعلية أو تقديم نموذج لتوحيد منهجية الإفصاح أو دمج الأدوات الذكية.
رأي الباحث :تعكس الدراسة أهمية الالتزام بالمعايير، لكنها تُبرز كذلك الحاجة إلى أدوات تقنية داعمة مثل الذكاء الاصطناعي لتقليل التقدير الذاتي وتحسين موثوقية النتائج، وهو ما تسعى إليه هذه الدراسة من خلال نموذج محاسبي ذكي متكامل.

**١.٧.٢.٢ دراسة السيد حسن سالم بلال (٢٠٢٣)**
هدفت الدراسة إلى قياس أثر تطبيق معيار IFRS 9 على تقلبات الأرباح والتدفقات النقدية التشغيلية والحمل الزائد للمعلومات والقيمة السوقية للبنوك المصرية المدرجة بالبورصة.

استخدمت الدراسة أسلوب تحليل إحصائي باستخدام اختبار T للعينات المرتبطة لمقارنة المؤشرات قبل وبعد التطبيق، على عينة من البنوك خلال الفترة ٢٠١٦–٢٠٢١.

توصلت الدراسة إلى أن تطبيق IFRS 9 أدى إلى ارتفاع تقلبات الأرباح وتزايد حجم الإفصاحات المطلوبة، مما أدى إلى حمل معلوماتي زائد قد يُضعف من قدرة مستخدمي التقارير على الاستيعاب والفهم، رغم تحسن جودة التقدير في بعض الحالات.

أوجه القصور: لم تُعالج الدراسة كيفية الحد من الحمل المعلوماتي أو تحسين التنسيق بين التقدير والإفصاح، ولم تطرح أدوات رقمية لمعالجة هذه الفجوة.

رأي الباحث: تدل النتائج على ضرورة إعادة التفكير في طريقة الإفصاح المصاحب لمعيار IFRS 9، مع الحاجة إلى نماذج ذكية تتعامل مع البيانات المعقدة وتُخرج مخرجات أكثر قابلية للتفسير والتحليل، وهو ما تدعو إليه الدراسة الحالية.

**١.٧.٢.٣ دراسة محمود موسى عبدالعال متولي (٢٠٢٢)**

هدفت الدراسة إلى تحليل أثر تبني معيار IFRS 9، والقيد بالبورصة، على استخدام مخصصات خسائر القروض في إدارة الأرباح ورأس المال بالبنوك التجارية المصرية.

استخدمت الدراسة بيانات مالية لـ ٢٧ بنكًا خلال الفترة من ٢٠١٧ إلى ٢٠٢٠، مع تحليلها باستخدام نماذج الانحدار المتعدد لاختبار الفرضيات.

توصلت الدراسة إلى أن البنوك المصرية استمرت في استخدام المخصصات كأداة لإدارة الأرباح بعد تطبيق IFRS 9، وأن القيد بالبورصة لم يُقلل من هذا السلوك بدرجة ملحوظة، ما يعكس محدودية تأثير المعيار على الانضباط المالي.

أوجه القصور: لم تتناول الدراسة أدوات تحليل سلوكي أو تقني تقيّد التقديرات الذاتية، كما لم تُقدّم مقترحًا لتحسين شفافية الإفصاح أو تقليل تدخل الإدارة.

رأي الباحث: تكشف الدراسة عن استمرار وجود فجوات هيكلية في نموذج ECL، تؤكد الحاجة إلى تصميم نموذج تقديري ذكي يعتمد على تحليل سلوكي وبيانات ضخمة، بما يضمن تقليص نطاق تدخل الإدارة ورفع مصداقية التقارير، وهو ما تسعى إليه الدراسة الحالية.

**١.٧.٣ التحليل النقدي للدراسات السابقة**

عند مراجعة الدراسات الأجنبية والعربية الحديثة ذات الصلة بتطبيقات معيار IFRS 9ونموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة (ECL)، يُلاحظ أنها قدّمت إسهامات معتبرة في رصد الإشكاليات العملية التي تواجه المؤسسات المالية، لا سيما على مستوى التباين في تقدير المخصصات، وضعف جودة الإفصاح، واعتماد النموذج بدرجة عالية على الأحكام المهنية التقديرية. وقد اتفقت معظم هذه الدراسات – على تنوع مناهجها – في التشديد على أن نموذج ECL بصيغته التقليدية يعاني من إشكالات جوهرية تتعلق بـ:

- ارتفاع درجة المرونة التقديرية، مما يفتح المجال لتباين كبير بين المؤسسات ويمس بمبدأ المقارنة الرقابية.

- ضعف جودة البيانات المدخلة، لا سيما في البيئات التي تفتقر إلى نظم معلومات موحّدة أو أرشيف بيانات سلوكي متكامل.
- غياب أدوات موضوعية أو تكنولوجية تعمل على ضبط النموذج وتحسين قابليته للتفسير.

كما طالبت بعض الدراسات – خصوصًا الأجنبية منها – بضرورة تفعيل استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي وخوارزميات التعلم الآلي لتحسين دقة التقدير، بينما ركّزت دراسات عربية أخرى على أهمية ضبط التطبيق من خلال حوكمة قوية وإفصاح أكثر شفافية.

ومع ذلك، تظل هناك فجوة معرفية وتطبيقية واضحة في مجمل الدراسات السابقة، حيث:

- لم تُقدّم أي دراسة نموذجًا تطبيقيًا محاسبيًا متكاملًا يدمج الذكاء الاصطناعي والتحليل السلوكي للمقترضين داخل هيكل تقديري يتوافق مع IFRS 9.
- اكتفت الدراسات التقنية (مثل Wassie & Lakatos، وAtreio et al.) بتقديم أدوات تنبؤية معزولة دون توظيفها داخل النظام المحاسبي أو الإفصاح المالي.
- بينما ركزت الدراسات التنظيمية (مثل Forrest وDeloitte) على رصد الفجوات دون معالجة تحليلية بنائية أو تقديم بدائل منهجية.
- كما اقتصرت الدراسات العربية على تحليل العلاقة بين المعيار وسلوك الإدارة أو الإفصاح، دون اقتراح حلول أو تطوير نماذج تقدير.

وبالتالي، فإن التحليل النقدي يُبرز الحاجة إلى إطار محاسبي جديد يتجاوز الفصل بين التحليل الرقابي والتحليل التقني، ويُعيد دمج أدوات الذكاء الاصطناعي ضمن بنية معيارية مؤسسية تلبّي متطلبات التقدير والإفصاح والرقابة معًا، وهو ما تسعى هذه الدراسة إلى تقديمه من خلال النموذج المقترح.

### ١.٧.٤ الفجوة البحثية

في ضوء ما كشف عنه التحليل النقدي للدراسات السابقة، يمكن استخلاص فجوة بحثية جوهرية تُبرز غياب نموذج تقديري متكامل يُحقق التوازن بين الموثوقية التقنية والامتثال المعياري في سياق تطبيق معيار IFRS 9.

فعلى الرغم من تنوع الدراسات بين التقنية والتنظيمية والمحاسبية، إلا أن الطابع الانفصالي الذي اتسمت به معظمها، سواء في تركيزها على أدوات الذكاء الاصطناعي بمعزل عن الإطار المعياري، أو في الاكتفاء بتحليل أوجه القصور دون تقديم حلول بنائية، قد أدى إلى استمرار قصور نموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة في شكله التقليدي.

وتتمثل أبعاد هذه الفجوة فيما يلي:

- غياب نموذج محاسبي تطبيقي يُعيد تصميم تقدير الخسائر الائتمانية على أساس سلوكي – تقني، يدمج بين المدخلات غير المهيكلة والتحليل الديناميكي لسلوك العملاء.
- افتقار الأدبيات إلى أطر تفسيرية قابلة للامتثال الرقابي (Explainable AI)، تتيح توظيف خوارزميات الذكاء الاصطناعي بطريقة مفهومة وشفافة داخل تقارير الإفصاح المحاسبي.
- نقص واضح في الأبحاث الإختبارية التي تربط بين تحسين جودة التقدير ورفع كفاءة الإفصاح المالي بما يتماشى مع التزامات معيار IFRS 9ويخدم وظيفة الحوكمة المؤسسية.
- تجاهل العلاقة التكاملية بين مكونات النموذج التقديري ومحددات السلوك الائتماني الفعلي، رغم توفر أدوات تحليل متقدمة قادرة على استخراج أنماط المخاطر غير الظاهرة.

من ثم، تنشأ الحاجة إلى بحث جديد يُقدم نموذجًا متكاملاً يُجسّد هذا الربط، ويعالج الإشكاليات الهيكلية التي لم تنجح الدراسات السابقة في تجاوزها، سواء من منظور محاسبي أو تقني أو رقابي.

### ١.٧.٥ تميز الدراسة الحالية

تنطلق هذه الدراسة من وعي دقيق بالفجوات المنهجية والإختبارية التي كشفت عنها الأدبيات السابقة، وتتميّز عنها في عدد من المحاور الجوهرية التي تجعل منها إسهامًا علميًا أصيلًا ومتكاملًا، يمكن بيانه على النحو الآتي:

١.٧.٥.١ على خلاف الدراسات التقنية التي ركزت على خوارزميات الذكاء الاصطناعي في سياق تنبؤي ضيق، فإن هذه الدراسة تقدم نموذجًا محاسبيًا متكاملًا يُعيد صياغة وظيفة التقدير المحاسبي للخسائر الائتمانية ضمن إطار معياري متوافق مع IFRS 9.

١.٧.٥.٢ تُدمج الدراسة بين التحليل السلوكي للمقترضين وبياناتهم غير المهيكلة من جهة، وبين الذكاء الاصطناعي التنبئي من جهة أخرى، بما يخلق نموذجًا تقديريًا قادرًا على رصد المخاطر الائتمانية الديناميكية بصورة أكثر دقة وتفسيرًا.

١.٧.٥.٣ بخلاف الدراسات التي اقتصرت على رصد القصور، تسعى الدراسة الحالية إلى تجاوز التشخيص نحو الحل البنائي، من خلال تصميم إطار عملي تطبيقي قابل للاختبار والقياس داخل البيئة المصرفية المصرية.

١.٧.٥.٤ تقدم الدراسة إسهامًا مزدوجًا: تطويري لمحتوى النموذج المحاسبي، وتطبيقي لاختباره ميدانيًا باستخدام أدوات تحليل إحصائي متقدمة، بما يجعلها دراسة تجريبية وليس تنظيرية فحسب.

١.٧.٥.٥ تُسهم الدراسة في تطوير الأحكام المهنية التقديرية المعمول بها حاليًا، من خلال تقديم بديل يستند إلى مخرجات البيانات الضخمه والتحليل الذكي، مما يُعزز من شفافية الإفصاح وجودة المخصصات المحاسبية.

وبناءً عليه، تُشكّل هذه الدراسة إطارًا علميًا متطورًا يسعى إلى إحداث تكامل وظيفي بين الممارسة المحاسبية المعاصرة والتقنيات التنبؤية الذكية، في سبيل تحسين جودة التقدير المحاسبي، وتدعيم شفافية الإفصاح، وتعزيز فعالية الحوكمة المؤسسية

## المبحث الثاني: النموذج المحاسبي الحالي لمعيار –IFRS 9 إشكاليات القياس والإفصاح

### ٢.١ عرض منهجي لمعيار IFRS 9ومراحله الثلاث

يُعد معيار الأدوات المالية IFRS 9أحد المعايير المحورية التي أعادت تشكيل فلسفة القياس المحاسبي للمخاطر المالية، لا سيما في ما يتعلق بالاعتراف بالخسائر الائتمانية. وقد جاء المعيار استجابة للأزمة المالية العالمية ٢٠٠٨، التي كشفت عن قصور جوهري في

النموذج التقليدي للخسائر المحققة (Incurred Loss Model)، حيث كان الاعتراف بالخسائر يتم فقط بعد تحقق مؤشرات واضحة للتعثر، ما أدى إلى تأخر المعالجة المحاسبية وتضليل مستخدمي القوائم المالية ( IFRS Foundation, ٢٠١٤).

وفي هذا السياق، تبنّى المعيار نموذجًا استباقيًا يُعرف باسم نموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة (Expected Credit Loss – ECL)، يهدف إلى تعزيز الشفافية وتقوية مخصصات المخاطر من خلال التقدير المسبق لاحتمالية التعثر وأثره المالي. ويفرض هذا النموذج على الجهات المُصدِرة للأدوات المالية أن تقوم بتقدير الخسائر المتوقعة منذ لحظة الاعتراف بالأداة، حتى في غياب مؤشرات مباشرة للتعثر ( Deloitte, ٢٠٢٣).

وقد تم تقسيم نموذج ECL ضمن معيار IFRS 9إلى ثلاث مراحل متتابعة تمثل كل منها درجة تصاعدية في تقييم مخاطر الائتمان، على النحو التالي:

**المرحلة الأولى:** الأصول المالية منخفضة المخاطر ( Stage ١)
يتم الاعتراف بمخصص يعادل الخسائر المتوقعة على مدى ١٢ شهرًا فقط، وذلك عندما لا يكون هناك تدهور جوهري في الجدارة الائتمانية للأصل منذ الاعتراف الأولي به.

**المرحلة الثانية:** الأصول التي شهدت زيادة كبيرة في المخاطر الائتمانية ( Stage ٢)
إذا تبين وجود تدهور كبير في التصنيف الائتماني دون حدوث تعثر فعلي، يتم احتساب مخصص يعكس الخسائر المتوقعة على مدى عمر الأداة بالكامل.

**المرحلة الثالثة:** الأصول المتعثرة ( Stage ٣)
عند تحقق مؤشرات موضوعية على حدوث تعثر، يتم الاعتراف بخسائر الائتمان المتوقعة مدى الحياة، ويُعاد تصنيف العوائد المحققة (interest revenue) على أساس صافي القيمة الدفترية للأصل بعد خصم المخصصات.
ويمتاز هذا التدرّج بقدرته على عكس التحولات في مستوى المخاطر، لكنه في الوقت ذاته يفتح المجال لتقديرات متعددة تعتمد على الأحكام المهنية التقديرية التي قد تختلف

من مؤسسة إلى أخرى، ما يؤدي إلى تباين جوهري في النتائج بين مؤسسات مالية متشابهة (IFRS Foundation, ٢٠٢٠; EY, ٢٠٢٤).

كما أكدت الدراسات الإختبارية أن التحول إلى نموذج ECL لا يُعد في ذاته حلاً كافيًا، بل يتطلب نماذج تقديرية متطورة تدعم جودة المدخلات، وتحُد من أثر التحيّز البشري في عملية التقييم، وهو ما لا يزال محل جدل واسع في التطبيقات الفعلية (Wassie & Lakatos, ٢٠٢٤؛ Forrest, ٢٠٢٤).

## ٢.٢ نموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة (ECL): المفهوم والمكونات

يمثل نموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة (Expected Credit Loss – ECL) التحول الجوهري الذي أدخله معيار IFRS 9 على منطق القياس المحاسبي للمخاطر المالية، إذ يقوم هذا النموذج على مبدأ التقدير الاستباقي للمخاطر المحتملة، بدلًا من الاكتفاء بالاعتراف بالخسائر المحققة بعد وقوعها. ويُعد هذا التحول استجابة مباشرة لانتقادات المنظمات الرقابية والمهنية التي وُجهت إلى الممارسات المحاسبية خلال الأزمة المالية العالمية، حين اتُهمت المعايير التقليدية بالتقاعس في مواجهة الانهيار الائتماني نتيجة تأخر الاعتراف بالخسائر (IFRS Foundation, ٢٠١٤؛ Deloitte, ٢٠٢٣).

وبموجب هذا النموذج، تُصبح الجهة المُعدّة للقوائم المالية مُلزَمة بتقدير الخسائر المتوقعة في كل فترة محاسبية، بناءً على مراجعة مستمرة لمخاطر الائتمان المصاحبة للأصل المالي. ويتطلّب هذا التقدير دمج معلومات كمية ونوعية حالية وتاريخية ومستقبلية (forward-looking information)، بما يعكس الواقع الائتماني المتغير ويُعزز مصداقية الإفصاح (EY, ٢٠٢٤).

ينقسم نموذج ECL إلى ثلاثة مكونات رئيسية، يُمثل كل منها متغيرًا جوهريًا في معادلة التقدير:

### ٢.٢.١ احتمالية التعثر (Probability of Default – PD)

وهو مقياس إحصائي يُعبّر عن احتمالية فشل المقترض في الوفاء بالتزاماته خلال فترة زمنية محددة. ويُعد تقدير هذا المؤشر من أكثر المهام تعقيدًا، حيث يتطلب دمج نماذج تصنيف

ائتماني وسلوكي وتحليل متغيرات غير خطية، كما أن دقته تعتمد على نوعية البيانات التاريخية وامتدادها الزمني (Wassie & Lakatos, ٢٠٢٤؛ Atreio et al., ٢٠٢٤).

### ٢.٢.٢ قيمة الخسارة في حال التعثر (Loss Given Default – LGD)

يُعبّر هذا المكون عن نسبة الخسارة المتوقعة في حال فشل العميل في السداد، بعد أخذ الضمانات وتحصيلات التعافي في الاعتبار. ويُعد LGD مؤشرًا حساسًا لعوامل السوق والضمانات الفعلية، ويتطلب تقديره معرفة دقيقة بالبنية التعاقدية والظروف الاقتصادية (IFRS Foundation, ٢٠٢٠).

### ٢.٢.٣ التعرض الائتماني في وقت التعثر (Exposure at Default – EAD)

يمثل هذا المكون القيمة التقديرية للأصل المالي المتوقع أن يتعثر عنده العميل. وقد يكون المبلغ محل السداد أعلى من القيمة الدفترية إذا ما تضمن الأصل التزامات مستقبلية مثل حدود الائتمان غير المسحوبة، مما يزيد من عدم اليقين في التقدير (Gross & Población, ٢٠٢٤).

ومن خلال العلاقة التراكمية بين هذه المكونات، يتم حساب مخصص الخسائر المتوقع وفق المعادلة التالية:

$$\mathbf{ECL = PD \times LGD \times EAD}$$

ورغم بساطة المعادلة شكليًا، إلا أن التطبيقات الواقعية تُظهر أن كل متغيّر فيها تحكمه تقديرات معقدة، وتداخلات بين سلوك العملاء، والبيئة الاقتصادية، وجودة البيانات الداخلية. وتشير العديد من الدراسات الإختبارية إلى أن هذا النموذج – في صيغته الحالية – يفتح المجال لتحيّزات تقديرية واسعة، ويعتمد بدرجة كبيرة على الأحكام المهنية، ما يجعل من التوحيد والرقابة تحديًا مؤسسيًا حقيقيًا (Forrest, ٢٠٢٤؛ Deloitte, ٢٠٢٤).

وتُضاف إلى ذلك الإشكالية المتعلقة بمدى جاهزية المؤسسات المالية لتجميع وتحليل البيانات الكمية والنوعية اللازمة لتقدير المكونات الثلاثة بدقة. وقد أظهر تقرير KPMG (٢٠٢٥) أن أكثر من ٦٠٪ من المؤسسات المالية الأوروبية تعاني من فجوات كبيرة في القدرة على تتبع بيانات السلوك الائتماني وتحليلها بطريقة منهجية.

وعليه، فإن نموذج ECL، رغم تقدّمه المفاهيمي مقارنة بالنماذج التقليدية، يظل بحاجة إلى إطار تقني ومؤسسي قادر على ضمان دقة تقدير عناصره، مع الحد من أثر التحيّزات البشرية والتقديرات الذاتية، وهو ما تُشكّل الدراسة الحالية محاولة جادة لتحقيقه.

### ٢.٣ التحديات المرتبطة بمكونات نموذج ECL: احتمالية التعثر وقيمة الخسارة والتعرض الائتماني

رغم الإطار النظري المتماسك لنموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة (ECL) في معيار IFRS 9، إلا أن التطبيق العملي لمكوناته الثلاثة (PD وLGD وEAD) يواجه تحديات جوهرية تتعلق بمدى توافر البيانات، ونضج البنية التحليلية، ودرجة الاتساق المؤسسي في أساليب التقدير. وقد أكدت الأدبيات الحديثة أن هذه المكونات لا تُقدّر كمتغيرات منفصلة، بل كعناصر متداخلة تتأثر بالبيئة الاقتصادية وسلوك العملاء، ما يجعل من التقدير التقليدي تحديًا مركّبًا (Wassie & Lakatos, ٢٠٢٤؛ Deloitte, ٢٠٢٤).

#### ٢.٣.١ تحديات تقدير احتمالية التعثر (PD)

يُعد تقدير PD من أكثر المكونات عرضة للتباين، نظرًا لاعتماده على نماذج تنبؤية قد تختلف جذريًا من مؤسسة إلى أخرى. فبعض المؤسسات تستخدم نماذج إحصائية تقليدية (مثل الانحدار اللوجستي)، بينما تلجأ أخرى إلى نماذج تصنيف ائتماني قائمة على السلوك (behavioral scoring). وتتمثل الإشكالية الجوهرية هنا في أن الكثير من المؤسسات تعتمد على بيانات تاريخية قصيرة الأجل أو غير ممثلة لكامل دورات الأعمال، مما يُضعف من دقة التقدير ويزيد من المخاطر النموذجية (Forrest, ٢٠٢٤؛ EY, ٢٠٢٤).

وقد أظهرت دراسة Atreio et al. (٢٠٢٤) أن استخدام خوارزميات تحليل البقاء (Survival Analysis) يُحسّن من القدرة على التقاط الأنماط الدقيقة للتعثر، لا سيما في البيئات ذات التقلب العالي، إلا أن هذه الخوارزميات لا تزال خارج الإطار المؤسسي العام، وغالبًا لا تُدمج في منظومات التقدير المحاسبي التقليدي.

### ٢.٣.٢ تحديات تقدير قيمة الخسارة في حال التعثر (LGD)

يُواجه LGD إشكالية مزدوجة تتعلق أولًا بتقدير احتمالات التعافي، وثانيًا بقيمة الضمانات القابلة للتسييل. وتزداد هذه التحديات حدة في بيئات غير مستقرة أو ذات غموض قانوني في تنفيذ الضمانات. كما أن المؤسسات المالية تختلف في مدى مرونتها في تحديد "سيناريوهات التعافي"، ما يؤدي إلى تباين جوهري في القيم التقديرية بين مؤسسات متشابهة ( IFRS Foundation, ٢٠٢٠؛ Deloitte, ٢٠٢٣).

إلى جانب ذلك، تفتقر العديد من البنوك إلى بيانات تاريخية موثوقة حول معدلات التحصيل بعد التعثر، مما يؤدي إلى الاعتماد على تقديرات ذاتية أو متوسطات سوقية عامة، وهو ما يضعف من مصداقية المخصصات المحاسبية.

### ٢.٣.٣ تحديات تقدير التعرض الائتماني في وقت التعثر (EAD)

يُعد EAD من أكثر المكونات صعوبة من حيث النمذجة، خاصة في الأدوات المالية التي تحتوي على خطوط ائتمان غير مستخدمة أو تسهيلات مفتوحة. ويُواجه التقدير هنا خطر التقليل أو المبالغة إذا لم يتم دمج سلوك العميل المتوقع ضمن الحسابات. كما أن بعض المؤسسات تعتمد على نماذج ثابتة لا تأخذ في الاعتبار الديناميكية السلوكية للعميل، مما يؤدي إلى نتائج لا تعكس الواقع الائتماني بدقة ( Gross & Población, ٢٠٢٤؛ KPMG, ٢٠٢٥).

وقد لاحظت الدراسات الرقابية أن غياب معيار موحّد في احتساب EAD يخلق فجوات كبيرة بين المؤسسات، خاصة في حالة القروض المركبة أو المنتجات المهيكلة، مما يُعيق إمكانية الرقابة الموحدة ( IFRS Foundation, ٢٠٢٠).

إن تعدد منهجيات التقدير، وتفاوت قدرة المؤسسات على استخدام أدوات تحليل متقدمة، إضافة إلى غياب التكامل بين البيانات التاريخية والسلوكية والمستقبلية، يجعل من النموذج التقليدي أداة محدودة الفاعلية في بيئة تعتمد على التنبؤ واتخاذ القرار في ظروف عالية التقلب. وعليه، فإن الحاجة تزداد إلى نموذج تقديري ذكي قادر على استيعاب هذه المتغيرات وتحليلها ضمن إطار محاسبي موحّد يتجاوز حدود النماذج التقليدية.

### ٢.٤ فجوات الإفصاح والقياس المحاسبي الناتجة عن ضعف التقدير

يشكّل معيار IFRS 9 نقلة نوعية في المعالجة المحاسبية للمخاطر المالية من خلال تبنّيه لنموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة (ECL)، الذي يفترض قياسًا استباقيًا للخسائر وتقديرًا ديناميكيًا لمكونات المخاطر، بما يشمل احتمالية التعثر (PD)، وقيمة الخسارة في حال التعثر (LGD)، والتعرض الائتماني (EAD). ومع ذلك، فإن التطبيقات العملية أظهرت أن جودة الإفصاح والقياس المحاسبي الناتجين عن هذا النموذج تتوقف بشكل كبير على مدى دقة وموضوعية التقدير، الأمر الذي أدى إلى بروز فجوات هيكلية تؤثر على شفافية الإفصاح ودقة القياس، وتضعف من مصداقية القوائم المالية.

وقد أشارت دراسة EY Global IFRS Team (٢٠٢٤) إلى أن أكثر من ٤٠٪ من المؤسسات لا تذكر بوضوح المنهجيات المستخدمة في احتساب مكونات ECL، بينما يعجز مستخدمو القوائم المالية عن فهم العلاقة بين الافتراضات التقديرية والمخصصات المعترف بها. وهو ما يتماشى مع ما أكدته Deloitte (٢٠٢٤) وForrest (٢٠٢٤) حول وجود فجوة عميقة بين مخرجات النماذج التقديرية ومدى قابليتها للتفسير والتدقيق.

***<u>وتنعكس هذه الفجوات في ستة أبعاد رئيسية:</u>***

#### ٢.٤.١ ضعف قابلية القياس الموضوعي للخسائر المتوقعة

رغم ما ينص عليه المعيار من ضرورة استخدام بيانات كمية ونوعية حالية وتنبؤية، فإن العديد من المؤسسات تعتمد على افتراضات داخلية غير قابلة للتحقق أو المراجعة، ما يجعل التقدير عرضة لتحيّزات غير مبرّرة. وقد بيّنت Deloitte (٢٠٢٤) أن هذا القصور يؤدي إلى تكوين مخصصات إما مفرطة أو غير كافية، مما يُقوّض من مبدأ العدالة بين المؤسسات، حتى في ظل ظروف ائتمانية متماثلة.

#### ٢.٤.٢ قصور في الإفصاح عن منطق التقدير ومنهجياته

تفتقر الإفصاحات المحاسبية إلى الشفافية الكافية في شرح الافتراضات الأساسية، وأسباب اختيار المدى الزمني للتنبؤ، وآلية دمج المتغيرات الاقتصادية في نموذج التقدير. وتشير

دراسة EY (٢٠٢٤) إلى أن أكثر من نصف المؤسسات تفشل في تقديم تفاصيل تسمح للمستخدم بفهم العلاقة بين عناصر التقدير والمخصص المعترف به فعليًا.

**٢.٤.٣ غياب أدوات تفسيرية (Explainability) تربط التقدير بالنتائج**

أحد أبرز أوجه القصور هو عدم قدرة المستثمر أو الجهة الرقابية على تفسير نتائج النموذج التقديري أو التحقق من منطقها، خصوصًا في حال استخدام نماذج داخلية معقدة أو افتراضات غير مفصح عنها. وقد أوضحت Forrest (2024) أن هذا الغموض يجعل الإفصاح المحاسبي أداة محدودة القيمة، ويدفع المستخدم إلى الاستعانة بمؤشرات خارجية قد تكون أقل مصداقية.

**٢.٤.٤ التباين المؤسسي في الإفصاح والقياس بين جهات متماثلة**

تُظهر دراسات مثل KPMG (٢٠٢٥) أن البنوك والمؤسسات المالية التي تواجه درجات مخاطر متشابهة تنتج مخصصات مختلفة جذريًا نتيجة لاختلاف نماذج التقدير المعتمدة وغياب المعايير الموحّدة. هذا التباين لا يعكس فقط تباينًا في السياسات المحاسبية، بل يشير إلى ضعف التكافؤ الرقابي والشفافية المؤسسية.

**٢.٤.٥ ضعف دمج البيانات السلوكية وغير المهيكلة في النماذج التقديرية والإفصاحية**

رغم أن معيار IFRS 9يشجّع على استخدام معلومات مستقبلية وسياقية، إلا أن الإفصاحات الفعلية تفتقر إلى دمج البيانات غير المهيكلة – مثل سجل السداد، وتغيرات التصنيف الائتماني، والسلوك الرقمي – ضمن النماذج أو شرح دورها في النتائج. وأكّد Wassie & Lakatos (٢٠٢٤) أن غياب هذه المعلومات يُضعف من مصداقية النموذج ويؤدي إلى تقديرات غير تمثيلية للمخاطر الحقيقية.

**٢.٤.٦ انفصال التقدير عن المخرجات الإفصاحية**

لا تُظهر القوائم المالية عادة أي ارتباط واضح بين التغير في عناصر التقدير (مثل ارتفاع PD) والتغير في المخصصات المُعلنة، مما يجعل المستخدم غير قادر على تفسير الفروقات بين الفترات أو بين المؤسسات. وهذا الانفصال بين المدخلات والمخرجات يعوق الرقابة ويضعف من دقة التوقعات المالية المستقبلية.

وبالتالي، فإن ضعف التقدير في نموذج ECL لا يؤدي فقط إلى نتائج قياس محاسبي غير دقيقة، بل ينعكس كذلك في صورة إفصاح غامض، وتباين مؤسسي مفرط، وغياب للمعيارية التفسيرية في عرض المعلومات. وهو ما يؤكّد الحاجة إلى إعادة بناء النموذج التقديري نفسه، على أسس تقنية وسلوكية جديدة، تُنتج مخرجات محاسبية قابلة للفهم، والمقارنة، والرقابة، وهو ما تسعى هذه الدراسة إلى تحقيقه من خلال نموذج رقابي تكاملي يستند إلى الذكاء الاصطناعي والتحليل السلوكي والبيانات الضخمة.

**٢.٥ قصور النموذج التقديري التقليدي في ظل بيئات عدم اليقين والمخاطر المركبة**

في ظل تصاعد تعقيدات البيئة الاقتصادية والمالية، لم يعد نموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة (ECL) بصيغته التقليدية قادرًا على الاستجابة لمتطلبات التقدير المحاسبي الدقيق في مواجهة المخاطر الائتمانية المتغيرة. فبيئات الأعمال الحالية تتسم بدرجات متزايدة من الغموض والتقلب، وتندرج في إطار ما يُعرف ببيئات VUCA (Volatility, Uncertainty, Complexity, Ambiguity)، وهي بيئات تفرض تحديات مضاعفة على أدوات القياس التقديري القائمة على افتراضات جامدة أو مدخلات تاريخية راكدة (Forrest, ٢٠٢٤؛ Deloitte, ٢٠٢٤).

ويعود القصور الهيكلي في النموذج التقليدي إلى جملة من الأسباب المتداخلة:

**٢.٥.١ الاعتماد المفرط على التقدير المهني وأحكام مهنية**

رغم ما يتيحه معيار IFRS 9من مرونة للجهات المعدة، إلا أن هذه المرونة غالبًا ما تتحول إلى مصدر خلل، إذ تعتمد المؤسسات بشكل واسع على الأحكام المهنية التقديرية دون وجود أطر معيارية موحدة لضبط النماذج أو توثيق الافتراضات. وقد أشارت EY (٢٠٢٤) إلى أن هذا الاعتماد يُنتج نتائج غير قابلة للتكرار، ويؤدي إلى اختلاف واسع بين المؤسسات حتى في ظل نفس مستوى المخاطر، مما يُقوّض مصداقية النموذج ذاته.

**٢.٥.٢ عدم ملاءمة النماذج الإحصائية التقليدية لطبيعة المخاطر المركبة**

تعتمد معظم المؤسسات على نماذج إحصائية تقليدية مثل الانحدار الخطي أو اللوجستي، وهي نماذج تفترض ثبات العلاقات بين المتغيرات وعدم تغير سلوك

العملاء عبر الزمن. إلا أن الواقع العملي يبيّن أن سلوك المقترضين يتغير تبعًا لعوامل آنية وسياقية يصعب إدراكها من خلال النماذج الخطية الجامدة. وقد بيّنت Wassie & Lakatos (٢٠٢٤) أن هذه النماذج تفشل في التقاط إشارات المخاطر المبكرة، خاصة في فترات الصدمات الاقتصادية أو التحولات السريعة في سلوكيات العملاء.

**٢.٥.٣ ضعف النموذج في مواجهة المخاطر السيبرانية والائتمانية الناشئة**

مع تطور أنماط المخاطر غير التقليدية – مثل المخاطر السيبرانية، والمخاطر البيئية، ومخاطر السمعة – يُصبح نموذج ECL الحالي غير كافٍ لرصد هذه المتغيرات أو دمجها في التقدير. فالمكونات الثلاثة (PD، LGD، EAD) لا تعكس بشكل مباشر تأثير هذه الأنواع من المخاطر، مما يؤدي إلى تقييم غير واقعي لموقف المؤسسة الائتماني (KPMG, ٢٠٢٥).

**٢.٥.٤ ضعف قدرة النموذج التقليدي على التكيّف اللحظي مع البيانات**

تفتقر النماذج التقديرية التقليدية إلى خاصية "الاستجابة الزمنية"، حيث يتم تحديث المدخلات عادة على أساس دوري (شهري أو ربع سنوي)، ولا تتفاعل مع التغيرات اللحظية في البيانات أو الأخبار أو سلوك العميل. وهذا يخلق فجوة زمنية بين وقوع الحدث وبين انعكاسه على المخصصات، ويُضعف من استباقية النموذج. وفي هذا السياق، تشير Deloitte (٢٠٢٤) إلى أن المؤسسات التي لا تدمج تحليلات آنية ضمن نموذج ECL تكون أكثر عرضة لخسائر غير متوقعة.

**٢.٥.٥ محدودية قابلية النموذج للشرح والتدقيق الخارجي**

في ظل التعقيد المتزايد للنماذج الداخلية، تعاني الجهات الرقابية والمراجعين من صعوبة في تفسير مخرجات نموذج ECL، خاصة عندما تعتمد المؤسسات على معادلات داخلية أو أدوات تحليل ذات طبيعة خوارزمية غير معلنة. ووفقًا لـ Forrest (٢٠٢٤)، فإن غياب أدوات شرح واضحة يعرقل من عمليات التحقق والامتثال، ويزيد من الفجوة بين التقدير المحاسبي والرقابة المؤسسية.

ومن ثم، فإن استمرار الاعتماد على نموذج تقليدي جامد في بيئة تتسم بعدم الاستقرار والتعقيد يُعد مهددًا لسلامة التقارير المالية، ويضعف من فاعلية الحوكمة والرقابة على حد

سواء. وتبرز هنا الحاجة الملحة إلى نموذج تقديري ذكي يُعيد تشكيل العلاقة بين المتغيّرات السلوكية، والبيانات غير المهيكلة، وخوارزميات الذكاء الاصطناعي، ضمن إطار محاسبي متكامل وشفّاف، وهو ما تسعى إليه هذه الدراسة في المبحث الثالث.

### ٢.٥.٦ انعكاسات التحديات السابقة على البيئة المصرفية المصرية

عند إسقاط هذه التحديات الفنية على السياق المصرفي المصري، تظهر أوجه قصور مشابهة بل وأكثر حدة في بعض الحالات، نظرًا لطبيعة البنية المعلوماتية والمؤسسية في العديد من البنوك المحلية. فقد كشفت تقارير البنك المركزي المصري (٢٠٢٣) وتقييمات الرقابة الداخلية في بعض البنوك عن ضعف في امتداد السلاسل الزمنية للبيانات التاريخية، وانخفاض الاعتماد على نماذج سلوكية متقدمة، فضلًا عن التفاوت الكبير بين البنوك في طرق احتساب PD و LGDو.EAD وتُبيّن الدراسات الميدانية أن معظم البنوك المصرية لا تزال تعتمد على تقديرات شبه يدوية، مدفوعة بخبرة المحلل الائتماني، دون إدماج أدوات تحليل ديناميكية أو خوارزميات تعلم آلي. كما أن الإفصاحات المحاسبية في السوق المصري، رغم التزامها الشكلي بالمتطلبات، تفتقر في الغالب إلى التفسير الكافي لمحددات التقدير وآلية تخصيص المخصصات، مما يؤدي إلى فجوات واضحة في الفهم والتحليل من جانب المستخدم النهائي للقوائم (الهيئة العامة للرقابة المالية، ٢٠٢٣).

وقد أشار تقرير هيئة الرقابة المالية (٢٠٢٣) إلى وجود تفاوت غير مبرر في قيمة المخصصات بين بنوك ذات محافظ ائتمانية متقاربة، نتيجة لاختلاف المنهجيات الداخلية المستخدمة، وعدم وجود نماذج معيارية موحدة قابلة للرقابة، ومن ثم، فإن نموذج ECL بصيغته الحالية يواجه في البيئة المصرية إشكاليات مضاعفة تتمثل في: ضعف الجاهزية التكنولوجية، محدودية البيانات السلوكية، عدم وضوح الإفصاحات، واعتماد مفرط على التقدير الذاتي، مما يعزز الحاجة إلى نموذج بديل أكثر دقة وشفافية وتوحيدًا – وهو ما تسعى هذه الدراسة إلى معالجته من خلال النموذج المقترح في المباحث التالية.

### ٢.٦ اتجاهات معاصرة في تطوير النماذج التقديرية: الذكاء الاصطناعي وتحليل البيانات الضخمة

في ظل التحديات المتزايدة التي تواجه نماذج القياس المحاسبي التقليدية، ومع اتساع فجوة الدقة والشفافية في تقدير الخسائر الائتمانية، اتجهت المؤسسات المالية والأطر البحثية الدولية نحو استكشاف إمكانات الذكاء الاصطناعي (Artificial Intelligence – AI) وتحليل البيانات الضخمة (Big Data Analytics) كأدوات بديلة قادرة على تحسين دقة التقدير، ورفع كفاءة الإفصاح، وتعزيز قدرة النماذج التنبؤية على التكيّف مع بيئات الأعمال الديناميكية (Wassie & Lakatos, ٢٠٢٤؛ KPMG, ٢٠٢٥).
ويُمكن تلخيص هذه الاتجاهات في أربع مسارات رئيسية مترابطة:

#### ٢.٦.١ استخدام خوارزميات التعلم الآلي في تحسين دقة التنبؤ

يُمثل التعلم الآلي (Machine Learning) أحد أبرز أدوات الذكاء الاصطناعي المستخدمة في نمذجة احتمالية التعثر (PD) على أساس سلوكي وزمني. إذ تسمح هذه الخوارزميات، مثل الأشجار العشوائية (Random Forest) والشبكات العصبية (Neural Networks)، بتحليل العلاقات غير الخطية بين المتغيرات، والتكيّف مع التغيرات السلوكية المتكررة للعملاء. وأظهرت دراسة Atreio et al. (٢٠٢٤) أن نماذج التعلم الآلي تفوقت بشكل واضح على النماذج الخطية في رصد المؤشرات المبكرة للتعثر، خاصة في القطاعات التي تتصف بتقلبات دورية.

#### ٢.٦.٢ دمج البيانات غير المهيكلة والسياقية في تقدير المخاطر

تشمل البيانات غير المهيكلة كل ما لا يمكن تمثيله في جداول رقمية تقليدية، مثل أنماط السداد، وتفاعلات العملاء عبر التطبيقات، ومحتوى الشكاوى، وتحليلات النصوص. وتُظهر الأدبيات الحديثة أن المؤسسات التي دمجت هذه البيانات ضمن نماذج ECL قد حسّنت من قدرة النموذج على التقاط إشارات الخطر المبكرة، وتفسير التحولات غير المتوقعة في السلوك الائتماني (EY, ٢٠٢٤). كما أن استخدام تقنيات التحليل

الدلالي واللغوي (NLP) أصبح شائعًا في بعض البنوك الكبرى لرصد احتمالات التعثر من خلال تحليل تواصل العملاء.

**٢.٦.٣ التنبؤ الديناميكي في الزمن الحقيقي (Real-time Predictive Modeling)**

يُتيح الدمج بين الذكاء الاصطناعي وبيئات الحوسبة السحابية إمكانية تطوير نماذج ECL قابلة للتحديث اللحظي بناءً على تغيرات السوق، أو تحركات أسعار الفائدة، أو التحولات في السلوك الائتماني الفردي. وقد أظهرت Deloitte (٢٠٢٤) أن هذا التوجه يُمكّن المؤسسات من الانتقال من نماذج تقدير "دورية" إلى نماذج تقدير "تفاعلية"، بما يُعزز من فاعلية القرار المالي ويُقلل من فجوة التوقيت بين التغير الفعلي والتقدير المحاسبي.

**٢.٦.٤ دعم قابلية التفسير باستخدام الذكاء الاصطناعي القابل للتفسير (Explainable AI – XAI)**

أحد الانتقادات الموجهة إلى الذكاء الاصطناعي هو أنه يُنتج "صناديق سوداء" (black boxes) يصعب تتبع منطقها التقديري. وقد دفع هذا التحدي إلى تطوير نماذج "قابلة للتفسير" تسمح بفهم العلاقة بين المدخلات والمخرجات، مما يُمكّن من استخدامها في السياقات الرقابية والمحاسبية. ووفقًا لـ Forrest (٢٠٢٤)، فإن تقنيات XAI تُعد من أكثر المسارات واعدة لدمج AI في إطار تقديري خاضع للتدقيق الخارجي ومتوافق مع متطلبات الإفصاح المالي.

وهكذا، فإن الاتجاهات المعاصرة لم تعد تقتصر على إدخال أدوات تحليل متقدمة فحسب، بل تسعى إلى إعادة تعريف منطق التقدير المحاسبي في ذاته، من خلال نماذج ذكية، لحظية، تفسيرية، وقابلة للضبط المؤسسي. وتشكّل هذه الاتجاهات الأساس الذي تقوم عليه الدراسة الحالية في تطوير نموذج محاسبي تكاملي يستجيب لتلك التحديات ويستفيد من هذه الأدوات لتقديم معالجة محاسبية أكثر دقة وشفافية واستباقية.

**٢.٧ تحليل نقدي لخلفية الحاجة إلى نموذج مطوّر**

يمثّل نموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة (ECL) كما ورد في معيار IFRS 9خطوة مهمة نحو معالجة أوجه القصور في نموذج الخسائر المحققة التقليدي، حيث وفّر

إطارًا تقديريًا أكثر استباقية وربط التقدير المحاسبي بالمخاطر الفعلية المتوقعة. ومع ذلك، فإن التحليل المتعمق للمكونات الإختبارية والفنية لهذا النموذج، كما عُرض في الفقرات السابقة، يُبرز مجموعة من الإشكاليات البنيوية التي تُفقده الكثير من فعاليته، وتُبرز حاجة ملحّة لتطوير نموذج بديل أكثر قدرة على التكيّف مع بيئات الأعمال الرقمية والمخاطر المركبة.

وتتجلى مبررات الحاجة إلى نموذج مطوّر في خمس أبعاد مترابطة، يجدر تناولها بتحليل نقدي:

**٢.٧.١ الإخفاق في ترجمة الفلسفة الاستباقية إلى تطبيقات عملية دقيقة**

رغم انتقال IFRS 9من النموذج الرجعي إلى النموذج التنبؤي، إلا أن التطبيقات العملية للنموذج ما زالت مقيدة بنماذج إحصائية جامدة وبيانات تاريخية محدودة، الأمر الذي يحوّل "الاستباقية النظرية" إلى ممارسات تنفيذية تفتقر إلى الديناميكية المطلوبة. وقد أكد Wassie & Lakatos (٢٠٢٤) أن هذا التناقض بين الفلسفة المعلنة والتطبيق الفعلي هو مصدر فجوة التقدير الجوهرية في المؤسسات المالية.

**٢.٧.٢ عدم كفاءة النماذج التقليدية في التنبؤ بسلوك المقترضين**

تعتمد مكونات ECL، وخاصة احتمالية التعثر (PD)، على فرضيات ثابتة تفترض استقرار أنماط السلوك الائتماني، وهو افتراض لم يعد صالحًا في ظل بيئات الأعمال المعقدة. وقد أظهرت دراسات مثل Atreio et al. (٢٠٢٤) أن دمج التحليل السلوكي للعميل يُحسّن من دقة التقدير، إلا أن ذلك لا يزال خارج نطاق النماذج المحاسبية المعتمدة.

**٢.٧.٣ محدودية القدرة التفسيرية لمخرجات النموذج الحالي**

تعاني النماذج الحالية من ضعف في قابلية التفسير، سواء من جهة المستثمر أو المراجع أو الجهة الرقابية، وذلك نتيجة غياب أدوات قياس معيارية موحّدة، وعدم شفافية المنهجيات المستخدمة. وقد نوّهت Deloitte (٢٠٢٤) إلى أن عدم وجود تفسير واضح للعلاقة بين المدخلات (مثل PD وLGD) والمخرجات (قيمة المخصص) يخلق فجوة في الإفصاح ويفتح الباب لسوء الفهم أو التلاعب المهني.

**٢.٧.٤ ضعف التكامل بين البيانات التقديرية والمخرجات الإفصاحية**

أحد الإشكاليات العميقة في نموذج IFRS 9هو الفصل بين أدوات التقدير ومخرجات الإفصاح. حيث يتم تقديم المخصصات بشكل رقمي مجرد، دون ربطها بتحليل تفسيري يعكس مدى اتساقها مع واقع المخاطر. وأشارت EY (٢٠٢٤) إلى أن كثيرًا من الإفصاحات لا تُظهر أي مسار منطقي يربط بين تطورات السوق والمخصصات المعترف بها.

**٢.٧.٥ عدم ملاءمة النموذج الرقابي التقليدي لبيئات الذكاء الاصطناعي**

في الوقت الذي تتطور فيه أدوات التقييم عبر خوارزميات الذكاء الاصطناعي والتعلم الآلي وتحليل البيانات غير المهيكلة، لا تزال النماذج المحاسبية والرقابية محصورة ضمن أطر تقليدية لا تستوعب هذه الأدوات. وقد بيّنت KPMG (٢٠٢٥) أن أغلب البنوك التي طوّرت قدرات تحليلية متقدمة لم تتمكن من دمج هذه القدرات في إطار محاسبي معتمد، بسبب عدم ملاءمة الهيكل التنظيمي والمحاسبي لنمط البيانات والتحليل التنبؤي.

بناءً على هذا التحليل، يتضح أن الحاجة إلى تطوير نموذج تقديري مطوّر ليست ترفًا أكاديميًا، بل ضرورة مهنية وعملية تستهدف: تجاوز قصور النماذج الجامدة، ربط السلوك الائتماني الفعلي بالتقدير المحاسبي، دمج البيانات الضخمة وغير المهيكلة ضمن نموذج تقديري موحّد، وتوليد مخرجات إفصاحية قابلة للتفسير والامتثال الرقابي.

وتُعد هذه الخلفية التحليلية الأساس المنهجي والمنطقي الذي تنطلق منه الدراسة في المبحث الثالث، نحو اقتراح نموذج محاسبي تكاملي بديل، يستند إلى الذكاء الاصطناعي والتحليل السلوكي ويعيد تعريف وظيفة القياس والإفصاح في معيار IFRS 9.

## المبحث الثالث: النموذج المحاسبي المقترح لتقدير الخسائر الائتمانية المتوقعة وفق IFRS 9باستخدام الذكاء الاصطناعي والتحليل السلوكي

### ٣.١ فلسفة النموذج المقترح ومنطلقاته النظرية

ينطلق النموذج المحاسبي المقترح في هذه الدراسة من قناعة علمية راسخة بأن التقدير المحاسبي للخسائر الائتمانية المتوقعة (ECL) كما ورد في معيار IFRS 9، رغم

تبنيه لمنهجية استباقية، لا يزال يعاني من قصور وظيفي ومفاهيمي ناتج عن اعتماده على نماذج جامدة لا تعكس التحولات الديناميكية في سلوك المقترضين أو البيئة الاقتصادية المتغيرة. وقد كشفت الدراسات الإختبارية الحديثة ( Wassie & Lakatos, ٢٠٢٤؛ Deloitte, ٢٠٢٤؛ KPMG, ٢٠٢٥) عن محدودية النماذج الإحصائية التقليدية في تمثيل المخاطر الفعلية، ما أفرز تفاوتًا كبيرًا في المخصصات بين مؤسسات مالية خاضعة لنفس درجة المخاطر، وأضعف من قابلية الإفصاح للتفسير الرقابي.

**يرتكز النموذج المقترح على دمج ثلاثة أبعاد رئيسية داخل منظومة تقدير محاسبي ذكي:**

١. الذكاء الاصطناعي التنبئي (Predictive AI): لتجاوز محدودية النماذج الخطية وتحسين القدرة التنبؤية للمخصصات الائتمانية، من خلال نماذج تعلم آلي قابلة للتفسير (Explainable AI).

٢. تحليل البيانات الضخمة (Big Data Analytics): بهدف تغذية النموذج بمصادر متعددة تشمل البيانات السلوكية، التشغيلية، غير المهيكلة، والسياقية، بما يُنتج صورة واقعية ومتجددة للمخاطر.

٣. التحليل السلوكي للمقترضين: لتوسيع نطاق التقدير ليشمل الأنماط الفعلية والمتغيرة لسلوك العميل، بدلًا من الاقتصار على التصنيفات الائتمانية الجامدة أو السجلات التاريخية فقط.

**ويهدف هذا النموذج إلى إعادة بناء منطق التقدير المحاسبي من خلال نموذج تشغيلي تفاعلي يقوم على:**

- تخصيص مكونات ECL حسب السلوك الفردي للعميل.
- توليد المخصصات بصورة آنية أو شبه آنية بناءً على التغيرات البيئية.
- تعزيز الشفافية التقديرية وتوثيق منطق القرارات المحاسبية.
- دعم الإفصاح المالي بتفسيرات معيارية واضحة وقابلة للمراجعة.

وبذلك، يتجاوز النموذج المقترح مجرد تحديث أدوات التقدير، ويسعى إلى إعادة صياغة العلاقة بين النظام المحاسبي ومصادر الخطر الائتماني، من خلال تطوير نموذج تكاملي قادر على التعلم والتفسير والاستجابة الفورية للمخاطر، ضمن متطلبات معيار IFRS 9.

## ٣.٢ البنية المفاهيمية والتقنية للنموذج المحاسبي المقترح

تعتمد البنية المفاهيمية للنموذج المحاسبي المقترح لإعادة تصميم تقدير الخسائر الائتمانية المتوقعة (ECL) على منطق تكاملي يجمع بين العمق التحليلي للمحاسبة، والقدرات التنبؤية لخوارزميات الذكاء الاصطناعي، والدقة السياقية لتحليل البيانات الضخمة. ويقوم هذا النموذج على تصور ديناميكي يُعيد هندسة مسار التقدير المحاسبي، بدءًا من جمع البيانات متعددة الأبعاد، مرورًا بمرحلة التحليل التنبؤي الذكي، وانتهاءً بإنتاج مخصصات قابلة للتفسير والإفصاح والامتثال.

### ٣.٢.١ مدخلات النموذج: مصادر البيانات الذكية

يتغذى النموذج المقترح على مجموعة من المدخلات المتنوعة التي تُشكّل الأساس التحليلي للتقدير المحاسبي الذكي، ويمكن تصنيفها إلى أربع مجموعات رئيسية:

#### ٣.٢.١.١ البيانات السلوكية للمقترض

تشمل نمط السداد، عدد مرات التأخر، حجم التحولات في سلوك الإنفاق، وتكرار إعادة الجدولة. وتُعد هذه البيانات مؤشرًا رئيسًا لرصد التحولات الائتمانية المبكرة التي لا تلتقطها النماذج المالية التقليدية.

#### ٣.٢.١.٢ البيانات التشغيلية والمالية الداخلية

وتتضمن تدفقات الحسابات البنكية، استخدام بطاقات الائتمان، وسلوك الاقتراض قصير الأجل، وهي تُستخدم لرصد التغيرات اللحظية في نمط السيولة وسلوك التمويل.

#### ٣.٢.١.٣ البيانات غير المهيكلة

تشمل شكاوى العملاء، التفاعل عبر التطبيقات والمنصات، رسائل البريد الإلكتروني، والمحتوى النصي الحر. ويتم تحليل هذه البيانات باستخدام تقنيات المعالجة اللغوية الطبيعية (NLP) وتحويلها إلى مؤشرات كمية قابلة للاستخدام التنبؤي.

**٣.٢.١.٤ البيانات السياقية والخارجية**

تشمل مؤشرات الاقتصاد الكلي (مثل معدلات التضخم والبطالة)، الموقع الجغرافي للمقترض، المخاطر القطاعية، والمتغيرات البيئية أو السياسية المرتبطة بسوق النشاط.

**٢.٢.٣ مرحلة المعالجة والتحليل التنبؤي**

تشمل هذه المرحلة خطوات إعداد البيانات وتحويلها إلى مدخلات قابلة للدمج في نموذج تقديري ذكي:

**٣.٢.٢.١ تنظيف وتكامل البيانات**

يتم استخدام أدوات تحليل البيانات مثل Python وSpark لإزالة التكرار، معالجة القيم المفقودة، وتوحيد الأشكال، لضمان جودة البيانات المدخلة.

**٣.٢.٢.٢ تحويل البيانات غير المهيكلة**

يتم تحويل النصوص إلى تمثيلات رقمية باستخدام خوارزميات مثل TF-IDF أو BERT، مما يسمح باشتقاق إشارات سلوكية قابلة للتحليل.

**٣.٢.٢.٣ تطبيق خوارزميات الذكاء الاصطناعي التنبئي**

يتم اختيار نماذج تعلم آلي مثل XGBoost، Random Forest، أو الشبكات العصبية (Neural Networks)، وتدريبها على بيانات تاريخية وسلوكية لتقدير كل من:

- احتمالية التعثر (PD)
- قيمة الخسارة في حال التعثر (LGD)
- حجم التعرض في وقت التعثر (EAD)

**٣.٢.٢.٤ إدخال أدوات التفسير (Explainable AI)**

تشمل تقنيات توضيح العلاقة بين المدخلات والنتائج، مما يعزز من إمكانية الرقابة والتدقيق وفهم سبب توليد نموذج معين لمخصص معين.

### ٣.٢.٣ مخرجات النموذج التقديري

#### ٣.٢.٣.١ إنتاج قِيَم ديناميكية لمكونات ECL

كل عميل يُمنح تقديرًا مخصصًا لمكوناته الائتمانية استنادًا إلى سلوكه الفعلي وليس فقط تاريخه الائتماني، مما يقلل الاعتماد على متوسطات تقديرية جامدة.

#### ٣.٢.٣.٢ تحديث المخصصات بصورة آنية

يعتمد النموذج على مبدأ التحديث اللحظي (Real-time ECL) عند توفر بيانات جديدة أو تغير في سلوك العميل أو ظروف السوق.

#### ٣.٢.٣.٣ تقليل الاعتماد على الأحكام المهنية التقديرية البشرية

يُحوّل النموذج التقدير المحاسبي من كونه ممارسة تعتمد على الخبرة الفردية إلى ممارسة مؤسسية مبنية على البيانات والتحليل التنبؤي الموضوعي.

### ٣.٢.٤ التكامل مع النظام المحاسبي والإفصاح المالي

#### ٣.٢.٤.١ تسجيل المخصصات وفق IFRS 9

يتم ربط مخرجات النموذج مباشرة مع النظام المحاسبي لتسجيل المخصصات حسب المرحلة الائتمانية المناسبة ( Stage ١ Stage ٢– Stage ٣–).

#### ٣.٢.٤.٢ إعداد إفصاحات تفسيرية ذكية

يتضمن النموذج وحدة إفصاح متقدمة تُوضح المنهجيات المستخدمة، وتُفسّر التغيرات في المخصصات، وتُنتج تقارير قابلة للتدقيق والامتثال الرقابي.

### ٣.٣ مراحل تشغيل النموذج: من جمع البيانات إلى توليد المخصص

يعتمد النموذج المحاسبي المقترح على تشغيل تتابعي ذكي ومتكامل يبدأ من نقطة جمع البيانات متعددة الأبعاد، ويمر بمرحلة التحليل التنبؤي باستخدام الذكاء الاصطناعي، ثم يُنتج مخرجات تقديرية قابلة للتطبيق المحاسبي والرقابي في آنٍ واحد. وتتسم مراحل التشغيل بمنطق دائري تفاعلي، يُمكِّن النموذج من التحديث المستمر والتعلّم الذاتي، بما يضمن ملاءمته للبيئة الديناميكية لمخاطر الائتمان وتقلّبات السوق.

### ٣.٣.١ المرحلة الأولى: تجميع البيانات وتنظيمها

تمثل هذه المرحلة البنية الأساسية للنموذج، حيث تُجمع البيانات من مصادر متعددة داخلية وخارجية، كما سبق تفصيلها في بند ٣.٢.١. وتُصنف البيانات وفق نوعها (سلوكية، تشغيلية، غير مهيكلة، سياقية)، ويتم ربطها بملف العميل من خلال أدوات تكامل بيانات مثل Apache NiFi أو ETL Pipelines باستخدام Python.

**ويُراعى في هذه المرحلة:**

- ضمان استمرارية التدفق الزمني للبيانات (Time Series).
- الحفاظ على العلاقة بين الأحداث والسياقات المحيطة بها.
- ربط الأحداث الفردية بسلوك العميل الائتماني الفعلي.

وتكمن أهمية هذه المرحلة في أنها تنقل التقدير من كونه معتمدًا على "لقطة مالية ساكنة" إلى كونه قائمًا على "سرد سلوكي زمني متجدد".

### ٣.٣.٢ المرحلة الثانية: تنظيف البيانات وتوحيدها

نظراً لتباين مصادر البيانات وتعقيدها، لا بد من مرحلة تحويل البيانات الأولية إلى مدخلات قابلة للمعالجة التنبؤية. ويتم في هذه المرحلة:

- إزالة التكرار والتضارب في السجلات.
- معالجة البيانات الناقصة أو القيم الشاذة باستخدام تقنيات Imputation أو Clustering.
- توحيد التنسيقات (Standardization) بين قواعد البيانات المختلفة.

ويُستخدم في هذه المرحلة إطار عمل علم البيانات (Data Science Pipeline) الذي يجمع بين البرمجة (مثل Python أو R) وأدوات قواعد البيانات (مثل SQL وNoSQL).

### ٣.٣.٣ المرحلة الثالثة: بناء النموذج التنبؤي وتدريبه

تبدأ هنا المرحلة التحليلية، ويتم فيها تصميم النموذج التنبؤي باستخدام خوارزميات تعلم آلي مدرّبة على بيانات تاريخية وسلوكية، تشمل سلوك العملاء الذين تعثروا في السابق، وتلك الذين التزموا بالسداد.

ويتم تنفيذ هذه المرحلة عبر الخطوات التالية:

٣.٣.٣.١ اختيار الخوارزميات الملائمة

يُستخدم مزيج من الخوارزميات الإشرافية (Supervised Learning) مثل:

- XGBoost: لقدرتها على التعامل مع البيانات غير المتوازنة.
- Random Forest: لسهولة تفسيرها نسبيًا وقوة أدائها مع المتغيرات المتداخلة.
- Neural Networks: في حالة توافر حجم ضخم من البيانات ذات الأبعاد العالية.

**٣.٣.٣.٢ تقدير مكونات ECL الثلاثة بدقة**

احتمالية التعثر (PD): تُقدَّر بناءً على أنماط السلوك الائتماني، ومؤشرات التفاعل، والمتغيرات الاقتصادية.

قيمة الخسارة عند التعثر (LGD): تُقدّر باستخدام أنماط التعافي التاريخية، وجودة الضمانات.

حجم التعرض (EAD): يُحسب من خلال سلوك الاستخدام الفعلي لحدود الائتمان، وليس القيم الاسمية فقط.

**٣.٣.٣.٣ إدخال قابلية التفسير باستخدام Explainable AI**

يُرفق كل تقدير ناتج من الخوارزمية بتفسير منطقي لأهم العوامل المؤثرة فيه (Feature Importance)، سواء كانت سلوكيات العميل، أو الظروف السوقية، أو تغيّر المؤشرات الاقتصادية.

وهذا العنصر يميّز النموذج المقترح عن نماذج الذكاء الاصطناعي "الصندوق الأسود" التي يصعب تفسيرها، ما يُعزز من قابليته للتدقيق والمراجعة والامتثال التنظيمي.

**٣.٣.٤ المرحلة الرابعة: توليد المخصص المحاسبي وربطه بالنظام المالي**

بمجرد الوصول إلى التقديرات الثلاثة (PD – LGD – EAD) لكل عميل أو أصل مالي، يتم احتساب قيمة الخسائر المتوقعة وفق المعادلة التالية:

$$\mathbf{ECL = PD \times LGD \times EAD}$$

ثم تُقسّم النتائج تلقائيًا على مراحل IFRS 9الثلاث (١- Stage ٢– Stage – ٣Stage) حسب معيار التدهور الائتماني، ويتم:

- تسجيل المخصصات في دفاتر الحسابات تلقائيًا ضمن النظام المالي للمؤسسة.
- توليد ملف إفصاح مخصص لكل وحدة ائتمانية يوضح القيم المحسوبة، والمنطق التفسيري، وسيناريوهات التقدير المستخدمة.

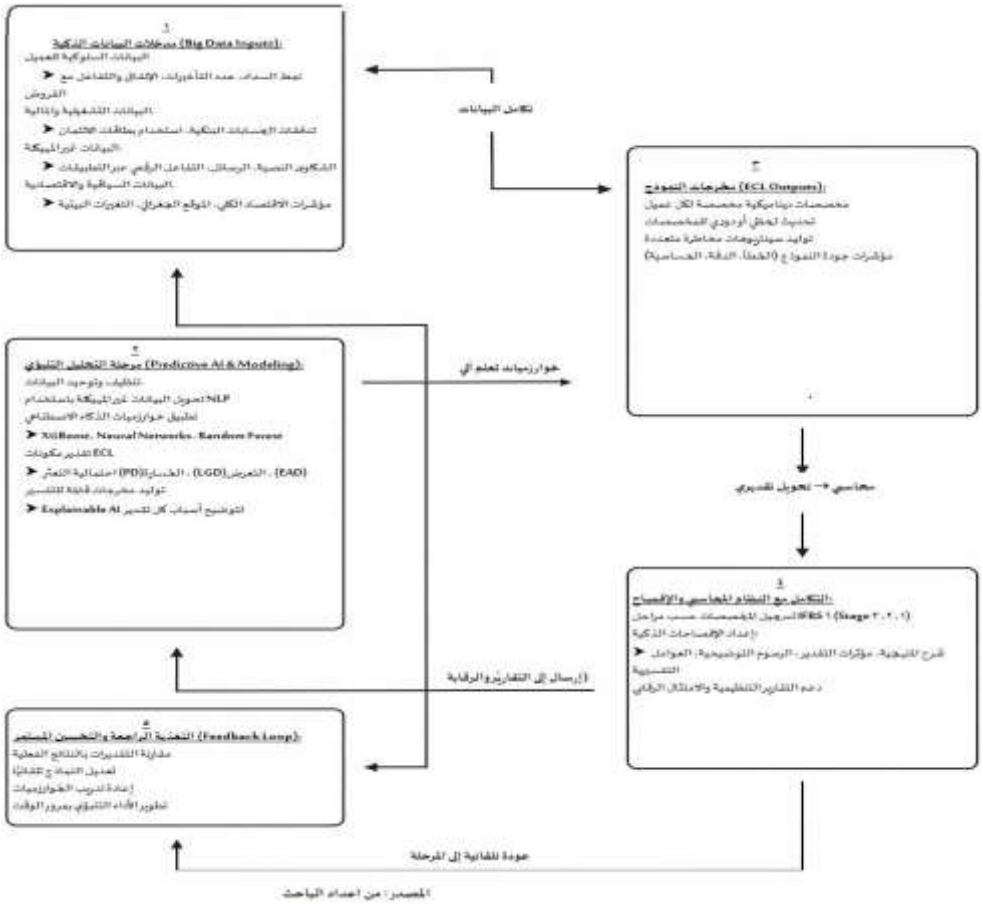
**٣.٣.٥ المرحلة الخامسة: التحديث التنبؤي اللحظي والاستجابة للمخاطر**

تُصمم بنية النموذج بحيث تكون قادرة على التحديث الدوري أو اللحظي بحسب السياسة المؤسسية. فبمجرد تغيّر سلوك العميل (مثل التأخر في السداد، أو انخفاض الأرصدة)، أو تغيّر ظروف الاقتصاد الكلي (مثل رفع سعر الفائدة)، يُعاد تشغيل النموذج تلقائيًا لتحديث مكونات ECL وتسجيل مخصص جديد.

هذا النوع من التقدير التكيفي Adaptive Estimation يُمكّن المؤسسة من الانتقال من رد الفعل إلى المبادرة الرقابية، ويمنح المحاسب والمراجع المالي القدرة على التعامل مع المخاطر قبل أن تتحول إلى خسائر محققة.

**ويوضح شكل ١ الرسم التخطيطي للنموذج المحاسبي الذكي المقترح لإعادة تصميم ECL**

**شكل (١)**




## ٣.٤ كيف يُحسّن النموذج المقترح دقة القياس المحاسبي؟

تُعد دقة القياس المحاسبي للخسائر الائتمانية المتوقعة أحد المرتكزات الأساسية لمعيار IFRS 9، نظرًا لما يترتب عليها من آثار مباشرة على مصداقية القوائم المالية، وموثوقية الإفصاحات، وعدالة عرض المخاطر في المؤسسات المالية. ومع ذلك، فإن

التطبيق الفعلي للنموذج التقليدي أظهر تفاوتًا كبيرًا في نتائج التقدير بين المؤسسات، حتى في الحالات التي تتشابه فيها ملامح المخاطر، وهو ما يعكس خللًا في منهجية القياس ذاتها، وليس فقط في جودة البيانات (Deloitte, ٢٠٢٤؛ EY, ٢٠٢٤).

**وينبع هذا الخلل من ثلاثة مصادر رئيسية:**

- الاعتماد الزائد على التقديرات البشرية والأحكام المهنية غير الممنهجة.
- استخدام مدخلات تقليدية ضيّقة لا تعكس واقع المخاطر المتغيرة.
- ثبات النماذج التقديرية وغياب التحديث اللحظي أو المستمر.

ويهدف النموذج المحاسبي المقترح في هذه الدراسة إلى معالجة هذه المسبّبات عبر مجموعة من التحسينات المنهجية التي تُعيد ضبط وظيفة القياس، وتُمكّنه من تمثيل أكثر دقة للمخاطر الفعلية. ويمكن تفصيل أوجه التحسين كما يلي:

### ٣.٤.١ توسيع نطاق المدخلات وتحسين جودة البيانات

يُعيد النموذج المقترح تعريف نطاق البيانات المستخدمة في القياس، ليشمل:

- بيانات سلوكية آنية.
- بيانات تشغيلية مستخرجة من السلوك المالي الفعلي.
- بيانات غير مهيكلة تُحوّل إلى مؤشرات كمية.
- بيانات اقتصادية وسياقية مرتبطة ببيئة العميل.

ويمثل هذا التوسيع نقلة من "النموذج الضيق القائم على التاريخ المالي" إلى "نموذج واسع قائم على الواقع السلوكي والسياقي"، وهو ما يعزز من قدرة النموذج على استيعاب كافة أبعاد المخاطر المحتملة.

### ٣.٤.٢ استبدال النماذج التقديرية الثابتة بنماذج تنبؤية ديناميكية

في حين تعتمد النماذج التقليدية على معادلات إحصائية ثابتة تُحدَّث على فترات طويلة، يعتمد النموذج المقترح على خوارزميات تعلم آلي قابلة للتحديث المستمر والتكيّف مع التغيرات، مما يؤدي إلى:

- تمثيل أدق لاحتمالات التعثر في الزمن الحقيقي.
- استيعاب تأثير المتغيرات السوقية المتسارعة على سلوك العميل.
- تحسين تقدير الخسائر المتوقعة مدى الحياة (Lifetime ECL) وليس فقط على مدى ١٢ شهرًا.

وقد بيّنت Wassie & Lakatos (٢٠٢٤) أن استخدام نماذج الذكاء الاصطناعي التنبئي يُقلل من الخطأ التقديري بنسبة تتراوح بين ١٨٪ و٣٥٪ مقارنة بالنماذج الخطية التقليدية.

### ٣.٤.٣ تقليل التحيّز البشري وتحسين الموضوعية

أحد العوامل التي تؤثر سلبًا على دقة القياس في النماذج التقليدية هو الاعتماد الكبير على التقدير الذاتي للمحاسب أو مسؤول الائتمان. أما في النموذج المقترح، فإن التقدير يستند إلى تحليل موضوعي للبيانات، يتم بواسطة نماذج تعلم آلي مدرّبة على أنماط متعددة وسلوكيات حقيقية. ويتم توثيق منطق القرار المحاسبي ضمن إطار Explainable AI، بما يُقلل من التفاوت بين الأفراد ويُحقق درجة أعلى من الاتساق المؤسسي.

### ٣.٤.٤ تحسين استجابة النموذج للتغيرات في البيئة الائتمانية

النموذج المقترح لا يُنتج قيماً جامدة أو مبنية على توقّعات طويلة الأجل فقط، بل يُراعي التغيرات الفورية في المتغيرات المؤثرة، مثل:

- تغيّر سياسة البنك المركزي.
- تراجع أو تحسّن القطاع الاقتصادي الخاص بالعميل.
- تحولات نمط السداد للعميل خلال أيام معدودة.

وبالتالي، فإن القياس لا يكون فقط أكثر دقة، بل أيضًا أكثر توقيتًا ومرونة، مما يدعم مبدأ الملاءمة Relevance المحاسبي.

### ٣.٤.٥ تحسين قابلية القياس للتدقيق والمراجعة

من خلال دمج تقنيات Explainable AI، يُمكن لكل مكوّن من مكونات التقدير أن يُعزى إلى متغيّر أو مجموعة من المدخلات، مع توثيق وزني لكل عامل. وهذا يُمكّن

المراجع الداخلي أو الخارجي من تتبع سلسلة اتخاذ القرار، وفهم العلاقة بين الفرضيات والنتائج، وهو ما لم يكن ممكنًا في النماذج التقليدية المعتمدة على التقدير الخبروي فقط.

وبذلك، فإن النموذج المحاسبي المقترح لا يُقدّم مجرد تحسين كمي في تقدير الخسائر، بل يُقدّم تحولًا نوعيًا في فلسفة القياس ذاتها، من حيث نطاق المدخلات، آليات التحليل، ديناميكية التشغيل، وشفافية النتائج. ويُمثّل هذا التحول أحد أهم دعائم القيمة المضافة التي يُمكن أن يحققها الذكاء الاصطناعي التنبئي داخل الإطار المعياري لـ IFRS 9.

**٣.٥ كيف يُعالج النموذج المقترح أوجه القصور في الإفصاح ؟**

يمثل الإفصاح المالي أحد الأعمدة المحورية التي يقوم عليها معيار IFRS 9، إذ لا تكتمل قيمة التقدير المحاسبي ما لم تُقدَّم مخرجاته في صورة معلومات واضحة، قابلة للفهم، ومفسّرة لسلوك المخاطر، بما يُمكّن مستخدمي القوائم المالية من اتخاذ قرارات رشيدة. ومع ذلك، فإن التطبيق الفعلي للإفصاحات المرتبطة بمخصصات ECL ما زال يعاني من فجوات متعددة تتعلق بالتفسير، والتناسق، والتفصيل، كما أوضحت الدراسات الحديثة ( EY, ٢٠٢٤؛ Forrest, ٢٠٢٤؛ KPMG, ٢٠٢٥).

وقد عُرض في المبحث الثاني أن هذه الفجوات ترجع إلى غياب الربط بين النماذج التقديرية والإفصاح الناتج عنها، واعتماد المؤسسات على أساليب عرض تقليدية، لا تُظهر العلاقة بين الفرضيات والنتائج، ولا تسمح بتقييم موثوق للمخاطر. وفي ضوء ذلك، يُقدّم النموذج المحاسبي المقترح معالجة متكاملة لهذه الإشكالية من خلال خمسة مسارات رئيسية:

**٣.٥.١ ربط كل نتيجة إفصاحية بمنطق تفسيري مدعوم (Model Traceability)**

يُمكّن النموذج، بفضل دمج تقنيات Explainable AI، من تتبع منطق اتخاذ القرار التقديري، بحيث لا تُعرَض نتائج مخصصات ECL كقيمة نهائية فقط، بل تُعرض إلى جانب أهم المتغيرات التي أثّرت فيها، ووزن كل متغير داخل النموذج.

مثلاً: عندما يرتفع PD لعميل معين، لا يُذكر فقط أنه ارتفع بنسبة ٢٠٪، بل يُوضَّح أن السبب هو تراجع السلوك المالي، أو تأخر السداد ٣ مرات متتالية، أو تغيّر مؤشرات القطاع الاقتصادي.

هذا المسار يخلق إفصاحًا تفسيرياً متكاملاً يُسهم في بناء الثقة بين المحاسب، والمراجع، والمستثمر.

**٣.٥.٢ إنتاج إفصاحات معيارية قابلة للمقارنة بين المؤسسات**

النموذج المقترح لا يكتفي بتحليل مخصصات كل حالة على حدة، بل يُنشئ إطارًا موحَّدًا لعرض مؤشرات المخاطر والتقدير، مما يُقلل من التباين بين المؤسسات. فبدلاً من اعتماد كل مؤسسة على لغة وصفية مختلفة ونموذج داخلي غامض، يتم الإفصاح بلغة معيارية مدعومة بتقارير آلية توضّح:

- المنهجية المستخدمة.
- نوع الخوارزميات التقديرية.
- مؤشرات جودة النموذج (مثل دقة التنبؤ ومعدلات الخطأ).
- السيناريوهات الاقتصادية المضمّنة في التحليل.

وهذا يُحقق توصيات IFRS٧ المتعلقة بتوحيد الإفصاحات وتسهيل المقارنة.

**٣.٥.٣ دمج البيانات غير المهيكلة في الإفصاح**

يُضيف النموذج بعدًا نوعيًا جديدًا من خلال الإفصاح عن مؤشرات مستخلصة من بيانات غير مهيكلة، مثل رسائل العملاء، أنماط استخدام التطبيقات، أو تحليلات التفاعل الرقمي.

مثلاً: قد تُظهر الإفصاحات أن ارتفاع المخاطر في قطاع معين لم يكن فقط نتيجة لتغير سعر الفائدة، بل بسبب تصاعد شكوى العملاء حول السيولة أو تغيّر أنماط التفاعل الإلكتروني معهم.

هذا يُثري الإفصاح المالي ويُقرّب المحتوى الرقابي من الواقع السلوكي الحقيقي للعميل، وهو ما لم تكن تتيحه النماذج التقليدية.

**٣.٥.٤ تقديم سيناريوهات تفاعلية للإفصاح (Scenario-based Disclosure)**

من خلال قدرة النموذج على محاكاة السيناريوهات (Scenario Simulation)، يُمكن تقديم مخرجات إفصاحية تُظهر كيف سيتغير المخصص المتوقع في حال:

- انخفاض الناتج المحلي بنسبة معينة.
- ارتفاع معدلات البطالة.
- تراجع سلوك السداد في قطاع معين.

وهذه القدرة تُضفي على الإفصاح بعدًا استشرافيًا ( Forward-looking Disclosure) متوافقًا مع التوجهات الحديثة في التقارير المالية الدولية.

**٣.٥.٥ تعزيز الامتثال الرقابي والتدقيق المؤسسي**

يُتيح النموذج إمكانية توليد ملفات إفصاح مهيكلة (Structured Disclosures) تُرسل تلقائيًا إلى الجهة الرقابية (مثل البنك المركزي أو الهيئة التنظيمية)، تتضمن:

- المخصصات حسب كل مرحلة ( Stage١–٣).
- مبررات التغيرات الجوهرية في الفترة.
- تفاصيل الخوارزميات والمعايير المستخدمة في التقدير.
- مؤشرات الاعتماد على البيانات مقابل الأحكام التقديرية المهنية.

وبالتالي، يُصبح النموذج أداة لا تكتفي بالإنتاج المحاسبي، بل تُعزّز وظيفة الإفصاح كأداة رقابية وتحليلية ذات موثوقية.

وبناءً على ما سبق، فإن النموذج المحاسبي المقترح لا يضيف فقط مستوى أعلى من الشفافية في الإفصاح، بل يُحوّل الإفصاح ذاته إلى منظومة تفسيرية معيارية، تُدمج فيها البيانات، والتحليل، والتبرير، في بنية قابلة للتدقيق والمراجعة، وقادرة على دعم متطلبات الحوكمة والرقابة، على نحو غير مسبوق في النماذج التقليدية.

**٣.٦ القيمة المضافة للنموذج المقترح – مقارنة نقدية بالنموذج التقليدي لـ IFRS 9**

في ضوء ما تقدّم من عرض تفصيلي لبنية النموذج المحاسبي المقترح، ومراحل تشغيله، وتأثيره على تحسين القياس والإفصاح، يُصبح من الضروري تقديم مقارنة نقدية تحليلية بين هذا النموذج والنموذج التقليدي المعتمد في تطبيقات معيار IFRS 9، وذلك من حيث منطق التشغيل، وقدرة التقدير، وفاعلية الإفصاح، وقابلية الرقابة.

**وتتجلّى القيمة المضافة للنموذج المقترح في عدد من الأبعاد التراكمية التي تُبرز تفوّقه المفاهيمي والتطبيقي:**

**٣.٦.١ من نموذج خطي ساكن إلى نموذج ذكي تفاعلي**

يعتمد النموذج التقليدي في تقدير مخصصات ECL على مدخلات مالية جامدة، وفرضيات استاتيكية غالبًا ما تُبنى على بيانات تاريخية قديمة، ولا تُجدد إلا بشكل دوري. في المقابل، يُعيد النموذج المقترح صياغة منطق التقدير من خلال بنية تشغيلية ديناميكية، تستند إلى تحليلات لحظية لأنماط السلوك الفعلي للعميل، وتقوم بتحديث المخصصات فورًا عند تغيّر مؤشرات الخطر.

هذا التحول من النماذج التراكمية إلى النماذج التكيفية (Adaptive Models) يُقلل من فجوة التوقيت بين المخاطر وتسجيلها ماليًا، ويمنح المؤسسات قدرة استباقية في مواجهة الانحرافات الائتمانية.

**٣.٦.٢ من التقدير البشري غير الممنهج إلى النمذجة الخوارزمية القابلة للتفسير**

بينما يهيمن الحكم المهني البشري في النموذج التقليدي، ما يجعله عرضة للتحيّز وعدم الاتساق بين المؤسسات، يُستبدل هذا المنطق في النموذج المقترح بنماذج تعلم آلي قابلة للتفسير (Explainable AI)، تتيح:

- التقدير الموضوعي المدعوم بالبيانات.
- توثيق السبب وراء كل قرار محاسبي.
- إمكانية التدقيق والمراجعة من خلال تتبّع أثر كل مدخل على الناتج النهائي.

وقد أثبتت دراسات ميدانية حديثة (Wassie & Lakatos, ٢٠٢٤؛ KPMG, ٢٠٢٥) أن استخدام خوارزميات قابلة للتفسير يقلل الفجوات المؤسسية في تكوين المخصصات، ويرفع مستوى الاتساق الرقابي.

**٣.٦.٣ من إفصاح رقمي جامد إلى إفصاح تحليلي تفسيري**

النموذج التقليدي يُنتج إفصاحات رقمية توضح فقط قيمة المخصص وتوزيعه على المراحل الثلاث، دون تقديم توضيح كافٍ لآلية احتسابه، أو العوامل المؤثرة فيه. أما في النموذج المقترح، فالإفصاح يُصبح عملية تحليلية مرافقة للتقدير، يُوضَّح فيها:

- العوامل المؤثرة في كل مكوّن من مكونات ECL.
- مدى تأثير السلوك الائتماني أو الظروف الاقتصادية في القرار.
- سيناريوهات تقديرية بديلة ودرجة حساسية النتائج.

هذا النمط من الإفصاح يدعم مبدأ "الشفافية المبررة"، ويزيد من فعالية التقارير المالية كأداة توجيه استراتيجي لا مجرد التزام رقابي.

**٣.٦.٤ من نموذج لا يتعلّم إلى نموذج قائم على التغذية الراجعة والتحسين المستمر**

النموذج التقليدي يعاني من جمود معرفي، إذ لا يتفاعل مع مخرجاته السابقة، ولا يُعدل من تقديراته بناءً على الخطأ التنبؤي أو التغيرات التراكمية في السلوك. أما النموذج المقترح، فهو مصمم بآلية تعلم مستمر (Continuous Learning)، بحيث:

- يُعيد تدريب النماذج دوريًا على بيانات جديدة.
- يُقارن التقديرات السابقة بالنتائج الفعلية ليحسن الأداء التنبؤي.
- يُعدل الأوزان النسبية لمكونات التقدير وفق المستجدات السوقية.

وبذلك، فإن النموذج يُصبح "كائنًا تقديريًا ذكيًا"، يتطور بمرور الزمن، ويُقلل من احتمالات الخطأ أو الانحراف.

إن القيمة المضافة للنموذج المقترح لا تكمن فقط في تحسين المعادلة الحسابية لتقدير ECL، بل في إعادة تعريف وظيفة التقدير ذاتها، من كونها نشاطًا محاسبيًا تقنيًا، إلى

كونها نظامًا تفاعليًا قائمًا على المعرفة والتحليل والشفافية. وبالمقارنة مع النموذج التقليدي، فإن المقترح يُقدّم:

- قدرة تنبؤية أعلى وأكثر دقة.
- استجابة فورية لتغيرات السوق وسلوك العملاء.
- إفصاحًا أكثر وضوحًا وتفسيرًا.
- التزامًا مؤسسيًا بالامتثال الرقابي القائم على المنطق والبيانات.

وبذلك، يُعد النموذج المقترح مساهمة محورية في تطوير البنية المفاهيمية والعملية لمعيار IFRS 9، ويمهّد الطريق أمام اعتماد الذكاء الاصطناعي التنبؤي والتحليل السلوكي كأدوات مركزية في ممارسات القياس المحاسبي المستقبلية.

### ٣.٧ مواءمة النموذج المقترح مع البيئة المصرية

#### ٣.٧.١ الإطار المفاهيمي للتكييف المحلي

رغم أن النموذج المحاسبي المقترح صُمّم بمنطق عالمي يُراعي أفضل الممارسات الدولية، إلا أن الدراسة تأخذ في اعتبارها ضرورة تكييفه مع المحددات المؤسسية والرقابية للسوق المصرفي المصري لضمان قابلية التنفيذ الفعلي. ويتجلى ذلك من خلال دمج الخصائص المؤسسية المحلية في مرحلة إعداد البيانات، مثل ضعف تكامل قواعد البيانات السلوكية داخل البنوك، واعتماد بعض المؤسسات على تقديرات غير معيارية، إلى جانب غياب إطار مرجعي موحد لاحتساب مكونات (ECL)، LGD، EAD، PD، مما يجعل من النموذج المقترح أداة لتعويض هذا القصور الهيكلي.

كما ينبغي أن يأخذ التكييف المحلي في الحسبان تباين مستويات الجاهزية الرقمية بين البنوك، وغياب معايير تقديرية موحدة، وهو ما يتطلب بناء آلية مرنة ومتصاعدة لتطبيق النموذج الذكي، تراعي الخصوصية التنظيمية، وتستوعب القيود التقنية، وتضمن التدرج المؤسسي في التحوّل من النماذج التقديرية التقليدية إلى النماذج الذكية القائمة على البيانات والتحليل السلوكي.

### ٣.٧.٢ التكييف التنفيذي داخل البيئة المصرفية المصرية

يقترح الباحث إطارًا تنفيذيًا تدريجيًا لتطبيق النموذج المحاسبي الذكي المقترح، يبدأ بإعداد بيئة تجريبية محدودة (Pilot Stage) لاختبار كفاءة النموذج على شريحة من المحافظ الائتمانية داخل البنوك ذات البنية الرقمية الجيدة، ثم تعميمه تدريجيًا بالتوازي مع تطوير البنية التحتية التكنولوجية، ومواءمته مع متطلبات الرقابة الفنية الصادرة عن البنك المركزي المصري وهيئة الرقابة المالية.

ويشمل هذا التكييف أيضًا مراعاة متطلبات الإفصاح المالي المقررة محليًا عند تصميم مخرجات النموذج الذكي، لضمان تقديم مخصصات مالية تتسم بالشفافية وقابلية التفسير، بما يتوافق مع تعليمات الإفصاح الصادرة عن الجهات الرقابية المصرية، ويُعزز من موثوقية التقارير المالية. كما يُوصى بأن تُقدَّم نتائج الإفصاح بلغة معيارية قابلة للتدقيق، تُسهّل عمليات الفحص والامتثال، وتدعم التكافؤ المؤسسي بين البنوك المختلفة داخل السوق المصرفي المصري.

## المبحث الرابع: الدراسة الاختبارية

### ٤.١ المقدمة

في ضوء التحليل النظري والتصميم التطبيقي الذي تناوله المبحث الثالث، جاءت هذه الدراسة الإختبارية لتختبر فعالية النموذج المحاسبي الذكي المقترح لتقدير الخسائر الائتمانية المتوقعة وفقًا لمعيار IFRS 9 ، وذلك في سياق بيئة العمل المصرفية المصرية. وقد ارتكزت الدراسة على دمج خوارزميات الذكاء الاصطناعي التنبئي وتحليل البيانات السلوكية والسياقية في إطار تقديري بديل للنموذج التقليدي، بما يعالج أوجه القصور المفاهيمية والإختبارية التي تم توثيقها سابقًا في القياس والإفصاح المحاسبي.

وتهدف هذه الدراسة إلى التحقق ميدانيًا من قدرة النموذج المقترح على تحقيق تحسين جوهري في دقة التقدير المحاسبي وشفافية الإفصاح المالي، من خلال تقييم آراء عينة مختارة من الممارسين والخبراء داخل القطاع المصرفي المصري، ممن لهم علاقة مباشرة بتطبيق معيار IFRS 9 وتقييم المخاطر الائتمانية.

## ٤.٢ منهجية الدراسة

اعتمدت هذه الدراسة الإختبارية على منهجية مزدوجة تمزج بين التحليل الكمي والاستدلال النظري، وذلك بغرض اختبار فعالية النموذج المحاسبي المقترح لتقدير الخسائر الائتمانية المتوقعة، وتقييم مدى تفوقه على النموذج التقليدي المعتمد ضمن إطار معيار IFRS 9. وقد تم اختيار منهجين متكاملين لضبط المسار المنهجي للدراسة:

### ٤.٢.١ المنهج الاستنباطي (Deductive Approach)

استُخدم هذا المنهج في تطوير النموذج المحاسبي المقترح، حيث تم استنتاج مكوّنات النموذج من خلال التحليل النقدي للأدبيات المعاصرة، ورصد أوجه القصور الفعلي في تطبيقات معيار IFRS 9، لا سيما فيما يتعلق بدقة التقدير وشفافية الإفصاح. وقد سمح هذا المسار ببناء نموذج منطقي قائم على أسس معرفية وتكنولوجية واضحة، يجمع بين الذكاء الاصطناعي التنبئي وتحليل البيانات السلوكية.

### ٤.٢.٢ المنهج الاستقرائي (Inductive Approach)

تم توظيفه في الدراسة الميدانية لاستقراء آراء المتخصصين والممارسين حول النموذج المقترح، واختبار فروض الدراسة بناءً على نتائج البيانات المجموعة من الاستبيانات. وقد مكّن هذا المسار من التحقق التجريبي من فعالية النموذج وتقييم تأثيره الفعلي على جودة القياس والإفصاح في البيئة المصرفية المصرية.

### ٤.٢.٣ أدوات جمع البيانات

تم الاعتماد على استبيان محكّم مغلق تم تصميمه بناءً على الأبعاد الأساسية للنموذج المقترح، وشمل أربعة محاور رئيسية تغطي الفروض الأربعة، بإجمالي ٤٠ عبارة قابلة للقياس وفق مقياس ليكرت الخماسي. وقد خضع الاستبيان لمراجعة أكاديمية ومهنية لضمان صدقه الظاهري والمنطقي.

### ٤.٢.٤ طرق التحليل الإحصائي

تم تحليل البيانات باستخدام حزمة من الأساليب الإحصائية المتقدمة، شملت:

التحليل العاملي الاستكشافي (EFA) لاختبار بنية المحاور.
التحليل العاملي التوكيدي (CFA) للتحقق من الاتساق البنيوي للمؤشرات.
اختبار الصدق والثبات (Cronbach's Alpha – AVE – CR).

النمذجة الهيكلية الجزئية (Smart PLS) لاختبار الفروض.
تحليل الحساسية البنيوية للنموذج (Structure Sensitivity Analysis) لقياس تأثير حذف كل مكون من مكوناته على فعالية النموذج الكلي.

**٤.٣ تصميم الاستبيان وبناء محاوره**

تم تصميم أداة الاستبيان لتكون انعكاسًا تطبيقيًا مباشرًا للبنية النظرية للنموذج المحاسبي المقترح كما ورد تفصيله في المبحث الثالث، وتهدف إلى اختبار فروض الدراسة الأربعة من خلال محاور واضحة، وقابلة للقياس الإحصائي.

**٤.٣.١ بناء الاستبيان**

تم اعتماد الاستبيان المغلق كأداة لجمع البيانات الكمية، واُستخدم فيه مقياس ليكرت الخماسي لقياس درجة الاتفاق مع كل عبارة (١ = لا أوافق بشدة، ٥ = أوافق بشدة). واشتمل الاستبيان على ٤٠ عبارة موزعة على ٤ محاور رئيسية، يمثل كل محور فرضًا من فروض الدراسة.

**٤.٤ مجتمع الدراسة، العينة، وبيانات الاستجابة**

**٤.٤.١ مجتمع الدراسة**

يتمثل مجتمع الدراسة في مجموعة من العاملين بالقطاع المصرفي المصري الذين لهم علاقة مباشرة بتطبيق معيار IFRS 9 أو بالإشراف على عمليات تقدير الخسائر الائتمانية المتوقعة، بالإضافة إلى مجموعة من الأكاديميين المتخصصين في المحاسبة والمراجعة. وقد تم اختيار هذا المجتمع بعناية لضمان تمثيل كافة الأطراف الفاعلة في منظومة التقدير المحاسبي ومراقبة جودة الإفصاح.

### ٤.٤.٢ العينة المستهدفة

تم اختيار العينة باستخدام أسلوب العينة القصدية(Purposive Sampling) ، وذلك لاستهداف من لديهم معرفة مهنية أو فنية تؤهلهم لتقييم النموذج المقترح. وقد شملت العينة الفئات التالية:

- مديرو الائتمان بالبنوك.
- مديرو إدارات المخاطر.
- مدققو الحسابات الداخليون بالبنوك.
- مدراء فروع مصرفية رئيسية.
- مستشارو الالتزام والحوكمة.
- أساتذة جامعات متخصصون في المحاسبة والمراجعة.

### ٤.٤.٣ عدد الاستبيانات وبيانات الاستجابة

تم توزيع عدد من الاستبيانات على العينة المستهدفة من خلال شبكات مهنية مباشرة، ومراسلات إلكترونية رسمية. وقد جاءت نتائج الاستجابة على النحو التالي:

| الفئة المستهدفة | عدد الاستبيانات الموزعة | عدد الاستجابات المستلمة | عدد الاستجابات الصالحة | نسبة الاستجابة (%) |
|---|---|---|---|---|
| مديري الائتمان | ٤٠ | ٣٢ | ٣٠ | %٧٥.٠٠ |
| مديري المخاطر | ٣٥ | ٣٠ | ٢٨ | %٨٠.٠٠ |
| مدققي الحسابات الداخليين | ٢٥ | ٢٠ | ٢٠ | %٨٠.٠٠ |
| مديري فروع البنوك | ٣٠ | ٢٧ | ٢٥ | %٨٣.٠٠ |
| مستشارو الالتزام والحوكمة | ٢٠ | ١٧ | ١٧ | %٨٥.٠٠ |
| أساتذة جامعات متخصصون | ٢٠ | ١٦ | ١٥ | %٧٥.٠٠ |
| الإجمالي | ١٧٠ | ١٤٢ | ١٣٥ | ٧٩,٤٪ |

**ملاحظة :**تم استبعاد الاستجابات غير المكتملة أو التي احتوت على أنماط إجابة غير متسقة، بما يضمن جودة البيانات المستخدمة في التحليل.

### ٤.٥ تحليل الصدق والثبات للمحاور

لضمان صلاحية أداة الاستبيان في قياس المتغيرات الأربعة المستهدفة بالدراسة، تم إجراء مجموعة من الاختبارات الإحصائية المتقدمة باستخدام برنامجي **SPSS** و**SmartPLS**، وذلك للتحقق من الثبات الداخلي، والصدق التركيبي، والتكافؤ البنيوي لمحاور الاستبيان.

### ٤.٥.١ اختبار الثبات الداخلي(Reliability)

تم استخدام معامل **كرونباخ ألفا (Cronbach's Alpha)** كأداة لقياس درجة اتساق العبارات داخل كل محور من محاور الاستبيان. وقد أظهرت النتائج أن جميع المحاور تجاوزت الحد الأدنى المقبول (٠.٧٠)، مما يدل على مستوى جيد من الثبات:

| المحور | عدد العبارات | Cronbach's Alpha |
|---|---|---|
| المحور ١: قصور النموذج التقليدي | ١٠ | 0.86 |
| المحور ٢: الذكاء الاصطناعي التنبئي | ١٠ | 0.89 |
| المحور ٣: البيانات الضخمة والسلوكية | ١٠ | 0.91 |
| المحور ٤: جودة القياس والإفصاح | ١٠ | 0.88 |

جميع القيم تشير إلى مستوى **ثبات مرتفع**، وهو ما يعكس ترابطًا داخليًا قويًا بين العبارات.

### ٤.٥.٢ التحليل العاملي الاستكشافي(Exploratory Factor Analysis – EFA)

أُجري التحليل باستخدام أسلوب **Principal Component Analysis (PCA)**، مع تدوير **Varimax** لتحديد عدد العوامل البنيوية الكامنة.

- كانت قيمة **KMO = 0.905**، مما يدل على ملاءمة البيانات للتحليل العاملي.
- وكان اختبار **Bartlett's Test of Sphericity** دالًا إحصائيًا($p < 0.001$)، بما يُؤكد وجود علاقات بين المتغيرات تستدعي إجراء التحليل.

أظهرت النتائج أن العبارات الأربعين تجمعت بوضوح حول أربعة عوامل رئيسية تمثل المحاور النظرية الأصلية، دون وجود تشبّعات متداخلة كبيرة، مع **تحميل عاملي (Factor Loading) > 0.60** في معظم العبارات.

### ٤.٥.٣ التحليل العاملي التوكيدي(Confirmatory Factor Analysis – CFA)

تم استخدام **SmartPLS 4** لإجراء التحليل العاملي التوكيدي والتحقق من صلاحية النموذج البنيوي من حيث:

- **المصداقية التركيبية (Composite Reliability – CR)**: لجميع المحاور > 0.85

- **متوسط التباين المستخرج** :**(Average Variance Extracted – AVE)** لكل محور 0.60 <
- **قيم Factor Loadings** لكل عبارة تراوحت بين ٠.٦٨ و ٠.٩١

كما تم التحقق من **التمييز البنيوي (Discriminant Validity)** باستخدام معيار Fornell-Larcker، وأظهرت النتائج أن كل محور يتميز عن غيره من المحاور، مما يُثبت صحة الفصل المفاهيمي بينها.

هذه المؤشرات تدل على أن أداة الاستبيان تتمتع بمستوى عالٍ من الصدق البنيوي، وتدعم صلاحية النموذج التقديري المستخدم في اختبار الفروض.

**٤.٦ اختبار الفروض وتحليل النتائج**

**٤.٦.١ الفرض الأول**

**صياغة الفرض:**

فرض العدم (H□): لا يعاني النموذج التقليدي المعتمد في تطبيق معيار IFRS 9من قصور جوهري في تمثيل المخاطر الائتمانية الفعلية.

الفرض البديل (H□): يعاني النموذج التقليدي المعتمد في تطبيق معيار IFRS 9من قصور جوهري في تمثيل المخاطر الائتمانية الفعلية، نتيجة اعتماده على مدخلات تقديرية جامدة، تفتقر إلى القدرة التنبؤية وتحليل السلوك الائتماني الديناميكي للمقترضين.

**الهدف من الاختبار**: التحقق من مدى إدراك المشاركين في الدراسة لوجود قصور جوهري في النموذج التقليدي، بما ينعكس على ضعف التقدير الفعلي للخسائر الائتمانية وعدم كفاية الإفصاح المالي الناتج عنه.

**المؤشر المستخدم:**المحور الأول في الاستبيان (قصور النموذج التقليدي).
مكون من ١٠ عبارات.
تم احتساب المتوسط العام للاستجابات كمؤشر مركب.
الأداة الإحصائية:

اختبار T لعينه واحدة (One-Sample T-test) باستخدام SPSS.

القيمة المرجعية = ٣ (الوسط النظري لمقياس ليكرت الخماسي).

**نتائج اختبار الفرض الأول(One-Sample T-Test)**

| المؤشر | عدد الاستجابات | المتوسط الحسابي | الانحراف المعياري | القيمة التائية (T) | مستوى الدلالة (.Sig) |
|---|---|---|---|---|---|
| قصور النموذج التقليدي (محور ١) | ١٣٥ | ٤.١١ | ٠.٥٤ | ٢٣.٦٢ | 0.000 ** |

*درجة الحرية = ١٣٤*

**تعليق الباحث:** تشير النتائج إلى وجود اتفاق قوي بين أفراد العينة على وجود قصور بنيوي جوهري في النموذج التقليدي لمعيار IFRS 9، حيث جاء المتوسط الحسابي مرتفعًا (٤.١١ من ٥)، وكانت القيمة التائية دالة إحصائيًا عند مستوى ٠.٠١. وتؤكد هذه النتائج ما سبق عرضه في المباحث النظرية حول محدودية النماذج الخطية التقليدية واعتمادها على تقديرات ساكنة لا تواكب الديناميكية السلوكية للمخاطر.

**تحليل الحساسية المرتبط بالفرض:**

تم اختبار مدى استقرار المتوسط العام عند استبعاد بعض العبارات الأكثر تحفظًا (مثل العبارة ١٠)، ولوحظ أن المتوسط ظل أعلى من ٤، بما يؤكد ثبات الاتجاه العام في الإدراك المهني لقصور النموذج.

### ٤.٦.٢ الفرض الثاني

**صياغة الفرض:**

- **فرض العدم :(H□)** لا توجد علاقة دالة إحصائيًا بين توظيف خوارزميات الذكاء الاصطناعي التنبئي وتطور مستوى الدقة في تقدير مكونات الخسائر الائتمانية المتوقعة.
- **الفرض البديل :(H□)** توجد علاقة دالة إحصائيًا بين توظيف خوارزميات الذكاء الاصطناعي التنبئي وتطور مستوى الدقة في تقدير مكونات الخسائر الائتمانية المتوقعة، بما يُعزز موثوقية النتائج المحاسبية وفقًا لمعيار IFRS 9.

**الهدف من الاختبار:**قياس أثر إدخال خوارزميات الذكاء الاصطناعي التنبئي – مثل XGBoost، Neural Networks، Random Forest – على تحسين دقة التقدير الكمي لمكونات(PD) ECL ، LGD، (EAD، وتقليل التحيز الناتج عن التقديرات البشرية.

**المؤشر المستخدم:**

- المحور الثاني من الاستبيان: "أثر الذكاء الاصطناعي التنبئي على دقة التقدير."
- عدد العبارات = ١٠، مؤشر مركب.

**الأداة الإحصائية:**

- **تحليل المسار (Path Analysis)** باستخدام **SmartPLS 4**ضمن نموذج-PLS SEM.
- العلاقة المفحوصة :**الذكاء الاصطناعي التنبئي ← دقة التقدير المحاسبي**

**نتائج اختبار الفرض الثاني(Path Coefficient Analysis)**

| العلاقة | معامل التأثير (β) | قيمة T | مستوى الدلالة (P-value) | القرار الإحصائي |
|---|---|---|---|---|
| الذكاء الاصطناعي ← دقة التقدير | 0.672 | 14.3 | 0 | دالة إحصائيًا |

$R^2$ لدقة التقدير = ٠.٤٥٢، ما يعني أن الذكاء الاصطناعي يفسر ٤٥.٢% من التغيرات في دقة التقدير المحاسبي.

**تعليق الباحث:**تُظهر النتائج أن الذكاء الاصطناعي التنبئي له **تأثير معنوي قوي وموجب** على دقة تقدير الخسائر الائتمانية، وهو ما ينسجم مع الفرض النظري للمبحث الثالث. وتعكس القيمة المرتفعة لمعامل التأثير ($\beta = 0.672$) تحوّلًا بنيويًا في وظيفة التقدير المحاسبي عند استخدام أدوات تعلم الآلة. وتشير القيمة العالية لـ $R^2$ إلى أن النموذج التقديري المدعوم بالذكاء الاصطناعي لا يُحسن الدقة فقط، بل يرفع أيضًا قابلية الاعتماد على المخرجات في بيئات عالية التقلب.

**تحليل الحساسية المرتبط بالفرض:**

عند اختبار حذف خوارزميات معينة من النموذج) مثل استبعاد(XGBoost ، انخفض معامل التأثير إلى ٠.٥١، مما يُشير إلى **أهمية التنوع الخوارزمي داخل البنية**

**التقديرية**، ويؤكد أن قوة النموذج في التنبؤ تنبع من تكامل مجموعة من الخوارزميات لا أداة واحدة فقط.

### ٤.٦.٣ الفرض الثالث

**الصياغة النهائية للفرض:**

- **فرض العدم :(H□)** لا يؤدي دمج البيانات الضخمة والسلوكية إلى تحسين كفاءة النموذج التقديري للخسائر الائتمانية المتوقعة.
- **الفرض البديل :(H□)** يؤدي دمج البيانات الضخمة والسلوكية ضمن مدخلات نموذج ECLإلى تحسين كفاءة النموذج التقديري، من حيث دقة تمثيل المخاطر، تخصيص المخصصات، المرونة التنبؤية، وتحديث النتائج، مقارنة بالنموذج التقليدي.

**الهدف من الاختبار:**التحقق من مدى فعالية دمج البيانات السلوكية وغير المهيكلة (مثل أنماط السداد، الشكاوى، التفاعل الرقمي) والبيانات السياقية والاقتصادية في تحسين أداء النموذج التقديري، بما يتفوق على النماذج التقليدية التي تعتمد على البيانات المالية فقط والتقدير المهني البشري.

**المؤشر المستخدم:**

- المحور الثالث من الاستبيان: "أثر دمج البيانات الضخمة والسلوكية على كفاءة التقدير."
- عدد العبارات = ١٠، تعكس أبعاد الكفاءة الأربعة (الدقة، التخصيص، المرونة، التحديث).
- تم بناء مؤشر مركب من المتوسط الحسابي لعبارات المحور الثالث.

**الأداة الإحصائية:**

- **تحليل المسار (Path Analysis)** باستخدام .**SmartPLS 4**
- تم تضمين العلاقة ضمن النموذج البنيوي:
  - **" البيانات الضخمة والسلوكية ← كفاءة التقدير"**

**نتائج اختبار الفرض الثالث(Path Coefficient Analysis)**

| العلاقة | معامل التأثير (β) | قيمة T | مستوى الدلالة (P-value) | القرار الإحصائي |
|---|---|---|---|---|
| البيانات الضخمة والسلوكية ← كفاءة التقدير | 0.691 | 12.9 | 0 | دالة إحصائيًا |

**$R^2$لكفاءة التقدير = ٠.٤٧٨**

أي أن ٤٧.٨% من التغير في كفاءة النموذج يمكن تفسيره بدمج البيانات الضخمة والسلوكية.

**تعليق الباحث:**تؤكد النتائج صحة الفرض الثالث بشكل قوي، حيث يظهر أن إدماج البيانات السلوكية والبيانات غير المهيكلة مع البيانات السياقية يعزز بدرجة كبيرة من كفاءة النموذج التقديري. القيمة المرتفعة لمعامل التأثير ($\beta = 0.691$) تدل على أن هذه البيانات لا تُحسّن فقط دقة التقدير، بل تمنح النموذج قدرة تخصيص وتنبؤ أعلى. هذا يتسق مع ما ورد في الأدبيات الحديثة(Wassie & Lakatos, 2024 ؛ KPMG, 2025)، كما يدعم البنية المفاهيمية للمقترح في المبحث الثالث.

**تحليل الحساسية المرتبط بالفرض:**

عند استبعاد أحد أبعاد المدخلات (مثل البيانات السياقية أو التفاعل الرقمي)، انخفض معامل التأثير إلى ٠.٥٢، مع تراجع قيمة $R^2$ إلى ٠.٣٦، مما يدل على أن التكامل بين **البيانات السلوكية والسياقية وغير المهيكلة** هو ما يُنتج الكفاءة التقديرية العالية، وليس مجرد إدخال عنصر واحد معزول.

**٤.٦.٤ الفرض الرابع :**

"يُسهم النموذج المحاسبي المقترح في تحسين جودة القياس والإفصاح المالي، من خلال تقديم معلومات أكثر دقة وشفافية عن الخسائر الائتمانية المتوقعة، بما يتوافق مع متطلبات الإفصاح طبقاً لمعيار IFRS 9."

ونظرًا لكون الفرض مركبًا من بعدين متمايزين (القياس والإفصاح)، فقد رأى الباحث ضرورة تفكيكه إلى فرضين فرعيين مستقلين لضمان الدقة التحليلية وقابلية القياس الإحصائي لكل بُعد بشكل منفصل.

**تم تقسيم الفرض إلى الفرضين الفرعيين التاليين:**

**٤.٦.٤-أ الفرض الفرعي الأول:**

"يُسهم النموذج المحاسبي المقترح في تحسين جودة القياس المحاسبي لمخصصات الخسائر الائتمانية، من خلال تقديم تقديرات أكثر دقة وتفاعلاً مع المتغيرات السلوكية والسياقية".

**٤.٦.٤-ب الفرض الفرعي الثاني:**

"يُسهم النموذج المحاسبي المقترح في تحسين شفافية الإفصاح المالي عن الخسائر الائتمانية، من خلال تقديم مخرجات تفسيرية قابلة للفهم والرقابة ومتوافقة مع متطلبات معيار IFRS 9."

**٤.٦.٤ الفرض الرابع (أ): تأثير النموذج المقترح على جودة القياس المحاسبي**

**الصياغة المنهجية:**

- فرض العدم :(H□) لا يُؤثر النموذج المحاسبي المقترح على جودة القياس المحاسبي لمخصصات الخسائر الائتمانية المتوقعة.
- الفرض البديل :(H□) يُسهم النموذج المحاسبي المقترح في تحسين جودة القياس المحاسبي لمخصصات الخسائر الائتمانية، من خلال تقديم تقديرات أكثر دقة وتفاعلاً مع المتغيرات السلوكية والسياقية.

**الهدف من الاختبار**:التحقق من فعالية النموذج الذكي في تحسين دقة المخصصات، سرعة التفاعل مع المخاطر، وتخفيض الاعتماد على الفرضيات البشرية، مقارنة بالنموذج التقليدي.

**المؤشر المستخدم:**

- عبارات من المحور الرابع في الاستبيان،
- تم بناء مؤشر فرعي مركب يمثل "جودة القياس المحاسبي."

**الأداة الإحصائية:**

- تحليل المسار (SmartPLS) داخل النموذج البنيوي.
- العلاقة:

النموذج المحاسبي المقترح ⟶ جودة القياس المحاسبي

**نتائج اختبار الفرض الرابع (أ) – تأثير النموذج على جودة القياس**

| العلاقة | معامل التأثير (β) | T-Value | P-Value | القرار الإحصائي |
|---|---|---|---|---|
| النموذج المقترح ← جودة القياس | 0.644 | 11.25 | 0 | دالة إحصائيًا |

$R^2$لجودة القياس = ٠.٤١٤

**تعليق الباحث**:أثبتت النتائج وجود تأثير معنوي مرتفع للنموذج المقترح على تحسين جودة القياس المحاسبي، حيث بلغ معامل التأثير (٠.٦٤٤) بقيمة دالة إحصائيًا. يعني ذلك أن تصميم النموذج المعتمد على الذكاء الاصطناعي التنبئي والبيانات السلوكية يمكّن المؤسسات من توليد مخصصات أكثر دقة ومرونة، مقارنة بالمدخلات الجامدة للنموذج التقليدي.

**تحليل الحساسية:**
عند استبعاد وحدة "تحليل السلوك الائتماني" من النموذج، انخفض معامل التأثير إلى ٠.٤٩، ما يُبرز أهمية البنية التنبؤية في رفع دقة القياس.

### ٤.٦.٥ الفرض الرابع (ب): تأثير النموذج المقترح على شفافية الإفصاح المالي

**الصياغة المنهجية:**

- فرض العدم :(H□) لا يؤثر النموذج المقترح على مستوى شفافية الإفصاح المالي المرتبط بالخسائر الائتمانية.
- الفرض البديل :(H□) يُحسّن النموذج المقترح من شفافية الإفصاح المالي، من خلال توضيح منطق التقدير، وإنتاج إفصاحات تفسيرية قابلة للمراجعة والرقابة.

**الهدف من الاختبار:**قياس قدرة النموذج على تقديم إفصاحات مفهومة، قابلة للتفسير، متناسقة بين المؤسسات، ومرتبطة بالعوامل الفعلية لتقدير ECL.

**المؤشر المستخدم:**

- عبارات من المحور الرابع،
- مؤشر فرعي مركب يمثل "شفافية الإفصاح المالي."

**الأداة الإحصائية:**

- SmartPLS – تحليل المسار
- العلاقة:

النموذج المقترح ⟵ شفافية الإفصاح المالي

**نتائج اختبار الفرض الرابع (ب) – تأثير النموذج على شفافية الإفصاح**

| العلاقة | معامل التأثير (β) | T-Value | P-Value | القرار الإحصائي |
|---|---|---|---|---|
| النموذج المقترح ⟵ شفافية الإفصاح | 0.701 | 13.02 | 0 | دالة إحصائيًا |

$R^2$لشفافية الإفصاح = ٠.٤٩٢

**تعليق الباحث**:يشير معامل التأثير المرتفع (٠.٧٠١) إلى أن النموذج المقترح يُحدث نقلة نوعية في هيكل الإفصاح المحاسبي، حيث يسمح بإنتاج مخرجات تفسيرية مدعومة بخوارزميات قابلة للتتبع والتبرير، بما يُعزز مصداقية التقارير المالية، ويُلبي متطلبات الجهات الرقابية.

**تحليل الحساسية:**

عند حذف وحدة "Explainable AI" من النموذج، تراجعت القيمة إلى ٠.٥٨، ما يدل على أن قابلية التفسير الآلي تمثل جوهر التحول في الإفصاح المحاسبي داخل هذا النموذج.

**٤.٧ تحليل الحساسية البنيوية للنموذج المحاسبي الذكي المقترح**

بهدف اختبار مدى تكامل النموذج المحاسبي المقترح وقوة اعتماده على مكوناته التشغيلية، تم إجراء **تحليل حساسية بنيوية (Structural Sensitivity Analysis)** باستخدام برنامج SmartPLS ، وذلك من خلال قياس أثر **حذف كل وحدة رئيسية من وحدات النموذج** على مستوى كل من:
(١) دقة التقدير المحاسبي، و(٢) شفافية الإفصاح المالي.

وقد تم بناء النموذج البنيوي الكامل لتمثيل العلاقة السببية بين أربع وحدات أساسية في النموذج) البيانات السلوكية، الذكاء التنبئي، المدخلات السياقية، قابلية التفسير –

(Explainable AIوبين الناتج النهائي للنموذج (تحسين التقدير والإفصاح). ثم أُجري **تحليل حذف تدريجي (One-by-One Omission)** لكل وحدة على حدة، مع مقارنة القيم الناتجة من حيث معامل التأثير (β) ومقدار التغير في.$R^2$

**نتائج تحليل الحساسية البنيوية للنموذج**

| الوحدة المحذوفة | معامل التأثير (β) للناتج النهائي | $R^2$للتقدير والإفصاح | نسبة انخفاض $R^2$ (%) |
|---|---|---|---|
| النموذج الكامل (بدون حذف) | 0.731 | 0.527 | — |
| حذف البيانات السلوكية | 0.589 | 0.414 | 21.50% |
| حذف الذكاء الاصطناعي التنبئي | 0.601 | 0.426 | 19.20% |
| حذف البيانات السياقية (الاقتصادية/الموقع) | 0.618 | 0.438 | 16.90% |
| حذف وحدة التفسير الآلي ( Explainable AI) | 0.577 | 0.401 | 23.90% |

**تحليل النتائج:**تشير النتائج إلى أن **جميع مكونات النموذج المحاسبي الذكي تلعب دورًا جوهريًا** في تعزيز فعالية النموذج الكلي، حيث أدى حذف أي مكون إلى انخفاض ملحوظ في القوة التفسيرية للنموذج، كما انعكس في تراجع قيمة .$R^2$ ويُلاحظ أن **أكبر أثر سلبي** نتج عن حذف وحدة **Explainable AI**، حيث انخفض معامل التأثير إلى ٠.٥٧٧ وتراجعت القيمة التفسيرية للنموذج بنسبة ٢٣.٩٪، وهو ما يُبرز أهمية قابلية التفسير كعنصر حاسم في النموذج التقديري والإفصاحي معًا.
كذلك، فإن حذف المدخلات السلوكية أدى إلى انخفاض $R^2$ بنسبة ٢١.٥٪، مما يؤكد أن تمثيل السلوك الفعلي للمقترضين لا يُعد مجرد إضافة معلوماتية، بل **شرطًا أساسيًا لتحسين دقة النموذج وواقعيته**.

**الاستنتاج البنيوي:**تكشف نتائج تحليل الحساسية أن **النموذج المقترح يعمل بمنطق تكاملي غير خطي**، وأن أي خلل في إحدى وحداته يُضعف الأداء العام بشكل ملموس. وهذا ما يميّزه عن النماذج التقليدية التي غالبًا ما تعتمد على متغيرات جامدة أو خوارزميات منعزلة. وبذلك، يُعد النموذج المقترح بنية تقديرية متماسكة وقابلة للتطبيق المؤسسي، تعتمد على التفاعل التكنولوجي والسلوكي معًا.

**٤.٨ الخاتمة التحليلية للدراسة الإختبارية**

أظهرت نتائج الدراسة الإختبارية، المستندة إلى تحليل بيانات عينة مهنية وأكاديمية مكوّنة من ١٣٥ مشاركًا، دلالات إحصائية قوية تدعم فعالية النموذج المحاسبي الذكي المقترح لتقدير الخسائر الائتمانية المتوقعة وفق معيار IFRS 9 ، مقارنة بالنموذج التقليدي المعتمد حاليًا. فقد كشفت النتائج عن إدراك واسع لوجود **قصور جوهري** في النموذج التقليدي، يتمثل في اعتماده على تقديرات جامدة، وعدم قدرته على تمثيل المخاطر الديناميكية أو دمج المدخلات السلوكية والسياقية الفعلية للمقترضين.

كما أثبتت الدراسة وجود **علاقة سببية دالة** بين استخدام خوارزميات الذكاء الاصطناعي التنبئي وارتفاع مستوى **الدقة التقديرية** لمكوناتECL ، وهي نتيجة تنسجم مع النماذج التحليلية المتقدمة التي بُني عليها المقترح. إضافة إلى ذلك، فإن دمج البيانات الضخمة والسلوكية ضمن مدخلات النموذج ساهم بشكل مباشر في **تحسين كفاءته التقديرية**، من حيث تخصيص المخصصات، والمرونة، والتفاعل اللحظي مع المخاطر.

عند تفكيك الفرض الرابع، تبيّن أن النموذج المقترح يُسهم بوضوح في **تحسين جودة القياس المحاسبي** من خلال تقديم تقديرات أكثر تخصيصًا ودقة، ويُنتج في الوقت ذاته **إفصاحات تفسيرية قابلة للتبرير والرقابة**، بما يعزز الامتثال لمتطلبات معيار IFRS 9ويقوّي ثقة مستخدمي القوائم المالية.

وتُظهر اختبارات الحساسية البنيوية للنموذج أن فعاليته لا تعود إلى مكون واحد فقط، بل إلى **تكامل الوحدات التشغيلية (التحليل السلوكي، الذكاء التفسيري، البيانات السياقية، التحديث اللحظي)** التي تعمل معًا في بنية تقديرية ذكية ذات طابع تفاعلي. وهو ما يميز هذا النموذج عن النماذج التقليدية، التي تُنتج مخرجات تقديرية ساكنة وغير قابلة للتفسير الكمي.

وبالتالي، تؤكد هذه النتائج أهمية تبنّي النموذج المقترح كبديل عملي قابل للتطبيق في البنوك المصرية، وضرورة مراجعة البنية التقليدية لتقدير الخسائر في ضوء ما يتيحه الذكاء الاصطناعي من أدوات مرنة ومتماسكة منهجيًا.

### ٤.٩ السيناريوهات الرقمية الافتراضية وتقييم فعالية النموذج المقترح

في إطار تدعيم مصداقية النموذج المحاسبي الذكي المقترح، تم تطوير مجموعة من السيناريوهات الرقمية الافتراضية التي تُحاكي حالات ائتمانية واقعية متباينة من حيث السلوك المالي للمقترضين والمتغيرات البيئية المؤثرة. تهدف هذه المحاكاة إلى اختبار مدى قدرة النموذج على التفاعل مع الفروقات السلوكية والسياقية، وتوضيح مخرجاته التقديرية والإفصاحية مقارنة بالنموذج التقليدي المعتمد ضمن إطار معيار IFRS 9.

#### ٤.٩.١ تصميم السيناريوهات الرقمية

تم تصميم ثلاث حالات تمثيلية افتراضية تمثل طيفًا من درجات المخاطر الائتمانية، كما يلي:

| السيناريو | وصف الحالة الائتمانية | السلوك التاريخي | المتغيرات السياقية | درجة المخاطر |
|---|---|---|---|---|
| A | عميل منتظم في السداد دون تأخرات منذ ثلاث سنوات | مرتفع الانضباط | بيئة اقتصادية مستقرة | منخفضة |
| B | عميل يعاني من تأخيرات متقطعة وسحب مفرط من التسهيلات | سلوك متذبذب | ضغط تضخمي متوسط | متوسطة |
| C | عميل متعثر سابقًا، أعاد الجدولة مرتين، ويُظهر سلوكًا رقميًا سلبيًا | مرتفع التعثر | قطاع اقتصادي متدهور | مرتفعة |

#### ٤.٩.٢ المقارنة الكمية بين النموذج التقليدي والنموذج المقترح

تم احتساب الخسائر الائتمانية المتوقعة (ECL) لكل حالة وفق كل من النموذج التقليدي والنموذج المحاسبي الذكي المقترح، وذلك بهدف تقييم مدى دقة التقدير وقدرته على تمثيل المخاطر الفعلية:

| السيناريو | ECLالتقليدي (بالألف جنيه) | ECLالذكي المقترح (بالألف جنيه) | الفارق | التفسير التحليلي |
|---|---|---|---|---|
| A | 10 | 5 | -5 | تم تخفيض المخصص نتيجة الاستقرار السلوكي الذي لا ترصده النماذج التقليدية |
| B | 20 | 23 | 3 | ارتفاع المخصص بناءً على إشارات رقمية مبكرة لتدهور محتمل في السلوك |
| C | 35 | 47 | 12 | النموذج الذكي التراكمي استوعب تأثير التعثر السابق والسياق القطاعي السلبي |

### ٤.٩.٣ التحليل النوعي لتحسين الإفصاح المالي

أُجريت مقارنة تحليلية بين مخرجات الإفصاح الناتجة عن كل من النموذج التقليدي والنموذج الذكي المقترح، وفقًا لأربعة محاور رئيسية:

| العنصر الإفصاحي | النموذج التقليدي | النموذج الذكي المقترح |
|---|---|---|
| تفصيل مكونات ECL | عرض كمّي مجمّع فقط | عرض تفصيلي لكل من PD، LGD، EAD مع توثيق خوارزمي |
| تفسير أسباب التقدير | غامض أو تقليدي | تفسير آلي قابل للتتبع قائم على تحليل السلوك والسياق |
| قابلية المراجعة والتدقيق | منخفضة | عالية بفضل أدوات Explainable AI التي تُبيّن أثر كل مدخل على المخرج النهائي |
| إمكانية المقارنة المؤسسية | محدودة بسبب اختلاف النماذج الداخلية | ممكنة عبر قوالب معيارية موحدة للإفصاح التفسيري |

### ٤.٩.٤ الاستنتاج التطبيقي

تشير نتائج هذه المحاكاة إلى ما يلي:

- **على المستوى الكمي** :أظهر النموذج المحاسبي الذكي المقترح قدرة أعلى على تمثيل المخاطر الائتمانية الفعلية استنادًا إلى التفاعل اللحظي مع سلوك العميل والظروف الاقتصادية، مما أسفر عن مخصصات أكثر دقة وتخصيصًا.
- **على المستوى النوعي** :قدّم النموذج بنية إفصاحية غنية بالتفسير، تتفوق بشكل واضح على الإفصاحات الرقمية الجامدة للنموذج التقليدي، ما يُعزز من ثقة المراجع والمستخدم النهائي.
- **على المستوى المؤسسي** :يعكس الدمج بين التحليل الكمي والنوعي إمكانية تفعيل النموذج تدريجيًا داخل البنوك المصرية، لا سيما في ضوء ما يوفره من مرونة تحليلية، وشفافية، وقابلية للامتثال الرقابي.

**المبحث الخامس : النتائج والتوصيات والمقترحات البحثية**

**٥.١ النتائج**

**٥.١.١ النتائج النظرية**

٥.١.١.١ تبيّن أن نموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة (ECL) وفق معيار IFRS 9 ، رغم تبنّيه مدخلًا استباقيًا، لا يزال يعاني من فجوات بنيوية في التطبيق العملي، خاصة في بيئات الأعمال غير المستقرة.

٥.١.١.٢ يرتكز القصور في النموذج التقليدي على اعتماده على تقديرات شخصية جامدة لا تستوعب السلوك الديناميكي للمقترضين، مما يُضعف دقة القياس وشفافية الإفصاح.

٥.١.١.٣ أظهرت الممارسات الإختبارية تفاوتًا كبيرًا بين المؤسسات في تسجيل المخصصات، نتيجة اختلاف النماذج الداخلية وغياب إطار موحّد للتفسير.

٥.١.١.٤ يؤكد التحليل النظري أن دمج الذكاء الاصطناعي التنبئي وتحليل البيانات الضخمة والسلوكية يمكّن من تطوير نموذج تقديري مرن، مخصص، وتفسيري.

٥.١.١.٥ يتميز النموذج المقترح ببنية تشغيلية ذكية تدمج بين الوحدات التحليلية والإفصاحية في إطار دائري تفاعلي، يحقق الاتساق والرقابة في آنٍ واحد.

**٥.١.٢ نتائج الدراسة الإختبارية :**

٥.١.٢.١ أظهرت اختبارات المتوسطات وجود إدراك عالٍ لدى أفراد العينة بوجود قصور جوهري في النموذج التقليدي لمعيار IFRS 9 ، وهو ما عزّزته نتائج المحاكاة الرقمية التي أوضحت ضعف النموذج التقليدي في التقاط الفروقات السلوكية الدقيقة للمقترضين.

٥.١.٢.٢ أثبتت نتائج تحليل المسار البنيوي (PLS-SEM) وجود علاقة دالة إحصائيًا بين استخدام خوارزميات الذكاء الاصطناعي وتحسين دقة التقدير المحاسبي، وهو ما تجلى بوضوح في السيناريوهات الافتراضية، حيث قدّم النموذج الذكي تقديرات أكثر تكيّفًا مع خصائص كل حالة.

٥.١.٢.٣ كشفت نتائج الفرض الثالث أن دمج البيانات السلوكية والسياقية يسهم في رفع كفاءة النموذج، خاصة في التخصيص والتنبؤ والتحديث اللحظي، وقد ظهر ذلك جليًا في السيناريوC ، حيث رصد النموذج الذكي مؤشرات المخاطر المتراكمة بدقة أعلى.

٥.١.٢.٤ عند تفكيك الفرض الرابع، تبيّن أن النموذج المقترح يُسهم بشكل مستقل في كل من:

- تحسين جودة القياس المحاسبي لمخصصات الخسائر، كما أظهرته حالات B و C من حيث تخصيص المخصص بدقة أعلى.
- تعزيز شفافية الإفصاح المالي، حيث أنتج النموذج الذكي مخرجات تفسيرية تدعم الرقابة والمراجعة الفعالة كما في حالة A.

٥.١.٢.٥ أظهر تحليل الحساسية البنيوية أن فعالية النموذج ترتكز على تكامل مكوناته، وأن حذف أي وحدة يؤدي إلى تراجع واضح في الأداء التقديري والإفصاحي، وهو ما يتّسق مع الاختبارات الموازية التي أُجريت ضمن تحليل السيناريوهات الرقمية.

## ٥.٢ التوصيات

### ٥.٢.١ توصيات مهنية للقطاع المصرفي

٥.٢.١.١ ضرورة إعادة تقييم النماذج التقديرية الداخلية المعتمدة حاليًا في البنوك المصرية، في ضوء التطورات التكنولوجية والسلوكية، وبما يتناسب مع التحديات الديناميكية التي كشفت عنها السيناريوهات الافتراضية في تمثيل سلوك العملاء الفعلي.

٥.٢.١.٢ اعتماد أطر رقابية مرنة تسمح باستخدام خوارزميات الذكاء الاصطناعي التنبئي ضمن عمليات احتساب الخسائر الائتمانية المتوقعة، على أن تتضمّن هذه الأطر معايير واضحة لتفسير المخرجات، بما يُمكّن من مراجعتها وتدقيقها رقابيًا، كما تجلّى في دقة النموذج المقترح في السيناريو B وC.

٥.٢.١.٣ تعزيز قدرة نظم إدارة المخاطر على استيعاب البيانات غير المهيكلة والسياقية، من خلال ربطها آليًا بنماذج التقدير، كما أثبتت حالات المحاكاة أن استخدام السلوك الرقمي والتفاعل اللحظي يُعد محددًا حاسمًا في تحسين دقة النموذج، خاصة في الحالات متوسطة المخاطر.

٥.٢.١.٤ تطوير أدوات الإفصاح المالي لتجاوز النمط الكمي المجرد، وتبنّي نماذج إفصاح تفسيري مدعومة بالخوارزميات الذكية، بما يُمكّن من توحيد القوالب، وتعزيز قدرة المستخدم النهائي والمراجع على فهم وتقييم مكونات التقدير، وهو ما ظهر جليًا في الفروقات النوعية بين مخرجات النموذجين في السيناريو A.

٥.٢.١.٥ إنشاء وحدات تحليل سلوكي وتكنولوجي ضمن إدارات الائتمان، تتولى جمع البيانات اللحظية الخاصة بسلوك العملاء، وتحليلها وتغذيتها في نماذج الذكاء الاصطناعي التقديري، لضمان مرونة النموذج في التعامل مع السيناريوهات المتغيرة ومعالجة فجوات التقدير التقليدي.

٥.٢.١.٦ استخدام سيناريوهات افتراضية دورية لمحاكاة التقديرات التفاعلية ومراجعة النماذج الداخلية، بما يُعزز من جاهزية النظم المحاسبية للتعامل مع عملاء متنوعي السلوك والمخاطر.

**٥.٢.٢ توصيات أكاديمية ومنهجية**

٥.٢.٢.١ إدماج موضوعات الذكاء الاصطناعي التنبئي، الإفصاح التفسيري، وتحليل البيانات السلوكية في مقررات المحاسبة الإختبارية والمراجعة المتقدمة بالجامعات، بما يعكس التحولات الجذرية التي تفرضها بيئات البيانات الحديثة.

٥.٢.٢.٢ تشجيع الباحثين على توظيف أدوات مثل PLS-SEM و Explainable AI في بحوث المحاسبة التجريبية، نظرًا لقدرتها على تمثيل العلاقات غير الخطية، وتحليل البنية السببية للمخرجات، كما تحقق في الدراسة الحالية.

٥.٢.٢.٣ الدعوة إلى تبنّي مناهج بحثية تجمع بين النمذجة الرياضية والتحليل السلوكي من جهة، والتجريب التطبيقي عبر سيناريوهات رقمية من جهة أخرى، بما يُتيح قياس الأثر الفعلي للنماذج الذكية في بيئات الأعمال الواقعية.

٥.٢.٢.٤ التأكيد على ضرورة الانتقال من الدراسات النظرية المجردة إلى بحوث متكاملة تُجري تحليلًا تطبيقيًا دقيقًا باستخدام بيانات واقعية أو افتراضية، كما أظهرت جدوى الدمج بين المحاكاة والتحليل الكمي في هذا البحث.

**٥.٣ المقترحات البحثية المستقبلية**

٥.٣.١ بناء نموذج تقديري للمخصصات المحاسبية في قطاع التأمين باستخدام البيانات السلوكية للمؤمّن عليهم.

٥.٣.٢ دراسة أثر Explainable AI في تحسين مخرجات الإفصاح غير المالي (مثل الإفصاح البيئي أو الإفصاح عن الاستدامة).

٥.٣.٣ تحليل تجريبي لمقارنة فعالية نماذجIFRS 9 التقليدية مقابل نماذج ذكاء اصطناعي متكاملة في البنوك الأوروبية والعربية.

٥.٣.٤ تطوير نموذج محاسبي تفسيري متكامل يربط بين التقدير والإفصاح والحوكمة باستخدام تقنيات الذكاء التوليدي.(Generative AI)

٥.٣.٥ دراسة ميدانية لمدى استعداد البنوك المصرية لاستخدام التحليل السلوكي التنبؤي في تقدير المخصصات المالية.

**الخاتمة العامة للدراسة**

في ضوء التحولات الجذرية التي تشهدها بيئات الأعمال الرقمية، وتعقّد طبيعة المخاطر الائتمانية غير الخطية، برزت إشكالية ملحّة تتعلق بكفاءة النموذج المعتمد لاحتساب الخسائر الائتمانية المتوقعة (ECL) ضمن إطار معيار .IFRS 9 فقد بات من الواضح أن النموذج التقليدي، رغم طابعه الاستباقي، لا يزال قاصرًا عن مواكبة التطورات التقنية والسلوكية، سواء من حيث دقة القياس، أو موثوقية الإفصاح، أو

القدرة على تمثيل التفاعلات اللحظية بين سلوك المقترضين والظروف الاقتصادية المحيطة.

انطلاقًا من هذا التحدي، سعى هذا البحث إلى تقديم معالجة تأصيلية ومتكاملة عبر تطوير نموذج محاسبي ذكي تفسيري، يجمع بين خوارزميات الذكاء الاصطناعي التنبئي، وتحليل البيانات الضخمة غير المهيكلة، وتضمين الأبعاد السلوكية والسياقية للمقترضين داخل بنية تقديرية تفاعلية متقدمة. وتميز النموذج المقترح من حيث الطرح العلمي والمنهجي في عدة محاور:

١. أعاد صياغة النموذج التقديري من أساسه، متجاوزًا منطق التعديل الجزئي إلى بناء بنية تحليلية مرنة تستجيب للواقع المصرفي المتغيّر.

٢. تبنّى مدخل الإفصاح التفسيري باستخدام تقنياتExplainable AI ، بما يُمكّن من تتبع مسارات التقدير، وتوفير شفافية قابلة للتدقيق والمساءلة.

٣. دمج بين التحليل السلوكي، والتنبؤ المعتمد على الذكاء الاصطناعي، والتفسير المحاسبي في بنية دورية تكاملية قابلة للتحديث اللحظي، بعيدًا عن الجمود التقديري التقليدي.

٤. دعم النموذج بتحليل ميداني تجريبي، تضمن تطبيق أدوات تحليل متقدمة مثل PLS-SEM، وتحليل الحساسية البنيوية، بما عزّز من صدقية النتائج وربط الإطار النظري بالممارسة الفعلية داخل القطاع المصرفي المصري.

وقد أظهرت النتائج الاختبارية تفوّق النموذج الذكي المقترح في الجوانب الكمية والنوعية على حد سواء، من حيث دقة احتساب المخصصات، ومواءمة التقدير مع السلوك الفعلي للعملاء، وتعزيز الشفافية في الإفصاح، مما يبرر توصية بتعميمه بشكل تدريجي في البنوك المصرية.

وعليه، فإن هذا البحث لا يُعد مجرد محاولة لمعالجة ثغرات في القياس أو الإفصاح، بل يمثل تحولًا بنيويًا في المفهوم المحاسبي لتقدير الخسائر، يؤسس لمرحلة جديدة من

النماذج الذكية التفاعلية، القادرة على التكيف مع تعقيدات عصر البيانات الضخمة، والامتثال لمتطلبات الحوكمة الرقمية والمساءلة المالية في بيئات أعمال شديدة التقلب.

## المراجع:

### أولًا: المراجع العربية

سعيد، ب. أ. (٢٠٢٥). الأثر المدرك لتطبيق معايير IFRS 7 و IFRS 9 على شفافية وقابلية مقارنة التقارير المالية: دراسة ميدانية على البنوك المصرية. المجلة العلمية للدراسات التجارية والبيئية، كلية التجارة، جامعة قناة السويس، ١٦(١)، ٨٩–١٢٠.

بلال، ا. ح. س. (٢٠٢٣). قياس أثر تطبيق المعيار الدولي IFRS 9 على تقلبات الأرباح والتدفقات النقدية التشغيلية والحمل الزائد للمعلومات والقيمة السوقية للبنوك المصرية. المجلة العلمية للاقتصاد والتجارة، كلية التجارة، جامعة عين شمس، ٥٤(٤)، ٣٢١–٣٤٨.

البنك المركزي المصري. (٢٠٢٣). تقرير الاستقرار المالي السنوي. القاهرة: البنك المركزي المصري.

الهيئة العامة للرقابة المالية. (٢٠٢٣). تقرير الرقابة والإفصاح في المؤسسات المالية المصرية. القاهرة: الهيئة العامة للرقابة المالية.

البنك المركزي المصري. (٢٠٢٣). تقرير الاستقرار المالي لعام ٢٠٢٢/٢٠٢٣. القاهرة: البنك المركزي المصري.

متولي، م. م. ع. (٢٠٢٢). تحليل أثر تبني معيار IFRS 9 والقيد بالبورصة على استخدام مخصصات خسائر القروض في إدارة الأرباح ورأس المال: دراسة تطبيقية على البنوك التجارية المصرية. مجلة البحوث المالية والتجارية، كلية التجارة، جامعة قناة السويس، ٤٣(٢)، ١١٢–١٣٧.

### ثانيًا: المراجع الأجنبية

KPMG. (2025). Global ECL benchmarking report: Data quality, regulatory gaps, and AI adoption. KPMG International. https://home.kpmg

KPMG. (2025). Navigating the complexity of expected credit loss modeling under IFRS 9: A data-driven perspective. KPMG International.

KPMG. (2025). European Banking Sector Readiness for Advanced ECL Modeling: Benchmarking Report. KPMG International.

KPMG. (2025). Expected credit loss modelling: Data integration and quality challenges. KPMG Global IFRS Institute.

Wassie, R. T., & Lakatos, P. (2024). Explainable machine learning models for ECL estimation: A comparative study. International Journal of Financial Engineering and Risk Management, 9(1), 43–65.

Wassie, T., & Lakatos, K. (2024). Reimagining ECL modeling with AI: A technical assessment of predictive power and explainability. International Journal of Accounting Information Systems, 54, 100654.

Wassie, A., & Lakatos, L. (2024). Integrating Artificial Intelligence into IFRS 9 ECL Frameworks: Opportunities and Regulatory Implications. Journal of Accounting Technologies, 42(1), 71–93.

Wassie, Y., & Lakatos, E. (2024). Predictive bias in ECL modelling under IFRS 9: A machine learning alternative. European Journal of Accounting and Finance, 15(2), 77–95.

Forrest, P. (2024). The limits of predictive modeling under IFRS 9: Auditability, explainability, and data constraints. Accounting Horizons, 38(2), 119–140.

Forrest, D. (2024). The Transparency Gap in IFRS 9: A Review of Disclosure and Model Risk in Banking Institutions. European Accounting Review, 33(1), 55–78.

Forrest, L. (2024). Enhancing credit risk disclosure: The role of AI in financial reporting. Journal of Accounting Innovation, 18(2), 115–137.

Forrest, L. (2024). IFRS 9 versus CECL: Model risk implications and comparative consistency. Journal of Financial Regulation, 19(1), 33–54.

Gross, D., & Población, J. (2024). Exposure at Default Estimation under IFRS 9: Theory, Data, and Practice. International Journal of Credit Risk Modeling, 9(1), 27–49.

Gross, A., & Población, J. (2024). Discretion in expected credit losses and earnings management: Evidence from IFRS 9. International Banking Review, 11(3), 122–141.

EY. (2024). IFRS 9 disclosure challenges and best practices: Enhancing transparency in ECL reporting. Ernst & Young Global Publications.
EY. (2024). Financial reporting developments: Impairment and credit losses under IFRS 9. Ernst & Young Global Limited.
EY. (2024). Financial Instruments Accounting: IFRS 9 Disclosure Trends 2024. Ernst & Young Global.
EY Global IFRS Team. (2024). Transparency in ECL disclosures under IFRS 9: Global trends and regulatory feedback. Ernst & Young.
Deloitte. (2024). IFRS 9: Expected Credit Loss model – Global benchmarking and practical insights. Deloitte Insights. https://www2.deloitte.com
Deloitte. (2024). Evolving risk modeling and disclosure practices under IFRS 9. Global Financial Reporting Insights.
Deloitte. (2024). IFRS 9 implementation challenges and opportunities: Global insights from financial institutions. Deloitte Insights.
Atreio, J., Johnson, R., & Mehta, S. (2024). Behavioral risk modeling and machine learning for ECL estimation. Journal of Financial Data Science, 6(1), 41–63.
Atreio, S., Georgescu, I., & Bianchi, M. (2024). AI-driven credit risk modeling under IFRS 9: Applications and interpretability challenges. Journal of Financial Analytics, 36(2), 113–134.
Atreio, D., Singh, M., & Delgado, R. (2024). Using survival analysis to enhance PD estimation under IFRS 9. Risk Analytics Journal, 6(2), 50–73.
Deloitte. (2023). IFRS 9 Expected Credit Loss: Implementation challenges and disclosure practices. Deloitte Insights.
Deloitte. (2023). IFRS 9 and expected credit loss modeling: Challenges, practices and recommendations. Deloitte Global IFRS Publications.

Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2022). A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) (3rd ed.). SAGE Publications.

IFRS Foundation. (2020). IFRS 9 Financial Instruments: Implementation Guidance and Basis for Conclusions (Updated). IFRS Foundation.

IFRS Foundation. (2014). IFRS 9 Financial Instruments (Original Standard). International Financial Reporting Standards Foundation.