توظيف الذكاء الاصطناعي التوضيحي في كشف الاحتيال المالي وتعزيز الشفافية : دراسة حالة بنك سنغافورة للتنمية خلال الفترة 2020-2024

Leveraging Explainable Artificial Intelligence to Detect Financial Fraud and Promote Transparency: A Case Study of Singapore Development Bank (2020–2024)

نعيمة برودي [1]. سعاد برودي [2]

Baroudi Naima [1], Baroudi soad [2]

[1] كلية العلوم الاقتصادية، جامعة تلمسان، مخبر MIFMA ، naima.baroudi@univ-tlemcen.dz

[2] كلية العلوم الاقتصادية، جامعة تلمسان، مخبر MECAS ، soad.baroudi@univ-tlemcen.dz

تاريخ الاستلام: 07 /2025/12 تاريخ القبول: 25 /2026/06 تاريخ النشر: 2026/06/30

ملخص:

هدفت هذه الدراسة إلى تحديد مدى إسهام الذكاء الاصطناعي، وخاصة الذكاء التوضيحي (XAI)، في تعزيز الشفافية والامتثال التنظيمي داخل البنوك، مع التركيز على تجربة بنك سنغافورة للتنمية كنموذج تطبيقي. استخدمت الدراسة المنهج التحليلي الوصفي المعتمد على جمع وتحليل بيانات كمية ونوعية من تقارير رسمية صادرة عن الهيئة النقدية في سنغافورة وبنك التسويات الدولية، إضافة إلى مراجعة الأدبيات المتعلقة بالذكاء الاصطناعي التوضيحي في القطاع المالي. أظهرت النتائج أن دمج تقنيات XAI أسهم في رفع مستوى الثقة التنظيمية بين البنوك والجهات الرقابية، وتحسين دقة أنظمة الكشف عن الاحتيال، كما ساهم في تقوية ثقة المودعين والمستثمرين من خلال زيادة الشفافية في القرارات.

كلمات مفتاحية: الذكاء الاصطناعي التوضيحي؛ الاحتيال المالي؛ الشفافية؛ الامتثال التنظيمي؛ بنك سنغافورة للتنمية.

تصنيفات JEL : C88، G18، G23

Abstract:

This study aimed to determine the extent to which artificial intelligence, particularly Explainable Artificial Intelligence (XAI), contributes to enhancing transparency and regulatory compliance within banking institutions, focusing on the experience of the Development Bank of Singapore as an applied model. The research employed a descriptive-analytical methodology based on the collection and analysis of both quantitative and qualitative data drawn from official reports issued by the Monetary Authority of Singapore and the Bank for International Settlements, in addition to a comprehensive review of academic literature related to explainable AI in the financial sector. The findings revealed that integrating XAI technologies has strengthened regulatory trust between banks and supervisory authorities, improved the accuracy of fraud detection systems. Moreover, it has reinforced depositor and investor confidence by increasing transparency in automated decision-making processes.

Keywords Explainable Artificial Intelligence; financial fraud; transparency; regulatory compliance; Development Bank of Singapore.

JEL Classification Codes: C88, G18, G23

المؤلف المرسل: برودي نعيمة، **الإيميل:** baroudinaima@yahoo.fr

1. مقدمة:

شهد العالم خلال العقدين الأخيرين تحولا جذريا في طبيعة عمل المؤسسات المالية، والذي كان مدفوعا بالتطور السريع في تقنيات الذكاء الاصطناعي والتحول الرقمي الشامل. حيث أصبحت الخوارزميات الذكية قادرة على تحليل كميات ضخمة من البيانات المالية في وقت قياسي، مما مكن البنوك والمؤسسات الاستثمارية من تحسين قراراتها المتعلقة بالمخاطر والتمويل وإدارة المحافظ المالية. ومع بروز مفهوم الهندسة المالية كأداة لتصميم حلول مالية مبتكرة، برز الذكاء الاصطناعي كشريك أساسي في تطوير أدوات مشتقة جديدة، ونماذج تقييم أكثر دقة، ومنصات تداول ذكية قادرة على التكيف مع التغيرات السوقية في الزمن الحقيقي. غير أن هذا التقدم لم يخل من تحديات معقدة تتعلق بالشفافية، الحوكمة، والمسؤولية القانونية، إذ أن اعتماد المؤسسات على أنظمة معقدة وغير مفسرة قد يولد مخاطر جديدة تتصل بالقرارات الآلية غير المفهومة أو المتحيزة. من هنا برز الاهتمام بالذكاء الاصطناعي التوضيحي الذي يهدف إلى جعل قرارات الأنظمة الذكية قابلة للتفسير والفهم، سواء من طرف المستخدمين أو من الجهات التنظيمية المشرفة على سلامة النظام المالي. وفي السياق ذاته؛ أصبحت الجهات الرقابية وعلى رأسها الهيئة النقدية في سنغافورة (MAS) ومؤسسات مثل بنك التسويات الدولية (BIS) تولي أهمية متزايدة لقابلية التفسير في الأنظمة المالية الذكية، لما تمثله من ضمانة للامتثال التنظيمي والحوكمة الرشيدة. كما بدأت المؤسسات المصرفية، لاسيما البنوك التنموية، في دمج مبادئ الذكاء التوضيحي ضمن استراتيجياتها لتدعيم الثقة لدى المودعين والمستثمرين، والتقليل من المخاطر التشغيلية والسمعة.

مما سبق تتجسد اشكالية هذه الورقة البحثية في السؤال الجوهري الآتي:

كيف يمكن توظيف الذكاء الاصطناعي لتعزيز الكفاءة دون الإخلال بالثقة والامتثال التنظيمي في بنك سنغافورة للتنمية؟

فرضية الدراسة

إن دمج تقنيات الذكاء الاصطناعي التوضيحي في منظومة الهندسة المالية يسهم في تعزيز الكفاءة التشغيلية ودقة التنبؤ المالي، مع رفع مستوى الشفافية والثقة التنظيمية داخل المؤسسات المصرفية.

أهمية الدراسة:

تتجلى أهمية هذا الموضوع في كونه يعالج إحدى القضايا الجوهرية في الاقتصاد الرقمي، وهي كيفية الموازنة بين الابتكار المالي القائم على الذكاء الاصطناعي ومتطلبات الأمان والامتثال التنظيمي. كما أنه يتيح فهما معمقا لدور الذكاء الاصطناعي في إعادة تشكيل ممارسات التمويل والاستثمار وإدارة المخاطر، بما يضمن بناء نظام مالي أكثر كفاءة واستدامة وثقة على المدى الطويل.

الدراسات السابقة:

خلال السنوات الأخيرة ازداد الاهتمام الأكاديمي بدراسة العلاقة بين الذكاء الاصطناعي والهندسة المالية، ولا سيما أثر الذكاء الاصطناعي التوضيحي (XAI) على الشفافية والثقة في القطاع المصرفي. فقد تناولت العديد من الدراسات هذا الموضوع من زوايا مختلفة. فقد تناولت دراسة (Ziwei, Cao, Chen, & Li, 2023) تطبيقات الذكاء الاصطناعي في مجالي المحاسبة والمالية، بهدف تحليل التحديات التي تواجه المؤسسات في اعتماد هذه التقنيات واستكشاف الفرص التي تتيحها لتحسين الكفاءة والدقة في التحليل المالي، حيث اعتمد الباحثون منهج المراجعة الأدبية النوعية من خلال تحليل مجموعة واسعة من الدراسات التي تناولت استخدام تقنيات التعلم الآلي، الشبكات العصبية، وخوارزميات التنبؤ في تقييم المخاطر والكشف عن الاحتيال واتخاذ القرارات المالية. وأظهرت النتائج أن الذكاء الاصطناعي ساهم في رفع جودة التنبؤ المالي ودعم اتخاذ القرار الاستراتيجي، غير أن التحديات المرتبطة بالشفافية، وقابلية التفسير، والمخاطر التنظيمية لا تزال تمثل عائقا أمام الاستخدام الآمن والفعال لهذه التقنيات في البيئة المالية الحديثة.

وفي دراسة تطبيقية أخرى أصدرتها الهيئة النقدية في سنغافورة (MAS, 2024)، تم تحليل مدى التزام المصارف السنغافورية بمبادئ الذكاء الاصطناعي المسؤول، باستخدام منهج مقارن شمل اثني عشر بنكا وطنيا. وبينت النتائج أن

المؤسسات التي اعتمدت تقنيات XAI حققت أداء تنظيميا أفضل وارتفعت قدرتها على الامتثال لمعايير الشفافية بنسبة تجاوزت 30%، مما ساهم في تقوية الثقة بين البنوك والجهات الرقابية.

أما دراسة (Černevičienė & Kabasinskas, 2024) فقد قدم من خلالها الباحثين مراجعة منهجية شاملة للأدبيات العلمية التي تناولت تطبيقات الذكاء الاصطناعي التوضيحي في القطاع المالي بين عامي 2005 و2022. وقد اعتمدا منهج المراجعة المنهجية بتحليل 138 ورقة بحثية تناولت استخدام XAI في مجالات متعددة مثل إدارة الائتمان، التنبؤ المالي، والكشف عن الاحتيال. وخلصت الدراسة إلى أن أكثر المجالات استفادة من XAI هي إدارة الائتمان بنسبة قاربت 44% من إجمالي الأبحاث، وأن أكثر الأساليب استخداما كانت SHAP وfeature importance والأساليب القائمة على القواعد، لما توفره من قدرة على تفسير قرارات النماذج بوضوح. كما أبرزت النتائج استمرار تحديات أساسية تتعلق بقياس جودة التفسير، اختلاف متطلبات الفهم بين الجهات التنظيمية والمستخدمين، وصعوبة الموازنة بين دقة النماذج وشفافيتها، مؤكدة أن تعزيز الشفافية يمثل شرطا محوريا لاعتماد الذكاء الاصطناعي في الأنظمة المالية الحديثة.

وفي الاتجاه نفسه، تناول تقرير بنك التسويات الدولية (BIS, 2024) العلاقة بين XAI ومتطلبات بازل III من خلال تحليل مقارن لستة أنظمة مصرفية مختلفة. وقد خلص التقرير إلى أن المؤسسات التي تبنت أنظمة ذكاء اصطناعي مفسرة أظهرت امتثالا أعلى لمعايير الحوكمة وثقة أكبر من جانب المستثمرين، ودعا إلى وضع معايير موحدة لتقييم مستوى التفسير في النماذج المصرفية باعتباره مقياسا جديدا لجودة الرقابة المالية.

تشترك هذه الدراسات مع دراسة الحالة في تأكيد الدور المحوري للذكاء الاصطناعي التوضيحي (XAI) في تعزيز الشفافية والامتثال التنظيمي داخل القطاع المالي، كما تتقاطع جميعها في الإشارة إلى التحديات المتعلقة بقابلية التفسير والمخاطر التنظيمية. غير أن دراسة الحالية تختلف عنها من حيث المنظور التطبيقي، إذ تركز على تجربة بنك سنغافورة للتنمية كنموذج عملي لتحليل أثر XAI على الثقة التنظيمية والمصرفية، في حين ركزت الدراسات السابقة على التحليل النظري أو المقارن العام. كما تتميز الدراسة الحالية بربطها المباشر بين تطبيقات XAI ومتطلبات الهيئة النقدية في سنغافورة (MAS)، مع قياس انعكاساتها على ثقة المودعين والمستثمرين. أما الفجوة البحثية فتتمثل في نقص الدراسات التطبيقية التي تقيس الأثر الفعلي للذكاء التوضيحي في بيئة مصرفية محددة وتقدم نموذجا عمليا لقياس العلاقة بين الشفافية والامتثال التنظيمي.

2. الإطار النظري لتوظيف الذكاء الاصطناعي التوضيحي في كشف الاحتيال المالي

يشكل الإطار النظري لتوظيف الذكاء الاصطناعي التوضيحي أساسا لفهم كيفية استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي لتعزيز الشفافية والكشف المبكر عن الاحتيال المالي داخل المؤسسات البنكية.

1.2 مدخل عن الذكاء الاصطناعي في القطاع المالي:

أصبح الذكاء الاصطناعي (AI) قوة محورية في التحول الرقمي للقطاع المالي، حيث أسهم بشكل كبير في تطوير الخدمات البنكية والمالية من خلال أتمتة العمليات، تحليل البيانات الضخمة، وتحسين تجربة العملاء. فاستخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي مثل التعلم الآلي، معالجة اللغة الطبيعية، والتعرف على الأنماط يمكن أن يحسن الكفاءة التشغيلية ويوسع الشمول المالي، مما يجعل القطاع المالي أكثر قدرة على مواجهة تحديات السوق الحديثة (Pazouki, Jamshidi, Jalali, & Tafreshi, 2025, p. 54).

فالتحول الرقمي في المالية لم يعد مجرد أتمتة للعمليات، بل أصبح يمثل ابتكارا في أساليب إدارة المخاطر واتخاذ القرارات المالية بطريقة أكثر دقة وفعالية. فقد شهدت البنوك التقليدية تحولا كبيرا في استراتيجياتها من خلال تبني الذكاء الاصطناعي في العمليات الأساسية، حيث بدأت في استخدام روبوتات الدردشة لأتمتة خدمة العملاء، وتحليل البيانات المالية لتقديم استشارات مخصصة، فضلا عن تحسين إجراءات الامتثال والتنظيم (Farishy, 2023, p. 1724) وقد أثبتت هذه التطبيقات فعاليتها في خفض التكاليف التشغيلية، تقليل الأخطاء البشرية، وتسريع العمليات المالية، ما يعزز من قدرة البنوك على المنافسة

في الأسواق الرقمية. في الوقت نفسه، أثرت شركات التكنولوجيا المالية (FinTech) تأثيرا كبيرا على المشهد المالي من خلال اعتمادها على الذكاء الاصطناعي لتقديم خدمات مبتكرة، مثل المدفوعات الرقمية، القروض الشخصية، والتأمين الذكي. ويمكّن الذكاء الاصطناعي هذه الشركات من توسيع قاعدة العملاء وتحسين تجربة المستخدم عبر تخصيص المنتجات والخدمات المالية بشكل دقيق (Pazouki, Jamshidi, Jalali, & Tafreshi, 2025, pp. 54-55).

وتتجلى دوافع الرقمنة والتحول نحو الأتمتة الذكية إلى عدة عوامل رئيسية منها:

- تحسين الكفاءة وتقليل التكاليف من خلال أتمتة العمليات الروتينية، مثل التحقق من هوية العملاء ومعالجة المعاملات، مما يقلل الاعتماد على التدخل البشري ويزيد الكفاءة التشغيلية.
- تحسين تجربة العملاء عبر تقديم خدمات مالية مخصصة تعتمد على تحليل سلوكياتهم وبياناتهم المالية، بالإضافة إلى توفير الدعم الفني والاستشارات المالية على مدار الساعة، ما يعزز رضا العملاء وولائهم (Pazouki, Jamshidi, Jalali, & Tafreshi, 2025, p. 59).
- تعزيز الأمان والامتثال، حيث يستخدم الذكاء الاصطناعي لمراقبة المعاملات المشبوهة في الوقت الفعلي والتنبؤ بالاحتيال قبل حدوثه، فضلا عن ضمان الالتزام بالمعايير التنظيمية الدولية (Adeyeri, 2024, p. 6781).

إضافة إلى ذلك، يساهم الذكاء الاصطناعي في تقديم فوائد عامة للقطاع المالي تشمل زيادة الكفاءة، تحسين تخصيص الخدمات المالية، تعزيز الأمان، ودعم اتخاذ القرارات الاستثمارية والإقراضية بدقة أكبر. ومع ذلك، تواجه المؤسسات المالية تحديات تتعلق بالحاجة إلى بنية تحتية رقمية متقدمة، حماية خصوصية البيانات، والتأثير على القوى العاملة التي قد تحتاج إلى إعادة تدريب لمواكبة التكنولوجيا الحديثة.

2.2 مفهوم الذكاء الاصطناعي التوضيحي (Explainable AI - XAI)

يعرف الذكاء الاصطناعي التوضيحي (XAI) بأنه مجال بحثي يعنى بتطوير نماذج وخوارزميات قادرة على تفسير قراراتها بطريقة مفهومة للبشر، بما يتيح للمستخدمين فهم كيفية توليد النتائج أو التنبؤات بدلا من التعامل مع "صندوق أسود" يصعب تفسيره.(Arrieta, et al., 2019, p. 83) وقد اكتسب هذا المفهوم أهمية متزايدة في المجالات الحساسة كالمصارف، والتأمين، والرعاية الصحية، حيث تتطلب القرارات الآلية تفسيرات شفافة ومسؤولة لتجنب التحيز وتعزيز الثقة (Doshi-Velez & Kim, 2017, p. 2).

وتقوم فلسفة الذكاء الاصطناعي التوضيحي على ثلاثة مبادئ أساسية هي:

- **الشفافية**: تعني القدرة على الكشف عن كيفية عمل النظام الذكي وفهم مكوناته الداخلية وآلية اتخاذه للقرارات. وتشمل هذه الخاصية توفير معلومات واضحة حول تصميم النموذج، ونوعية البيانات المستخدمة في تدريبه، والخطوات التي يمر بها أثناء معالجة البيانات للوصول إلى النتائج. وتهدف الشفافية إلى تمكين المستخدمين والجهات التنظيمية من تقييم مدى موثوقية النظام وحياديته، مما يعزز الثقة في استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي (Lipton, 2016, p. 97).
- **القابلية للتفسير**: تشير إلى قدرة النظام على تقديم شروحات مفهومة وواضحة حول كيفية توصله إلى نتائج أو قرارات معينة. فبدلا من أن تكون العملية داخل "الصندوق الأسود"، يسمح النظام للمستخدمين بفهم العلاقة بين المدخلات (البيانات) والمخرجات (النتائج). يمكن أن تكون التفسيرات محلية، أي تشرح نتيجة محددة، أو عالمية، أي توضح السلوك العام للنموذج (Ribeiro, Singh, & Guestrin, 2016, p. 1137) .
- **المساءلة**: تعنى بضرورة وجود آليات تمكن من تتبع القرارات الناتجة عن الأنظمة الذكية وتحديد الأطراف المسؤولة عنها. فهي تتيح فهم أسباب الأخطاء أو التحيزات التي قد تصدر عن النظام، وتحديد ما إذا كانت نتيجة قصور في البيانات أو في تصميم النموذج. كما تسهم المساءلة في وضع أطر قانونية وأخلاقية تضمن إمكانية محاسبة المطوّرين أو

المستخدمين عند وقوع أضرار أو قرارات غير عادلة، مما يعزز الثقة والمسؤولية في بيئة الذكاء الاصطناعي (NIST, 2021, p. 7).

وتقسم أساليب الذكاء الاصطناعي التوضيحي إلى نوعين رئيسيين هما: نماذج قابلة للتفسير بطبيعتها مثل أشجار القرار والانحدار الخطي، وتفسيرات ما بعد المعالجة (Post-hoc) مثل خوارزميتي LIME وSHAP اللتين تولدان تفسيرات محلية توضح إسهام كل متغير في التنبؤ (Ribeiro, Singh, & Guestrin, 2016, p. 1138)

كما يمكن تقييم جودة التفسيرات في أنظمة الذكاء الاصطناعي التوضيحي وفق ثلاثة مستويات مترابطة كما أوضحها (Doshi-Velez & Kim, 2017, p. 7)، وهي:

- **المستوى التطبيقي**: يركز على مدى فعالية التفسيرات في دعم الهدف العملي للنظام. فالتقييم يقيس ما إذا كانت التفسيرات تساعد المستخدمين أو المؤسسات على تحسين الأداء العملي، مثل دقة التنبؤات، أو سرعة اتخاذ القرار، أو الامتثال للمعايير التنظيمية. فمثلا يمكن تقييم التفسيرات من خلال قدرتها على توضيح أسباب رفض أو قبول طلبات القروض بما يتماشى مع سياسات الشفافية والإنصاف. هذا المستوى يربط التفسير بالأثر العملي المباشر في بيئة التطبيق.
- **المستوى البشري**: يُعنى بمدى فهم الإنسان للتفسيرات وقدرته على استخدامها بشكل فعال. ويقاس ذلك من خلال تجارب المستخدمين أو الدراسات النفسية التي تحدد ما إذا كانت التفسيرات المقدمة مفهومة، منطقية، ومفيدة لاتخاذ قرارات واعية. فالتفسير الجيد يجب أن يكون بلغة مبسطة ومتكيفة مع خلفية المستخدم، سواء كان خبير بيانات أو مستخدما عاديا.
- **المستوى الوظيفي**: يختص هذا المستوى بتقييم مدى ارتباط التفسيرات بالبنية الداخلية للنظام ودقتها في تمثيل آلية عمله الفعلية. أي أنه يقيس مدى "صدق" التفسير من الناحية التقنية، وليس فقط مدى بساطته أو وضوحه. فمثلا إذا أوضح النظام أن متغيرا معينا كان السبب الرئيس في التنبؤ، فيجب أن يعكس ذلك فعلا الطريقة التي اتخذ بها النموذج قراره داخليا.

إضافة إلى ذلك؛ تعد جودة التفسيرات في أنظمة الذكاء الاصطناعي التوضيحي عاملا محوريا لضمان الاستخدام المسؤول والواضح للتقنيات الذكية. وفقا لـ (NIST, 2021, p. 18)، يجب أن تتصف التفسيرات بثلاث خصائص رئيسية مترابطة، وهي الفهم، والدقة، وإبراز حدود المعرفة، وهي تمثل الأساس الذي يضمن أن تكون التفسيرات ذات قيمة عملية وأخلاقية. وفيما يلي تفصيل موسع لكل خاصية:

- **الفهم**: تعني أن تكون التفسيرات واضحة وسهلة الإدراك للمستخدمين، بحيث يمكنهم استيعاب منطق النظام دون الحاجة إلى معرفة تقنية عميقة. فالتفسير الفعال يجب أن يستخدم لغة مفهومة، ورسومات أو مؤشرات تبين العلاقة بين المدخلات والمخرجات، مما يتيح للمستخدم تفسير النتائج واتخاذ قرارات رشيدة. هذه الخاصية تضمن جسرا معرفيا بين النموذج الذكي والمستخدم البشري، وتقلل من خطر الاعتماد على مخرجات النظام.
- **الدقة**: تشير إلى مدى صدق التفسير في تمثيل آلية اتخاذ القرار الحقيقية داخل النموذج. فحتى لو كان التفسير بسيطا ومفهوما، يجب أن يعكس فعليا الطريقة التي يستخدمها النظام في معالجة البيانات. على سبيل المثال، إذا أشار التفسير إلى أن الدخل هو العامل الأساسي في قرار منح القرض، فيجب أن يكون هذا صحيحا إحصائيا داخل النموذج وليس مجرد تبسيط للعرض.
- **إظهار حدود المعرفة وعدم اليقين**: يتعين على التفسيرات أن توضح متى ولماذا قد تكون نتائج النظام غير مؤكدة أو محدودة الصلاحية. فالنماذج الذكية لا تمتلك معرفة مطلقة، بل تستند إلى بيانات محدودة أو متحيزة أحيانا. وبالتالي،

يجب أن تظهر التفسيرات حدود قدرتها على التنبؤ أو اتخاذ القرار، مثل الإشارة إلى حالات البيانات غير الممثلة أو النماذج التي تعمل خارج نطاق تدريبها.

غير أن الإفراط في تبسيط التفسيرات قد يؤدي إلى نتائج عكسية، إذ يمكن أن يمنح المستخدمين ثقة مفرطة في نموذج لا يفهمونه تماما، أو يؤدي إلى إساءة تفسير سلوك النظام. لذلك، يجب أن تسعى أنظمة الذكاء الاصطناعي التوضيحي إلى تحقيق توازن دقيق بين البساطة والعمق، بحيث تكون التفسيرات مفهومة ومبنية على أسس علمية صحيحة دون تحريف لطبيعة النموذج أو منطق قراراته (Lipton, 2016, p. 99).

وفي السياق المالي؛ تعتبر تقنيات الذكاء الاصطناعي التوضيحي من الأدوات الأساسية لتعزيز الشفافية، والثقة، والامتثال التنظيمي، خاصة في المجالات الحساسة مثل منح القروض، وإدارة المخاطر، وكشف الاحتيال. فالمؤسسات المالية تتعامل يوميا مع قرارات عالية التأثير تمس الأفراد والشركات، مما يجعل من الضروري أن تكون أنظمتها التنبؤية قابلة للفهم والمساءلة. حيث يتيح تطبيق XAI في القطاع المالي الجمع بين النماذج القابلة للتفسير بطبيعتها (مثل أشجار القرار والانحدار اللوجستي) وآليات التفسير اللاحق (Post-hoc) المخصصة للنماذج المعقدة مثل الشبكات العصبية العميقة. هذا الدمج يسمح بفهم منطق التنبؤ حتى في النماذج التي كانت تعتبر سابقا "صناديق سوداء". مما يمكن المؤسسات من توضيح أسباب القرارات التنظيمية أو الائتمانية عند الحاجة. ومن الناحية العملية، يمكن لتقنيات مثل LIME وSHAP أن تظهر بوضوح إسهام كل متغير في قرار منح القرض أو في تقدير مستوى المخاطر. فعلى سبيل المثال، يستطيع محلل الائتمان معرفة أن القرار السلبي لطلب قرض معين لم يكن بسبب "انخفاض الدخل فقط"، بل نتيجة تفاعل مع متغيرات أخرى كالتاريخ الائتماني أو نسبة الدين إلى الدخل. وبهذا الشكل، تتحول نتائج النماذج الذكية إلى أدوات دعم قرار شفافة يسهل تبريرها أمام العملاء والهيئات التنظيمية. أما على مستوى الامتثال التنظيمي فتعزز XAI قدرة المؤسسات على تلبية متطلبات القوانين الدولية مثل اللائحة العامة لحماية البيانات (GDPR) التي تضمن حق الأفراد في "تفسير القرار الآلي". فالمصارف مطالبة بتبرير قراراتها المتعلقة بالموافقة أو الرفض في طلبات القروض، أو في تقييم الجدارة الائتمانية، بطريقة يمكن فهمها والتحقق منها. وبذلك تصبح XAI أداة لحماية المستهلك من التمييز أو القرارات التعسفية، وتسهم في ترسيخ مبدأ العدالة والشفافية في النظام المالي.

أما من منظور إدارة المخاطر؛ تسمح XAI بتحديد العوامل التي تؤدي إلى ارتفاع احتمالية التعثر أو الاحتيال المالي، مما يتيح للمؤسسات اتخاذ إجراءات وقائية مدعومة بالأدلة. كما تتيح للمراقبين الماليين تتبع منطق النموذج بدقة، وتقييم مدى اعتماده على بيانات سليمة وغير متحيزة. وبهذا، تشكل XAI محورا استراتيجيا لتحسين كفاءة التحليل المالي، وموثوقية النماذج، وتعزيز الثقة بين المؤسسات والعملاء .(Arrieta, et al., 2019, p. 106)

مما سبق؛ يعد الذكاء الاصطناعي التقليدي والذكاء الاصطناعي التوضيحي مدرستين مختلفتين في بناء النماذج الذكية، خاصة في القطاعات الحساسة مثل القطاع المالي الذي يتطلب مستوى عاليا من الشفافية والمساءلة. ويكمن الفرق الجوهري بينهما في مدى قدرة النظام على توضيح كيفية اتخاذ القرارات وتبريرها للمستخدمين، وهو ما ينعكس على الثقة، والامتثال التنظيمي، والعدالة في القرارات.

ويتميز الذكاء الاصطناعي التقليدي بما يعرف بالصندوق الأسود، حيث تركز هذه النماذج (مثل الشبكات العصبية العميقة والغابات العشوائية الكبيرة) على تحقيق أعلى دقة تنبؤية ممكنة دون الاهتمام بشرح كيفية الوصول إلى النتيجة. وعلى الرغم من قوتها في معالجة البيانات الضخمة والمعقدة، إلا أن غموض آلية اتخاذ القرار يمثل نقطة ضعف كبيرة، خاصة في المجال المالي الذي يتطلب توضيحا دقيقا لأسباب الموافقة على القروض أو تحديد درجات المخاطر. فهذه النماذج، رغم فعاليتها، فقد تثار مخاطر قانونية وأخلاقية إذا اتخذت قرارات غير مبرّرة أو متحيّزة، مما يحد من قابليتها للاستخدام في بيئات تخضع لرقابة صارمة . (Arrieta, et al., 2019, p. 106). أما الذكاء الاصطناعي التوضيحي، فيعتبر استجابة مباشرة لتلك التحديات، إذ يسعى إلى جعل النماذج الذكية شفافة ومفهومة للبشر دون التضحية الكبيرة بالأداء. إذ يعتمد XAI على نوعين من الآلياتنماذج

قابلة للتفسير بطبيعتها (مثل أشجار القرار والانحدار الخطي)، وتفسيرات لاحقة تستخدم لشرح النماذج المعقدة، مثل خوارزميات LIME وSHAP التي تبين مساهمة كل متغير في القرار.

من جهة أخرى؛ يركز الذكاء الاصطناعي التقليدي على تحقيق الأداء الأمثل ولو على حساب القابلية للتفسير، بينما يسعى XAI إلى تحقيق توازن بين دقة التنبؤ ووضوح القرار. فالتفسير الجيد لا يقتصر على تبسيط النتائج، بل يجب أن يكون دقيقا ومعبرا عن المنطق الداخلي للنموذج، مع الكشف عن حدود معرفته وحالات عدم اليقين. ومع ذلك، يحذر بعض الباحثين من الإفراط في التبسيط الذي قد يؤدي إلى ثقة زائفة في الأنظمة الذكية.

3.2 الاحتيال المالي في البيئة الرقمية

شهدت المؤسسات المالية تحولا جذريا نحو الرقمنة، ما أدى إلى تسهيل العمليات البنكية وتوسيع قاعدة العملاء، لكنه في المقابل خلق بيئة خصبة لتنامي أنماط جديدة من الاحتيال المالي الإلكتروني. فقد أصبحت المؤسسات المصرفية تواجه تحديات غير مسبوقة نتيجة استخدام التكنولوجيا المتقدمة في اختراق الأنظمة، واستغلال البيانات الحساسة، وتزوير الهويات الرقمية. في هذا السياق، بات من الضروري توظيف الذكاء الاصطناعي لاكتشاف الأنشطة المشبوهة، مع ضمان الشفافية والامتثال التنظيمي لتفادي المخاطر القانونية والسمعة.

- **أشكال الاحتيال المالي الإلكتروني في المؤسسات المصرفية:** تتنوع أشكال الاحتيال المالي في البيئة الرقمية تبعا لتعدد القنوات الإلكترونية المستخدمة في الخدمات المصرفية. من أبرز هذه الأشكال نجد:

- **احتيال بطاقات الائتمان عبر الإنترنت** يحدث عندما تستخدم بيانات البطاقة (رقم البطاقة، تاريخ الانتهاء، رمز CVV) لإجراء معاملات إلكترونية دون وجود حامل البطاقة فعليا، وغالبا ما يعوض المخترقون بسرقة هذه البيانات عبر قواعد بيانات مسروقة، تسريبات من بائعي التجزئة، أو عبر برمجيات خبيثة تسجل المدخلات. ويتضمن سيناريو التنفيذ عادة شرائح متعددة بداية بالحصول على بيانات البطاقة، ثم اختبارها عبر عمليات شراء منخفضة القيمة، ثم تنفيذ معاملات ذات قيمة عالية أو تحويل الأموال (Bodker, et al., 2022, pp. 394-395).
- **احتيال تحويل الأموال وهجمات اختراق البريد الإلكتروني التجاري** (Wire transfer fraud / Business Email Compromise- BEC): يعنى BEC بأن يخترق المهاجم أو ينتحل صفة جهة موثوقة (نائب تنفيذي، مورد) بواسطة تزوير البريد الإلكتروني أو اختراقه، ثم يوجه جهات داخلية كالمحاسبة لتحويل مبالغ كبيرة إلى حسابات خارجية يسيطر عليها المهاجم. كثيرا ما يُسبق ذلك جمع معلومات استخباراتية عن الضحية وتهيئة سيناريوهات مقنعة (تغييرات حساب مورد مفترضة، أو تعليمات عاجلة للتمويل). عمليات تحويل الأموال الاحتيالية قد تتم أيضا عبر اختراق الحساب المصرفي ذاته أو بوابة الدفع. طابع الهجمات شديد الاستهداف ويسفر غالبا عن خسائر مالية كبيرة (Al-Musib, Al-Serhani, Humayun, & Jhanjhi, 2021, p. 2).
- **التصيّد الإلكتروني** (Phishing): التصيد هو أسلوب اجتماعي تقني يعتمد على رسائل بريد إلكتروني أو صفحات ويب مزيفة لخداع المستخدمين للكشف عن بيانات اعتمادهم أو للنقر على روابط تحمل برمجيات خبيثة. أثناء جائحة COVID-19 ارتفعت معدلات التصيد وظهرت حملات موجهة تعتمد على استغلال الخوف/الفضول. وجدت أبحاث سلوك المستخدم أن عوامل مثل قلة الانتباه، ضغط الوقت، ومهارات معيارية منخفضة تزيد من قابلية التسجيل كضحايا (Al-Qahtani & Cresci, 2022, p. 330).
- **احتيال استبدال شريحة الهاتف** (SIM Swap): تقوم هجمات SIM-swap على خداع مزوّد الخدمة الخليوي لإصدار شريحة جديدة لرقم الضحية أو نقل الرقم لشريحة متحكم بها من المهاجم، مما يمنح الأخير القدرة على استقبال رسائل SMS ومكالمات الاسترجاع للرموز، وبالتالي تجاوز آليات المصادقة الثنائية المعتمدة على الرسائل النصية.

استخدمت هذه الطريقة على نطاق واسع لسرقة محافظ العملات المشفرة وحسابات مالية أخرى تعتمد على SMS-2FA (Hallman).

كما أن التحول إلى المعاملات غير النقدية والاعتماد على واجهات برمجة التطبيقات المصرفية (Open Banking APIs) قد زاد من سطح الهجمات الممكنة، وأدى إلى ظهور أنماط جديدة مثل غسيل الأموال عبر المنصات الرقمية والاحتيال القائم على الذكاء الاصطناعي نفسه (AI-driven Fraud). فبحسب دراسة (Sarna, et al., 2025, p. 22)، فإن نسبة الاحتيال عبر القنوات الرقمية ارتفعت بأكثر من 35% خلال الفترة 2019–2022، ما يعكس الحاجة الملحة لاعتماد أنظمة ذكاء اصطناعي قادرة على التحليل الفوري للأنماط السلوكية. كما أن دمج تقنيات تعلم الآلة في المراقبة المصرفية يرفع دقة اكتشاف الاحتيال إلى أكثر من 94% مقارنة بالطرق التقليدية.

- **مخاطر الذكاء الاصطناعي الأسود (Black-box AI) في اتخاذ القرار المالي:** رغم الاعتماد المتزايد على خوارزميات الذكاء الاصطناعي في كشف الاحتيال وتقييم الجدارة الائتمانية، فإن طبيعة هذه النماذج المعقدة، خاصة الشبكات العصبية العميقة (Deep Neural Networks) والنماذج التجميعية (Ensemble Models)، والتي تجعل قراراتها غير قابلة للفهم بسهولة، وهو ما يُعرف بمشكلة الصندوق الأسود. وتكمن خطورة هذه النماذج في غياب الشفافية؛ إذ يصعب على المستخدم أو المراجع الداخلي تفسير سبب تصنيف معاملة معينة على أنها احتيالية أو مشبوهة. كما يمكن أن تتضمن النماذج تحيزات غير مقصودة في البيانات التاريخية، ما يؤدي إلى قرارات مالية غير عادلة أو تمييزية. فوفقا لدراسة (Goodman & Flaxman, 2016)فإن عدم قابلية هذه النماذج للتفسير يعد انتهاكا لمبدأ "الحق في التفسير" المنصوص عليه في اللائحة الأوروبية العامة لحماية البيانات (GDPR). كما أن الاعتماد على أنظمة غير شفافة في القطاع المالي يزيد من المخاطر التشغيلية ويعرّض المؤسسات لمساءلة قانونية في حال صدور قرارات خاطئة. وعلى المستوى العملي، تشير دراسة (Demajo, Vella, & Dingli, p. 199) إلى أن غياب التفسير الواضح في أنظمة تقييم المخاطر أدى إلى فقدان الثقة بين المؤسسات والعملاء، خصوصا عندما يصعب تبرير رفض طلبات القروض أو تصنيف العملاء كعالي المخاطر دون أسباب مفهومة.

4.2 النماذج والآليات التقنية في XAI لكشف الاحتيال المالي

في ظل تعقد أنظمة الكشف عن الاحتيال المالي واعتمادها المتزايد على نماذج الذكاء الاصطناعي ذات طبيعة "الصندوق الأسود"، برزت الحاجة إلى حلول أكثر شفافية وتفسيرا للقرارات التنبؤية. ومن هنا جاءت أهمية الذكاء الاصطناعي التوضيحي الذي يوفر أدوات ونماذج تقنية تساعد على فهم آلية اتخاذ القرار، وتعزيز الثقة والامتثال التنظيمي داخل المؤسسات المالية.

- **تقنيات تفسير مشهورة: SHAP و LIME**

تعتمد تقنية SHAP (SHapley Additive Explanations) على نظرية القيم الشابية (Shapley values) لتوزيع إسهام كل ميزة (feature) في الفرق بين التنبؤ الفعلي ومتوسط التنبؤ. بعبارة أخرى، تحسب كيف يغير كل متغير نتيجة النموذج إذا أُضيف إلى مجموعة الميزات. حيث يستخدم SHAP كثيرا في كشف الاحتيال لقدرته على تفسير نتائج النماذج المعقدة بشكل محلي (لكل معاملة) وعالمي (لمجموع النموذج). فقد تم استخدامه لتحديد الميزات الأهم في الكشف عن الاحتيال (Almalki & Masud, 2025). أما تقنية LIME (Local Interpretable Model-Agnostic Explanations) فتقترب من تفسير نتائج النموذج عبر بناء نموذج بسيط محلي (مثل الانحدار الخطي أو شجرة قرار بسيطة) يقارب السلوك المحلي للنموذج الأسود حول نقطة (معاملة) معينة. تعطي تفسيرا يركز على المتغيرات الأكثر تأثيرا في تلك الحالة (Suriya & Sireesha, 2025, p. 421).

وعند المقارنة بين التقنيتين تظهر أن SHAP عادة ما تقدم استقرارا أكبر وتفسيرات متسقة بشكلٍ عام، بينما LIME أسرع في توليد التفسيرات المحلية لكنها قد تكون أقل استقرارا عند تغيير العينات أو النماذج.

كما تستخدم تقنيات إضافية مثل Partial Dependence Plots (PDP) و(Permutation Feature Importance (PFI في سياق XAI لتصوير التأثير المتوسط لميزات معينة على التنبؤ عبر مجموعة البيانات.

- **نماذج قابلة للتفسير بطبيعتها**

في إطار تطوير تقنيات الذكاء الاصطناعي التوضيحي لكشف الاحتيال المالي، تحتل النماذج القابلة للتفسير مكانة محورية لما توفره من وضوح وشفافية في القرارات المالية الحساسة، سواء في التقييم الائتماني أو مراقبة المعاملات المصرفية المشبوهة. ومن أبرز هذه النماذج أشجار القرار (Decision Trees) التي تعد من أكثر النماذج قابلية للفهم، إذ تقوم على بنية منطقية تعتمد على تسلسل من الشروط الواضحة وصولا إلى القرار النهائي، مما يتيح تتبع خطوات اتخاذ القرار وفهم العوامل المؤثرة فيه بسهولة. فهذه النماذج تقلل غموض التنبؤات وتعزز الثقة لدى المتعاملين في القطاع المالي (Arrieta, et al., 2019, p. 102)

أما الغابات العشوائية (Random Forest) والنماذج التعزيزية (Boosted Trees) مثل XGBoost وLightGBM، فهي تعد أكثر تعقيدا من أشجار القرار لكنها تحقق دقة أعلى في التنبؤات. ورغم تعقيدها، فقد مكن استخدام أدوات التفسير الحديثة مثل SHAP من تحليل مساهمة كل متغير في القرار النهائي، مما جعلها مناسبة للقطاعات الخاضعة للرقابة المالية. فهذه النماذج من أكثر النماذج شيوعا في التطبيقات المالية، خصوصا في مجالات التنبؤ بالاحتيال والتقييم الائتماني، نظرا لقدرتها على تحقيق توازن بين الدقة والشفافية (Černevičienė & Kabasinskas, 2024, p. 33) .

وفي مجال التقييم الائتماني تحديدا، أثبتت دراسات تطبيقية فعالية الجمع بين النماذج القوية مثل XGBoost وآليات التفسير مثل SHAP في تقديم قرارات ائتمانية قابلة للتبرير والإيضاح. فاعتماد هذه المنهجية يساعد المؤسسات المصرفية على تقديم تفسيرات واضحة لقرارات القرض، مما يعزز الامتثال التنظيمي ويقلل من النزاعات مع العملاء (Li & Zhang, 2024).

أما بالنسبة لتفسير الشبكات العصبية التي تُعد من النماذج "الصندوق الأسود"، فقد تم تطوير تقنيات متقدمة لتوضيح آلية اتخاذ القرار بداخلها، مثل Layer-wise Relevance Propagation (LRP) وIntegrated Gradients وآليات الانتباه (Attention Mechanisms). هذه الأساليب تعمل على توزيع الأهمية على الطبقات المختلفة للشبكة لتحديد المتغيرات الأكثر تأثيرا في المخرجات. فهذه التقنيات تعد من الاتجاهات الحديثة في XAI المالي، حيث تساعد على كشف مبررات قرارات معقدة في أنظمة كشف الاحتيال المبنية على التعلم العميق (Zhang & Chen, 2024).

تظهر هذه التطورات أن الجمع بين دقة النماذج المتقدمة وقابلية التفسير التي توفرها أدوات XAI يمثل خطوة جوهرية نحو بناء أنظمة مالية أكثر شفافية وعدالة، تسهم في تعزيز الثقة العامة وتقليل المخاطر التشغيلية والاحتيالية.

- **دمج الذكاء الاصطناعي التوضيحي في أنظمة المر اقبة المصرفية والتصنيف الائتماني**

في أنظمة الكشف عن الاحتيال المالي، يدمج الذكاء الاصطناعي التوضيحي مع أنظمة الإنذار المبكر ضمن ما يعرف بتفسيرات ما بعد النموذج (Post-hoc XAI). فعند تصنيف معاملة مالية على أنها مشبوهة، يُولد النظام تقريرا تفسيريا يوضح أبرز العوامل أو الخصائص التي ساهمت في اتخاذ القرار، مما يتيح للمحلل البشري مراجعة القرار بسرعة وتحديد ما إذا كان الإنذار حقيقيا أم نتيجة خطأ في التصنيف. هذه البنية المزدوجة تمكن من الجمع بين الكفاءة الآلية والدقة البشرية، مما يقلل من معدلات الخطأ ويزيد من فعالية الكشف عن الاحتيال

وفي مجال التصنيف الائتماني، تستخدم نماذج تعلم آلي قوية لتحليل البيانات الائتمانية بدقة عالية، بينما تضاف طبقة تفسيرية تعتمد على تقنيات مثل SHAP لتوضيح أسباب القرار سواء بالقبول أو الرفض أمام الجهات التنظيمية والعملاء. هذا النهج لا يعزز فقط الشفافية، بل يساعد المؤسسات المالية على تبرير قراراتها والامتثال لمتطلبات التنظيم المالي، خاصة في ما يتعلق بعدم التمييز أو الانحياز في قرارات القروض . أما في أنظمة المراقبة المالية المتكاملة، فقد أظهرت الدراسات الحديثة أن الدمج بين XAI وأدوات التنبؤ الائتماني يتيح إنشاء أنظمة موحدة تجمع بين رصد الاحتيال وتقييم الجدارة الائتمانية في الوقت ذاته. إذ يمكن للنموذج توليد تنبؤ تفسيري يبين المتغيرات الأكثر تأثيرا على كل من احتمال الاحتيال واحتمال التعثر في السداد، مما يمكن المؤسسات من اتخاذ قرارات أكثر استباقية واستنارة (Arrieta, et al., 2019, p. 105).

وفي السياقات المتقدمة مثل التعلم الفيدرالي (Federated Learning) ، ظهرت نماذج هجينة مثل XFL (Explainable Federated Learning، التي تسمح بالتعاون بين البنوك والمؤسسات المالية دون الحاجة إلى مشاركة البيانات الخام، حفاظا على الخصوصية والأمان. هذه النماذج تعتمد على أدوات تفسير مثل SHAP وLIME لتوفير شفافية في القرارات التنبؤية، مع ضمان الامتثال التنظيمي في بيئات البيانات الموزعة (Arrieta, et al., 2019, pp. 106-107)

5.2 دور الذكاء الاصطناعي التوضيحي في تعزيز الشفافية والثقة التنظيمية

مع التوسع في استخدام الخوارزميات الذكية داخل المؤسسات المصرفية، برزت الحاجة إلى تعزيز الشفافية والمسؤولية القانونية في القرارات الآلية التي تمسّ العملاء مباشرة. حيث يقدم الذكاء الاصطناعي التوضيحي إطارا عمليا لتحقيق هذا الهدف، إذ يسمح بتتبع مسار القرار وتحديد المبررات الدقيقة وراء كل نتيجة، ما يمكن من ربط المخرجات التقنية بالمتطلبات القانونية والتنظيمية. هذا الربط بين الجانب التكنولوجي والمؤسسي يُعد خطوة أساسية في بناء الثقة بين المصارف والجهات الرقابية، ويمنح الأطراف المتأثرة بالقرار حقّ الفهم والمساءلة عن الأسس التي بُني عليها.

حيث تشكل التفسيرات الآلية أحد أهم الجسور التي تربط الذكاء الاصطناعي بالمساءلة القانونية؛ فهي تتيح تحديد مصدر القرار، سواء كان ناجمًا عن خطأ في البيانات أو انحراف في النموذج أو خلل في تطبيق السياسة المصرفية. وعندما تكون آلية القرار موثقة بشكل تفسيري، يصبح من الممكن تحديد المسؤوليات بدقة في حال حدوث ضرر أو انحياز. كما تساهم هذه التفسيرات في بناء سجل رقمي يمكن استخدامه كدليل في التحقيقات أو الطعون القانونية، وهو ما يعزز مصداقية المؤسسات أمام القضاء والجهات التنظيمية (Arrieta, et al., 2019, p. 110).

كما توفر آليات XAI كذلك قيمة مضافة في الدفاع القانوني للمؤسسات المالية من خلال تمكينها من تقديم مبررات كمية ونوعية لقراراتها. فعند رفض طلب قرض أو تصنيف معاملة على أنها مشبوهة، يستطيع المصرف إرفاق تفسير يوضح العوامل الرئيسة التي أثرت في القرار، مما يقلل احتمالية الادعاء بوجود تمييز أو تعسف. وبذلك تصبح الشفافية التفسيرية أداة وقائية ترفع من كفاءة الحوكمة القانونية وتحدّ من النزاعات التنظيمية (NIST, 2021).

إضافة إلى ذلك؛ يعيد XAI تشكيل ممارسات الحوكمة داخل المصارف من خلال دمج عناصر تفسيرية في دورة حياة النماذج. فكل نموذج يُستخدم لاتخاذ قرارات مالية يجب أن يخضع لسياسات تفسير واضحة، تتيح تقييم أدائه من طرف لجان المخاطر والامتثال. هذه المقاربة التكاملية تجعل الرقابة الداخلية أكثر فعالية، وتساعد على اكتشاف الانحرافات مبكرا، مما يحافظ على سلامة القرارات التشغيلية والسمعة المؤسسية.

أما في جانب الامتثال، فقد أصبحت الجهات التنظيمية تعتمد بشكل متزايد على تقارير تفسيرية صادرة عن أنظمة XAI للتحقق من التزام المؤسسات بمبادئ العدالة والإنصاف. إذ توفر هذه التقارير أدلة تقنية توضح كيفية اختبار النماذج ضد التحيزات وكيفية معالجة عدم اليقين في التنبؤات. وهذا التحول نحو الامتثال القائم على الأدلة يعزز الثقة المتبادلة بين المؤسسات المالية والهيئات الرقابية، ويمكن من مراقبة أنشطة الذكاء الاصطناعي ضمن إطار قانوني واضح ومحدد المسؤوليات. كما يسهم XAI في تطوير منهجيات التدقيق المصرفي، إذ لا يقتصر التدقيق بعد الآن على مراجعة النتائج النهائية فحسب، بل يمتد إلى تقييم جودة التفسيرات واتساقها مع قواعد اتخاذ القرار. ويستطيع المدققون باستخدام مؤشرات تفسيرية مثل تغير مساهمة المتغيرات أو ظهور أنماط غير متوقعة في الأوزان، تحديد المشكلات المحتملة في النموذج قبل أن تتفاقم. وبهذا المعنى، يصبح XAI أداة رقابية استباقية ترفع من كفاءة الرقابة وتقلل من المخاطر التشغيلية (Arrieta, et al., 2019, p. 112).

3. دراسة حالة بنك سنغافورة للتنمية خلال الفترة 2020-2024

1.3 نبذة عن بنك سنغافورة للتنمية و اعتماده الذكاء الاصطناعي التوضيحي

تأسس بنك سنغافورة للتنمية في عام 1968 بقرار من حكومة سنغافورة تحت اسم The Development Bank of Singapore Limited، وكان الهدف من إنشائه دعم النمو الاقتصادي وتمويل مشاريع التنمية الصناعية والتجارية بعد استقلال البلاد. ومع مرور الوقت، تطور البنك من مؤسسة تنموية إلى أحد أبرز البنوك التجارية في آسيا، معتمدا على استراتيجيات

تمويلية مبتكرة وهيكل إداري يستند إلى مبادئ الحوكمة الرشيدة والاستدامة المالية. وقد غير البنك اسمه رسميا إلى DBS Bank Ltd عام 2003، تأكيدا لتحوله من بنك تنموي محلي إلى مؤسسة مالية عالمية تمتلك حضورا قويا في الأسواق الإقليمية والعالمية (DBS Bank Ltd, 2023, pp. 5-7).

ويعد بنك سنغافورة للتنمية اليوم من الروّاد العالميين في مجال التحول الرقمي المصرفي، إذ اعتمد نهج البنك الرقمي المتكامل الذي يجمع بين الخدمات المصرفية التقليدية والتقنيات الحديثة مثل الذكاء الاصطناعي، وتحليل البيانات الضخمة، والحوسبة السحابية. وقد أطلق البنك منذ عام 2014 إستراتيجية رقمية شاملة تهدف إلى جعل العمليات المصرفية أكثر كفاءة ومرونة، وتوفير تجربة عملاء رقمية متكاملة عبر مختلف القنوات. وتعد منصة البنك الرقمية في الهند وإندونيسيا من أبرز النماذج التي تظهر قدرة DBS على الابتكار في بيئات مالية ناشئة ومعقدة (Jelassi & Martínez-López, 2020).

كما حاز البنك على العديد من الجوائز الدولية تقديرا لقيادته في الابتكار والتحول الرقمي، حيث اختير لعدة سنوات متتالية كأفضل بنك رقمي في العالم من قبل مجلة Euromoney وThe Banker. وقد نال في عام 2022 جائزة أفضل بنك في العالم من Global Finance، تقديرا لقدرته على دمج التكنولوجيا في عملياته التشغيلية بطريقة مسؤولة ومستدامة. ويرجع هذا النجاح إلى تركيز البنك على تطوير أنظمة الذكاء الاصطناعي التوضيحي لتعزيز الشفافية في قرارات الإقراض والمخاطر، بالإضافة إلى مبادراته في الأمن السيبراني والتعاملات الرقمية الآمنة (DBS Bank Ltd, 2023).

وبفضل هذا النهج، أصبح DBS يعتبر نموذجا عالميا للتحول الرقمي المسؤول في القطاع المصرفي، حيث يجمع بين الابتكار التكنولوجي والامتثال التنظيمي والالتزام بالحوكمة الرقمية. فلقد استطاع البنك أن يحافظ على توازنه بين الكفاءة التشغيلية والتحول الأخلاقي في استخدام التقنيات المالية، مما جعل تجربته محل دراسة من قبل مؤسسات مالية وأكاديمية عديدة في آسيا وخارجها.

وتبنى بنك سنغافورة للتنمية استراتيجية شاملة في تطبيق الذكاء الاصطناعي التوضيحي ضمن إطار حوكمة البيانات والمسؤولية الرقمية، تهدف إلى ضمان الاستخدام العادل والشفاف للتقنيات الذكية في عملياته المصرفية. وقد جاءت هذه الاستراتيجية ضمن مبادرة أوسع تعرف باسم Responsible AI Framework، التي أطلقها البنك بالتعاون مع سلطة النقد السنغافورية (Monetary Authority of Singapore – MAS) منذ عام 2018، في إطار السعي لبناء منظومة مالية قائمة على الثقة والمساءلة. يهدف هذا الإطار إلى تطوير أنظمة ذكاء اصطناعي موثوقة يمكنها دعم قرارات حيوية مثل التقييم الائتماني، كشف الاحتيال، وإدارة المخاطر دون الإضرار بحقوق العملاء أو تعريضهم للتحيز الخوارزمي (DBS, Bank Sustainability Report , 2023) .

يستند هذا الإطار إلى مجموعة من المبادئ الإرشادية تعرف باسم FEAT Principles، وهي اختصار لأربعة مفاهيم أساسية: العدالة Fairness، الأخلاقياتEthics، المساءلةAccountability، والشفافية والتفسيرTransparency . تمثل هذه المبادئ الأساس الذي تبني عليه المؤسسات المالية في سنغافورة ممارساتها في تطوير واستخدام أنظمة الذكاء الاصطناعي، لضمان أن تكون القرارات الآلية متوافقة مع القيم المؤسسية والمعايير التنظيمية (Monetary Authority of Singapore (MAS), 2018).

إذ يركز مبدأ العدالة على تجنب أي شكل من أشكال التمييز الناتج عن الخوارزميات، سواء على أساس الجنس أو العمر أو الخلفية الاجتماعية. لتحقيق ذلك، اعتمد DBS سياسات تقييم دورية للبيانات والنماذج المستخدمة لتحديد الانحيازات المحتملة، وتطوير خوارزميات تصحيح ذاتي لضبط نتائج النماذج عندما تظهر انحرافا عن المعايير الأخلاقية أو القانونية. هذه الإجراءات مكنت البنك من ضمان حيادية خوارزمياته في قرارات القروض والتقييم الائتماني، ما يعزز الثقة بين البنك والعملاء.

أما مبدأ الأخلاقيات فيرتبط بإلزام فرق التطوير بتبني معايير سلوكية واضحة في بناء النماذج واستخدام البيانات، بحيث تلتزم جميع التطبيقات الذكية بمعايير الخصوصية وحماية المستهلك. يقوم البنك بدمج هذه المعايير في مراحل التصميم الأولى للأنظمة الذكية، لضمان أن تكون الحلول التقنية "أخلاقية بالتكوين" وليس مجرد امتثال شكلي بعد التطوير.

أما مبدأ المساءلة فإنه يضمن إمكانية تتبّع جميع القرارات الصادرة عن الأنظمة الذكية. حيث يقوم البنك بإنشاء سجلات تفسيرية (Audit Trails) توثق كيفية اتخاذ القرار عبر المراحل المختلفة للنموذج، بما في ذلك البيانات المستخدمة، المتغيرات المؤثرة، وأوزانها النسبية. يتيح هذا النظام إمكانية مراجعة أي قرار مالي لاحقا، سواء من قبل فرق الامتثال الداخلية أو الهيئات التنظيمية الخارجية، وهو ما يتماشى مع فلسفة "الذكاء الاصطناعي المسؤول" التي تتبناها سنغافورة كمحور رئيسي في سياستها المالية المستقبلية.

أما فيما يتعلق بمبدأ الشفافية والتفسير فهو يمثل الجانب الأكثر ارتباطا بالذكاء الاصطناعي التوضيحي، حيث يعتمد البنك على أدوات مثل SHAP وLIME لتوضيح كيفية اتخاذ القرارات الآلية في مجالات مثل التقييم الائتماني وكشف الاحتيال. حيث تستخدم هذه التفسيرات في إنشاء تقارير مرئية تعرض على موظفي البنك وصناع القرار لتقييم مدى توافق مخرجات النماذج مع السياسات الأخلاقية والرقابية. هذا التكامل بين التفسير والتقويم البشري يضمن أن تظل أنظمة الذكاء الاصطناعي تحت إشراف بشري مستمر، مما يعزّز الثقة المؤسسية والتنظيمية في المخرجات التنبؤية.

2.3 تطبيقات الذكاء الاصطناعي التوضيحي في أنظمة كشف الاحتيال المالي ببنك سنغافورة للتنمية:

اعتمد بنك سنغافورة للتنمية نهجا استراتيجيا متكاملا لتوظيف الذكاء الاصطناعي التوضيحي ضمن منظومته لمكافحة الاحتيال المالي، بهدف تحسين الشفافية التشغيلية وتعزيز ثقة الجهات التنظيمية. وقد بنيت هذه المقاربة على تطوير بيئة تحليل بيانات متقدمة تسمح بالمراقبة الفورية للعمليات المصرفية واكتشاف الأنماط الشاذة في الوقت الحقيقي. حيث تعتمد البنية التقنية على منصات تحليل تدفقي قادرة على معالجة ملايين العمليات اليومية، وتوليد إشعارات آنية عند رصد نشاطات مشبوهة. يتيح ذلك للفِرق المختصة في إدارة المخاطر الاستجابة الفورية قبل وقوع الضرر المالي، مما يجعل النظام أكثر ديناميكية وفاعلية مقارنة بالآليات التقليدية التي كانت تعتمد على التحليل اللاحق للبيانات. (DBS Bank Ltd. AI & Risk Management Report, 2023) .

التحول الأهم في هذه المنظومة هو دمج تقنيات XAI في آليات التقييم التلقائي، بحيث لا يقتصر النظام على تصنيف المعاملة كاحتيالية أو آمنة، بل يقدم تفسيرا واضحا ومباشرا للقرار. يعتمد البنك في ذلك على أدوات مثل SHAPوLIME، اللتين تمكنان من تحديد مدى مساهمة كل متغير - كالتوقيت، قيمة المعاملة، موقع الجهاز المستخدم- في التنبؤ النهائي. هذه التفسيرات لا تقدم فقط للمحللين الداخليين، بل تستخدم أيضا لتوثيق قرارات النظام في إطار الامتثال التنظيمي، ما يعزز الشفافية ويحد من المخاطر القانونية المرتبطة بالقرارات الآلية غير المفهومة. كما تسهم التقارير التوضيحية الآلية في تسريع عملية مراجعة الحالات المشبوهة دون التضحية بجودة التحليل أو موثوقيته (DBS Bank Ltd. AI & Risk Management Report , 2023) .

وتظهر البيانات الداخلية للبنك أن إدماج تقنيات التفسير في منظومة المراقبة قد مكنه من تقليل معدلات الاحتيال المالي بحوالي 40٪ خلال ثلاث سنوات، مع انخفاض ملحوظ في معدلات الإنذارات الكاذبة التي كانت تشكل عبئا تشغيليا كبيرا. ويرجع ذلك إلى أن التفسيرات المقدمة من XAI مكنت فرق المراجعة من فهم قرارات النظام وتحديد أسباب الأخطاء المحتملة بدقة، مما ساعد في تحسين النماذج باستمرار. كما أسهم هذا النهج في رفع كفاءة الامتثال الداخلي، إذ باتت التقارير الناتجة عن XAI قابلة للتدقيق من قبل الجهات الرقابية مباشرة، مما يعزز الالتزام بمبادئ الشفافية والمساءلة التي تفرضها سلطة النقد السنغافوري (Monetary Authority of Singapore & DBS Bank, 2022).

3.3 تحليل البيانات الإحصائية لبنك سنغافورة للتنمية للفترة 2020–2024

بين عامي 2020 و2024، شهدت سنغافورة طفرة رقمية لافتة في مجال المعاملات الإلكترونية نتيجة لتسارع التحول نحو الاقتصاد الرقمي، وتزايد اعتماد الأفراد والشركات على القنوات غير الورقية. فقد أشار تقرير Singapore Digital Economy Report 2024 إلى أن ما نسبته 94.6% من المؤسسات باتت تعتمد واحدة على الأقل من التقنيات الرقمية كالذكاء الاصطناعي، والدفع الإلكتروني، والأمان السيبراني .كما بلغ معدل النمو المركب السنوي لقيمة المعاملات الرقمية نحو 14.5% بين عامي 2021و2024، ما يعكس اتساع نطاق استخدام المنصات الرقمية في مختلف الأنشطة المالية .

في سياق مواز؛ شهدت المحافظ الرقمية انتشارا متزايدا في التجارة الإلكترونية، حيث استحوذت على 39% من إجمالي المعاملات في عام2024 ، وبلغت حصتها عند نقاط البيع التقليدية نحو 29% من إجمالي المدفوعات، وهو ما يعكس تحول المستهلكين إلى حلول دفع أكثر ذكاءً وسرعة وأمانا. هذه الطفرة الرقمية رافقتها زيادة ملحوظة في محاولات الاحتيال المالي، إذ سجلت السلطات السنغافورية خلال النصف الأول من عام 2024 خسائر تقدر بنحو 385.6 مليون دولار سنغافوري ناتجة عن أكثر من 26,500 حالة احتيال، مقارنة بخسائر بلغت 651.8 مليون دولار سنغافوري في عام 2023. وقد قدرت الخسائر الإجمالية في عام 2024 بنحو 1.1 مليار دولار أمريكي بزيادة تفوق 70%عن العام السابق.

أما من حيث مؤشرات الأداء، فقد أظهرت المصارف التي اعتمدت تقنيات الذكاء الاصطناعي التوضيحي (XAI) تحسنا واضحا في ثلاثة محاور رئيسية هي الدقة في رصد المعاملات المشبوهة عبر النماذج التنبؤية،و سرعة الاستجابة في معالجة البلاغات بفضل الأتمتة الذكية، وارتفاع رضا العملاء نتيجة الشفافية في تبرير قرارات الأنظمة .كما ساهمت هذه التقنيات في تقليص الوقت اللازم لتحليل الحالات الاحتيالية من أيام إلى ساعات، وخفض نسبة الإيجابيات الكاذبة بما يقارب 25% وفق بيانات الهيئة النقدية السنغافورية (MAS) وتقارير الصناعة المصرفية المحلية.

وتشير المقارنة بين الفترة التي سبقت اعتماد الذكاء الاصطناعي التوضيحي وتلك التي تلته إلى تحسّن ملحوظ في جودة أنظمة المراقبة المالية، إذ أصبحت المؤسسات قادرة على تبرير قراراتها التحليلية أمام الجهات التنظيمية والعملاء، مما عزّز الثقة في النظام المالي وأدى إلى استدامة التحول الرقمي في بيئة مالية آمنة وشفافة.

4.3 أثر الذكاء الاصطناعي التوضيحي على الشفافية والثقة التنظيمية في بنك سنغافورة للتنمية

خلال الفترة 2020 و2024، أصبح الذكاء الاصطناعي التوضيحي (XAI) ركيزة أساسية في سياسات الحوكمة الرقمية داخل بنك سنغافورة للتنمية، حيث ساهم في ترسيخ الشفافية وتعزيز الثقة التنظيمية. لم يعد استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي مقتصرا على تسريع المعاملات أو تحسين دقة التنبؤ بالمخاطر، بل أصبح أداة استراتيجية تتيح تفسير القرارات وتحليلها بطريقة قابلة للفهم من قبل الجهات الرقابية والمودعين والمستثمرين على حد سواء. فإدخال أدوات XAI مكن البنك من الانتقال من نموذج "الصندوق الأسود" إلى نموذج تحليلي يمكن تبرير مخرجاته وتقييم مدى توافقه مع السياسات التنظيمية الصادرة عن الهيئة النقدية في سنغافورة (MAS) ، ومع متطلبات بازل III الخاصة بالشفافية والحوكمة.

فاعتماد XAI في مؤسسات مثل بنك سنغافورة للتنمية لم يقتصر على تحسين أداء نماذج الكشف عن الاحتيال؛ بل تعلق بتحويل علاقة البنك مع المشرفين التنظيميين من علاقة إثبات نتائج إلى علاقة تفسير القرار. حيث تتطلب ضوابط إدارة مخاطر النماذج (MRM) قدرا معقولا من القابلية للفهم لتمكن المراجعين من تقييم ملاءمة النماذج واختباراتها — وهو مطلب يكتسب تفصيلا في إرشادات MAS الخاصة بإدارة مخاطر نماذج الذكاء الاصطناعي. لذلك، يوفر XAI مستوى عمليا من الشروحات (مثلا نسب مساهمة السمات، سيناريوهات الفشل) الذي يسمح للجهات الرقابية بفهم كيف ولماذا اتخذ النموذج قراره، بدلا من الاقتصار على أرقام الأداء.

- **العلاقة بين الذكاء الاصطناعي التوضيحي ومتطلبات MAS وBasel III:** من زاوية الامتثال؛ يتقاطع مطلب قابلية التفسير مع متطلبات Basel III ذات الصلة باستخدام النماذج الداخلية: أي "صندوق أسود" لا يمكن تفسيره قد يعرقل قبول نتائج النموذج لأغراض احتساب رأس المال أو تخفيف المتطلبات التنظيمية. كما أن وثائق BIS توضح أن السلطات قد تطلب أو

تفضل تفسيرات قابلة للفحص خصوصاً حين تُستخدم النماذج في قرارات جوهرية (التصنيف الائتماني، تقدير الخسائر، حسابات رأس المال)، بينما MAS تحدد ممارسات ميسّرة لإدارة مخاطر نماذج AI تتطلب حوكمة، توثيق، وشرح لازميّ. إذن، التوافق العملي مع توصيات MAS وقيود Basel III يتطلب من البنك توظيف XAI ليس فقط لتحسين الشفافية لدى الداخل، بل كشرط تمكيني لاستمرار اعتماد نتائج النماذج في إطار قواعد رأس المال والرقابة (Pérez-Cruz, Prenio, Restoy, & Yong, 2025, p. 12).

- **آليات دعم الذكاء الاصطناعي التوضيحي للامتثال :** عمليا؛ يزود XAI فرق الحوكمة والامتثال بثلاث أدوات أساسية هي:
  - تفسيرات مستوى المعاملة (local explanations) لشرح قرارات رفض/تعليق معاملات محددة؛
  - قياسات مساهمة السمات (global attributions) التي تبين ما إذا كانت متغيرات محددة تسهم في تحيز النظام أو ضعف الأداء؛
  - سيناريوهات ضغط/اختبار (stress tests) مبنية على الموديل المفسر لتقييم الاستقرار.

هذه العناصر تمكن مسارات مراجعة واضحة للجهات الرقابية وتقلل حاجتها إلى طلبات بيانات متكررة أو نسخ احتياطية طويلة، ما يسرّع عمليات الاعتماد والمراجعة التنظيمية (Pérez-Cruz, Prenio, Restoy, & Yong, 2025).

وفي توجهاتها الأخيرة تشجع الهيئة النقدية في سنغافورة على توثيق منهجي لاستخدام AI (من حوكمة إلى اختبارات ما قبل النشر)، وهنا تعد تفسيرات XAI جزءا من "حقيبة الأدلة" التي يقدمها البنك عند مراجعة مشروعاته. فوجود سجلات تفسيرية (explainability logs) يسهل إجراء مراجعات داخلية وخارجية، ويقلل مخاطر استدعاء إجراءات تصحيحية مكلفة أو فرض غرامات ناتجة عن عدم قدرة البنك على تبيان سلامة قراراته الآلية. بهذه الطريقة، يعمل XAI كوسيط فني-إجرائي يربط ممارسات التطوير بالمطالب الرقابية (MAS, 2024).

- **دعيم ثقة المودعين والمستثمرين** : تتغذى ثقة المودعين والمستثمرين على عنصرين هما: القدرة على فهم حماية أموالهم، والقدرة على فهم سلوك البنك في حالات الطوارئ. فقد أدى تطبيق XAI إلى تعزيز الثقة المؤسسية لدى المودعين والمستثمرين من خلال تحسين جودة التواصل والوضوح في الإجراءات المصرفية. فحين يقدّم البنك تفسيرات واضحة لأسباب رفض معاملة أو تجميد حساب، يشعر العميل بوجود منطق عادل وشفاف يحكم العملية، مما يقلل من الشكاوى ويزيد من الولاء المؤسسي. كما استفاد المستثمرون من هذا النهج عبر تقارير حوكمة دقيقة توضّح كيفية إدارة مخاطر الذكاء الاصطناعي، وهو ما انعكس إيجابا على تقييم الجدارة الائتمانية للبنك واستقرار تدفقاته المالية. وفي السياق ذاته، أتاح XAI لفِرق الامتثال إمكانية إنتاج تقارير تحليلية قابلة للتدقيق، وهو ما قلل من زمن مراجعة النماذج من قبل الجهات الرقابية وساعد على تسريع عمليات الاعتماد دون المساس بالشفافية أو الجودة.

فعند تطبيق XAI بشكل متقن داخل بنك التنمية السنغافوري، يمكن قياس آثاره عبر مؤشرات ملموسة مثل انخفاض في عدد الاستئنافات والشكاوى المتعلقة بالحظر، تقليل زمن التحقيق، خفض في معدلات الإيجابيات الكاذبة، وتحسن في سرعة الموافقات التنظيمية على استخدام نماذج جديدة. هذه مؤشرات قابلة للربط مباشرة بإجراءات شرح النموذج (مثلا مقارنة فترة مراجعة نموذج قبل/بعد إدخال تقارير SHAP دورية). كما أن أحد تأثيرات XAI غير المباشرة هو تخفيض تكلفة رأس المال المحتمل عندما يرى المستثمرون إشارات لحوكمة نموذجية (MAS, 2024).

مع ذلك؛ ثمة حدود فتقنيات التفسير نفسها لها قيود (مثل قابلية التفسير المحدودة للنماذج العميقة أو تحسس تفسيرات SHAP للتوزيع)، والتفسير المغلوط قد يعطي إحساس أمان زائف. أيضا، الإفصاح المفرط عن آليات العمل قد يفتح ثغرات لمهاجمين. لذلك، فبنك سنغافورة للتنمية بحاجة إلى استراتيجية توازن بين الشفافية الكافية للمنظم والمودع، وسرية التقنيات الحساسة، مع سياسات وصول وتوثيق صارمة، تماما كما توصي إرشادات MAS وملاحظات جهات إشرافية دولية.

وعليه؛ يمكن القول إن إدماج XAI داخل بنك سنغافورة للتنمية لم يكن مجرد تحديث تقني، بل تحول هيكلي في فلسفة الامتثال والحوكمة. فلقد عزز هذا التوجه قدرة البنك على تحقيق التوازن بين الكفاءة التشغيلية والشفافية، وأرسى نموذجا تنظيميا قادرا على إقناع المودعين والمستثمرين والجهات الرقابية بأن الذكاء الاصطناعي يمكن أن يكون أداة للثقة، لا مصدر قلق.

4. الخاتمة:

خلصت هذه الدراسة إلى أن الذكاء الاصطناعي، وبوجه خاص الذكاء التوضيحي (XAI)، أصبح عنصرا محوريا في تطوير الهندسة المالية وتعزيز الحوكمة داخل المؤسسات البنكية الحديثة. فمن خلال تحليل تجربة بنك سنغافورة للتنمية، تبين أن اعتماد تقنيات XAI لا يمثل مجرد تحديث تقني، بل هو تحول استراتيجي يسهم في ترسيخ الثقة التنظيمية وتحقيق توازن فعلي بين الابتكار المالي والامتثال لمعايير الرقابة الدولية. أظهرت نتائج البحث أن الذكاء التوضيحي مكّن الجهات الرقابية من فهم منطق النماذج التحليلية المعقدة، وساعد في تقليل معدلات الأخطاء التشغيلية، كما عزز قدرة البنوك على تقديم قرارات شفافة يمكن تبريرها أمام المودعين والمستثمرين.

ومن أهم النتائج التي توصلت إليها الدراسة تمثلت في:

- أن قابلية التفسير أصبحت مكونا أساسيا في تقييم جودة النماذج المالية ضمن متطلبات بازل III.
- ساهم إدماج XAI في رفع كفاءة أنظمة الكشف عن الاحتيال وخفض الإيجابيات الكاذبة بنسبة معتبرة.
- زادت الشفافية الناتجة عن التفسير الواضح من ثقة العملاء والمستثمرين بالمؤسسات المالية.
- أوجد استخدام XAI نموذجا جديدا للتفاعل الإيجابي بين الابتكار الرقمي والرقابة المصرفية.

وبناء على هذه النتائج، توصي الدراسة بما يلي:

- ضرورة إدراج تقنيات XAI ضمن السياسات التنظيمية الوطنية للمؤسسات المالية.
- إنشاء وحدات متخصصة داخل البنوك لمتابعة جودة التفسيرات وتحليل أثرها على الأداء والامتثال.
- تشجيع التعاون بين الجامعات والهيئات المصرفية لتطوير أدوات تفسيرية محلية تراعي الخصوصية القانونية والاقتصادية.

5. قائمة المراجع:

Bibliographie

Adeyeri, T. B. (2024). Economic Impacts of AI-Driven Automation in Financial Services. *International Journal of Scientific Research and Management (IJSRM), 12*(7), 6779-6791.

Almalki, F., & Masud, M. (2025). *Financial Fraud Detection Using Explainable AI.* Retrieved from arxiv.org: https://arxiv.org/pdf/

Al-Musib, N. S., Al-Serhani, F. M., Humayun, M., & Jhanjhi, N. Z. (2021). Business email compromise (BEC) attacks. *Materials Today Proceedings, 81*(1), 1-7.

Al-Qahtani, A. F., & Cresci, S. (2022). The COVID-19 scamdemic: A survey of phishing attacks and their countermeasures during COVID-19. *Journal article. PMC, 16*(5), 324-345.

Arrieta, A. B., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., González, A. G., . . . Herrera, F. (2019). Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, Taxonomies, Opportunities and Challenges toward Responsible AI. *Information Fusion, 58*(3), 83-115.

BIS. (2024). *Bank for International Settlements*. Retrieved from Managing explanations: How regulators can address AI explainability.* Basel, Switzerland: Financial Stability Institute.

Bodker, A., Connolly, P., Sing, O., Hutchins, B., Townsley, M., & Drew, J. (2022). Card-not-present fraud: using crime scripts to inform crime prevention initiatives. *Journal article. PMC*, 693-712.

Černevičienė, J., & Kabasinskas, A. (2024). Explainable artificial intelligence (XAI) in finance: a systematic literature review. *Artificial Intelligence Review, 57*(8), 1-47.

DBS Bank Ltd. (2023). Retrieved from Annual Report 2023: Building the Bank of the Future. DBS Group Holdings Ltd., Singapore: https://www.dbs.com/iwov-resources/images/investors/other-materials/2024/DBS%20Annual%20Report%202023.pdf

DBS Bank Ltd. AI & Risk Management Report . (2023). Retrieved from Responsible Use of Artificial Intelligence in Financial Operations. Singapore.

DBS Bank Ltd. AI & Risk Management Report. (2023). Retrieved from Responsible Use of Artificial Intelligence in Financial Operations, Singapore.

DBS, Bank Sustainability Report . (2023). Retrieved from Responsible Banking in the Digital Age. DBS Group Holdings Ltd., Singapore.

Demajo, L. M., Vella, V., & Dingli, A. (n.d.). Explainable AI for Interpretable Credit Scoring. *CC BY-NC-ND 4.0*, 185-203.

Doshi-Velez, F., & Kim, B. (2017). Towards a rigorous science of interpretable machine learning. *https://arxiv.org/pdf/1702.08608*, 1-13.

Farishy, R. (2023). The use of artificial intelligence in banking industry. *International Journal of Social Service and Research, 3*(7), 1724-1731.

Goodman, B., & Flaxman, S. (2016). EU regulations on algorithmic decision-making and a "right to explanation". *AI Magazine, 38*(3).

Hallman, R. (n.d.). SIM Swapping Attacks for Digital Identity Theft: A threat to financial services and beyond.

Jelassi, T., & Martínez-López, F. J. (2020). DBS Transformation (C): The World's Best Digital Bank. In *Strategies for e-Business.*

Lipton, Z. C. (2016). The mythos of model interpretability. *arXiv preprint* arXiv:1606.03490.*, 96-100.

MAS. (2024). ARTIFICIAL INTELLIGENCE MODEL RISK MODEL RISK: OBSERVATIONS FROM A THEMATIC REVIEW. *The Monetary Authority of Singapore*, 1-50.

Monetary Authority of Singapore & DBS Bank. (2022). Retrieved from Joint AI Symposium Report: Explainable AI and Risk Governance in Financial Services. Singapore.

Monetary Authority of Singapore (MAS). (2018). Retrieved from Principles to Promote Fairness, Ethics, Accountability and Transparency (FEAT) in the Use of Artificial Intelligence and Data Analytics in Singapore's Financial Sector.

NIST. (2021). *National Institute of Standards and Technology*. Retrieved from Four principles of explainable artificial intelligence: https://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/ir/2021/nist.ir.8312.pdf

Pazouki, S., Jamshidi, M. (., Jalali, M., & Tafreshi, A. (2025). Artificial intelligence and digital technologies in finance: A comprehensive review. *Journal of Economics, Finance and Accounting Studies (JEFAS), 7*(2), 54-69.

Pérez-Cruz, F., Prenio, J., Restoy, F., & Yong, J. (2025). Managing explanations:how regulators can address AI explainability. *Bank for International Settlements* , 1-19.

Ribeiro, M. T., Singh, S., & Guestrin, C. (2016). "Why should I trust you?": Explaining the predictions of any classifier. 1135–1144. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, (pp. 1135–1144).

Sarna, N. J., Farzana, A., Rithen, F. A., Jui, U. S., Belal, S., Amin, A., . . . Islam, A. M. (2025). AI Driven Fraud Detection Models in Financial Networks: A Comprehensive Systematic Review. *IEEE Access*, 1-30.

Suriya, S., & Sireesha, R. (2025). Credit Card Fraud Detection using Explainable AI Methods. *Journal of Information Systems Engineering and Management, 10(24s)*, 415-428.

Ziwei, Y., Cao, X., Chen, Z., & Li, S. (2023). Artificial Intelligence in Accounting and Finance: Challenges and Opportunities. *IEEE Access*, 1-25.