الجمهورية العربية السورية
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
المعهد العالي لإدارة الأعمال

بناء نموذج إنذار مبكر للمصارف السورية الخاصة

Building an Early Warning Model for Syrian Private Banks

رسالة لنيل درجة الماجستير في علوم الإدارة

اختصاص: إدارة مالية ومصرفية

إعداد الطالبة:

لانا كنعان

إشراف الدكتورة:

منال الموصلي

العام الدراسي: 2020 – 2021

الإهداء

بسم الله الرحمن الرحيم

"يَرْفَعِ اللَّهُ الَّذِينَ آمَنُوا مِنْكُمْ وَالَّذِينَ أُوتُوا الْعِلْمَ دَرَجَاتٍ وَاللَّهُ بِمَا تَعْمَلُونَ خَبِيرٌ"

صدق الله العظيم

إلى..

العرفان الذي لا يخط بالأقلام.. روح أبي الزكيّة الطّاهرة

الحرم السّماوي المقدّس .. أمي

صفاء الدهر وودّه.. سلام، ليندا، كريم وسحر

نعيم الحياة وطمأنينة القلب.. أصدقائي

العظيمة التي ترجمت بفعلها قول أحمد شوقي "كاد المعلّم أن يكون رسولاً"..

من أعادت ترتيب عثراتي بكل كرم.. وسخاء.. الدكتورة منال الموصلي

الملخص:

هدف هذا البحث إلى بناء نموذج إنذار مبكر للتنبؤ بفشل المصارف السورية الخاصة باستخدام تقنيات التعلم الآلي. لتحقيق هدف الدراسة، تم استخدام معيارين للتصنيف، مصرف ناجح أو فاشل، من خلال الاعتماد على ثلاث مقاييس وهي: نسبة السيولة للالتزامات على أن تتجاوز نسبة 20% للعملات المحلية، وذلك حسب قرار مصرف سورية المركزي[1]، كفاءة الملاءة المالية على أن لا يقل رأس مال المصرف عن 8% من كتلة المخاطر حسب متطلبات بازل II وأخيراً، نسبة تغطية السيولة عن ألا تقل عن 100% حسب متطلبات بازل III. ومن ثم تم استخدام ست تقنيات تعلّم آلي، وهي: الانحدار اللوجستي Logistic Regression، كـ–الجيران الأقرب k-Nearest Neighbors، شجرة القرارات Decision Trees، الغابات العشوائية Random Forest والشبكات العصبية Neutral Network وبايز الساذج Naïve Bayes.

تم جمع البيانات من القوائم المالية للمصارف الخاصة المنشورة في الموقع الرسمي لهيئة الأوراق المالية[2]، للفترة الزمنية الربعية الممتدة بين 2011 و2020.

توصلت الدراسة إلى إمكانية التنبؤ بفشل المصارف باستخدام تقنيات التعلم الآلي، حيث حقق نموذج الشبكات العصبية Neutral Network أعلى دقة للتنبؤات بين النماذج الستة المستخدمة وتبلغ نسبة 93.2%، يليها شجرة القرارات Decisions Tree التي حققت دقة نسبتها 92%. يليها نموذج الغابة العشوائية Random Forest التي حققت دقة نسبتها 91.3% يليها الانحدار اللوجستي Logistic Regression وأخيراً كـ–الجيران الأقرب k-Nearest Neighbors اللذان حققا دقة نسبتها 89.51% و85.58% على التوالي.

اختتمت الدراسة بمجموعة من التوصيات، أهمها اعتماد كلاً من الشبكات العصبية، شجرة القرارات والغابة العشوائية عند القيام بالتنبؤ بالفشل المالي للمصارف السورية الخاصة التقليدية والإسلامية.

الكلمات المفتاحية: التعلم الآلي، الانحدار اللوجستي، شجرة القرارات، الغابات العشوائية، الجيران الأقرب، الشبكات العصبية، إدارة المخاطر المالية، أنظمة الإنذار المبكر، الفشل المالي.

---

[1] قرار مصرف سورية المركزي رقم (588/ م ن / ب 4)

[2] https://www.scfms.sy

Abstract:

The aim of this research is to build an early warning model to predict the failure of Syrian private banks using machine learning techniques. To achieve the goal of this study, two criteria were used for classification, a successful or a failed bank, by relying on three criteria: the ratio of Liquidity to Obligations; provided that it exceeds 20%, according to the decision of the Central Bank of Syria, the Efficiency of Solvency; provided that the capital is not less than the bank provides for 8% of the mass of risks according to the requirements of Basel II and, finally, the Liquidity Coverage Ratio of not less than 100% according to the requirements of Basel III. Then, six machine learning techniques were used, namely: Logistic Regression, K-Nearest Neighbors, Decision Trees, Random Forest, Neutral Network and Naïve Bayes. The data was collected from the financial statements of private banks published in the official website of the Syrian Commission on Financial Market and Securities. For the quarterly period from 2011 to 2020. The study found the possibility of predicting bank failures using machine learning techniques, as the Natural Network model achieved the highest accuracy of predictions among the six used models, with an accuray of 93.2%, followed by the Decision Tree, which achieved an accuracy of 92%. Followed by the Random Forest model, which achieved an accuracy of 91.3%, followed by Logistic Regression, and finally k-Nearest Neighbors, which achieved an accuracy of 89.51% and 85.58%, respectively.

The study concluded with a set of recommendations, the most important of which is the adoption of neural networks, decision trees and random forests when predicting financial failures of private Syrian banks, traditional and islamic banks.

Keywords: machine learning, logistic regression, decision tree, random forest, nearest neighbors, neural networks, financial risk management, early warning system, financial failure.

الفهرس:

الفصل التمهيدي 1

الإطار العام للبحث 1

أولاً: المقدمة 1

ثانياً: إشكالية البحث 1

ثالثاً: فرضيات البحث 2

رابعاً: أهمية البحث وأهدافه 2

خامساً: مجتمع وعينة البحث 2

سادساً: منهج البحث 2

سابعاً: مصادر جمع البيانات وفترة الدراسة 3

الفصل الأول – مراجعة الأدبيات النظرية والتطبيقية 4

المبحث الأول: المخاطر المصرفية 5

1. أنواع المخاطر المصرفية 5

1.1 المخاطر المالية 5

2.1 المخاطر السوقية 9

3.1 المخاطر التشغيلية 10

2. إدارة المخاطر 13

1.2 نموذج إدارة المخاطر 13

2.2 إدارة المخاطر المالية 14

3.2 إدارة المخاطر التشغيلية 15

4.2 ربط المخاطر المالية بمخاطر التشغيل 17

المبحث الثاني: نظام الإنذار المبكر وآليات عمله 18

1. مفهوم الإنذار المبكر 18

2. أهمية نظم الإنذار المبكر 20

3. الطرق المستخدمة في بناء أنظمة الإنذار المبكر 21

1.3 المؤشرات الاحترازية الجزئية المجمعة 21

2.3 النماذج الإحصائية 21

4. مؤشرات الفشل المالي 22

1.4 مؤشرات الإجهاد المالي 22

2.4 المؤشرات القيادية للأزمات المالية والتغيرات الاقتصادية 25

الفصل الثاني: بناء نموذج التنبؤ المالي باستخدام أسلوب التعلّم الآلي 27

المبحث الأول: مفهوم التعلّم الآلي وأساليبه 27

1. مفهوم التعلم الآلي 27

2. أساليب التعلّم الآلي 28

1.2 التعلّم الخاضع للإشراف 28

2.2 التعلّم غير الخاضع للإشراف 29

3.2 التعلّم بالتعزيز 32

4.2 التعلّم العميق 32

5.2 التعلّم المعزّز العميق 33

3. خوارزميات التعليم الآلي 33

1.3 خوارزميات التعلّم الآلي – الخاضع للإشراف 33

2.3 خوارزميات التعلّم الآلي – غير الخاضع للإشراف 34

المبحث الثاني: مراجعة الادبيات السابقة 35

الفصل الثالث: الدراسة التطبيقية 45

المبحث الأول: عينة ومتغيرات الدراسة 45

1. لمحة عن عينة الدراسة 45

2. متغيرات الدراسة 47

المبحث الثاني: اختبار الفرضية ومناقشة النتائج 49

1. تحديد المصارف المصنفة فاشلة مالياً 49

1.1 نسبة السيولة إلى الإلتزامات 49

2.1 نسبة كفاية رأس المال 52

3.1 نسبة تغطية السيولة 53

المبحث الثالث: اختبار الفرضية ومناقشة النتائج 62

1. بناء النموذج باستخدام أسلوب كـ-الجيران الأقرب 63

2. بناء النموذج باستخدام شجرة القرارات 66

3. الغابة العشوائية 74

4. بايز الساذج 87

5. الشبكات العصبية 101

6. الانحدار اللوجستي 110

مقارنة دقة التنبؤات 116

النتائج والتوصيات 117

قائمة المراجع 119

ملحق متغيرات الدراسات السابقة 124

فهرس الجداول:

رقم الجدول	اسم الجدول	الصفحة
الجدول رقم (1)	المصارف السورية الخاصة	46
الجدول رقم (2)	نسبة السيولة للالتزامات	49
الجدول رقم (3)	نسبة كفاية رأس المال	52
الجدول رقم (4)	نسبة تغطية السيولة	53
الجدول رقم (5)	مقارنة بيانات كـ–الجيران الأقرب	65
الجدول رقم (6)	مقارنة بيانات شجرة القرارات	72
الجدول رقم (7)	دقة الغابات العشوائية	86
الجدول رقم (8)	دقة تنبؤ الشبكة العصبية	109
الجدول رقم (9)	دقة الانحدار اللوجستي	115
الجدول رقم (10)	مقارنة دقة التنبؤات	116

فهرس الأشكال:

رقم الشكل	اسم الشكل	الصفحة
الشكل رقم (1)	التسلسل الهرمي للعناقيد	30
الشكل رقم (2)	عرض التسلسل الهرمي كشجرة	31
الشكل رقم (3)	تصنيف المسافة الدنيا	31
الشكل رقم (4)	التنبؤ كـ–الجيران الأقرب	64
الشكل رقم (5)	شجرة القرارات	66
الشكل رقم (6)	مخطط شجرة القرارات	69
الشكل رقم (7)	تنبؤ شجرة القرارات	71
الشكل رقم (8)	تنبؤ الغابات العشوائية	75
الشكل رقم (9)	الشكل البياني للغابات العشوائية	76
الشكل رقم (10)	تنبؤ الغابات العشوائية	85
الشكل رقم (11)	تصنيف بايز الساذج	87
الشكل رقم (12)	التنبؤ باستخدام بايز الساذج	99
الشكل رقم (13)	دقة تنبؤ بايز الساذج	100
الشكل رقم (14)	مخطط الشبكات العصبية	102
الشكل رقم (15)	الشبكة العصبية – الخطأ والأوزان	102
الشكل رقم (16)	الانحدار اللوجستي	110
الشكل رقم (17)	تنبؤ الانحدار اللوجستي	114
الشكل رقم (18)	مخطط أسفل المنحنى	115

الفصل التمهيدي
الإطار العام للبحث

أولاً: المقدمة

تساعد أنظمة الإنذار المبكر على تقييم ورقابة المصارف، من خلال الكشف المبكر عن نقاط الضعف لدى هذه المصارف والتي من شأنها أن تؤدي إلى الفشل المالي.

ونظراً لأهمية وجود نظام إنذار مبكر، سعت العديد من الدراسات إلى بناء أنظمة إنذار مبكر للمصارف، كدراسة كل من (Beutel,2019) و(Petropoulos,2020) وغيرها من الدراسات التي بنت نماذج مختلفة.

تقتصر أنظمة الإنذار المبكر في سورية على اتباع اختبارات الجهد Stress Testing في تقدير المخاطر التي قد تواجهها، إضافة لاستخدام المعايير الدولية لإعداد التقارير المالية (IFRS)، حيث يقوم مصرف سورية المركزي بإقرار تعليمات تنفيذية للمصارف العاملة في الجمهورية العربية السورية، والتي من شأنها الحد من الخطورة المصرفية.

بالتالي جاءت هذه الدراسة لبناء نموذج إنذار مبكر للتنبؤ بفشل المصارف السورية باستخدام أساليب التعلّم الآلي والتي تعد من المقاييس الأكثر قدرةً على التنبؤ بفشل المصارف مقارنةً بالطرق التقليدية.

ثانياً: إشكالية البحث

تقتصر المصارف السورية على اتباع اختبارات الجهد Stress Testing لتقدير المخاطر التي قد تواجهها. ولكن رغم الإجراءات الاحترازية التي تتبعها المصارف السورية لتنجنب المخاطر، إلا أن ذلك لا يقلل من أهيمة بناء نموذج شامل للتنبؤ بالفشل المالي غير المتوقع، وبالتالي اتخاذ الإجراءات الاحترازية المناسبة لمواجهتها. تتلخص مشكلة البحث بالإجابة على السؤالين التاليين:

1. ماهو النموذج الأمثل للتنبؤ المبكر بفشل المصارف الخاصة التقليدية والإسلامية في القطاع المصرفي السوري؟
2. مامدى فاعلية هذا النموذج؟

ثالثاً: فرضيات البحث

تنص فرضية البحث على مايلي:

إن نموذج الإنذار المبكر المقترح قادر على التنبؤ المبكر بفشل المصارف السورية الخاصة.

رابعاً: أهمية البحث وأهدافه

تبرز أهمية البحث من ضرورة التوصل إلى نموذج قادر على التنبؤ بفشل المصارف السورية الخاصة التقليدية والإسلامية باستخدام أساليب حديثة في التنبؤ، وبالتالي يهدف إلى:

1. بناء نموذج للإنذار المبكر بالفشل المالي للمصارف السورية الخاصة.
2. اختبار قدرة النموذج على التنبؤ بالفشل المالي للمصارف السورية الخاصة.

خامساً: مجتمع وعينة البحث

يتكون مجتمع البحث من جميع المصارف السورية الخاصة، والمدرجة ضمن سوق دمشق للأوراق المالية، بينما شملت عينة البحث جميع المصارف السورية الخاصة التقليدية والإسلامية باستثناء بنك الائتمان الأهلي (عودة سابقاً)، وذلك بسبب عدم توفر بياناته المالية لنهاية 2020 في تاريخ إعداد الدراسة.

سادساً: منهج البحث

للإجابة على إشكالية البحث واختبار فرضياته، تم اتباع منهج وصفي؛ من خلال الإلمام بالجوانب النظرية المتعلقة بإدارة المخاطر والتعلّم الآلي، كما تم اتباع المنهج التحليلي؛ لاستنتاج كيفية تأثر

المصارف السورية بالمتغيرات المستخرجة من بيانات المصارف والمنهج الاستنباطي؛ لبناء نموذج مالي قادر على التنبؤ بالفشل المالي للمصارف السورية باستخدام أساليب التعلّم الآلي.

سابعاً: مصادر جمع البيانات وفترة الدراسة

سيتم الحصول على البيانات من التقارير المالية للمصارف السورية الخاصة المنشورة على موقع هيئة الأوراق والأسواق المالية السورية http://www.scfms.sy، بالإضافة إلى الموقع الإلكتروني لمصرف سورية المركزي http://cb.gov.sy/ar، وذلك خلال الفترة الزمنية الربعية من 2011 لغاية عام 2020.

الفصل الأول – مراجعة الأدبيات النظرية والتطبيقية

يعد القطاع المصرفي من أهم أساسيات الاقتصاد في البلاد لدوره في عملية التنمية الاقتصادية، وذلك نتيجة مساهمته في كل من زيادة الناتج المحلي الإجمالي؛ تنمية الموارد البشرية؛ تشغيل الأموال المجمدة لتساهم في عملية التنمية الاقتصادية وتأمين القروض للعمل الصناعي والتجاري والخدمي. لذلك فإن انهيار القطاع المصرفي ينعكس بشكل سلبي على الاقتصاد ككل.

بعد تتابع الأزمات المصرفية العالمية والتي أشهرها أزمة الرهن العقاري عام 2008، ازدادت أهمية التحوط من الفشل المصرفي. حيث اتجهت المصارف نحو اتخاذ إجراءات احترازية؛ إما للحد من خطورة العمل المصرفي أو التحوط اتجاهها، من خلال اتباع القوانين والأنظمة التي تصدرها المصارف المركزية بشكل عام، وإدارة المصارف بشكل خاص، بالإضافة إلى الاعتماد على الدراسات التي تقوم بها مراكز الأبحاث والجامعات.

في هذا الفصل سيتم عرض المخاطر المصرفية، نظام الإنذار المبكر وآليات عمله، بالإضافة إلى التعلّم الآلي واستخداماته في التنبؤ بالفشل المالي للمصارف.

المبحث الأول: المخاطر المصرفية

أثرت عولمة الأسواق المالية، تطور تكنولوجيا المعلومات، المنافسة المتزايدة على أعمال المصارف وإدارة مخاطرها على ازدياد أهمية إدارة مخاطر المصارف؛ لضمان ربحيتها وسلامتها.

بالمقابل، تطورت الأعمال المصرفية على مدى العقود الماضية، مع إدخال تقنيات التداول المتقدمة والخدمات المالية المتطورة، الأمر الذي زاد من قدرة المصارف على تحقيق أرباحها من جهة، وعلى اهتمامها بصورة كبيرة بإدارة المخاطر المصرفية من جهة أخرى.

في ضوء الأزمة المالية العالمية الأخيرة، أصبحت إدارة مخاطر المصارف محط اهتمام لمنظمي المصارف وصانعي السياسات، حيث يرى مديرو المخاطر أن دورهم يتمحور حول تحديد المخاطر؛ تقييمها؛ احتمالية وقوعها؛ السيطرة عليها و وعواقبها على المصارف[3].

1. أنواع المخاطر المصرفية

يمكن تقسيم المخاطر المصرفية إلى ثلاث أنواع رئيسية: المخاطر المالية، المخاطر التشغيلية والمخاطر التسويقية، كمايلي:

1.1 المخاطر المالية: تتضمن جميع المخاطر المتصلة بإدارة أصول والتزامات المصرف. يتطلب هذا النوع من المخاطر رقابة وإشراف مستمرين من قبل إدارة المصارف، وفق حركة السوق من جهة والأوضاع الاقتصادية من جهة أخرى. حيث تحقق المصارف بإدارة هذه المخاطر ربحاً أو خسارة. وتشمل المخاطر المالية ما يلي:

[3] Bessis, Joel, Risk Management in Banking, Fourth Edition, Wiley, United Kingdon, 2015, P1

1.1.1 المخاطر الائتمانية: وهي المخاطر الناشئة نتيجة احتمال فشل المصرف المقترض أو الطرف المقابل في الوفاء بالتزاماته وفقاً للشروط المتفق عليها[4]، حيث يعتبر منح الائتمان المصرفي نشاطاً رئيسياً وهاماً، كونه يمثّل معظم أصول المصرف ويحقق له دخل تشغيلي.

كما يواجه المصرف مخاطر ائتمانية يصعب التنبؤ بها بدقة، حيث يلتزم بالوفاء بأموال المودعين عند طلبها، لكن عند تعثّر المقترضين عن تسديد قروضهم يصعب على المصرف القيام بذلك، لذلك تعتبر مخاطر الائتمان من أهم الأسباب التي تؤدي إلى تعثّر المصارف وتساهم في حدوث الأزمات الاقتصادية.

فيما يلي مكونات مخاطر الائتمان Credit Risk Components التي أصبحت إلزامية بموجب أنظمة بازل:

أ. حدث التعثّر Defult Event: وهو حدث التخلّف عن السداد بسبب فشل المقترضين في الالتزام في تسديد قروضهم. تعتبر وكالات التصنيف أن التخلّف عن السداد يحدث منذ اليوم الأول للتخلّف عن سداد دولار واحد على التزام السداد. أما بالنسبة للجهات التنظيمية، قد يتمثّل حدث التعثّر في التخلّف عن السداد لدفعة مستحقة لأكثر من 90 يوماً.

ب. احتمالية التعثّر وحدث التعثّر Default Probability and Default Event: يقيس احتمال التخلّف عن السداد بسبب احتمالية تعثّر المقترض عن السداد. تتطلب بازل استخدام احتمالية التعرّف عن التعثّر السنوية. تعتمد احتمالية التعرّض للتعثّر على الظروف الاقتصادية السائدة، حيث يزداد احتمال التخلف عن السداد عندما تتدهور الظروف الحالية.

ت. التعرّض ومخاطر التعرّض Exposure and Exposure Risk: التعرّض هو حجم المبلغ المعرّض للخطر مع الملتزم. أما خطر التعرّض فيشير إلى عشوائية حجم الخطر.

[4] Thi, Nguyen, Quang, Gan, Christopher, Bank Risk Management: Regulatory Perspective, Intechopen, United Kingdom, 2019, P2

ث. مخاطر الاسترداد والخسارة في حالة التخلّف عن السداد Recovery Risk and Loss Given Default: هو جزء من التعرّض للخطر في حالة التخلّف عن السداد بعد استرداد الضمانات.

ج. التخفيف من مخاطر الائتمان– الضمان Credit Risk Mitigation - Collateral: من خلال الإقراض بضمان الأصول، حيث أن رهن الأصول كضمان يحول مخاطر الائتمان من مخاطر التعرّض إلى مخاطر الأصول.

ح. التخفيف من مخاطر الائتمان – ضمان الطرف الثالث Credit Risk Mitigation - Third Party Guarantee: عندما يقدم طرف ثالث ضماناً، يكون للمقرض الحق بمطالبة الضامن عن المدفوعات المتخلفة[5].

2.1.1 مخاطر السيولة: تتمثل هذه المخاطر في عدم قدرة المصرف على سداد التزاماته المالية قصيرة الأجل عند استحقاقها، والمصرف الذي لا يستطيع الوفاء بالتزاماته قصيرة الأجل تكون بداية لحدوث العجز، والذي إذا استمر يمكن أن يؤدي إلى إفلاسه[6].

تعتبر السيولة مسألة نسبية، ترتبط بعنصرين: الأول هو الأصول السائلة والثاني هو سحوبات المودعين وطلبات الائتمان. تختلف الأصول السائلة في درجة سيولتها؛ أي في إمكانية تحويلها إلى نقدية بدون خسائر أو بأقل خسائر. من جانب آخر، إن قيام المودعين بسحب ودائعهم مع ازدياد طلبات الائتمان يعرّض المصارف إلى خطر انخفاض في مستوى السيولة. ففي الوقت الذي يمكن أن يطلب من أي مقترض في أية شركة صناعية أو زراعية أو عقارية مهلة للسداد، نجد أن الأمر يصبح

[5] Thi, Nguyen, ibid, 2019, P2
[6] Choudhry, Moorad, An Introducaiton To Banking Liquidity Risk And Asset–Liability Management, Wiley, United Kingdom, 2011, P179

خطيراً لو أنّ المصرف طلب من المودعين الانتظار لحين تأمين الأموال المطلوبة، بالتالي، إنّ نقص السيولة في المصرف ربما يؤدي إلى إفلاسه إذا كانت إدارته سيئة[7].

ولتجنب هذه المخاطر، يمكن تقسيم متطلبات السيولة إلى متطلبين:

- المتطلب الأول: تخصيص الأموال بشكل يضمن إمكانية السحب من الودائع، فاستراتيجية التداول الحالية والمستقبلية، بما في ذلك تخصيص الأصول وقرار سياسة الائتمان، ستؤثر على التعرض لمخاطر أسعار الفائدة، وبالتالي ستأخذ في الاعتبار شكل وسلوك منحنى العائد[8]، حيث أن الجزء الأكبر من مكونات الهيكل المالي للمصرف التجاري هو عبارة عن الودائع.
- المتطلب الثاني: توفير الأموال من أجل تأمين طلبات القروض للعملاء، فقد تصبح نسبة من قروض المصارف خاسرة أو غير قابلة للاسترداد بالكامل، فتستخدم المخصصات لتغطية الخسائر في كل عام[9].

يمكن أن توجد مخاطر السيولة طوال الفترة بين تنفيذ الصفقة والتسوية النهائية، ويتوقف احتمال حدوث مشكلة نقص السيولة على العديد من العوامل، منها:

- توقيت التعثّر The Timing of the Defult: كلما اقترب تاريخ الاستحقاق من تاريخ التسوية، قلَّ الوقت الذي يتعين على المصرف إجراء ترتيبات أخرى.
- دفع المصرف العملة التي يبيعها بشكل غير قابل للإلغاء irrevocably paid، حينها، قد يكون لدى المصرف عدد أقل من الأصول السائلة المتاحة لدفع تكاليف التجارة البديلة أو لاستخدامها كضمان لاقتراض العملة التي يحتاجها.

---

[7] حمد، خلف، مخاطر السيولة وأثرها على ربحية المصارف التجارية، جامعة تكريت، العراق، مجلة كلية بغداد للعلوم الاقتصادية الجامعية، العدد الثاني والخمسون، 2017، ص401-414، ص406

[8] Choudhry, Moorad, ibid, 2011, P179

[9] Choudhry, Moorad, ibid, 2011, P180

- طبيعة التداول: كلّما كانت سيولة العملة التي يتم شراؤها أقل، أصبح استبدالها أصعب[10].

2.1 المخاطر السوقية

1.2.1 مخاطر تقلبات أسعار الصرف: هي مخاطر تذبذب أسعار العملات الأجنبية، كما هي مخاطر تكلفة الاستبدال الناتجة عن تخلف الطرف المقابل في سوق العملات الأجنبية عن السداد قبل وقت التسوية، حيث يتوجب على المصرف استبدالها بصفقة جديدة وطرف مقابل آخر بأسعار السوق الحالية، فمن المحتمل أن يكون سعر الصرف أقل ملاءمة[11]، وهذا من شأنه أن يتكبد المصرف خسارة مقارنة بالتداول الأساسي نتيجة تكلفة الاستبدال طوال الفترة بين تنفيذ الصفقة والتسوية النهائية. بالتالي تعتبر مخاطر تقلبات أسعار الصرف هامة، وذلك كون الاضطرابات الاقتصادية العالمية والتباطؤ المستمر في نمو الاقتصاديات في جميع أنحاء العالم، تجعل من المتوقع أن تبقى أسعار الصرف العالمية متقلبة لفترة طويلة. نتيجة لذلك، تتعرّض الأعمال التجارية الدولية لمخاطر تداول العملات الأجنبية، حيث تعتمد أرباحها على استقرار أسعار الصرف[12].

2.2.1 مخاطر أسعار الفائدة: هي مخاطر احتمالية الخسائر الناجمة عن تقلبات أسعار الفوائد، التي قد تنعكس سلباً على قيمة المراكز في أدوات الدين المحتفظ بها من قبل المصرف، حيث تتضمن أدوات الدين: السندات والأسناد، الأسهم الممتازة، السندات والأسهم الممتازة القابلة للتحويل إلى أسهم عادية بسعر محدد، وأذونات الخزينة وأي أدوات مالية أخرى تشابه في سلوكها أدوات الدين. في هذا الإطار يتم احتساب متطلبات رأس المال لتغطية مخاطر هذه الأدوات؛ سواء لتغطية المخاطر

[10] Supervisory guidance for managing risks associated with the settlement of foreign exchange transactions, Bank for International Settlements, 2019, P28
[11] Ibid, 2019, P28
[12] Madhuchandrika N, Foreign Exchange Risk Management in Indian Commercial, International Journal of management technology and social science, Vo 104, No.1, India, 2019, P78-82

الخاصة لكل أداة (المراكز الطويلة أو القصيرة)، أو لتغطية مخاطر السوق العامة والتي يتم من خلال إجراء التقاص بين المراكز الطويلة والقصيرة[13].

3.2.1 مخاطر تغير الأسعار (التضخم): تمثل تغيرات الأسعار وارتفاعها عاملاً مهماً من العوامل المسببة لخطر السوق والاستثمار في الأوراق المالية، وذلك لتأثير هذه التغيرات على الاستثمار في الأوراق المالية وزيادة حالة تعرّض الأوراق المالية للخطر وانخفاض سعرها. ويؤدي التضخم إلى تخفيض القوة الشرائية للوحدة النقدية، مما يترك جملة من الآثار على كافة التعاملات ذات الطبيعة النقدية، ويترك التضخم أيضاً أثره على عملية تقييم المشروعات الاستثمارية ويشوهها في كثير من الأحيان. وعندما تتزايد نسب التضخم، فإن المستثمرين يطلبون عوائد أعلى لمواجهة الانخفاض بالقوة الشرائية، إذ قد يفوق الانخفاض في القوة الشرائية العائد المتحقق مقوماً بالأسعار الثابتة[14].

3.1 المخاطر التشغيلية: هي المخاطر الناتجة عن سوء أو فشل العمليات الداخلية للمصرف، تتضمّن العنصر البشري وكلاً من الأنظمة والأحداث الخارجية والداخلية المؤثرة.

1.3.1 مناهج المخاطر التشغيلية: يتم تحديد فيما إذا كان المصرف يواجه مخاطر تشغيلية أم لا وفق منهجين كمايلي:

- المنهج الأول: احتساب متطلبات رأس المال وفق بازل III، قد تستند المؤشرات القائمة على البيانات المالية للمخاطر التشغيلية؛ إما على الأصول والالتزامات، أو على بنود الإيرادات والمصروفات. تستبعد المؤشرات proxies القائمة على الأصول والالتزامات إلى حد كبير التقلبات الدورية المرتبطة بالمؤشرات القائمة على أساس الإيرادات والمصروفات، فقد تفشل

[13] عبيد، رامي يوسف، إطار مخاطر السوق لدى القطاع المصرفي في الدول العربية، أمانة مجلس محافظي المصارف المركزية ومؤسسات النقد العربية، صندوق النقدي العربي، أبو ظبي، العدد 150، 2020، ص16

[14] الخفاجي، علي أحمد، تقدير المخاطر السوقية التي تواجه المصارف، رسالة ماجستير، كلية الإدارة والاقتصاد، قسم العلوم المالية والمصرفية، الموصل، 2013، ص78

في تحديد المخاطر التشغيلية المرتبطة بالبنود خارج الميزانية Off Balance Sheet أو الأعمال الحرة Free-Based Business، حيث تتأثر بالتقييم والممارسات المحاسبية. من ناحية أخرى، إن المقاييس المستندة إلى الإيرادات والمصروفات هي أكثر دورية، ولكنها تعكس طبيعة مخاطر التشغيل غير المدرجة في الميزانية، وعلى وجه الخصوص، تعكس جوانب الإيرادات والمصروفات غير المرتبطة بالفوائد المصرفية[15].

- المنهج الثاني: قياس تكلفة رأس المال التشغيلية حسب بازل III، يوفر إطار عمل بازل ثلاث أساليب لقياس تكلفة رأس المال للمخاطر التشغيلية، وهي:
  - أسلوب المؤشر الأساسي Basic Indicator Approach: على المصارف أن تحتفظ برأس مال لمواجهة المخاطر التشغيلية، من خلاله حساب مخصصات من رأس المال كنسبة مئوية من إجمالي الدخل[16]، وذلك لآخر ثلاثة سنوات حقّق فيها المصرف ربح. يعبّر إجمالي الدّخل هنا عن إجمالي دخل الفوائد وغير الفوائد قبل طرح أي مخصصات أو مصروفات.
  - أسلوب القياس المتقدم Advanced Measurement Approach: تسمح للمصارف باستخدام النماذج الداخلية لحساب متطلبات رأس المال الخاصة بهم. يتطلّب اعتمادها موافقة إشرافية مسبقة وينطوي على تنفيذ إطار صارم لإدارة المخاطر[17].
  - الأسلوب المعياري Standardized Approach: حسب هذا الأسلوب يتم احتساب متطلّبات رأس المال اتّجاه المخاطر التشغيلية حسب تصنيف مصادر المخاطر؛ بناءً على وحدات العمل والخدمات المصرفية المقدمة. حيث يتم وضع منهج وسيط بين

[15] Basel Committee on Banking Supervision, Operational risk – Revisions to the simpler approaches, Bank for International Settlements, January 2015, P8
[16] Ibid, 2015, P5
[17] Ibid, 2015, P5

المؤشر الأساسي وأسلوب القياس المتقدم. يتطلب من المصارف تقسيم إجمالي الدخل إلى ثمانية خطوط أعمال business lines وحساب متطلبات رأس المال كمجموع مخرجات إجمالي الدخل[18].

2.3.1 أنواع المخاطر التشغيلية:

يمكن تقسيم أنواع المخاطر التشغيلية إلى مايلي:

- مخاطر ناجمة عن إدارة العمليات: هي الخسائر الناجمة عن معالجة العمليات بطريقة خاطئة، إضافةً إلى ضعف أنظمة الرقابة والتدقيق الداخلي والإخفاق في تنفيذ المعاملات وإدارة العمليات، ومثال ذلك: الأخطاء في إدخال البيانات، الدخول إلى البيانات لغير المصرح لهم بذلك، الخلافات التجارية، خسائر بسبب الإهمال أو إتلاف أصول العملاء.
- مخاطر ناجمة عن الخطأ البشري: هي الخسائر الناجمة عن الأفعال التي تهدف إلى الاحتيال أو اختلاس الممتلكات أو التحايل على اللوائح أو القانون أو سياسة الشركة، والتي تشمل طرفاً داخلياً واحداً على الأقل، وكذلك الخسائر الناشئة عن العلاقة مع العملاء، المساهمين، الجهات الرقابية و/أو أي طرف ثالث. ومن الأمثلة عليها: السرقة، الاحتيال وتزوير الشيكات الورقية[19].
- مخاطر ناجمة عن الأنظمة الآلية (تعطل الأعمال وفشل النظام): هي الخسائر الناتجة عن تعطل الأعمال أو فشل النظام[20] بسبب البنية التحتية، تكنولوجيا المعلومات، أو عدم توفر الأنظمة، وأي عطل أو خلل في الأنظمة، وتشمل: انهيار أنظمة الكمبيوتر، الأعطال في أنظمة الاتصالات، أخطاء البرمجة، فيروسات الحاسب.

---

[18] Ibid. P5

[19] Birindelli, Giuliana, Ferretti, Paola, Operational Risk Management in Banks, Palgrave Macmillan Studies in Banking and Financial Institutions, Bangor University, Bangor, UK, 2018, P17

[20] Birindelli, Giuliana, ibid, 2018, P16

- مخاطر ناجمة عن الأحداث المتعلّقة بالبيئة الخارجية: هي الخسائر الناجمة عن أفعال تهدف إلى الاحتيال أو اختلاس الممتلكات أو التحايل على القانون من قبل طرف ثالث[21] بما يشمل الاحتيال الخارجي وأي أضرار تصيب الممتلكات والأصول، كما تُعرّف بأنها الناتجة عن خسائر نتيجة تغيير في القوانين بما يؤثّر على قدرة المصرف على مواصلة العمل. بالإضافة إلى الأضرار التي تلحق بالأصول المادية أي الخسائر الناشئة عن خسارة أو تلف الأصول المادية من كارثة طبيعية أو أحداث أخرى[22].

2. إدارة المخاطر Risk Management

تعد المخاطر جزءاً من طبيعة الأعمال ومن عملية اتخاذ القرار، حيث تستند جودة أداء الإدارات العليا في قطاع الأعمال إلى القدرة على إدارة المخاطر على جميع المستويات، من خلال بناء نظام عمل إدارة المخاطر يضمن التوازن بين المخاطر والفرص.

1.2 نموذج إدارة المخاطر Model Risk Management: يتم إعداد نموذج لمخاطر لا يمكن إدارتها. يتم إعداد النموذج من خلال القيام بالخطوات الآتية:

– الخطوة الأولى: افتراضات النموذج Model Assumptions، من أجل وضع افتراضات مناسبة، يجب أن تكون الافتراضات معقولة عملياً وأن يبقى افتراض النموذج كما هو عند تطبيقه.

– الخطوة الثانية: تطوير النموذج Model Development، إن أسس النموذج الجيد هو تطويره بافتراضات واضحة ونظرية اقتصادية ورياضية سليمة. يعد اختبار ملاءمة النموذج جزءاً من تطوير النموذج.

[21] Birindelli, Giuliana, ibid, 2018, P16
[22] Birindelli, Giuliana, ibid, 2018, P16

– الخطوة الثالثة: توثيق النموذج Model Docuementation، يجب توثيق كل نموذج مستخدم في نظام مخاطر بشكل واضح لكل من افتراضاته. الرؤى الاقتصادية؛ التبرير الرياضي؛ والأسباب التي يجب اعتمادها لتحليل مخاطر معينة. أيضاً، يجب أن يوثق تاريخ تحديثات النموذج وذلك لإعطاء معلومات حول كيفية تطور النموذج.

– الخطوة الرابعة: التحقق من صحة النموذج Model Validation، يتم إنشاء مجموعات تحقق لفحص نماذج الافتراضات، فهناك العديد من النماذج المسؤولة عن التحقق من صحة النموذج. ويتم ذلك من خلال خطوتين: الأولى، فحص العناصر الرئيسية للنموذج. الثانية، تُطبّق مجموعة التحقق من النموذج أدوات إحصائية للتحقق من نتيجة النموذج.

– الخطوة الخامسة: تطبيق النموذج Model Excution، وهي الخطوة الأخيرة في عملية النمذجة؛ في هذه المرحلة يتم وضع جميع النماذج معاً لإنجاز تحليل مخاطر معين.

الخطوة السادسة: حوكمة النموذج Model Governance، من النادر أن توجد حالة يقوم فيها نظام مخاطر واحد بتنفيذ جميع وظائف النمذجة؛ فأحياناً، يتم تحويل بعض الوظائف إلى أنظمة مختلفة، لهذا السبب تصبح حوكمة النموذج ضرورية؛ من أجل تقليل مخاطر النموذج في دورة حياة النمذجة. يجب التحقق من صحة نتيجة تنفيذ النموذج وتحديثات النموذج بناء عليه[23].

2.2 إدارة المخاطر المالية Financial Risk Management: يبدأ تحليل المخاطر المالية من البيانات المالية وأي ميزانيات مستقبلية يُفصَح عنها، حيث يتم ذلك من خلال توقعات التدفقات النقدية ومدى ملاءمتها لسداد الديون؛ حساب النسب المالية لتقييم السلامة المالية؛ ومقارنتها بالقيم النموذجية التي

[23] Skoglund, Jimmy, Chen, Wei, Financial Risk Management, Wiley Finance Series, United State, 2015, P48

تأخذ تصنيفاً معيناً، تعرف باسم القيم المتوسطة، وذلك من أجل ضمان الاتساق مع التصنيفات الصادرة في الماضي[24].

3.2 إدارة المخاطر التشغيلية: أكدت التحولات العديدة في الصناعة المصرفية في العقود الماضية، وسلسلة الفضائح والانهيارات المصرفية، على ضرورة الاهتمام بالمخاطر التشغيلية؛ حيث نالت اهتمام كل من السلطات الرقابية المصرفية؛ العملاء والباحثين. ويمكن ربط المخاطر التشغيلية بالعديد من عناصر التغيير، مثل الأحجام المتزايدة للمؤسسات وتعقيدها التنظيمي؛ ظهور منتجات وخطوط أعمال جديدة؛ التغيير التكنولوجي وتطور التجارة الإلكترونية والخدمات المصرفية الإلكترونية؛ اشتداد المنافسة وعولمة السوق المالية[25]. يمكن إدارة المخاطر التشغيلية من خلال القيام بالخطوات التالية:

1.3.2 تحديد المخاطر وتقييمها Risk Identification and Assessment: ويتم ذلك من خلال تحديد مصادر المخاطر، حيث يراعي التحديد الفعّال للمخاطر كلاً من العوامل الداخلية والعوامل الخارجية، ويسمح التقييم السليم للمخاطر بفهم ملف المخاطر بشكل أفضل؛ وتخصيص موارد واستراتيجيات إدارة المخاطر بشكل أكثر فاعلية[26]، ليتمكّن المصرف من اتخاذ التدابير الوقائية تحت شعار الوقاية خير من العلاج، وخلال مرحلة التحديد والتقييم يتوجب على المصرف النظر في عدة عوامل لإنشاء ملف المخاطر.

2.3.2 التقييم الذاتي – قائمة جرد المخاطر Risk Inventory – Selfassessment: حيث تهدف عمليات التقييم الذاتي إلى رفع مستوى الوعي للمخاطر التشغيلية؛ من خلال خلق جرد منظم لقائمة المخاطر، والتي تعتبر نقطة انطلاق لمزيد من عمليات إدارة المخاطر، فضلاً عن إدخال تحسينات

[24] Resti, Andrea, Sironi, Andrea, Risk Management and Shareholders' Value in Banking, John Wiley & Sons Ltd, England, 2007, P373
[25] Birindelli, Giuliana, ibid, 2018, P1
[26] Principles for the Sound Management of Operational Risk, Bank of Internaitonal Setlement, Bsel Committee on Banking Supervision, Switzerland, 2011, P11

عملية نحو أداء أفضل وللأغراض التقييم الذاتي. عرّفت لجنة بازل التقييم الذاتي للمخاطر بأنه مجموع العمليات التي تقوم عليها أنشطة المصرف، لمواجهة التهديدات المحتملة ومعالجة نقاط الضعف، والنظر في تأثيرها المحتمل[27]. إلا أنّه من الممكن أن يكون له توجهات ومناهج مختلفة.

3.3.2 معالجة المخاطر Treatment Risk: يمكن للمصرف اتباع أحد الأساليب الآتية عند معالجة المخاطر:

– تحويل المخاطر: يتم تحويل التعرض للخطر إلى جهة أخرى يعتبرها المصرف أكثر ملاءمة لتخصيص المبلغ المعرّض للخطر، كما يتم تحويل مخاطر الائتمان عندما تكون مخاطر الائتمان هي مخاطر الضامن أو تعتمد على جودة الائتمان لمصدّري الأوراق المالية المرهونة كضمان[28].

– تخفيض المخاطر: من خلال وضع إجراءات رقابية من أجل خفض احتمال حدوث الخطر وتأثيره في حال حدوثه، فعندما يكون مستوى التعرّض للمخاطر (الاحتمال) المرتبط بخطر معين مرتفعاً ولكن الخسارة المحتملة (التأثير) المرتبطة به منخفضة، فإن المنظمة سترغب في تقليص المخاطر، بحيث يصبح الاحتمال الجديد الحالي أو المستهدف مقبولاً بعد معالجة الخطر[29].

– قبول المخاطر: لا يتم وضع أي إجراءات، بل قبول الخطر كما هو. يتم استخدام هذا الأسلوب عندما يكون تأثير الخطر في حال وقوعه منخفض جداً، بالإضافة إلى أنّ احتمالية حدوثه منخفضة. حيث تم تعريف تحمّل المخاطر في المعيار البريطاني BS 31100 على أنّه الاستعداد لتحمّل المخاطر بعد معالجتها من أجل تحقيق الأهداف، فقد يكون من الضرورة تحمّل المخاطر التي لها مستوى حالي يتجاوز نقطة الأمان، مع وجود رغبة في المخاطرة. في بعض الأحيان، قد

[27] Ibid, 2011, P12
[28] Bessis, Joel, ibid, 2015, P231
[29] Hopkin, Paul, ibid, 2010, P248

يكون من الضرورة تحمّل المخاطر التي تتجاوز القدرة الفعلية على المخاطرة؛ ومع ذلك، لن يكون هذا الوضع مستداماً ويبقى التعرّض للخطر موجود خلال هذه الفترة[30].

– ضبط المخاطر Risk Control: إن رصد دورة المخاطر بكاملها من شأنه المساهمة في فعالية المراقبة، خاصةً في تحديد نقاط الضعف وتحسين التدابير المتخذة، فمن جهة يجب أن تكون هناك مراقبة مستمرة للعمليات التجارية ويتم تنفيذها من قبل جميع العاملين في إطار مهامهم، من جهة أخرى ينبغي أن يتم الفصل في عملية التفتيش بين العمليات الداخلية والخارجية[31].

4.2 ربط المخاطر المالية بمخاطر التشغيل:

غالباً ما تؤدي المخاطر التشغيلية إلى مخاطر مالية، فالمصارف المحلية في الاقتصاديات النامية لديها ميل لتطبيق التمويل المشترى (عادةً من المودعين) Purchased Funds، باعتبارها المصدر الرئيسي لتمويل عملياتها. ومع الحد الأدنى من رأس المال التنظيمي، فإن المصارف بالكاد تتداول في الأسهم. يحدّد هذا الوضع المخاطر المالية للمصارف في استخدام الديون أكثر من حقوق الملكية لإدارة العمليات التشغيلية[32].

[30] Hopkin, Paul, ibid, 2010, P248

[31] بوعبدلي، أحلام، وسعيد، ثريا، إدارة المخاطر التشغيلية في البنوك التجارية، المجلة الجزائرية للتنمية الاقتصادية، عدد3، 2015، ص6.

[32] Hopkin, Paul, ibid, 2010, P250

المبحث الثاني: نظام الإنذار المبكر وآليات عمله

1. مفهوم الإنذار المبكر:

بعد الأزمة المالية العالمية الأخيرة، طوّرت السلطات الرقابية أنظمة جديدة لعملية الرقابة المستمرة، تمثّلت في تطوير أنظمة الإنذار المبكر؛ وذلك للتنبؤ المستقبلي بأوضاع المصارف، بالأخص تلك التي قد تعاني من تحديات محتملة في المستقبل. حيث يعتبر تحديد التحديات لدى المصرف وإيجاد حل لها أمر بالغ الأهمية لضمان سلامته، وتحقيق الاستقرار في النظام المالي ككل، كونها تعتبر المكون الرئيسي للنظام المالي، وبالتالي تعثرها يؤثر سلباً على الاستقرار المالي وعلى الاقتصاد بشكل عام. أظهرت الأزمة المالية الآسيوية لعام 1997 أن سياسات الاقتصاد الكلي غير المتسقة يمكن أن تعرّض سلامة الأنظمة المالية للخطر، وأن الأنظمة المالية الضعيفة يمكن أن تقود بسهولة إلى انهيار أساسيات الاقتصاد الكلي.

ومع تزايد العولمة وتدفقات رأس المال الدولية، ازداد احتمال تأثير ضعف اقتصاد إحدى البلدان على الاقتصادات الأخرى. فقد لا تفيد الخيارات السياسية الحكيمة والإصلاحات المؤسسية للبلد نفسه فحسب، بل تفيد أيضاً البلدان المجاورة الذين لديهم اقتصادات مرتبطة ارتباطًا وثيقاً. لذلك، ازداد الاهتمام منذ الأزمة بتعزيز إدارة المخاطر الاقتصادية والمالية على المستويات الوطنية والإقليمية والدولية.

وهكذا بدأ الاهتمام بآليات إدارة المخاطر داخل البلدان، حيث تم ذلك من خلال تبادل المعلومات مع البلدان الأخرى، ويتم الاعتراف بهذه المعلومات باعتبارها حيوية للحفاظ على الاستقرار الاقتصادي؛ المالي المحلي، الإقليمي والعالمي[33].

وبالتالي، يمكن تعريف نظام الإنذار المبكّر بأنه مجموعة من العمليات، الإجراءات، النماذج أو المؤشرات التي تقوم على أساس تجميع المعلومات والمعطيات، بهدف التنبؤ بحدوث الأزمات بحيث تساهم في تحديد المؤسسات المالية المعرّضة للخطر. كما يمكن تعريف نظم الإنذار المبكّر بأنّها عبارة عن آلية تعمل على ترقّب تغيرات مؤشرات تؤدي إلى حدوث أزمة مالية، إذ ترسل نظم الإنذار المبكر إشارات عند قيم معينة. فنتائج الإنذار المبكر يمكن أن تكون وفق إحدى الاحتمالات الثلاثة الآتية:

- التوفيق: حيث يتم رصد إشارات الإنذار بوقوع الأزمة وتقع الأزمة.
- الفشل: حيث لا يتم رصد إشارات الإنذار بوقوع الأزمة وتقع الأزمة.
- الإنذار الكاذب: إذ يتم رصد إشارات الإنذار بوقوع الأزمة، فيعتقد أن هناك أزمة وشيكة الوقوع بينما لا تقع الأزمة أصلاً[34].

على الرغم من اعتبار بناء نظام للإنذار المبكّر الأكثر شيوعاً للتنبؤ بمخاطر التعرّض للفشل المالي، إلا أن هذا النموذج لا يساعد على التنبؤ الدقيق، حيث يعتمد على دراسة مجموعة من المؤشرات الاقتصادية والمالية التاريخية.

كما يمكن تعريف نظام الإنذار المبكّر بأنه مبادرات تعتمد على أساليب وعمليات طوّرها المشرفون لمراقبة المصارف وتقييمها بشكل مستمر. ويولى اهتمام خاص لتحسين جودة الاختبارات المصرفية

---

[33] Asian Development Bank, Early Warning Systems for Financial Crises, Palgrave Macmillan, New York, 2005, P1

[34] علوان، فؤاد، دور نظم الإنذار المبكر في التنبؤ والوقاية من الأزمات المالية بالأسواق المالية – دراسة تطبيقية على أسواق رأس المال العربية، دار الفكر والقانون، المنصورة، 2012، ص229

ولتطوير الأنظمة التي يمكن أن تساعد المشرفين في تحديد التغييرات، خاصة التدهور المالي للمصارف في أقرب وقت ممكن. كما أنّها من المبادرات الجديدة التي تم اتخاذها للقيام بتطوير تقييمات رسمية ومنظمة ومحددة للأداء المالي للمصارف ولملف المخاطر الكامنة بالإضافة إلى تقييم قدرات إدارة المخاطر للمؤسسات[35].

2. أهمية نظم الإنذار المبكر:

تعرّضت العديد من الدول في العقود الأخيرة لسلسلة من الأزمات المالية، آخرها أزمة الرهن العقاري التي أدت إلى انهيار العديد من المصارف، لذلك فإن تطبيق أسس رقابية، خاصةً في ظل عولمة القطاع المالي، يحمي من إضعاف دور إدارة المخاطر في المؤسسات المالية، وبالتالي يحمي تعثّر القطاع المالي والاقتصادي ككل.

يحظى التنبؤ بالفشل المصرفي باهتمام العديد من الجهات، من أجل إيجاد آلية تساعد في التنبؤ بوقوع الفشل المالي في المصارف قبل حدوثه، وبالتالي الحماية، من خلال اتخاذ إجراءات مناسبة تحول دون تعثّر المصارف في الوقت المناسب، كما يحظى التنبؤ بالفشل المالي بأهمية كبيرة لدى المصارف، المودعون والمستثمرون في السندات المصرفية والجهات الرسمية الرقابية.

أصبح موضوع التنبؤ بالأزمة المالية بعد الأزمة المالية الأخيرة في عام 2008 محط اهتمام السلطات الرقابية، مما دفعها إلى تطوير أدوات تساعد على التنبؤ بالأزمة قبل وقوعها والتنبؤ المستقبلي بأوضاع المصارف وخاصة تلك التي قد تعاني من تحديات محتملة في المستقبل، فبناء أنظمة الإنذار المبكّر والتنبؤ بحدوث الأزمات المصرفية يساعد على تجنبها أو تخفيض تكاليف معالجة آثارها.

[35] Sahajwala, Ranjana, Bergh, Paul, Supervisory Risk Assessment and Early Warning System, Basel commttee on banking supervision working papers, Bank for International Settlements, 2000, P1

3. الطرق المستخدمة في بناء أنظمة الإنذار المبكر:

تعتمد كافة الطرق المستخدمة في بناء أنظمة الإنذار المبكر على النماذج الإحصائية والقياسية للتنبؤ بأداء القطاع المالي، سواءً على المستوى الإفرادي أو على المستوى الكلي. وذلك اعتماداً على متغيرات ومؤشرات مالية واقتصادية جزئية وكلية، كما يتطلب تطبيق أنظمة الإنذار المبكر وجود قاعدة بيانات تاريخية شاملة وموثوقة. فيما يلي أهم الطرق المستخدمة في أنظمة الإنذار المبكر:

1.3 المؤشرات الاحترازية الجزئية المجمعة AMPIs: اقترح الصندوق الدولي على المصارف المركزية أن تقوم بإجراء إطار تحليلي، يتم بموجبه مقارنة المؤشرات على المستوى الجزئي مع المؤشرات الإجمالية. من شروط تطبيق هذه الطريقة؛ تصنيف المصارف في مجموعات متشابهة، فيمكن تصنيف المصارف وفق:

- الأهمية النسبية للمخاطر النظامية للمصارف: يمكن استخدام المنهجية المستخدمة في المصارف ذات الأهمية النسبية للمخاطر النظامية المحلية S-SIBs.
- حجم المصرف: حسب حجم أصوله.
- نوع المصرف: أي مصرف تقليدي أم إسلامي.
- ترخيص المصرف: فيما إذا كان محلي أم أحنبي.

2.3 النماذج الإحصائية Statistical Models: تعتمد على طرق إحصائية وكمية متقدمة، باستخدام مؤشرات أداء المصارف للتنبؤ بمخاطرها المستقبلية، وبالتالي تعمل على تمييز المصارف التي قد تواجه في المستقبل مخاطر احتمال الإفلاس، عن تلك التي قد لا تتعرض لمشاكل الإفلاس. كما تقوم

هذه النماذج بتضمين متغيرات اقتصادية في النماذج الإحصائية وذلك للربط بين الدورة الاقتصادية والدورة المالية[36].

4. مؤشرات الفشل المالي:

لابد من القيام بتوظيف مجموعة من مؤشرات الأداء المالي، من أجل تقييم أداء القطاع المالي ومعرفة نقاط الضعف فيه، لمساعدة متخذي القرار في بناء الاستراتيجيات الملائمة لهذا القطاع. وفيما يلي بعض المؤشرات المرتبطة بالفشل المالي:

1.4 مؤشرات الإجهاد المالي Identification of Financial Stress Indicators:

1.1.4 مؤشر ضغط أسواق الصرف Exchange Market Pressure Index (EMPI): تقوم العديد من البلدان بالحدّ من مرونة سعر الصرف؛ وذلك من خلال شراء أو بيع الاحتياطي الدولي. فعند قياس مرونة سوق الصرف يجب التركيز على سعره من جهة والاحتياطيات الدولية من جهة أخرى. فكلّما ازدادت تقلبات أسعار الصرف، كلّما ارتفع مخاطر سعر الصرف الأجنبي للمؤسسات المالية، وبالتالي سيزداد ضعف النظام المالي بسبب زيادة عبء الدين الخارجي؛ بالإضافة إلى وجود حصة أكبر من استثمارات المحافظ الأجنبية في إجمالي الاستثمار الأجنبي. وقد يسبب التقلب في أسعار الصرف صعوبات في المؤسسات المالية، وذلك بسبب عدم تطابق العملة بين أصول والتزامات المصرف[37].

2.1.4 كفاية الاحتياطيات: قد تستخدم المصارف الاحتياطيات الزائدة باعتبارها انحرافات إيجابية عن احتياطيات المصارف المطلوبة لتغطية التغيّرات غير المتوقعة في المعروض من أموال المصرف

[36] عبيد، رامي، مرجع سبق ذكره، 2019، ص15

[37] Evans, Owen, Leone, Alfredo, and others, Macroprudential Indicators of Financial System Soundness, International Monetary Fund, Washington DC, No192, 2000, P11

المركزي. تُفضّل المصارف عادةً امتلاك حسابات في المصرف المركزي، لأن ذلك يمنحها وصولاً مباشراً للمصدر النهائي للسيولة المحلية[38]. يمكن قياس كفاية الاحتياطيات من خلال النسب التالية:

- نسبة العرض النقدي إلى الاحتياطي الأجنبي: يعكس القدرة الجيدة للنظام المصرفي في تغطية التزاماته في حال اتّخذ المودعون قراراً بتحويل ودائعهم بالعملة المحلية إلى العملة الأجنبية بشكل كبير أثناء مدة وجيزة، حيث ستعاني قيمة العملة من ضغوط كبيرة في حال تجاوزت النسبة المعيارية؛ كما تقيس هذه النسبة الطلب المحتمل على الأصول الأجنبية من المصادر المحلية. يعتبر هذا المؤشر مناسباً للبلدان ذات الأسواق المتقدمة مالياً وحسابات رأس المال المفتوح. تعتبر نسبة 20% النسبة المعيارية[39].
- نسبة الاحتياطي إلى عرض النقد: يمكن من خلال هذه النسبة معرفة درجة خروج رؤوس الأموال التي تضغط على الاحتياطيات، أي قياس درجة الثقة في العملة ومدى كفاءة النظام المصرفي؛ في حال كانت دالة الطلب على النقود مستقرة وتوفر الثقة في عملة الدولة. وبالعكس، تكون هذه النسبة غير مهمة بخصوص الدول التي تفتقد إلى عنصري الاستقرار والثقة، لذلك إذا كان رصيد كبير مقارنة بالإحتياطيات، فإن هذا يوحي بوجود حجم كبير من رؤوس الأموال (مع مراعاة جوانب أخرى مثل الالتزامات الخارجية). إن هذه النسبة مهمة بالنسبة للدول التي يتميز فيها النظام المصرفي بالضعف[40].
- تحليل مضاعف النقود: يعتمد على افتراض أن المصرف المركزي يحدد مستوى القاعدة النقدية، ثم يقوم بتحديد مضاعف النقود من العرض النقدي، في حين يتم تعديل أسعار الفائدة

---

[38] Indicators to Support Monetary and Financial Stability Analysis, Bank for International Settlements, Basel, 2014, P4

[39] Arslan, Yavuz, Cantú, Carlos, The size of foreign exchange reserves, BIS, P5

[40] بلقاسم، زايري، كفاية الاحتياطيات الدولية في الاقتصاد الجزائري، مجلة اقتصاديات شمال إفريقيا، العدد السابع، الجزائر، 2009، ص45-74، ص52

قصيرة الأجل من أجل تحقيق التوازن بين الطلب على النقود والعرض النقدي. في الواقع، تحدد المصارف المركزية سعر فائدة رسمياً ثم توفر حجم الاحتياطيات اللازمة، لتوجيه أسعار الفائدة قصيرة الأجل في السوق؛ لتكون قريبة من سعر الفائدة الرسمي[41].

3.1.4 التغير في أسعار الفائدة:

– أولاً: تأثير تغير أسعار الفائدة: إن ارتفاع أسعار الفائدة الدولية يزيد من ضعف الأسواق الناشئة وأنظمتها المالية، من خلال ثلاث طرق:

- استبدال الأصول، أي تدفقات رأس المال الخارجة.
- التأثير السلبي على الجدارة الائتمانية للمقترضين من الأسواق الناشئة.
- تفاقم مشاكل المعلومات في أسواق الائتمان.

– ثانياً: مكونات أسعار الفائدة: يتكون من كل سعر فائدة يكتسبه المصرف على أصوله، أو يُدفع على التزاماته. وهو مركب من عدد من مكونات السعر؛ بعضها يسهل التعرّف عليه أكثر من البعض الآخر. نظرياً، تحتوي جميع المعدلات على خمسة عناصر، وهي:

- المعدل الخالي من المخاطر Risk Free Rate: يعد البنية الأساسية لسعر الفائدة، يمثّل معدّل الفائدة التي يتوقعها المستثمر من استثمار خالي من المخاطر لتاريخ استحقاق معين.
- فترة الاستحقاق Market Duration Spread: تكون أسعار وتقييمات الأدوات ذات الفترات الطويلة أكثر عرضة لتغيرات أسعار الفائدة في السوق من تلك ذات الفترات القصيرة.

[41] The Supply of Money – Bank Behavior and the Implication for Monetary Analysis, ECB, Monthly Bulletin, October 2011, P63-79, P65

- سيولة السوق Market Liquidity: حتى لو كانت الأداة الأساسية خالية من المخاطر، فقد يحتوي سعر الفائدة على علاوة لتمثيل رغبة السوق في الاستثمار ووجود المشترين والبائعين الراغبين.
- التصنيف الائتماني Credit Rating: يمثّل علاوة مخاطر الائتمان المطلوبة من قبل المتداولين في السوق لجودة ائتمانية معينة.
- علاوة الائتمان Premium Credit: يعكس مخاطر الائتمان المحددة والمرتبطة بجودة الائتمان للمقترض الفردي (والتي تعكس تقييمات المخاطر الناشئة عن القطاع والموقع الجغرافي لعملة المقترض) وتفاصيل أداة الائتمان[42].

2.4 المؤشرات القيادية للأزمات المالية والتغيرات الاقتصادية Leading Indicators of Financial Crises and Economic Rational:

هناك العديد من النسب المالية التي من الممكن أن تكون مؤشرات لحدوث أزمة مالية مصرفية، وبالتالي تساعد على التنبؤ بها قبل وقوعها، يمكن تقسيمها كمايلي:

1.2.4 الحساب الجاري Current Account: يمكن أن يؤدي ضعف الصادرات، النمو المفرط للواردات والمبالغة في تقييم قيمة العملة إلى تدهور الحساب الجاري؛ ويشمل نسبة الحساب الجاري من إجمالي الاستثمار المحلي Gross Domestic Investment GDI، الصادرات، الواردات، سعر الصرف الفعلي الحقيقي، سعر الصرف الحقيقي مقابل الدولار الأمريكي ونسبة ميزان الحساب التجاري من الناتج المحلي الإجمالي.

[42] Interest rate risk in the banking book, Bank for International Settlements, Basel Committee, 2016, P33

2.2.4 حساب رأس المال Capital Account: تشمل مشاكل انخفاض الاحتياطيات الأجنبية، الدين الخارجي المفرط قصير الأجل، آجال الاستحقاق مع عدم تطابق العملات، هروب رأس المال، نسبة الودائع في مصارف التسويات الدولية BIS إلى الأجنبية، الاحتياطيات، سعر الفائدة الحقيقي المحلي، نسبة الالتزامات الأجنبية إلى الأصول الأجنبية، الاحتياطيات الأجنبية، نسبة تدفقات رأس المال قصيرة الأجل إلى الناتج المحلي الإجمالي ونسبة الديون إلى الاحتياطيات الأجنبية.

3.2.4 القطاع المالي Financial Sector: إن انكماش الودائع المصرفية وارتفاع أسعار الفائدة الحقيقية المحلية والفروقات الكبيرة في معدلات الإقراض والودائع؛ تعكس في الغالب الضائقة المالية والمشاكل في القطاع المصرفي؛ نسبة الودائع إلى العرض النقدي، نسبة الائتمان المحلي إلى الناتج المحلي الإجمالي، نسبة قروض إلى ودائع، نسبة العرض النقدي إلى الناتج المحلي الإجمالي، مضاعف العرض النقدي، ودائع البنوك التجارية وسعر الفائدة الحقيقي المحلي[43].

[43] Asian Development Bank, ibid, 2005, P48

الفصل الثاني: بناء نموذج التنبؤ المالي باستخدام أسلوب التعلّم الآلي

سيتم في هذا الفصل تناول مفهوم التعلّم الآلي، الأساليب الخمسة للتعلّم الآلي، وهي: التعلّم الخاضع للإشراف، التعلّم غير الخاضع للإشراف، التعلم بالتعزيز، التعلّم العميق والتعلّم المعزز العميق، ثم سيتم شرح خوارزميات التعلّم الآلي الخاضع للإشراف وخوارزميات التعلّم الآلي غير الخاضع للإشراف.

المبحث الأول: مفهوم التعلّم الآلي وأساليبه

1. مفهوم التعلم الآلي:

يُعرّف التعلّم الآلي بأنه نظام يتخصص في كيفية محاكاة أجهزة الكمبيوتر أو تنفيذ سلوكيات التعلّم البشري، يُمكّن من اكتشاف القيمة المحتملة الموجودة في البيانات وتحديدها. يعد التعلّم الآلي فرعاً من الذكاء الاصطناعي، فمن خلال خوارزميات التعلّم الذاتي يمكن اكتشاف القوانين الأساسية للبيانات، من أجل التنبؤ ببيانات غير معروفة.

كما يُعرَف بأنه شكل من أشكال الذكاء الاصطناعي، حيث يقوم بالتعلّم من البيانات التاريخية المدخلة بدلاً من البرمجة الواضحة. حيث يستخدم التعلّم الآلي مجموعة متنوعة من الخوارزميات التي تتعلّم بشكل متكرر من البيانات، وذلك من أجل تحسين البيانات، وصفها والتنبؤ بالنتائج. ونظراً لأن الخوارزميات تستوعب بيانات التدريب، فمن المُمكن بناء نماذج أكثر دقة بناءً على تلك البيانات[44].

تم اقتراح، في الآونة الأخيرة، نماذج الإنذار المبكر التي تعتمد على أساليب التعلّم الآلي، كبديل للطرق التقليدية المستخدمة. فوفقاً لتوقعات شركة الأبحاث Autonomous Next، ستكون المصارف

[44] Hurwitz, Judith, Kirsch, Daniel, Machine Learning for dummies, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, 2018, P3

في جميع أنحاء العالم قادرة على خفض التكاليف بنسبة 22٪ بحلول عام 2030 من خلال استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي، كما يمكن أن تصل مدخراتها إلى تريليون دولار[45].

2. أساليب التعلّم الآلي: يوجد خمسة أساليب للتعلّم الآلي؛ التعلّم الخاضع للإشراف، التعلّم غير الخاضع للإشراف، التعلّم المعزّز، التعلّم العميق والتعلّم العميق المعزز:

1.2 التعلّم الخاضع للإشراف Supervised Learning: يبني التعلّم الخاضع للإشراف نماذج باستخدام بيانات التدريب (المدخلات) مع المخرجات المطلوبة بهدف تعلّم قاعدة عامة تحدد المدخلات إلى المخرجات[46]. يتم تقسيم التعلّم الخاضع للإشراف إلى:

أ – التصنيف Classification: يمكن استخدام التعلّم الآلي لحل مشاكل التصنيف، حيث يصنّف الأشياء ذات الطبيعة المتشابهة في مجموعة واحدة، فعندما تأتي البيانات من مجموعة محدودة من القيم يُعرف بالتصنيف[47].

ب – الانحدار Regression: يتم التنبؤ بمتغيرات الإخراج المستمرة، من خلال العلاقة بين المتغير المستقل والمتغير التابع المستمر الناتج عن إدخال عدد كبير من البيانات، وهكذا يمكن تحديد العلاقة من أجل التنبؤ بالبيانات غير المعروفة، وعندما يكون التصنيف مستمراً فهو انحدار. يساعد الانحدار المستخدم في التعلّم الخاضع للإشراف على فهم الارتباط بين المتغيرات[48]، أيضاً، في حالة التعلّم الخاضع للإشراف، يجب تقديم أمثلة ملموسة معروفة للكمبيوتر؛ أي يتم تحديد الناتج لـx1 هو y1، وx2 هو y2، كذلك الامر لـ x3 هو y3، وهكذا.. بناءً على هذه البيانات يمكن للكمبيوتر أن يكتشف علاقة تجريبية بين x وy[49].

---

[45] Roman Chuprina, Machine Learning in Banking – Opportunities, Risks, Use Cases technical journalist covering AI/ML, IoT and Blockchain topics with articles and interviews, 2021, P1
[46] Introduction to Machine Learning, The Wikipedia Guide, 2021, P1
[47] Hurwitz, Judith, Kirsch, ibid, 2018, P15
[48] Hurwitz, Judith, Kirsch, ibid, 2018, P15
[49] Tutorials Points PVT LTD, Machine Learning, India, 2019, P11

2.2 التعلّم غير الخاضع للإشراف Unsupervised Learning: حيث يتم التعامل مع المعايير غير المصنّفة، من خلال تعلّم استخدام الفئات غير المعروفة في العثور على القوانين الأساسية في البيانات، فالتعلّم غير الخاضع للإشراف لا يحدّد المتغير المستهدف للآلة، بل يسأل الآلة: ماذا يمكنك أن تخبرني عن X؟. ويمكن طرح أسئلة أكثر تحديداً مثل تقديم مجموعة بيانات لـ X، والسؤال عن أفضل خمس مجموعات يمكن تكوينها من X، أو عن الميّزات التي تحدث بشكل متكرر في X. ومن أجل الوصول إلى إجابات عن هذه الأسئلة، قد يحتاج الجهاز إلى عدد كبير جداً من البيانات لاستنتاج استراتيجية ما، حيث يمكن تدريب الآلة ببضعة آلاف من البيانات. ومع ذلك، يبدأ عدد نقاط البيانات المقبولة للتعلّم ببضعة ملايين[50]. ويكون التعلّم غير الخاضع للإشراف هو الأنسب؛ عندما تتطلب المشكلة عدد ضخم من البيانات غير المصنفة[51]. كما يستخدم التعلّم غير الخاضع للإشراف للعثور على أقسام طبيعية من الأنماط، وذلك عبر مرحلتين:

- المرحلة الأولى: يتم تكوين قسم من مجموعة أنماط التدريب غير المسماة unlabled حيث يتم استنتاج قيمة R من هذه الأنماط، يفصل هذا القسم إلى مجموعات فرعية حصرية وشاملة، تسمى المجموعات العنقودية Clusters.
- المرحلة الثانية: يتم تصميم مصنف بناءً على المسميات lables المخصصة لأنماط التدريب في القسم[52].

1.2.2 أقسام التعلّم غير الخاضع للإشراف: يمكن تقسيم التعلّم الآلي غير الخاضع للإشراف إلى:

أ – التجميع العنقودي Clustering: وهو أسلوب يتم تجميع العناصر ذات المعلمات المتشابهة معاً في مجموعة. ويُعتبر التجميع نوع من التعلّم غير الخاضع للإشراف، لأن البيانات غير مصنّفة. تقوم

[50] Tutorials Points, ibid, 2019, P11
[51] Hurwitz, Judith, ibid, 2018, P15
[52] Nilsson, Nils, Robotic Laboratory, Introduction to Machne Learning, Stamford University, Department of Compiter Science, 1998, P128

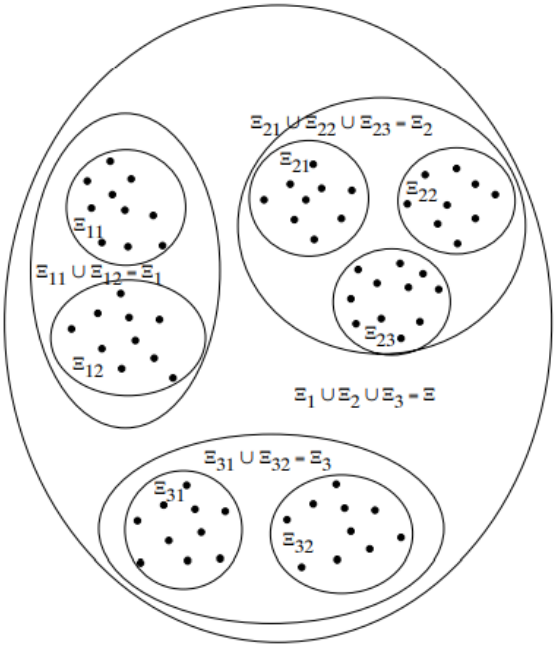
الخوارزمية بتفسير المعلمات التي يتكون منها كل عنصر، ثم تقوم بتجميعها وفقاً لذلك[53]. هناك العديد من طرق التجميع، وهي:

– الطريقة الأولى: تعتمد على المسافة الإقليدية[54] Euclidean Distance: تستخدم معظم طرق التعلّم غير الخاضعة للإشراف مقياس التشابه بين الأنماط من أجل تجميعها في مجموعات، أبسطها تحديد المسافة بين الأنماط. بالنسبة للأنماط الرقمية، يمكن أن يكون مقياس المسافة عبارة عن مسافة إقليدية عادية بين نقطتين في مسافة ذي أبعاد n؛ n-dimensional. تقسم هذه الطريقة إلى:

- التسلسل الهرمي للعناقيد A Hierarchy of Clusters كما الشكل أدناه:

الشكل رقم (1)

التسلسل الهرمي للعناقيد A Hierarchy of Clusters



المصدر: Introduction to Machine Learning[55]

[53] Hurwitz, Judith, Ibid, 2018, P15

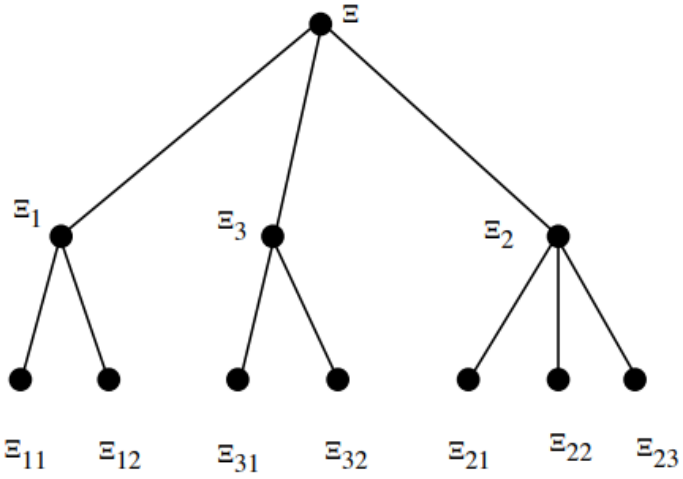
[54] المسافة الإقليدية هي المسافة العادية بين نقطتين التي من الممكن قياسها باستخدام المسطرة والتي يمكن برهانها باستخدام مبرهنة فيثاغورس. باستخدام هذه المسافة فإن المسافة التقليدية تصبح مسافة تقليدية . يشار لهذه المسافة أيضاً باسم "المسافة الفيثاغورسية"

[55] Nolsson, Nils, ibid, 1998, P121

- عرض التسلسل الهرمي كشجرة Displaying a Hierarchy as a Tree كما الشكل أدناه:

الشكل رقم (2)

عرض التسلسل الهرمي كشجرة Displaying a Hierarchy as a Tree

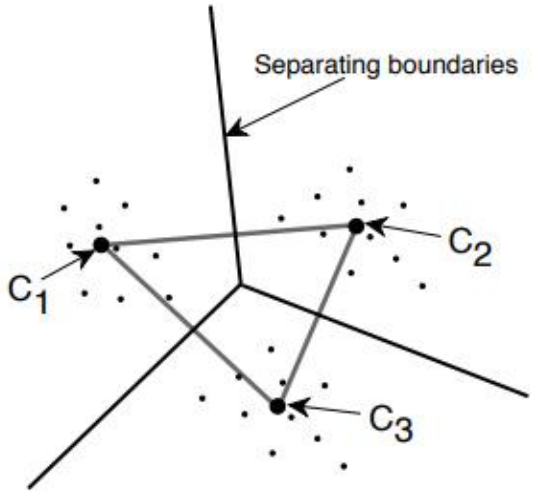


المصدر : Introduction to Machine Learning[56]

- تصنيف المسافة الدنيا Minimum-Distance Classification كما الشكل أدناه:

الشكل رقم (3)

تصنيف المسافة الدنيا Minimum-Distance Classification



المصدر : Introduction to Machine Learning[57]

[56] Nolsson, Nils, ibid, 1998, P122

[57] Nolsson, Nils, ibid, 1998, 123

– الطريقة الثانية: طريقة تقوم على الاحتمالات: من خلال تقسيم مجموعة التدريب إلى مجموعات شاملة وحصرية R، C1،...، CR، ثم يتم تقرير أي من هذه المجموعات يجب تعيين بعض الأنماط التي تسمى X، عن طريق تحديد Ci عندما يكون الاحتمال هو الأكبر[58].

ب. تقصير البعد Dimentionality Reduction: يساعد على استبعاد البيانات غير المفيدة للتحليل. تُستخدم هذه المجموعة من الخوارزميات لاستبعاد كل من البيانات الزائدة؛ القيم المتطرفة وغيرها من البيانات غير المفيدة، ومن خلال استبعاد هذه البيانات، يتحسن أداء نظام التعلّم الآلي ويساعد على تصور البيانات.

3.2 التعلّم بالتعزيز Reinforcement Learning: يتعلّم من خلاله النموذج من كل إجراء يتم اتخاذه. حيث تتم مكافأة النموذج على أي قرار صحيح يتم اتخاذه ومعاقبته على أي قرار خاطئ، ويسمح له بمعرفة الأنماط واتخاذ قرارات أفضل دقة بشأن البيانات غير المعروفة. تتلقى الخوارزمية تغذية مرتدة من تحليل البيانات بحيث يتم إرشاد المستخدم إلى أفضل نتيجة. يختلف التعلّم المعزّز عن الأنواع الأخرى من التعلّم الخاضع للإشراف من حيث التدريب؛ باستخدام مجموعة من البيانات النموذجية، فيتعلّم النظام من خلال التجربة والخطأ. لذلك، فإن سلسلة من القرارات الناجحة ستؤدي إلى تعزيز العملية لأنّها تحل المشكلة المطروحة على أفضل وجه[59].

4.2 التعلّم العميق Deep Learning: التعلّم العميق هو نموذج يعتمد على الشبكات العصبية الاصطناعية ANN-Artificial Neural Networks، وبشكل أكثر تحديداً الشبكات العصبية التلافيفية NN- Neural Networks، حيث يوجد العديد من البنى المستخدمة في التعلّم العميق مثل الشبكات العصبية العميقة Deep Neural Networks، شبكات المعتقدات العميقة Deep Belief Networks،

[58] Nolsson, Nils, ibid, 1998, P128
[59] Hurwitz, Judith, ibid, 2018, P15

الشبكات العصبية المتكرّرة Recurrent Neural Networks والشبكات العصبية التلافيفية Convolutional Neural Networks. يتطلّب التعلّم العميق قوة معالجة وبيانات ضخمة[60].

5.2 التعلّم المعزّز العميق Deep Reinforcement Learning: يجمع التعلّم المعزّز العميق DRL بين تقنيات التعلّم العميق والتعلّم المعزّز، حيث يتم دمج خوارزميات التعلّم المعزّز مع التعلّم العميق لإنشاء نموذج قوي[61].

3. خوارزميات التعليم الآلي:

هي مجموعة من التعليمات لجهاز الكمبيوتر حول كيفية التفاعل مع البيانات ومعالجتها وتحويلها. يمكن أن تكون الخوارزمية بسيطة مثل تقنية إضافة عمود من الأرقام، أو خوارزمية معقدة مثل تحديد وجه شخص ما في الصورة. لجعل الخوارزمية عاملة، يجب أن تكون في برنامج يمكن لأجهزة الكمبيوتر فهمه[62]. غالباً ما تتم كتابة خوارزميات التعلّم الآلي بإحدى لغات: Java أو Python أو R. تتضّمن كل لغة من هذه اللغات مكتبات تعلّم الآلة التي تدعم مجموعة متنوعة من خوارزميات التعلّم الآلي. تختلف خوارزميات التعلّم الآلي عن الخوارزميات الأخرى، بينما يبدأ المبرمج في أغلب الخوارزميات بإدخال الخوارزمية، تنقلب العملية عند تطبيق التعلّم الآلي؛ حيث تقوم البيانات نفسها بإنشاء النموذج. تقسم خوارزميات التعلّم الآلي حسب نوعها، كما يلي:

1.3 خوارزميات التعلّم الآلي – الخاضع للإشراف:

1.1.3 الجيران الأقرب k-Nearest Neighbours: وهي تقنية إحصائية يمكن استخدامها لحل مشاكل التصنيف والانحدار، حيث يتم التصنيف حسب المسافة بين البيانات المراد تصنيفها والبيانات المجاورة الأقرب لها.

---

[60] Tutorials Points PVT LTD, ibid, 2019, P10
[61] Tutorials Points PVT LTD, ibid, 2019, P10
[62] Hurwitz, Judith, ibid, 2018, P15

2.1.3 شجرة القرارات Decision Trees: تستخدم خوارزميات شجرة القرارات لتوضيح نتائج القرار. يمكن استخدام أشجار القرار لتخطيط النتائج المحتملة للقرار؛ حيث تمثّل كل عقدة في شجرة القرار نتيجة محتملة. يتم تعيين النسب المئوية للعقد بناءً على احتمالية حدوث النتيجة.

3.1.3 بايز الساذج Naive Bayes: يستخدم من أجل إنشاء المصنّفات Classifier لتدريب النموذج، يتم استخدام عديد من الميزات من أجل اختبار احتمال تطابق ميزة معينة مع القيود المطلوبة، بعد ذلك، يتم دمج احتمالات الميّزات المختلفة للوصول إلى النتيجة المحددة. ويتطلّب بايز الساذج عدداً صغيراً من بيانات التدريب من أجل التصنيف[63].

4.1.3 الانحدار اللوجستي Logistic Regression: يتم عن طريق الرسم التخطيطي، حيث يمكن فصل نقاط عن بعضها من خلال رسم خط حدودي للفصل بينها.

5.1.3 آلة المتّجهات الداعمة Support Vector Machines: تستخدم عندما لا يكون بالإمكان فصل البيانات خطياً.

2.3 خوارزميات التعلّم الآلي – غير الخاضع للإشراف:

1.2.3 الخوارزمية التجميعية k-Means Clustering: هو نوع من التعلّم غير الخاضع للإشراف والذي يشكل تلقائياً مجموعات من البيانات المتشابهة، مثل التصنيف التلقائي. كلما كانت العناصر أكثر تشابهاً في المجموعة، كانت المجموعات أفضل.

2.2.3 تحديد المجموعات Cluster Identification: يختلف عن التصنيف في أنّه يجب معرفة وتحديد الفئات بشكل مسبق. يطلق على التجميع أحياناً بالتصنيف غير الخاضع للإشراف، وذلك لأنّه ينتج نفس النتيجة التي ينتج عنها التصنيف، لكن دون وجود فئات محددة مسبقاً.

[63] Tutorials Points PVT LTD, ibid, 2019, P14

المبحث الثاني: مراجعة الأدبيات السابقة

سيتم في هذا المبحث مراجعة الأدبيات السابقة ومناقشتها، كما سيتم عرض أهم مايميّز هذه الدراسة عن الدراسات السابقة.

توصلت نتائج الدراسات السابقة التي تناولت بناء نماذج للتنبؤ باستخدام التعلّم الآلي إلى دقة نسبها جيدة بشكل عام، حيث تنوعت الأساليب المستخدمة في الدراسات السابقة للوصول إلى نماذج إلى نماذج للتنبؤ والتي تراوحت بين 70% و99%، من حيث أسلوب التعلّم المستخدم لبناء النموذج، فقد اعتمدت بعض الدراسات على نموذج الشبكة العصبية كدراسة (Abdullah, 2021) ودراسة (Petropoulos, et, 2020) وغيرها من الدراسات، والتي توصّلت بشكلٍ عام إلى أعلى دقة بين النماذج الأخرى المستخدمة، في حين اعتمدت بعض الدراسات كدراسة (Appiahene, 2020) ودراسة (Alsaleem, 2020) وغيرها من الدراسات؛ نموذجي شجرة القرارات والغابات العشوائية في بناء النموذج التنبؤي واللذان توصلا أيضاً إلى دقة تنبؤية عالية، ولكنها أقل نسبةً –بشكلٍ عام– من نموذج الشبكة العصبية، بينما اعتمدت بعض الدراسات منهج كـ–الجيران الأقرب، نموذج المتّجهات الداعمة والانحدار اللوجستي، وكانت دقّة هذه النماذج –بشكل عام– أقل من دقّة نماذج التعلّم الآلي الأخرى.

على الرغم من توصل الدراسات إلى دقّة تنبوئية عالية للنماذج المبنية باستخدام أساليب مختلفة للتعلّم الآلي، إلّا أنّها اختلفت في فترة التطبيق؛ العينة وحجمها وعدد المتغيرات المدخلة. فمن الدراسات من اعتمد على عينة كبيرة الحجم كدراسة (Uthayakumar, et, 2018) ومنها من اعتمد عينة متوسطة كدراسة (Abdullah, 2021) ومنها من اعتمد حجم عينة صغير الحجم كدراسة (Appiahene, 2020)، كما أنّ بعض الدراسات تناول عدد كبير من المتغيرات كدراسة (Shrivastava, et, 2020) وبعضها تناول عدد قليل من المتغيرات كدراسة (Appiahene, 2020). ولكن، لم تختلف دقة التنبؤات حسب

حجم العينة أو عدد المتغيرات، حيث تراوحت دقة النماذج في دراسة (Shrivastava, et, 2020) والتي تناولت عدد كبير من المتغيرات بين 71.8% و98.8% حسب أسلوب التعلّم الآلي المستخدم، كذلك الأمر لدقة النماذج في دراسة (Petropoulos, et, 2020) والتي تناولت عدد كبير نسبياً من المتغيرات، حيث تراوحت دقة النماذج بين 97% و99% حسب أسلوب التعلّم الآلي المستخدم.

فدراسة (Abdullah, 2021) اختبرت عينة متوسطة الحجم مكونة من 244 شركة في بورصة بنغلادش للفترة الزمنية الممتدة بين عامي 2015 و2019، واعتمدت على إحدى عشر متغير من نسب مالية من المركز المالي (الملحق رقم(1))، استناداً على كلاً من نماذج التعلّم الآلي التالية: نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية، مصنف المجموعة EC، نموذج كـ- الجيران الأقرب، نموذج ألة المتجّهات الداعمة SVM ونموذج بايز الساذج، توصلت إلى دقة تنبؤية تتراوح بين 74% و88%، حيث حقّق نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية ANNC أعلى دقّة نموذج بين النماذج الأخرى المستخدمة بالدراسة وهي 88% يليه نموذج مصنف المجموعة EC ثم نموذج كـ-الجيران الأقرب KNNC الذي حقّق دقّة نسبتها 85% ثمّ كلاً من نموذج دعم آلات المتّجهات SVM ونموذج بايز الساذج NB اللذان حقّقا دقّة نسبتها 80% و74% على التوالي؛ وهي دقّة تعتبر قليلة نسبياً مقارنةً بالأبحاث الأخرى المذكورة أدناه.

بينما دراسة (Shrivastava, et, 2020) فقد استخدمت خوارزمية SMOTE لتحويل البيانات في شكل متوازن وبناء عينات جديدة من فئة الأقليات، عن طريق اختيار المتغيرات الأقرب باستخدام نموذج كـ-الجيران الأقرب k-Nearest Neighbors بشكل عشوائي، ثم انحدار Selection Operator Lasso لاختيار المتغيرات المهمة لفشل المصارف ولاستخدامها في النماذج التنبؤية، الانحدار اللوجستي Logistic Regression وتقنية Random Forest من أجل إنشاء أفضل نموذج تنبؤي وأخيراً التعلّم الجماعي Ensemble Learning من أجل تحقيق دقة أفضل واستقرار النموذج، حقّقت دقّة النموذج

التنبؤي الذي اعتمد الغابة العشوائية Random Forest أعلى من الدّقة التي حقّقها نموذج الانحدار اللوجستي Logistic Regression، حيث بلغت دقّة النموذج المعتمد على الغابة العشوائية 98.8% وهي دقّة عالية، في حين بلغت دقّة النموذج الذي اعتمد الانحدار اللوجستي دقّة أقل وصلت إلى 71.8% فقط. اعتمدت هذه الدراسة على عدد قليل من العينة المستخدمة، تصل إلى 56 مصرفاً هندياً فقط، من القطاعين العام والخاص الفاشلة وغير الفاشلة؛ منها 44 مصرفاً غير فاشلاً و12 مصرفاً فاشلاً. كما أنّها تعاملت مع متغيرات مختلفة منها متغيرات خاصة بالمصرف، متغيرات الاقتصاد الكلي ومتغيرات هيكل السوق (الملحق رقم(2)) وذلك للفترة الزمنية الممتدة من 2000 إلى 2017.

أما في دراسة (Petropoulos, et, 2020) اعتمدت على فترة 7 سنوات ابتداءً من عام 2008 حتى عام 2014، فقد تم تطبيق ستة أساليب إحصائية في التنبؤ والتي هي الانحدار اللوجستي Logistic Regression (LogR)، التحليل التمييزي الخطي Linear Discriminant Analysis (LDA)، الغابات العشوائية Random Forests (RF)، آلات المتّجهات الداعمة Support Vector Machines (SVM)، الشبكات العصبية Neural Networks (NN)، والغابة العشوائية لأشجار الاستدلال الشرطي Random Forest of Conditional Inference Trees (CRF). تم تطبيقها على عينة أكبر مكونة من 175000 مصرف من المصارف الأمريكية مجمعة من Federal Deposit Insurance Corporation (FDIC)، اختبرت 40 متغير من المتغيرات الأساسية التي تحددها CAMELS، وهي: رأس المال، جودة الأصول، الإدارة، الأرباح، السيولة والحساسية لمخاطر السوق (الملحق رقم(3)). خلصت هذه الدراسة إلى تفوق كل من أسلوب الغابة العشوائية Random Forest، وآلات المتّجهات الداعمة والشبكات العصبية في دقّة التنبؤ عبر جميع المقاييس التميزية التي استخدمتها الدراسة، كما تفوقت على المناهج المعيارية كالانحدار اللوجستي والتحليل التمييزي؛ حيث تراوحت دقّة أداء الأساليب المستخدمة عند تطبيقها على كل من العينة كاملة، جزء من العينة، خلال الفترة كاملة أو خلال فترة أخرى، بين

98% و99% للانحدار اللوجستي، 97% و98% للتحليل التمييزي الخطي، 97% و99% للغابة العشوائية، 98% و99% للألات المتّجهات الداعمة، 98% و99% للشبكات العصبية و96% و99% للغابة العشوائية لأشجار الاستدلال الشرطي.

في حين اعتمدت دراسة (Appiahene, 2020) فقط على ثلاثة نماذج من التعلّم الآلي؛ مناهج شجرة القرار، الغابة العشوائية والشبكة العصبية بين عامي 2015 و2018. باستخدام عينة مكونة من 444 مصرف غاني، تم تصنيفها إلى أربع فئات مصرفية: وهي المصارف التجارية المملوكة للدولة، مؤسسات التنمية المالية المملوكة للدولة، مصارف تجارية غير عامة ومصارف أجنبية. اعتماداً على المتغيرات الستة التالية: نفقات تكنولوجيا المعلومات، الأصول الثابتة، إجمالي الودائع، الربح، معدل القروض العاملة Performing Loan وعدد الموظفين. أيضاً، يمكن استخدام هذه الدراسة للتنبؤ بكفاءات المصارف في غانا، فعند مقارنة دقّة التنبؤ لنماذج خوارزمية التعلّم الآلي المستخدمة، أعطت خوارزمية شجرة القرار أفضل دقّة بين النماذج الثلاثة المستخدمة، حيث وصلت دقّة النموذج إلى 100٪، يليها خوارزمية الغابة العشوائية التي أعطت دقّة تنبؤية تبلغ 98.5٪ ثم الشبكة العصبية التي أعطت دقّة نسبتها 86.6٪.

بينما اعتمدت دراسة (Rahman, et, 2020) على ثلاث طرق تعلّم آلي وهي: الشبكات العصبية الاصطناعية ANN وSVM Support Vector Machines وشبكة بايزي العصبية BNN، حيث تمّ تطبيقها في كل عام على حدى؛ خلال الفترة الممتدة من عام 2015 حتى عام 2017، باستخدام سبع متغيرات من نسب مالية مختلفة (الملحق رقم (4)). تباينت في هذه الدراسة دقّة النماذج، حيث بلغت دقّة الشبكات العصبية الاصطناعية ANN – Artificial Neural Networks في عام 2017 نسبة 83.33%، الشبكة العصبية البايزية Bayesian Neural Network - BNN نسبة 88.88%، و Support Vector Machine - SVM نسبة 55.55%. بينما أعطت النماذج دقذة أقل في عام 2016، حيث

توصلت دقّة الشبكات العصبية الاصطناعية إلى نسبة 72.22%، بينما توصلت الشبكة العصبية البايزية BNN إلى دقة نسبتها 61.11% أما SVM – Support Vector Machine فتوصلت لدقّة 50٪ فقط، ارتفعت دقّة النماذج في عام 2015، حيث أعطى نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية ANN دقّة نسبتها 88.23%، الشبكة العصبية البايزية BNN دقّة 94.11% ونموذج آلة المتّجهات الداعمة SVM– Support Vector Machine نسبة 76.47%، نلاحظ من دّقة النماذج المستخدمة أن دقّة كلاً من نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية ANN والشبكة العصبية البايزية BNN يتفوقا على دقّة نموذج آلات المتّجهات الداعمة SVM في توقع الضائقة المالية في بنوك بنغلادش.

بينما استخدمت دراسة (Viswanathan, et, 2020) أسلوب مختلف باستخدام تقنيات التعلّم الآلي، حيث بدأت بالمرحلة الأولى بتطبيق التعلّم الآلي غير الخاضع للإشراف، لتحديد نمط يؤدي إلى مجموعات منطقية فيما يتعلق بالسلامة المالية، ومن ثم الانتقال إلى تطبيق التعلّم الآلي الخاضع للإشراف من أجل لقيام بالتنبؤ، باستخدام أساليب التحليل التمييزي الخطي (LDA)، وشجرة التصنيف والانحدار (CART) والغابة العشوائية Random Forest ومتغير التصنيف حسب السلامة المالية للمصارف عالية، متوسطة أو منخفضة. اختبرت عينة صغيرة الحجم تصل إلى 44 مصرفاً هندياً فقط، لفترة زمنية تصل إلى 12 عاماً، ابتداءً من عام 2005 حتى عام 2017. حقق النموذج أعلى دقّة عند تطبيق خوارزمية الغابة العشوائية نسبتها 95.93%، يليها نموذج التحليل الخطي التمييزي Linear Discriminant Analysis – LDA الذي حقق دقّة نسبتها 95.36% وأخيراً التصنيف وانحدار الأشجار CART - Classification and Regression Trees التي حققت دقّة نسبتها 89.5%.

أما دراسة (Alsaleem, 2020) فقد استخدمت خوارزميات متعددة للتعلّم الآلي: شجرة القرارات Decision Tree، الغابة العشوائية Random Forest، بايز الساذج Naïve Bayes، بيرسبترون متعدد الطبقات Multilayer Perceptron. لتحقيق هدف الدراسة تم توظيف كل من متغيرات العمر، الجنس،

العمل، السكن، حساب توفير، حساب جاري، حساب ائتمان، مدة الائتمان، هدف الائتمان وتصنيف الخطر. بينما تراوحت دقّة النماذج بين 73% و80%، حيث حقق نموذج بيرسبترون متعدد الطبقات Multilayer Perceptron أعلى دقّة بين الخوارزميات المطبقة في الدراسة نسبتها 80%، يليه نموذج الغابة العشوائية الذي حقق دقّة نسبتها 78.5%، ثم بايز الساذج Naïve Bayes الذي حقق دقّة نسبتها 77.5% وأخيراً نموذج شجر القرارات الذي حقق دقّة نسبتها 73.5%؛ نلاحظ أن هذه الدراسة التي اعتمدت على عينة مكونة من مجموعة بيانات تتضمن 1000 مشاهدة حقّقت أقل دقّة نماذج بين الدراسات الأخرى.

أيضاً حققت النماذج التي بنيت في دراسة (Abakarim, et, 2020) دقّة نسبتها أقل نسبياً من دقّة النماذج التي قامت الدراسات أعلاه في بنائها، وذلك على الرغم من اعتمادها على مناهج مماثلة نسبياً للمناهج المستخدمة في الدراسات السابقة الأخرى، وهي: الشبكات العصبية الاصطناعية، كـ–الجيران الأقرب، التحليل التمييزي الخطي، الانحدار اللوجستي، آلات المتجهات الداعمة، التشفير التلقئي العميق Deep Autoencoder. وتوصلت دقة نماذج التعلّم الآلي المستخدمة إلى أن نموذج Deep-AE حقق أعلى دقّة بين نماذج التعلم الآلي الأخرى المستخدمة، حيث بلغت دقتها 79.8٪ تليها LP–2 و KNN-3 اللذان حققا دقّة 77.9% و77.2% على التوالي، ثم الانحدار اللوجستي والتحليل التمييز وأخيراً آلة المتجهات الداعمة بدقّة 76%، 74.3% و73.5% على التوالي. كذلك، طُبّقت هذه الدراسة على عينة مكونة من 1100 من المصارف التجارية الأمريكية المؤمنة من قبل مؤسسة التأمين الفدرالي. حيث تمّ الاعتماد على 40 نسبة من نسب الأداء المعروفة بتأثيرها على المصارف والتنبؤ بالإفلاس لبناء النماذج (الملحق رقم (5))، وذلك للفترة الزمنية الممتدة بين 2004 وحتى 2018.

بينما توصلت دقّة نموذج (Gogas, et, 2018) والذي طُبّق على 1443 مصرفاً أميريكياً، باستخدام نموذج آلة المتجهات الداعمة Support Vector Machine – SVM إلى 98.25% بالاعتماد على 36 متغير (ملحق (6))، للفترة الزمنية الممتدة بين 2007 و2013.

بينما استخدمت دراسة (Uthayakumar, et, 2018) كـ–الجيران الأقرب kNN وتطويره، من خلال استخدام نموذج تصنيف Fitness-Scaling Chaotic Genetic Ant Colony Algorithm، وذلك من أجل زيادة دقّة النموذج، حيث توصل النموذج إلى دقّة تبلغ 97.93%، 94.72% و97.55% لمجموعة البيانات التي تم تطبيق النموذج عليها، وهي: بيانات الإفلاس النوعي، ومجموعة البيانات البولندية ومجموعة بيانات Weislaw على التوالي (الملحق رقم (7))، حيث بلغ عدد العينات المأخوذة من بيانات الإفلاس النوعي 250 عينة؛ منها 107 فاشل و143 غير فاشل، أما في مجموعة بيانات الشركة، بلغ العدد الإجمالي للمشاهدات؛ 43405 منها 2091 فاشلة و41314 غير فاشلة، 240 مشاهدة في مجموعة بيانات Weislaw؛ منها 112 فاشلة و128 غير فاشلة. وذلك للفترة الزمنية الممتدة بين 2005 و2017، كما استخدمت الدراسة أساليب التحليل التمييزي الخطي Linear Discriminant Analysis - LDA الذي توصل إلى دقّة نسبتها 95.36%، و الغابة العشوائية Random Fores الذي توصل إل دقّة نسبتها 95.93%.

توصلت دقّة نماذج التعلّم الآلي في دراسة (Barbozaa, 2017) إلى 87.6% لنموذج الغابة العشوائية، 86.65% لنموذج Boosting، ودقّة 85.67% لنموذج Bagging، نموذج آلة المتجهات الداعمة – وظيفة القاعدة الشعاعية SVM-RBF Support Vector Machine - Radial Basis Function 79.99%، نموذج اللوغاريتمي Logit 76.29%، نموذج الشبكات العصبية دقّة 72.98%، آلة المتجهات الداعمة الخطية SVM Linear دقّة 71.52% وأخيراً نموذج Mean Decrease in Accuracy MDA بدقّة 52.18%. وذلك عند تحليل أكثر من 10000 عينة لشركات أمريكية وكندية من قاعدة

بيانات مركز سالومون وكومبوستات Salomon Center database and Compustat التابعة لجامعة نيويورك، للفترة الممتدة بين 1985 و2013. اعتمدت هذه الدراسة على المتغيرات التالية لبناء نموذجها التنبؤي: هامش التشغيل Operating Margin، التغيير في العائد على حقوق الملكية Change in Return On Equity، التغيير في السعر إلى الدفتر Change in Price-to Book، مقاييس النمو المتعلقة بالأصول Growth Measures Related to Assets، المبيعات Sales وعدد الموظفين Number of Employees.

أما دراسة (Hanh ,et, 2017) التي طُبّقت على عينة مكونة من 3000 مصرفاً أمريكياً؛ منها 1438 مصرفاً مفلساً و1562 مصرفاً نشطاً، باستخدام منهجين تقليدين وهما: التحليل التمييزي والانحدار اللوجستي وثلاثة مناهج للتعلّم الآلي وهي: الشبكة العصبية الاصطناعي Artificial Neural Network، آلة المتجهات الداعمة Support Vector Machines وك–الجيران الأقرب K-Nearest Neighbor. وذلك من خلال الفترة الزمنية الممتدة بين 2009 و2015، ولتحقيق هدف هذه الدراسة تم توظيف 31 متغير من النسب المالية مصنفة إلى خمسة جوانب رئيسية، وهي: جودة القروض، جودة رأس المال، كفاءة العمليات، القدرة على التنبؤ وأخيراً السيولة (الملحق رقم (8)). تراوحت دقّة النماذج المستخدمة بين 71.5% لنموذج آلة المتجهات الداعمة Support Vector Machine و81.9% لنموذج الشبكة العصبية الاصطناعية ANNs، أما النماذج المتبقية بلغت دقّتها 81.1%، 79.6% و77.6% لكل من الشبكات العصبية، الانحدار اللوجستي والتحليل الخطي التمييزي، على التوالي.

بينما استخدمت دراسة (Abdallah, et, 2017) عينة مكونة من 64 مصرفاً تجارياً مصنّفاً من قبل Capital Intelligence (CI)، من إجمالي 135 مصرفاً في الشرق الأوسط، حيث تمّ استخدام البيانات المأخوذة من 10 دول في الشرق الأوسط، تمّ جمع بياناتها من قاعدة بيانات Bankscope حيث تمّ اختيار مصارف من البلدان التالية البحرين، الكويت، المملكة العربية السعودية، اليمن، مصر، قطر،

لبنان، الإمارات العربية المتحدة، الأردن وعمّان. لتحقيق هدف هذه الدراسة تم تطبيقها خلال الفترة الزمنية الممتدة بين عامي 2001 و2009 وتوظيف خمس مجموعات رئيسية، وهي: جودة الأصول، كفاءة رأس المال، الربحية، مخاطر الائتمان، السيولة (الملحق رقم (9)). بلغت دقّة نموذج شجرة القرار باستخدام كاشف التفاعل الأوتاماتيكي - Chi-square Automatic Interaction Detector CHAID 96.30٪، ودقّة 95.44٪ باستخدام Classification and Regression Tree - CART. يتبعها الشبكة العصبية NN باستخدام تقنية Multilayer Perceptron – MLP بدقّة 94.02٪، أما باستخدام تقنية التحليل التمييزي Discriminant Analysis – DA كإحدى التقنيات التقليدية، وصلت دقّة النموذج إلى 93.16٪، وهو ما يمكن مقارنته بتقنيات التعلّم الآلي حيث حققت دقّة أقل منها. ومع ذلك، فإن دقّة نموذج الانحدار اللوجستي Logistic Regression - LR أقل بكثير من النماذج الأربعة الأخرى المستخدمة في الدراسة، حيث توصلت دقّة النموذج المعتمد على الانحدار اللوجستي إلى 73.5٪ فقط. حيث خلصت الدراسة إلى أن أداء كلاً من CHAID، CART، MLP NN وDA أفضل من النموذج المعتمد على الانحدار اللوجستي LR من أجل التنبؤ بفشل المصارف التجارية في الشرق الأوسط.

تتميز هذه الدراسة عن الدراسات السابقة، بمايلي:

- تم استخدام ستة أساليب تعلّم آلي، وهي: كـ–الجيران الأقرب، شجرة القرارات، الغابة العشوائية، الشبكة العصبية، بايز الساذج والانحدار اللوجستي؛ وذلك بالاستفادة من مجموعة من الدراسات السابقة، كدراسة (Appiahene, 2020)، (Viswanathan, et, 2020) وغيرها من الدراسات الأخرى، حيث تمّ تحليل أداء ستة أساليب تعلّم آلي والمقارنة بينها للوصول إلى الأساليب الأفضل للتنبؤ بفشل المصارف السورية الخاصة التقليدية والإسلامية، وذلك تجنباً

للمخاطر المحتملة لاستخدام نموذج واحد. بينما استخدمت الدراسات السابقة عدد أقل من الأساليب المستخدمة في بناء نموذج تنبؤي ماعدا دراسة (Petropoulos, et, 2020) التي اعتمدت ستة أساليب للتعلّم الآلي مختلفة عن أساليب التعلّم الآلي المستخدمة في هذه الدراسة.

- أول دراسة على حد علم الباحثة تستخدم وتطبق أساليب التعلم الآلي على المصارف السورية الخاصة لبناء نموذج للتنبؤ بالفشل المالي.
- عدم وجود دراسات عربية استخدمت أساليب التعلّم الآلي للتنبؤ بفشل المصارف، على حد علم الباحثة.
- تناولت الدراسة الفترة الزمنية الربعية الممتدة من عام 2011 حتى عام 2020.
- تضمنت البيانات فترة انتشار جائحة كورونا، حيث توقع Roman Chuprina أنّه على الرغم من جائحة Covid-19، فإن الذكاء الاصطناعي والتعلّم الآلي في القطاع المصرفي سوف يزدهر[64].
- المتغيرات الموظفة في هذه الدراسة غير موظفة في دراسة سابقة واحدة على حد علم الباحثة، حيث تم اختيارها من عدة دراسات، كدراسة (Abdullah, 2021)، (Shrivastava, et, 2020)، (Petropoulos, et, 2020)، (Appiahene, 2020)، بالإضافة إلى المتغيرات التي تم اختيارها على حسب طبيعة القطاع المصرفي السوري ولم يتم توظيفها في دراسة سابقة (متغير التعاملات بالعملات الأجنبية ومتغير أرباح القطع البنوي).

[64] Roman Chuprina, ibid, 2021

الفصل الثالث: الدراسة التطبيقية

سيتم في هذا الفصل عرض لمحة عن عينة الدراسة وهي المصارف السورية الخاصة التقليدية والإسلامية، ثمّ سيتم تصنيف المصارف إلى مصارف فاشلة مالياً ومصارف غير فاشلة مالياً، وذلك حسب ثلاثة مقاييس، وهي: نسبة السيولة للالتزامات، كفاية رأس المال ونسبة تغطية السيولة. سيتم اعتماد تصنيف المصارف فاشلة أم غير فاشلة كمتغير تابع في بناء النموذج، حيث يمثل الرقم (1) المصارف المصنفة بأنها فاشلة مالياً والرقم (0) المصارف المصنفة بأنها غير فاشلة مالياً. سنقوم ببناء نموذج التنبؤ باستخدام ستة من أساليب التعلّم الآلي، وهي: ك–الجيران الأقرب، شجرة القرارات، الغابة العشوائية، بايز الساذج، الشبكة العصبية والانحدار اللوجستي، على القطاع المصرفي ككل، باستثناء بنك الائتمان الأهلي وذلك بسبب عدم توافر البيانات النهائية لعام 2020 خلال فترة إعداد الدراسة التطبيقية، ومن ثم مقارنة دقة الأساليب الستة المستخدمة والتوصل إلى نتائج الدراسة.

المبحث الأول: عينة ومتغيرات الدراسة

1. لمحة عن عينة الدراسة:

اعتمدت الدراسة على عينة مكوّنة من 13 مصرف من المصارف السورية الخاصة التقليدية والإسلامية، وهي تشكل جميع المصارف السورية الخاصة المدرجة في سوق دمشق للأوراق المالية، باستثناء بنك الائتمان الأهلي، وهي: بنك بيمو السعودي الفرنسي، بنك سورية والخليج، فرنسبنك، بنك سورية والمهجر، بنك الشرق، البنك العربي، المصرف الدولي للتجارة والتمويل، بنك الأردن، بنك بيبلوس، بنك البركة، بنك قطر الوطني، بنك الشام وبنك سورية الدولي الإسلامي.

بدأ تأسيس المصارف السورية الخاصة حديثاً في سورية عام 2003، كان أولها كل من بنك بيمو السعودي الفرنسي، المصرف الدولي للتجارة والتمويل وبنك سورية والمهجر، ثم تبعها تأسيس البنك العربي، بنك بيبلوس ثم بقية المصارف السورية الخاصة.

أدناه، لمحة عن المصارف السورية الخاصة المدرجة في سوق دمشق للأوراق المالية:

الجدول رقم (1)

المصارف السورية الخاصة

	اسم المصرف	سنة التأسيس	تاريخ الإدراج في السوق	رأس المال	عدد الأسهم
1	بنك بيمو السعودي الفرنسي	29-12-2003	02-02-2009	10,000,000,000	100,000,000
2	المصرف الدولي للتجارة والتمويل	30-04-2003	31-03-2009	8,400,000000	84,000,000
3	بنك سورية والمهجر	13-09-2003	05-03-2009	8,640,000,000	84,640,000
4	البنك العربي	22-09-2004	01-03-2009	5,050,000,000	50,500,000
5	بنك بيبلوس	20-10-2005	17-11-2009	6,120,000,000	61,200,000
6	بنك الشام	07-09-2006	25-05-2004	8,000,000,000	80,000,000
7	بنك سورية والخليج ش.م.م	13-04-2006	15-08-2010	10,000,000,000	100,000,000
8	بنك سورية الدولي الإسلامي	09-04-2007	07-05-2009	15,000,000,000	15,000,000
9	بنك البركة	28-06-2007	03-11-2014	15,000,000,000	150,000,000
10	فرنسبنك	07-05-2008	05-01-2011	5,250,000,000	52,500,000
11	بنك الأردن	28-05-2008	22-06-2010	3,000,000,000	30,000,000
12	بنك الشرق	17-12-2008	19-12-2010	4,125,000,000	41,250,000
13	بنك قطر الوطني	18-01-2009	08-04-2010	16,500,000,000	165,000,000

المصدر: إعداد الباحثة بالاعتماد على المواقع الإلكترونية الرسمية للمصارف السورية الخاصة

من الجدول أعلاه، نجد أن بنك قطر الوطني يمتلك أعلى رأس مال بين المصارف السورية الخاصة، يليه كلاً من بنك سورية الدولي الإسلامي وبنك البركة.

2. متغيرات الدراسة:

فيما يلي متغيرات الدراسة المستقلة والتي تم اختيارها وفق مجموعة من الدراسات السابقة، كدراسة كل من (Abdullah, 2021)، (Shrivastava, et, 2020)، (Petropoulos, et, 2020) و(Appiahene, 2020)، بالإضافة إلى المتغيرات التي تم اختيارها حسب أهميتها في الاقتصاد السوري على وجه الخصوص:

1. متغير إجمالي الأصول.
2. متغير رأس المال.
3. متغير حقوق الملكية.
4. متغير الدخل التشغيلي.
5. متغير ربحية السهم.
6. متغير صافي الدخل (بعد الضريبة).
7. متغير إيداعات المصارف.
8. متغير الأصول النقدية: وهي عبارة عن مجموع نقد وأرصدة أخرى لدى المصارف وإيداعات المصارف.
9. متغير إجمالي الودائع: وهي عبارة عن ودائع المصارف وودائع الزبائن.
10. متغير الالتزامات.
11. متغير الأصول السائلة.
12. متغير الأصول المتداولة.
13. متغير صافي دخل الفوائد للمصارف التقليدية أو إجمالي دخل التمويل والاستثمار للمصارف الإسلامية.
14. متغير الدخل والدخل الشامل.

15. متغير نسبة الأصول السائلة: وهي نسبة الأصول النقدية إلى إجمالي الأصول.

16. متغير نسبة الأصول المتداولة: وهي نسبة الأصول المتداولة إلى إجمالي الأصول.

17. متغير نسبة رأس المال إلى إجمالي الأصول.

18. متغير نسبة الدخل التشغيلي إلى إجمالي الأصول.

19. متغير نسبة إجمالي الودائع إلى إجمالي الأصول.

20. متغير نسبة العائد على الأصول.

21. متغير نسبة العائد على حقوق الملكية.

22. متغير نسبة الدخل من غير الفوائد لإجمالي دخل الفوائد.

23. متغير الأرباح الناتجة عن التعاملات بالعملات الأجنبية.

24. متغير الأرباح غير المحققة الناتجة عن إعادة تقييم القطع البنوي.

25. الدخل التشغيلي قبل خصم الضرائب إلى إجمالي دخل الفوائد.

26. متغير نسبة صافي إيرادات الفوائد في المصارف التقليدية أو صافي الإيرادات التمويلية والاستثمارية في المصارف الإسلامية إلى الأصول.

27. متغير نسبة صافي الدخل إلى عائد السهم.

28. التدفق النقدي: النقد ومافي حكمه في نهاية الفترة.

يعد متغير التصنيف متغير تابع والذي تم تحديده حسب مقاييس تحديد المصارف المصنفة فاشلة مالياً أم غير فاشلة (المذكورة لاحقاً في الدراسة التطبيقية).

المبحث الثاني: اختبار الفرضية ومناقشة النتائج

1. تحديد المصارف المصنفة فاشلة مالياً:

سيتم تصنيف المصارف بأنّها فاشلة مالياً إذا تحقّق خلل واحد على الأقل في المقاييس الثلاثة التالية، وإلا سيكون تصنيف المصرف غير فاشل مالياً:

1.1 نسبة السيولة إلى الإلتزامات: على أن تتجاوز السيولة المتوفرة لتغطية الالتزامات 20% من قيمة الالتزامات بالليرة السورية، اعتماداً على قرار مصرف سورية المركزي رقم (588/ م ن / ب4) وإلا يتم تصنيف المصرف على أنه فاشل مالياً.

أدناه قائمة المصارف المصنفة فاشلة مالياً حسب نسبة السيولة إلى الالتزامات وذلك خلال فترة الدراسة:

الجدول رقم (2)

نسبة السيولة للالتزامات

المصرف	ربع	نسبة السيولة إلى الالتزامات
البنك العربي	Q32011	17.6365
بنك الشام	Q22013	12.4482
بنك الشام	Q42013	11.195
بنك بيبلوس	Q42011	17.4131
بنك سورية والخليج	Q22012	18.1776
بنك سورية والخليج	Q22011	13.5173
بنك سورية والخليج	Q32011	15.978
بنك سورية والخليج	Q42012	19.0107
بنك سورية والخليج	Q42011	16.1147
بنك سورية والخليج	Q32014	18.475
بنك سورية والخليج	Q42013	19.6556
بنك سورية والخليج	Q22017	16.824

بنك سورية والخليج	Q32019	4.9794
بنك سورية والخليج	Q42020	15.2527
بنك سورية والمهجر	Q22013	19.3582
بنك سورية والمهجر	Q32013	18.8868
فرنسبنك	Q12011	17.6759
فرنسبنك	Q22011	15.723
فرنسبنك	Q32011	13.680
فرنسبنك	Q42011	19.6563
فرنسبنك	Q22014	18.481
فرنسبنك	Q32015	19.9556
فرنسبنك	Q42015	18.7809
فرنسبنك	Q12017	15.694
فرنسبنك	Q22017	19.6410

المصدر: إعداد الباحثة بالاعتماد على نسبة السيولة للالتزامات

نلاحظ من الجدول أعلاه أن:

1- كلاً من بنك سورية والخليج وفرنسبنك، وقعا تحت تصنيف الفشل المالي حسب المقياس الأول – نسبة السيولة للالتزامات، خلال أرباع متعددة، بينما كلاً من بنك بيبلوس، بنك الشام والبنك العربي صنفت بأنها فاشلة مالياً حسب المقياس الأول لأرباع أقل بشكل ملحوظ. أمّا بقية المصارف السورية الخاصة لم تقع تحت تصنيف الفشل المالي حسب المقياس الأول للفترة الزمنية المدروسة.

2- الفترة الأولى لبدء تصنيف المصارف بأنها فاشلة مالياً بدأت عام 2011، وهي السنة التي بدأت فيها الأزمة السورية والتي أثّرت على أداء المصارف، الأمر الذي انعكس على التصنيف المالي لبعض المصارف.

3- تم تصنيف بنك سورية والخليج فاشل مالياً حسب المقياس الأول في العديد من الفترات؛

أ- في عام 2012 خلال الربعين الثاني والرابع، قد يكون ذلك بسبب خسارة المصرف مبلغ 142 مليون ليرة سورية ومبلغ 185 مليون ليرة سورية في الربعين الثاني والرابع من عام 2012، اتخذ البنك إجراء لتجنّب هذا الخطر مسبقاً؛ من خلال عقد عدة اتفاقيات مقايضة عملات مع مصرف سورية المركزي، حيث تم تنفيذ العديد منها خلال الربع الأول من العام ذاته، وعقدان استحقا في الربع الثاني من العام اللاحق، قام فيها المصرف بمقايضة مبالغ قدرها 5,000,000 يورو و4,000,000 يورو بما يقابلهما بالليرة السورية، وذلك حسب نشرة المصرف المركزي للمقايضة في تاريخ العقدين.

ب- خلال الربع الأول من عام 2014 انخفضت نسبة حقوق المساهمين في المصرف بنسبة 34% وتراجعت إيرادات المصرف بنسبة 54%، قد يكونا السبب الذي أدى إلى تصنيف المصرف بأنه فاشل مالياً، على الرغم من ارتفاع ودائع العملاء بنسبة 7%، وزيادة الأصول بمقدار 3% مقارنة بالربع الأول من العام السابق. والجدير بالذكر أن المصرف تعرض لعملية سرقة نقدية في الربع الأول من عام 2014.

ت- على الرغم من الخسارة التي تعرض لها مصرف سورية والخليج في عام 2017، إلا أنّه لم يتم تصنيفه بأنه فاشل مالياً إلا في الربع الثاني من هذا العام، قد يعود السبب إلى انخفاض قيمة الأصول النقدية في الربع المذكور مقارنة بالأرباع الأخرى.

ث- في الربع الثالث من عام 2019 تم تعديل السعر المرجعي لسهم بنك سورية والخليج بالإضافة إلى زيادة قيمة الخسارة التي تعرّض لها المصرف في هذا الربع، الأمر الذي قد يكون أثّر على تصنيفه بأنه فاشل مالياً خلال الفترة ذاتها.

4- بينما فرنسبنك، فقد وقع تحت تصنيف الفشل المالي في الربعين الثالث والرابع من عام 2015، وذلك بسبب زيادة قيمة التزامات المصرف خلال الربعين مع ثبات نسبي بقيمة الأصول

النقدية للمصرف، عكس ماحدث في الربعين الأول والثاني من عام 2017، حيث انخفضت قيمة الأصول النقدية للمصرف مع تزايد في قيمة الالتزامات خلال الربعين.

5- تم تصنيف بنك الشام بأنه فاشل مالياً خلال الربعين الثاني والرابع من عام 2013 نتيجة انخفاض الأصول النقدية للمصرف خلال الربعين بشكل كبير.

6- نلاحظ أن إدارة المصارف تمكّنت من تجنّب وقوعها بالفشل المالي في السنوات الثلاث الأخيرة، باستثناء الربع الثالث من عام 2019 والربع الرابع من عام 2020 لبنك سورية والخليج.

2.1 نسبة كفاية رأس المال: وهي نسبة كفاية رأس المال حسب متطلبات بازل II، باعتبار أن المصارف السورية لم تطبّق نسبة كفاية رأس المال وفق بازل III فتم اعتماد نسبة كفاية رأس المال وفق بازل II، وهي تمثّل نسبة رأس مال المصرف إلى مخاطره، على أن لا تقل نسبة كفاية رأس مال المصرف عن 8% من كتلة المخاطر. تمّ الحصول على نسبة كفاية المال للمصارف من الموقع الرسمي لمصرف سورية المركزي، بالإضافة إلى التقارير المالية للمصارف عينة الدراسة.

أدناه قائمة المصارف الواقعة تحت تصنيف الفشل المالي حسب كفاية رأس المال:

الجدول رقم (3)

نسبة كفاية رأس المال

المصرف	ربع	نسبة كفاية رأس المال
بنك سورية الدولي الإسلامي	Q12019	8%
بنك سورية والخليج	Q12014	5%
بنك سورية والخليج	Q12015	6%
بنك سورية والخليج	Q12018	7%
بنك سورية والخليج	Q22018	7%
بنك سورية والخليج	Q32018	6%
بنك سورية والخليج	Q42018	2%

المصدر: إعداد الباحثة بالاعتماد على مصرف سورية المركزي والتقارير المالية للمصارف

نلاحظ من الجدول أعلاه أن عدد قليل من المصارف تم تصنيفها بأنها فاشلة مالياً وفق هذا المعيار، صُنّف بنك سورية والخليج فاشلاً خلال عام 2018 كاملاً وخلال الربع الأول من عامي 2014 و2015.

3.1 نسبة تغطية السيولة – Liquidity Cover Ration – LCR: وهي نسبة الأصول السائلة إلى التدفقات النقدية، على ألا تقل عن 100%، وفق بازل III. تشمل الأصول السائلة عالية الجودة فقط تلك الأصول ذات الإمكانات العالية التي يمكن تحويلها بسهولة وبسرعة إلى نقد.

أدناه قائمة المصارف التي تم تصنيفها فاشلة مالياً حسب نسبة تغطية السيولة:

الجدول رقم (4)

نسبة تغطية السيولة

المصرف	ربع	السيولة إلى التدفقات النقدية
البنك العربي سورية	Q32011	98%
البنك العربي سورية	Q42011	90%
البنك العربي سورية	Q42013	94%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q42012	83%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q12014	54%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q12013	48%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q22014	55%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q22013	66%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q32014	51%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q32013	47%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q42013	53%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q42014	40%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q12016	29%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q12015	39%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q22016	38%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q22015	59%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q32016	36%

المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q32015	56%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q42016	33%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q42015	53%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q12018	67%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q12017	28%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q22018	90%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q22017	30%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q32017	36%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q22020	47%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q22019	93%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q42017	65%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q42019	97%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q32020	42%
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	Q42020	51%
بنك الأردن	Q12012	89%
بنك الأردن	Q22012	80%
بنك الأردن	Q32012	88%
بنك الأردن	Q42012	78%
بنك الأردن	Q12013	78%
بنك الأردن	Q22013	57%
بنك الأردن	Q32013	57%
بنك الأردن	Q32016	90%
بنك الأردن	Q22019	89%
بنك الأردن	Q32019	80%
بنك الأردن	Q42019	73%
بنك الأردن	Q32020	68%
بنك الأردن	Q42020	79%
بنك الشام	Q12014	-746%
بنك الشام	Q12013	47%

بنك الشام	Q22013	26%
بنك الشام	Q42013	38%
بنك الشرق	Q32017	76%
بنك الشرق	Q22020	74%
بنك الشرق	Q32020	88%
بنك الشرق	Q12012	94%
بنك الشرق	Q22012	94%
بنك الشرق	Q32012	82%
بنك الشرق	Q12014	91%
بنك الشرق	Q22014	92%
بنك الشرق	Q22013	92%
بنك الشرق	Q32013	98%
بنك الشرق	Q42013	96%
بنك الشرق	Q22016	66%
بنك الشرق	Q22015	99%
بنك الشرق	Q32015	100%
بنك الشرق	Q42015	95%
بنك الشرق	Q42011	95%
بنك بيبلوس	Q12012	96%
بنك بيبلوس	Q22012	68%
بنك بيبلوس	Q22011	84%
بنك بيبلوس	Q32012	89%
بنك بيبلوس	Q32011	60%
بنك بيبلوس	Q42012	87%
بنك بيبلوس	Q42011	67%
بنك بيبلوس	Q12014	77%
بنك بيبلوس	Q22014	64%
بنك بيبلوس	Q22013	85%
بنك بيبلوس	Q32014	61%

بنك بيبلوس	Q32013	89%
بنك بيبلوس	Q42013	80%
بنك بيبلوس	Q42014	66%
بنك بيبلوس	Q32016	44%
بنك بيبلوس	Q42016	92%
بنك بيبلوس	Q12017	39%
بنك بيبلوس	Q22018	72%
بنك بيبلوس	Q22017	32%
بنك بيبلوس	Q32018	69%
بنك بيبلوس	Q32017	71%
بنك بيبلوس	Q12020	65%
بنك بيبلوس	Q12019	71%
بنك بيبلوس	Q22020	52%
بنك بيبلوس	Q22019	66%
بنك بيبلوس	Q32019	72%
بنك بيبلوس	Q42017	44%
بنك بيبلوس	Q42018	62%
بنك بيبلوس	Q42019	64%
بنك بيبلوس	Q32020	56%
بنك بيبلوس	Q42020	60%
بنك بيمو السعودي الفرنسي	Q22012	76%
بنك بيمو السعودي الفرنسي	Q32012	68%
بنك بيمو السعودي الفرنسي	Q32011	59%
بنك بيمو السعودي الفرنسي	Q42012	80%
بنك بيمو السعودي الفرنسي	Q42011	47%
بنك بيمو السعودي الفرنسي	Q12014	90%
بنك بيمو السعودي الفرنسي	Q12013	73%
بنك بيمو السعودي الفرنسي	Q22014	94%
بنك بيمو السعودي الفرنسي	Q22013	62%

بنك بيمو السعودي الفرنسي	Q32014	95%
بنك بيمو السعودي الفرنسي	Q32013	74%
بنك بيمو السعودي الفرنسي	Q42013	95%
بنك بيمو السعودي الفرنسي	Q42014	80%
بنك بيمو السعودي الفرنسي	Q12016	94%
بنك بيمو السعودي الفرنسي	Q12015	82%
بنك بيمو السعودي الفرنسي	Q22015	72%
بنك بيمو السعودي الفرنسي	Q32015	66%
بنك بيمو السعودي الفرنسي	Q42015	80%
بنك بيمو السعودي الفرنسي	Q12020	69%
بنك بيمو السعودي الفرنسي	Q22020	43%
بنك بيمو السعودي الفرنسي	Q42019	96%
بنك بيمو السعودي الفرنسي	Q32020	48%
بنك بيمو السعودي الفرنسي	Q42020	46%
بنك سورية الدولي الإسلامي	Q12012	62%
بنك سورية الدولي الإسلامي	Q22012	29%
بنك سورية الدولي الإسلامي	Q22011	74%
بنك سورية الدولي الإسلامي	Q32012	60%
بنك سورية الدولي الإسلامي	Q42012	65%
بنك سورية الدولي الإسلامي	Q12014	37%
بنك سورية الدولي الإسلامي	Q12013	56%
بنك سورية الدولي الإسلامي	Q22014	53%
بنك سورية الدولي الإسلامي	Q22013	51%
بنك سورية الدولي الإسلامي	Q32014	68%
بنك سورية الدولي الإسلامي	Q42016	88%
بنك سورية الدولي الإسلامي	Q12017	16%
بنك سورية والخليج	Q42012	70%
بنك سورية والخليج	Q12014	47%
بنك سورية والخليج	Q22014	41%

بنك سورية والخليج	Q32014	40%
بنك سورية والخليج	Q32013	53%
بنك سورية والخليج	Q42013	45%
بنك سورية والخليج	Q42014	43%
بنك سورية والخليج	Q22016	64%
بنك سورية والخليج	Q32016	99%
بنك سورية والخليج	Q22018	66%
بنك سورية والخليج	Q22017	35%
بنك سورية والخليج	Q32018	49%
بنك سورية والخليج	Q32017	44%
بنك سورية والخليج	Q12020	63%
بنك سورية والخليج	Q12019	57%
بنك سورية والخليج	Q22020	97%
بنك سورية والخليج	Q22019	90%
بنك سورية والخليج	Q32019	7%
بنك سورية والخليج	Q42017	62%
بنك سورية والخليج	Q42018	60%
بنك سورية والخليج	Q42019	73%
بنك سورية والخليج	Q32020	68%
بنك سورية والخليج	Q42020	57%
بنك سورية والمهجر	Q12012	90%
بنك سورية والمهجر	Q32012	91%
بنك سورية والمهجر	Q42012	77%
بنك سورية والمهجر	Q12014	55%
بنك سورية والمهجر	Q12013	56%
بنك سورية والمهجر	Q22014	58%
بنك سورية والمهجر	Q22013	39%
بنك سورية والمهجر	Q32014	60%
بنك سورية والمهجر	Q32013	36%

بنك سورية والمهجر	Q42013	43%
بنك سورية والمهجر	Q42014	57%
بنك سورية والمهجر	Q12016	61%
بنك سورية والمهجر	Q12015	68%
بنك سورية والمهجر	Q22016	53%
بنك سورية والمهجر	Q22015	60%
بنك سورية والمهجر	Q32016	91%
بنك سورية والمهجر	Q32015	59%
بنك سورية والمهجر	Q42015	62%
بنك سورية والمهجر	Q12018	90%
بنك سورية والمهجر	Q12017	76%
بنك سورية والمهجر	Q22018	89%
بنك سورية والمهجر	Q22017	79%
بنك سورية والمهجر	Q32018	93%
بنك سورية والمهجر	Q42017	88%
بنك سورية والمهجر	Q32020	80%
بنك سورية والمهجر	Q42020	79%
بنك قطر الوطني	Q12011	88%
فرنسبنك	Q12011	84%
فرنسبنك	Q32011	83%
فرنسبنك	Q42011	86%
فرنسبنك	Q12014	86%
فرنسبنك	Q22014	59%
فرنسبنك	Q22013	76%
فرنسبنك	Q32014	68%
فرنسبنك	Q32013	73%
فرنسبنك	Q42013	73%
فرنسبنك	Q42014	56%
فرنسبنك	Q12015	81%

فرنسبنك	Q22015	46%
فرنسبنك	Q32016	78%
فرنسبنك	Q32015	72%
فرنسبنك	Q42016	60%
فرنسبنك	Q42015	77%
فرنسبنك	Q12018	60%
فرنسبنك	Q12017	43%
فرنسبنك	Q22018	92%
فرنسبنك	Q22017	47%
فرنسبنك	Q32017	59%
فرنسبنك	Q12020	95%
فرنسبنك	Q12019	86%
فرنسبنك	Q22020	85%
فرنسبنك	Q32019	99%
فرنسبنك	Q42017	44%
فرنسبنك	Q42018	97%
فرنسبنك	Q42019	96%
فرنسبنك	Q32020	77%
فرنسبنك	Q42020	77%
بنك البركة	Q22011	10%
بنك البركة	Q22013	80%

المصدر: إعداد الباحثة بالاعتماد على نسبة تغطية السيولة للمصارف

نلاحظ من الجدول أعلاه أنّ عدد المصارف المصنفة بأنها فاشلة مالياً بالاعتماد على المقياس الثالث أكبر بشكل ملحوظ عن المصارف المصنفة بأنها فاشلة مالياً بالاعتماد على المقياسين السابقين، قد يكون السبب هو عدم تطبيق المصارف السورية لمقررات بازل III في إدارة المخاطر حتى تاريخ الدراسة، وبالتالي عدم الأخذ بالحسبان الإجراءات الاحترازية المناسبة.

من النسب الموظفة أعلاه لتصنيف المصارف إلى مصارف فاشلة مالياً ومصارف غير فاشلة مالياً، نلاحظ أن نسبة تغطية السيولة لبنك الشام خلال الربع الأول لعام 2014 سالبة، وذلك بسبب التدفقات النقدية السالبة خلال الربع المذكور بسبب التغيرات في الأصول والالتزامات التشغيلية.

على الرغم من تواتر تصنيف المصارف فاشلة في العديد من الأرباع السنوية، إلا أن هذه المصارف تمكّنت من إدارة المخاطر والاستمرار بأعمالها، وذلك بسبب القرارات الصادرة عن مجلس النقد والتسليف.

المبحث الثالث: اختبار الفرضية ومناقشة النتائج

سيتم استخدام أساليب التعلّم الآلي الخاضع للإشراف وذلك بسبب استخدام البيانات (المدخلات) مع المخرجات المطلوبة، من أجل إعطاء البرنامج قاعدة عامة للتعلّم تحدد المدخلات إلى المخرجات.

وفق مجموعة من الدراسات السابقة، كدراسة (Abdullah, 2021)، (Shrivastava, et, 2020)، (Petropoulos, et, 2020)، (Rahman, et, 2020) وغيرها من الدراسات، ولبناء النموذج الأفضل تمّ توظيف ستة أساليب للتعلّم الآلي، وهي: الانحدار اللوجستي Logistic Regression (LogR)، شجرة القرارات Decision Trees، الغابات العشوائية Random Forests (RF)، بايز الساذج Naïve Bayes، آلة المتّجهات الداعمة Support Vector Machine (SVM) والشبكات العصبية Neural Networks (NN)، بهدف الوصول إلى النموذج الأكثر دقة في التنبؤ.

1. بناء النموذج باستخدام أسلوب كـ–الجيران الأقرب - K-Nearest Neighbors:

لبناء النموذج تم اتباع الخطوات التالية:

1.1 توليد بعض الأرقام العشوائية: لإعادة ترتيب البيانات بصورة غير مترابطة، من خلال set.seed تم استخدام رقم 9850، ثمّ تكوين متغير gp الذي يتكون من مجموعة عشوائية من البيانات ذات التوزيع النظامي Uniform Distribution بعدد المشاهدات (520)، الهدف من هذا الترتيب العشوائي هو ضمان عدم تسلسلها وقربها من k - Nearest Neighbor.

2.1 تطبيع البيانات (Normalize): وذلك من أجل توزيع البيانات بين العدد 0 والعدد 1، لضمان عدم تحيز البيانات باتجاه معين.

3.1 بيانات التدريب وبيانات الاختبار: تمّ تقسيم المدخلات إلى مجموعتين: بيانات التدريب وبيانات الاختبار، تمّ اعتماد 80% من البيانات لمجموعة التدريب و20% لمجموعة الاختبار. بحيث يمكن مقارنة النتائج النهائية بالقيم الفعلية عند تطبيق خوارزمية kNN على بيانات التدريب، والتحقق من النتائج على بيانات الاختبار.

4.1 التنبؤ: من خلال بناء نموذج للتعلّم الآلي، باستخدام مجموعات بيانات التدريب، في خوارزمية KNN لبناء نموذج. تم استخدام K=28 وهو الجذر التربيعي لمجموع المشاهدات (520)، حيث تقيس k عدد الجيران (نقاط الاختبار) الثمانية والعشرون الأقرب للتنبؤ.

أدناه نتائج التنبؤ باستخدام عينات التدريب وعينات الاختبار، علماً أن الرقم 0 يمثل المصارف غير المصنفة بأنها فاشلة مالياً والرقم 1 يمثل المصارف المصنفة بأنها فاشلة مالياً:

الشكل رقم (4)

التنبؤ كـ–الجيران الأقرب

```
[1] 1 1 1 1 1 1 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0
[44] 0 0 1 1 1 1 1 1 1 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0 1 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0 1 1 1 0 1 1 1 1 1 1 1
[87] 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0
Levels: 0 1
```

المصدر: إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج RStudio

تمثل نتائج بيانات التنبؤ باستخدام كـ–الجيران الأقرب، تصنيف المشاهدات التي تم إدخالها كبيانات اختبار، وإظهار 104 تنبؤ من إجمالي المشاهدات الأصلية المكونة من 520 مشاهدة، هذه التنبؤات التي قام البرنامج بإظهارها، هي تنبؤات معروفة بالأصل ولكن تتم عملية التنبؤ بالاعتماد على عينة التدريب مع استبعاد عينة الاختبار، وبذلك يمكن مقارنة القيم التنبؤية التي توصل لها النموذج مع القيم الفعلية في عينة الاختبار، وبالتالي معرفة جودة النموذج في التنبؤ بفشل المصارف السورية الخاصة.

5.1 مقارنة البيانات الفعلية مع بيانات التنبؤ: يمثّل الحد الأفقي في الجدول أدناه (الجدول رقم (5)) التنبؤات، بينما يمثل الحد العمودي القيم الفعلية، والتي أمكن معرفتها لأنها جزء من البيانات المدخلة من الأساس والتي قمنا بتقسيمها إلى مجموعتي تدريب واختبار، نلاحظ أنه تم التنبؤ بـ 89 مشاهدة بشكل صحيح 15 مشاهدة تعكس تنبؤ غير صحيح، كما يلي:

فقط مشاهدة واحدة من أصل 104 مشاهدة تم اختيارها (عينات الاختبار) لمصارف غير مصنفة بأنها فاشلة مالياً. 35 مشاهدة لمصارف مصنفة بأنها فاشلة مالياً.

6.1 قياس دقّة نموذج التنبؤ: نلاحظ من الجدول أدناه أن مجموع التنبؤات الصحيحة التي توصل إليها النموذج والتي تماثلت مع البيانات الفعلية في عينة الاختبار هي 54 تنبؤ للمصارف غير المعرضة للفشل المالي و35 تنبؤ للمصارف المعرضة للفشل المالي، بينما التنبؤات التي أخطأ بها النموذج والتي

لا تتماثل مع البيانات الفعلية لعينة الاختبار هي 13 نتيجة تم التنبؤ بها على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي ولكنها كانت غير معرضة في البيانات الفعلية لعينة الاختبار ومشاهدتان اثنتان تم التنبؤ بهما على أنهما غير معرضتين للفشل المالي ولكنهما مصنفتين بأنهما فاشلتين مالياً في البيانات الفعلية لعينة الاختبار.

من أجل قياس دقّة النموذج نقوم بجمع التنبؤات الصحيحة التي توصل لها النموذج والتي تماثلت مع البيانات الفعلية في عينة الاختبار، ومن ثم قسمتها على إجمالي عينة الاختبار والتي تمثل 104 مشاهدة، نتيجة لذلك نجد أن نموذج k-Nearest Neihbors قد حقّق دقّة نسبتها 85.58%.

الجدول رقم (5)

مقارنة بيانات كـ–الجيران الأقرب

	prediction	
target	0	1
0	54	13
1	2	35

المصدر: إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج RStudio

سنقوم بتطبيق شجرة القرارات من أجل البحث المفصل في تأثير كل متغير على التنبؤ بتصنيف المصارف الفاشلة.

2. بناء النموذج باستخدام شجرة القرارات – Decission Tree:

1.2 تطبيق شجرة القرارات: تمّ تطبيق شجرة القرارات على مجموعة بيانات التدريب (والتي تم اعتمادها في النموذج السابق)، نلاحظ عدد المشاهددات n=416 والتي تمثل جذر الشجرة، قُسّمت البيانات إلى مستويات حسب قوة التنبؤ والتي تمثّل عقد القرارات، كمايلي:

الشكل رقم (5)

شجرة القرارات

n= 416

node), split, n, loss, yval, (yprob)

* denotes terminal node

1) root 416 185 not failed (0.44471154 0.55528846)
2) Current Assets Ratio>=0.5555072 211 47 failed (0.77725118 0.22274882)
4) Cash Flow>=1.763136e+10 126 5 failed (0.96031746 0.03968254) *
5) Cash Flow< 1.763136e+10 85 42 failed (0.50588235 0.49411765)
10) Banks Deposits< 3.180099e+09 53 14 failed (0.73584906 0.26415094)
20) Cash Flow>=3.711578e+09 39 4 failed (0.89743590 0.10256410) *
21) Cash Flow< 3.711578e+09 14 4 not failed (0.28571429 0.71428571) *
11) Banks Deposits>=3.180099e+09 32 4 not failed (0.12500000 0.87500000) *
3) Current Assets Ratio< 0.5555072 205 21 not failed (0.10243902 0.89756098)
6) Current Assets Ratio>=0.4785574 44 13 not failed (0.29545455 0.70454545)
12) Cash Flow>=3.27625e+10 20 8 failed (0.60000000 0.40000000)
24) Banks Deposits< 4.159001e+10 12 1 failed (0.91666667 0.08333333) *
25) Banks Deposits>=4.159001e+10 8 1 not failed (0.12500000 0.87500000) *
13) Cash Flow< 3.27625e+10 24 1 not failed (0.04166667 0.95833333) *
7) Current Assets Ratio< 0.4785574 161 8 not failed (0.04968944 0.95031056) *

نلاحظ من نتائج خوارزمية شكل شجرة القرار مايلي:

- نسبة الأصول المتداولة التي تساوي أو تتجاوز قيمة 0.55 تمّ تثقيلها بـ 211 منها 47 مصرف مصنف بأنّه فاشل مالياً، وهي بدورها تتفرع إلى:

- التدفق النقدي بقيمة تساوي أو تتجاوز 1.76 تمّ تثقيلها بـ 126 منها 5 مصارف مصنفة بأنّها فاشلة مالياً.
- التدفق النقدي بقيمة أقل من 1.76 تمّ تثقيلها بـ 85 منها 42 مصرف مصنف بأنّه فاشل مالياً، والتي بدورها تفرعت إلى:
  - ودائع المصارف أقل من 3.18 تمّ تثقيلها بـ 53 منها 14 مصرف مصنف بأنّه فاشل مالياً. والتي تفرعت بدورها إلى:
    - التدفق النقدي بقيمة تساوي أو تتجاوز 3.71 تمّ تثقيلها بـ 39، منها 4 مصارف مصنفة بأنها فاشلة مالياً.
    - التدفق النقدي بقيمة أقل من 3.71 تمّ تثقيلها بـ 14 منها 4 مصارف مصنفة بأنها غير فاشلة مالياً.

- نسبة الأصول المتداولة أقل من 0.55 تمّ تثقيلها ب 205 منها 21 مصرف مصنفة بأنّها غير فاشلة مالياً، والتي تفرعت بدورها إلى:
  - نسبة الأصول المتداولة قيمتها تساوي أو تتجاوز الـ 0.48 تمّ تثقيلها بـ 44 منها 13 مصرف مصنف بأنّه غير فاشل مالياً. والتي تفرعت إلى:
    - التدفق النقدي قيمته تساوي أو تتجاوز الـ 3.28 تمّ تثقيلها بـ 20 منها 8 مصارف مصنفة بأنّها فاشلة مالياً. والتي تفرعت إلى:
      - ودائع المصارف أقل من 4.159 تمّ تثقيلها بـ 12 منها 1 مصرف مصنف بأنّه فاشل مالياً.
      - ودائع المصارف أكبر أو تساوي 4.159 تمّ تثقيلها بـ 8 منها مصرف واحد مصنف بأنه غير فاشل مالياً.

- التدفق النقدي قيمته أقل من 3.28 تمّ تثقيلها بـ 24 منها 1 مصرف مصنف بأنّه غير فاشل مالياً.
  - نسبة الأصول المتداولة قيمتها أقل من 0.48 تمّ تثقيلها بـ 161 منها 8 مصارف مصنفة بأنّها غير فاشلة مالياً.

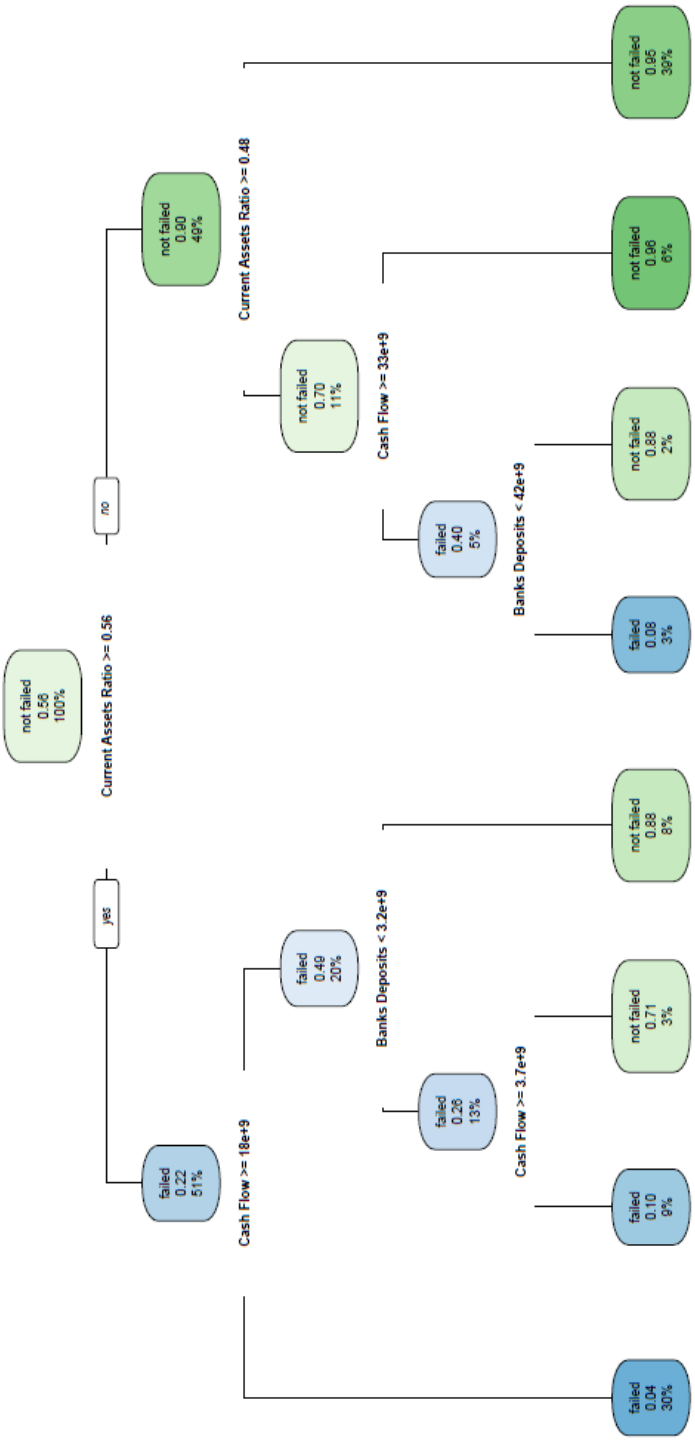
كما نلاحظ من الشكل أعلاه العقد الورقية للمتغيرات، وهي:

- التدفق النقدي الذي قيمته أكبر أو تساوي 1.76.
- التدفق النقدي الذي قيمته أكثر أو يساوي 3.71.
- التدفق النقدي الذي قيمته أقل من 3.71.
- ودائع المصارف التي قيتها أكبر أو تساوي 3.18.
- ودائع المصارف التي قيمتها أقل من 4.159.
- ودائع المصارف التي قيمتها أكبر أو تساوي من 4.159.
- التدفق النقدي الذي قيمته أقل من 3.27.
- نسبة الأصول المتداولة التي قيمتها أقل من 0.478.

2.2 مخطط بياني لشجرة القرارات: بعد بناء شحرة القرارات يمكن أن نحصل على مخطط شجرة القرارات:

الشكل رقم (6)

مخطط شجرة القرارات



المصدر: إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج RStudio

من المخطط أعلاه نلاحظ أنّ:

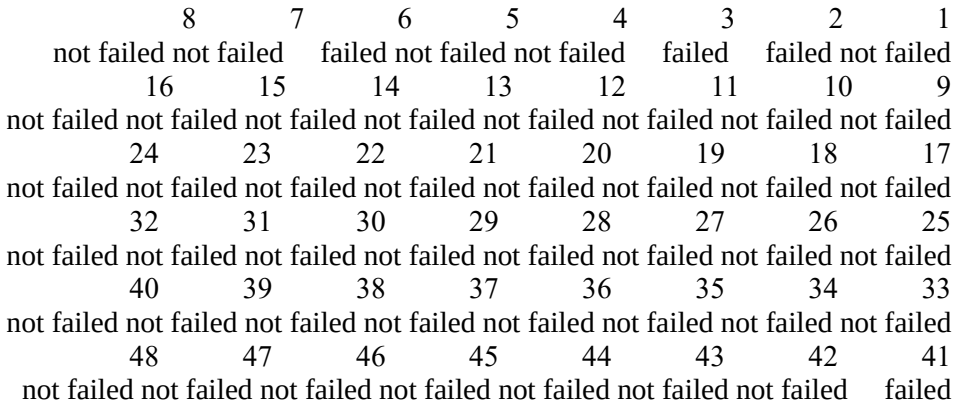
- 56% من المصارف ستكون مصنفة بأنّها غير فاشلة مالياً.
- 22% من المصارف التي فيها نسبة الأصول المتداولة تساوي أو تتجاوز الـ 0.56 ستكون مصارف مصنفة بأنّها فاشلة مالياً.
- 90% من المصارف التي فيها نسبة الأصول المتداولة أقل من 0.65 ستكون مصارف مصنفة بأنّها غير فاشلة مالياً.
- 4% من المصارف ستكون مصنفة بأنّها فاشلة مالياً والتي قيمة تدفقها النقدي يساوي أو أكبر من 18 ونسبه أصولها المتداولة أكبر أو تساوي 0.56.
- 26% من المصارف ستكون مصنفة بأنّها فاشلة مالياً التي ودائعها المصرفية أقل من 3.2 وتدفقها النقدي يساوي أو يتجاوز 18 ونسبة أصولها المتداولة تساوي أو تتجاوز 0.56.
- 9% من المصارف ستكون مصارف مصنفة بأنها فاشلة مالياً والتي قيمة تدفقها النقدي يساوي أو يتجاوز قيمة 3.7 وودائعها المصرفية أقل من 3.2 وتدفقها النقدي أقل من 18 ونسبة أصولها المتداولة أكبر أو تساوي 0.56.
- 71% من المصارف ستكون مصنفة بأنّها غير فاشلة مالياً والتي تدفقها النقدي أقل من 3.7 وودائعها المصرفية أقل من 3.2 وتدفقها النقدي أقل من 18 ونسبة أصولها المتداولة أكبر أو تساوي 0.56.
- 88% من المصارف ستكون مصنفة بأنّها غير فاشلة مالياً والتي قيمة ودائعها النقدية أكبر أو تساوي 3.2 وتدفقها النقدي أقل من 18 ونسبة أصولها المتداولة أكبر أو تساوي 0.56.
- 49% من المصارف ستكون مصنفة بأنّها فاشلة مالياً إذا كانت قيمة التدفق النقدي أكبر أو يساوي 18 ونسبة أصولها المتداولة تساوي أو تتجاوز قيمة 0.56.

- 70% من المصارف ستكون مصارف مصنفة بأنّها غير فاشلة مالياً والتي نسبة أصولها المتداولة تساوي أو تتجاوز 0.48.
- 40% من المصارف ستكون مصنفة بأنّها فاشلة مالياً والتي قيمة تدفقها النقدي يساوي أو يتجاوز قيمة 33 ونسبة أصولها المتداولة أكبر أو تساوي 0.48.
- 8% من المصارف ستكون مصارف مصنفة بأنّها فاشلة مالياً والتي ودائعها المصرفية أقل من 42 وتدفقها النقدي أكبر أو يساوي 33 ونسبة أصولها المتداولة أكبر أو تساوي 0.48.
- 88% من المصارف ستكون مصارف مصنفة بأنّها غير فاشلة مالياً والتي ودائعها المصرفية تساوي أو أكبر من 42 وقيمة تدفقها النقدي أكبر أو يساوي 33 ونسبة أصولها المتداولة أكبر أو تساوي 0.48.
- 96% من المصارف ستكون مصارف مصنفة بأنّها غير فاشلة مالياً والتي تدفقها النقدي أقل من 33 ونسبة أصولها المتداولة أكبر أو تساوي 0.48.
- 95% من المصارف ستكون مصارف مصنفة بأنّها غير فاشلة مالياً والتي نسبة أصولها المتداولة أقل من 0.48.

3.2 بناء نموذج التنبؤ بناءً على شجرة القرارات: تم الوصول للنتائج التالية:

الشكل رقم (7)

تنبؤ شجرة القرارات



```
56      55      54      53      52      51      50      49
 failed  failed not failed  failed  failed  failed  failed  failed
64      63      62      61      60      59      58      57
 failed  failed  failed  failed  failed  failed  failed not failed
72      71      70      69      68      67      66      65
 failed not failed  failed  failed  failed  failed  failed  failed
80      79      78      77      76      75      74      73
 failed  failed  failed not failed  failed  failed  failed  failed
88      87      86      85      84      83      82      81
 failed  failed  failed  failed  failed  failed  failed not failed
96      95      94      93      92      91      90      89
failed not failed not failed not failed not failed not failed not failed
104     103     102     101     100     99      98      97
not failed not failed not failed not failed  failed not failed not failed not failed
Levels: failed not failed
```

المصدر: إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج RStudio

تمثل نتائج بيانات التنبؤ باستخدام شجرة القرارات، تصنيف المشاهدات التي تمّ إدخالها كبيانات اختبار، وإظهار 104 تنبؤ من إجمالي المشاهدات الأصلية المكونة من 520 مشاهدة، هذه التنبؤات التي قام البرنامج بإظهارها، هي تنبؤات يتم معرفتها بالأصل ولكن تمّت عملية التنبؤ بالاعتماد على عينة التدريب مع استبعاد عينة الاختبار، وبذلك يمكن مقارنة القيم التنبؤية التي توصل لها النموذج مع القيم الفعلية في عينة الاختبار، وبالتالي معرفة جودة النموذج في التنبؤ بفشل المصارف السورية الخاصة.

4.2 مقارنة البيانات الفعلية مع بيانات التنبؤ:

الجدول رقم (6)

مقارنة بيانات شجرة القرارات

Actual	Prediciotn	
	Failed	Not failed
Failed	35	2
Not failed	6	61

المصدر: إعداد الباحثة باستخدام برنامج RStudio

نلاحظ أن 35 مشاهدة تعكس مصارف مصنفة بأنّها فاشلة مالياً حسب التنبؤ باستخدام شجرة القرارات وتطابق ذلك مع الواقع حسب بيانات الاختبار التي تم تحديدها، 61 مشاهدة لمصارف مصنفة بأنّها غير فاشلة مالياً حسب تنبؤ بيانات الاختبار. كما أنّ هناك 8 مشاهدات لم يتطابق فيها الاختبار مع التنبؤ.

5.2 قياس دقّة نموذج التنبؤ: من أجل قياس دقّة النموذج، تم جمع التنبؤات التي تماثلت مع البيانات الفعلية في عينة الاختبار 35 للمصارف المصنفة بأنّها فاشلة مالياً و61 للمصارف المصنفة بأنّها غير فاشلة مالياً، وقسمتها على إجمالي عينة الاختبار 104، نجد أن نموذج شجرة القرارات قد حقّق دقّة نسبتها 92%، وهي دقّة نسبتها أعلى من نسبة الدقّة التي حقّقها نموذج الـ k-NN.

3. الغابة العشوائية – Random Forest:

تعمل خوارزمية الغابة العشوائية عن طريق تجميع عدة أشجار قرار ثنائية؛ حيث تستخدم هذه الخوارزمية أشجار قرار ثنائية، أي أن كل عقدة مُنقسمة إلى مسارين، تمثلا نتيجة القرار.

حيث تعمل من خلال إدخال البيانات في كل عقدة من شجرة القرار الثنائية المنقسمة، تستخدم خوارزمية معينة لتحديد القيمة المثلى للمعلمة التي سيتم تقسيمها، وذلك من أجل تقليل الأخطاء.

تشترط الغابة العشوائية أن تكون أشجار القرار غير مرتبطة قدر الإمكان. لذلك، تقوم بتعديل نموذج CART وتقسيمه على عدد كبير من القيم العشوائية، في عينات فرعية مختلفة من البيانات. هنا تكمن ميزة الغابة العشوائية في أنّها تستطيع العمل على نموذج بشكل عشوائي على عينة فرعية من البيانات، والخطأ الذي تحصل عليه لكل توقع هو خطأ عشوائي، وبالتالي، يمكن نمذجة هذه الأخطاء من خلال التوزيع العشوائي (القيمة المتوسطة للتوزيع العشوائي هي 0) لذلك، عند الاستناد إلى مجموعة التفرعات العشوائية وأخذ متوسط جميع التوقعات، يتم الحصول على نموذج يقلل من الأخطاء في ظل الظروف المناسبة.

من أجل القيام ببناء نموذج التنبؤ باستخدام الغابة العشوائية، نقوم بالخطوات التالية:

1.3 تطبيق خوارزمية الغابة العشوائية: على البيانات المتكونة من 520 مشاهدة 29 متغير، نقوم كما تمّ سابقاً في خوارزمية شجرة القرارات وكـ–الجيران الأقرب، باعتماد بيانات التدريب المكونة من 80% من مجموع البيانات من أجل تدريب النموذج، وبيانات الاختبار الـ 20% المتبقية من إجمالي البيانات من أجل اختبار النموذج (كما تم تحديدها باستخدام كـ–الجيران الأقرب).

من خلال بناء نموذج الغابات العشوائية للتنبؤ بمتغير التصنيف، نلاحظ من الشكل أدناه أن عدد الشجرات التي تم بنائها 500 وعدد المتغيرات التي تم التقسيم على أساسها هي خمسة، نسبة الخطأ

هي 9.62%؛ حيث أنه تم التنبؤ الصحيح بعدم تعرّض المصارف للفشل المالي لـ 214 مصرف و162 مصرف متعرّض للفشل المالي، وتم الخطأ في نتيجة 40 تنبؤ.

الشكل رقم (8)

تنبؤ الغابات العشوائية

RandomForest (formula = Classi ~ ., data = train)
Type of random forest: classification
Number of trees: 500
No. of variables tried at each split: 5

OOB estimate of error rate: 9.62%

Confusion matrix:

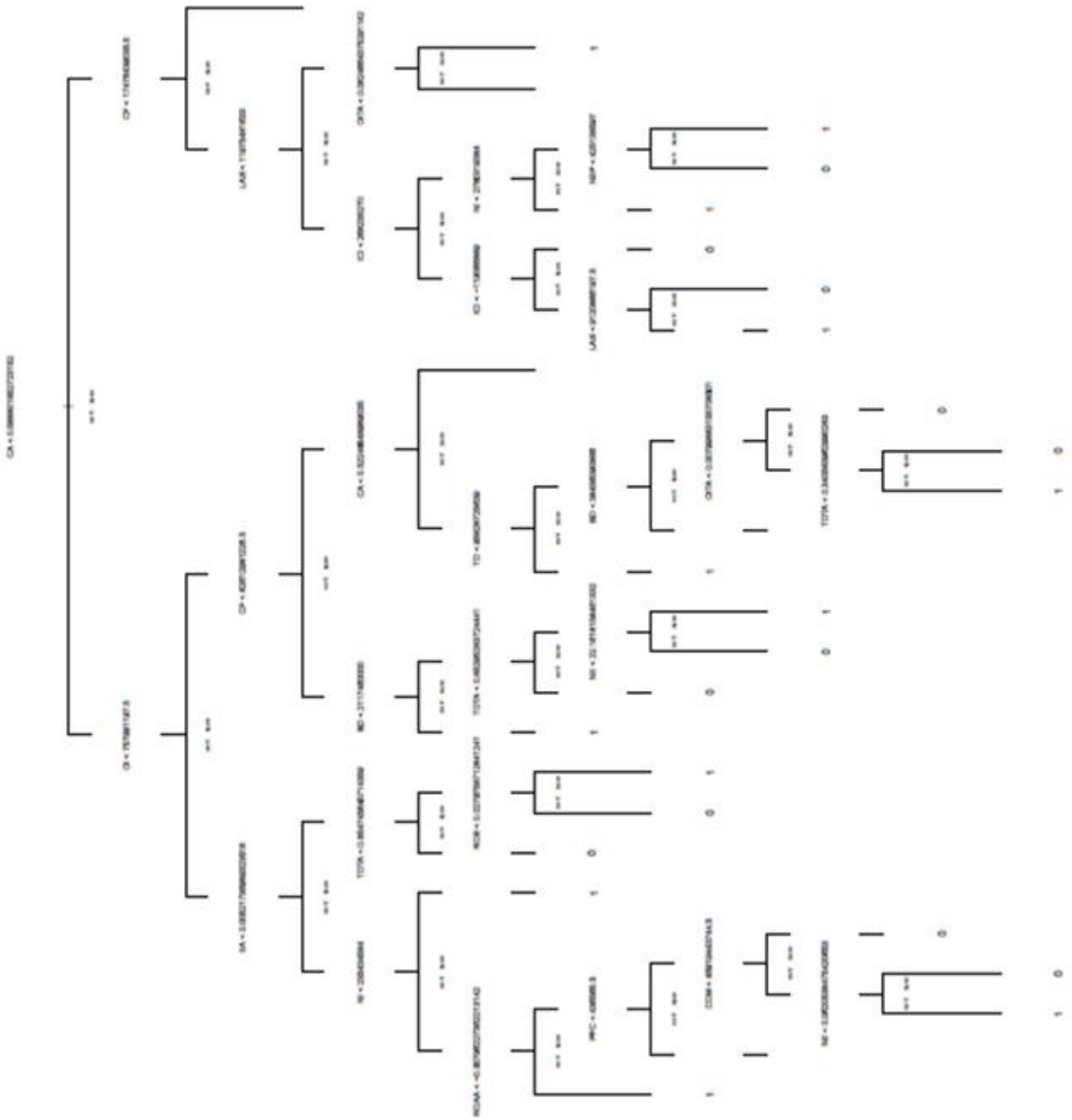
	0	1	class.error
0	214	17	0.07359307
1	23	162	0.12432432

المصدر/ إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج RSTudio

2.3 التمثيل البياني للغابات العشوائية:

الشكل رقم (9)

الشكل البياني للغابات العشوائية



المصدر: إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج RStudio

نلاحظ من الشكل البياني أعلاه، أنّ التنبؤات بتعرّض المصارف للفشل المالي أو عدم تعرّضها لذلك قد يكون بحسب مايلي:

- يكون المصرف معرض للفشل المالي عندما يكون:
  - العائد على الأصول أقل من 0.00796
  - صافي الدخل بعد الضريبة أقل من 235434584
  - نسبة دخل الفوائد على الأصول أقل من 0.0052
  - الدخل التشغيلي أقل من 757991197.5
  - نسبة الأصول المتداولة أقل من 0.58888
- يكون المصرف معرض للفشل المالي عندما يكون:
  - نسبة الدخل من غير الفوائد لإجمالي دخل الفوائد أقل من 0.62
  - الالتزامات أقل من 46919443744.5
  - الأرباح من التعاملات بالعملات الأجنبية أكبر أو تساوي 436565.5
  - نسبة العائد على متوسط الأصول أكبر أو تساوي 0.00796
  - صافي الدخل بعد الضريبة أقل من 235434584
  - نسبة إيرادات الفوائد على الأصول أكبر أو تساوي 0.005
  - الدخل التشغيلي أقل من 757991197.5
  - نسبة الأصول المتداولة أقل من 0.5888
- يكون المصرف غير معرض للفشل المالي عندما يكون:
  - نسبة الدخل من غير الفوائد لإجمالي دخل الفوائد أكبر أو يساوي 0.62
  - الالتزامات أقل من 46919443744.5

- الأرباح من التعاملات بالعملات الأجنبية أكبر أو تساوي 436565.5
- نسبة العائد على متوسط الأصول أكبر أو تساوي 0.00796
- صافي الدخل بعد الضريبة أقل من 235434584
- نسبة إيرادات الفوائد على الأصول أكبر أو تساوي 0.005
- الدخل التشغيلي أقل من 757991197.5
- نسبة الأصول المتداولة أقل من 0.5888

- يكون المصرف غير معرض للفشل المالي عندما يكون:
  - الالتزامات أقل من 46919443744.5
  - الأرباح من التعاملات بالعملات الأجنبية أكبر أو تساوي 436565.5
  - نسبة العائد على متوسط الأصول أكبر أو تساوي 0.00796
  - صافي الدخل بعد الضريبة أقل من 235434584
  - نسبة إيرادات الفوائد على الأصول أكبر أو تساوي 0.005
  - الدخل التشغيلي أقل من 757991197.5
  - نسبة الأصول المتداولة أقل من 0.5888
- يكون المصرف معرض للفشل المالي عندما يكون:
  - صافي الدخل بعد الضريبة أكبر أو يساوي 235434584
  - نسبة إيرادات الفوائد على الأصول أكبر أو تساوي 0.005
  - الدخل التشغيلي أقل من 757991197.5
  - نسبة الأصول المتداولة أقل من 0.5888

- يكون المصرف غير معرض للفشل المالي عندما يكون:
  - نسبة إجمالي الودائع إلى إجمالي الأصول أقل 0.854
  - نسبة إيرادات الفوائد إلى الأصول أكبر أو تساوي 0.00052
  - الدخل التشغيلي أقل من 757991197.5
  - نسبة الأصول المتداولة أقل من 0.5888
- يكون المصرف غير معرض للفشل المالي عندما يكون:
  - العائد على حقوق الملكية أقل من 0.02797
  - نسبة إجمالي الودائع إلى إجمالي الأصول أكبر أو يساوي 0.854
  - نسبة إيرادات الفوائد إلى الأصول أكبر أو تساوي 0.00052
  - الدخل التشغيلي أقل من 757991197.5
  - نسبة الأصول المتداولة أقل من 0.5888
- يكون المصرف معرض للفشل المالي عندما يكون:
  - العائد على حقوق الملكية أكبر أو يساوي 0.02797
  - نسبة إجمالي الودائع إلى إجمالي الأصول أكبر أو يساوي 0.854
  - نسبة إيرادات الفوائد إلى الأصول أكبر أو تساوي 0.00052
  - الدخل التشغيلي أقل من 757991197.5
  - نسبة الأصول المتداولة أقل من 0.5888
- يكون المصرف معرض للفشل المالي عندما يكون:
  - ودائع المصارف أقل من 2117460000
  - التدفق النقدي أقل من 82612981226.5

- الدخل التشغيلي أكبر أو يساوي 757991197.5
- نسبة الأصول المتداولة أقل من 0.58888

- يكون المصرف غير معرض للفشل المالي عندما يكون:
  - نسبة إجمالي الودائع إلى إجمالي الأصول أقل من 0.852
  - ودائع المصارف أكبر أو يساوي 2117460000
  - التدفق النقدي أقل من 82612981226.5
  - الدخل التشغيلي أكبر أو يساوي 757991197.5
  - نسبة الأصول المتداولة أقل من 0.58888
- يكون المصرف غير معرض للفشل المالي عندما يكون:
  - الدخل من غير الفوائد لإجمالي دخل الفوائد أقل من 22.1618
  - نسبة إجمالي الودائع إلى إجمالي الأصول أكبر أو يساوي 0.852
  - ودائع المصارف أكبر أو يساوي 2117460000
  - التدفق النقدي أقل من 82612981226.5
  - الدخل التشغيلي أكبر أو يساوي 757991197.5
  - نسبة الأصول المتداولة أقل من 0.58888
- يكون المصرف معرض للفشل المالي عندما يكون:
  - الدخل من غير الفوائد لإجمالي دخل الفوائد أكبر أو يساوي 22.1618
  - نسبة إجمالي الودائع إلى إجمالي الأصول أكبر أو يساوي 0.852
  - ودائع المصارف أكبر أو يساوي 2117460000
  - التدفق النقدي أقل من 82612981226.5

- الدخل التشغيلي أكبر أو يساوي 757991197.5
- نسبة الأصول المتداولة أقل من 0.58888

- يكون المصرف معرض للفشل المالي عندما يكون:
  - إجمالي الودائع أقل من 95828725639
  - نسبة الودائع المتداولة أقل من 0.522
  - التدفق النقدي أكبر أو يساوي 82612981226.5
  - الدخل التشغيلي أكبر أو يساوي 757991197.5
  - نسبة الأصول المتداولة أقل من 0.5888
- يكون المصرف معرض للفشل المالي عندما يكون:
  - نسبة إجمالي الودائع إلى إجمالي الأصول أقل من 0.34058
  - نسبة الدخل التشغيلي إلى إجمالي الأصول أقل من 0.0079988
  - الودائع المصرفية أكبر أو تساوي 38456090866
  - إجمالي الودائع أكبر أو تساوي 95828725639
  - نسبة الأصول المتداولة أقل من 0.522
  - التدفق النقدي أكبر أو يساوي 82612981226.5
  - الدخل التشغيلي أكبر أو يساوي 757991197.5
  - نسبة الأصول المتداولة أقل من 0.5888
- يكون المصرف غير معرض للفشل المالي عندما يكون:
  - نسبة إجمالي الودائع إلى إجمالي الأصول أكبر أو يساوي من 0.34058
  - نسبة الدخل التشغيلي إلى إجمالي الأصول أقل من 0.0079988

- الودائع المصرفية أكبر أو تساوي 38456090866
- إجمالي الودائع أكبر أو تساوي 95828725639
- نسبة الأصول المتداولة أقل من 0.522
- التدفق النقدي أكبر أو يساوي 82612981226.5
- الدخل التشغيلي أكبر أو يساوي 757991197.5
- نسبة الأصول المتداولة أقل من 0.5888

- يكون المصرف غير معرض للفشل المالي عندما يكون:

- نسبة الدخل التشغيلي إلى إجمالي الأصول أكبر أو تساوي 0.007998
- الودائع المصرفية أكبر أو تساوي 38456090866
- إجمالي الودائع أكبر أو تساوي 95828725639
- نسبة الأصول المتداولة أقل من 0.522
- التدفق النقدي أكبر أو يساوي 82612981226.5
- الدخل التشغيلي أكبر أو يساوي 757991197.5
- نسبة الأصول المتداولة أقل من 0.5888

- يكون المصرف معرض للفشل المالي عندما يكون:

- الأصول السائلة أقل من 9120866197.5
- الدخل والدخل الشامل أقل من 268235270
- الأصول السائلة أقل من 11975481633
- التدفق النقدي أقل من 17476439035.5
- نسبة الأصول المتداولة أكبر أو تساوي 0.5888

- يكون المصرف غير معرض للفشل المالي عندما يكون:
  - الأصول السائلة أكبر أو تساوي 9120866197.5
  - الدخل والدخل الشامل أقل من 268235270
  - الأصول السائلة أقل من 11975481633
  - التدفق النقدي أقل من 17476439035.5
  - نسبة الأصول المتداولة أكبر أو تساوي 0.5888
- يكون المصرف غير معرض للفشل المالي عندما يكون:
  - الدخل والدخل الشامل أكبر من 119066889-
  - الدخل والدخل الشامل أقل من 268235270
  - الأصول السائلة أقل من 11975481633
  - التدفق النقدي أقل من 17476439035.5
  - نسبة الأصول المتداولة أكبر أو تساوي 0.5888
- يكون المصرف معرض للفشل المالي عندما يكون:
  - صافي الدخل بعد الضريبة أقل من 2780319384
  - الدخل والدخل الشامل أكبر أو يساوي 268235270
  - الأصول السائلة أقل من 11975481633
  - التدفق النقدي أقل من 17476439035.5
  - نسبة الأصول المتداولة أكبر أو تساوي 0.5888
- يكون المصرف غير معرض للفشل المالي عندما يكون:

- نسبة صافي دخل الفوائد للمصارف التقليدية أو إجمالي دخل التمويل والاستثمار للمصارف الإسلامية أقل من 425138597
- صافي الدخل بعد الضريبة أكبر أو يساوي 2780319384
- الدخل والدخل الشامل أكبر أو يساوي 268235270
- الأصول السائلة أقل من 11975481633
- التدفق النقدي أقل من 17476439035.5
- نسبة الأصول المتداولة أكبر أو تساوي 0.5888

– يكون المصرف معرض للفشل المالي عندما يكون:

- نسبة صافي دخل الفوائد للمصارف التقليدية أو إجمالي دخل التمويل والاستثمار للمصارف الإسلامية أكبر أو تساوي 425138597
- صافي الدخل بعد الضريبة أكبر أو يساوي 2780319384
- الدخل والدخل الشامل أكبر أو يساوي 268235270
- الأصول السائلة أقل من 11975481633
- التدفق النقدي أقل من 17476439035.5
- نسبة الأصول المتداولة أكبر أو تساوي 0.5888

– يكون المصرف معرض للفشل المالي عندما يكون:

- نسبة الدخل التشغلي لإجمالي الأصول أكبر أو يساوي 0.082466
- الأصول السائلة أكبر أو تساوي 11975481633
- التدفق النقدي أقل من 17476439035.5
- نسبة الأصول المتداولة أكبر أو ساوي 0.5888

3.3 التنبؤ: بتنفيذ تعليمة التنبؤ بناء على مصفوفة الغابات العشوائية وعينات الاختبار، تمّ الوصول إلى النتائج التالية، حيث تمثل (0) المصارف غير الفاشلة مالياً بينما يمثل الرقم (1) المصارف الفاشلة مالياً:

الشكل رقم (10)

تنبؤ الغابات العشوائية

```
 1  2  3  4  5  6  7  8  9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23
 0  0  1  0  0  1  1  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0
24 25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38 39 40 41 42 43 44 45 46
 0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0
47 48 49 50 51 52 53 54 55 56 57 58 59 60 61 62 63 64 65 66 67 68 69
 0  1  1  1  0  1  1  1  1  1  1  1  1  1  1  1  0  1  0  1  1  1
70 71 72 73 74 75 76 77 78 79 80 81 82 83 84 85 86 87 88 89 90 91 92
 1  1  1  1  1  1  0  1  1  1  1  1  1  1  1  1  1  0  0  0  0  0
93 94 95 96 97 98 99 100 101 102 103 104
 0  0  0  0  0  0  0  0  1  0  0  0
Levels: 0 1
```

المصدر: إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج RStudio

تمثل نتائج بيانات التنبؤ باستخدام الغابة العشوائية، تصنيف المشاهدات التي تم إدخالها كبيانات اختبار، وإظهار 104 تنبؤ من إجمالي المشاهدات الأصلية المكونة من 520 مشاهدة، هذه التنبؤات التي قام البرنامج بإظهارها، هي تنبؤات تكون معلومة بالأصل ولكن تتم عملية التنبؤ بالاعتماد على عينة التدريب مع استبعاد عينة الاختبار، وبذلك يمكننا أن نقارن القيم التنبؤية التي توصل لها النموذج مع القيم الفعلية في عينة الاختبار، وبالتالي معرفة جودة النموذج في التنبؤ بفشل المصارف السورية الخاصة.

4.3 دقة النموذج: من خلال بناء جدول مقارنة بين المشاهدات الحقيقية والمشاهدات التنبؤية، حيث يمثل الرقم (0) المصارف غير الفاشلة مالياً بينما يمثل رقم (1) المصارف الفاشلة مالياً، كمايلي:

الجدول رقم (7)

دقة الغابات العشوائية

Actual	Prediction	
	0	1
0	61	6
1	3	34

المصدر: إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج RStudio

نلاحظ أنّ 95 تنبؤ من بيانات الاختبار كانت صحيحة، منها 61 للمصارف المصنفة بأنّها غير فاشلة مالياً، و34 للمصارف المصنفة بأنّها فاشلة مالياً. وفقط 9 تنبؤات كانت خاطئة مقارنة بعينة الاختبار.

لحساب دقّة النموذج نقوم بتقسيم مجموع التنبؤات الصحيحة والمتماثلة مع عينة الاختبار، والتي تساوي 95، على إجمالي عينة الاختبار 104؛ فنحصل على دقّة النموذج والتي تساوي 91.3%، وهي نسبة أفضل من كل من نموذج كـ-الجيران الأقرب ومتماثل مع النسبة التي حقّقها نموذج شجرة القرارات.

4. بايز الساذج Naïve Bayes:

يعمل هذا النموذج على نظرية بايز (Bayes) الاحتمالية للتنبؤ بفئة مجموعات البيانات غير المعروفة. تقوم نظرية بايز بحساب الاحتمال اللاحق P، من خلال المعادلة التالية:

$$P(c \mid x) = (P(x \mid c) * P(c)) / P(x)$$

حيث أن:

P (c | x): هو الاحتمال الشرطي لوقوع الحادث c عند وقوع الحادث x فعلاً (حيث تمثل x البيانات المدخلة).

P(c): هو الاحتمال السابق للفئة.

P (x | c): هو الاحتمال الشرطي لوقوع الحادث x عند وقوع الحادث c فعلاً.

للقيام بالتنبؤ باستخدام هذا النموذج نقوم بما يلي:

1.4 تطبيع البيانات (Normalize): كما في نموذج كـ–الجيران الأقرب.

2.4 تحديد عينتي التدريب والاختبار: أيضاً، كما في كـ–الجيران الأقرب، تم تشكيل بيانات للتدريب، بحجم عينة 80% من إجمالي البيانات (بالترتيب)، و20% من عينات للاختبار.

3.4 تطبيق تصنيف Naïve Bayes: يتم تطبيق التصنيف على بيانات التدريب للحصول على الاحتمالات المسبقة والاحتمالات الشرطية لمتغير التصنيف، كمايلي (سيتم مناقشة كل احتمال على حدى):

الشكل رقم (11)

تصنيف بايز الساذج

A-priori probabilities:

nb_train$Classification

0	1
0.6442308	0.3557692

نلاحظ أنّه:

- 64% من عينات التدريب قد تكون مصارف غير معرضة للفشل المالي.
- 35% من عينات التدريب قد تكون مصارف معرضة للفشل المالي.

أما الاحتمالات الشرطية المتوقعة للمتغيرات فهي، كمايلي:

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها معرضة للفشل حسب مجموع الأصول هو 0.053 للاحتمال الشرطي الأول، و0.047 للاحتمال الشرطي الثاني.
- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب مجموع الأصول هو 0.77 للاحتمال الشرطي الأول و0.06 للاحتمال الشرطي الثاني.

Conditional probabilities:
Total.Assets
nb_train$Classification [,1] [,2]
0 0.05362588 0.04701036
1 0.07764284 0.06034005

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب رأس المال هو 0.24 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.12 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.
- كما أنّ الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب رأس المال هو 0.10 للاحتمال الشرطي الأول و0.05 للاحتمال الشرطي الثاني.

Capital
nb_train$Classification [,1] [,2]
0.2406947 0.12380441
0.1010250 0.05348536

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب حقوق الملكية هو 0.12 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.14 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.
- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب حقوق الملكية هو 0.06 للاحتمال الشرطي الأول و0.59 للاحتمال الشرطي الثاني.

Property.Rights

nb_train$Classification	[,1]	[,2]
0	0.12569167	0.1418397
1	0.06369271	0.0594903

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب الدخل التشغيلي هو 0.13 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.19 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.
- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب الدخل التشغيلي هو 0.129 للاحتمال الشرطي الأول و0.109 للاحتمال الشرطي الثاني.

Operating.Income

nb_train$Classification	[,1]	[,2]
	0.1374235	0.1926800
	0.1292228	0.1097112

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب ربحية الأسهم هو 0.17 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.18 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.
- كما أن الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب ربحية السهم هو 0.22 للاحتمال الشرطي الأول و0.25 للاحتمال الشرطي الثاني.

Earnings.Per.Share

nb_train$Classification	[,1]	[,2]
	0.1702681	0.1844073
	0.2269392	0.2572479

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنها غير معرضة للفشل المالي حسب صافي الدخل بعد الضرائب هو 0.14 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.19 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.
- كما أن الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنها مصارف معرضة للفشل المالي حسب صافي الدخل بعد الضريبة هو 0.13 للاحتمال الشرطي الأول و0.099 للاحتمال الشرطي الثاني.

Net.Income..after.tax.
nb_train$Classification [,1] [,2]
0.1447394 0.19184554
0.1305138 0.09985519

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب متغير ودائع المصارف هو 0.0609 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.0904 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.
- كما أن الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب متغير ودائع المصارف هو 0.008 للاحتمال الشرطي الأول و0.0155 للاحتمال الشرطي الثاني.

Banks.Deposits
nb_train$Classification [,1] [,2]
0.060979261 0.06048966
0.008457665 0.01550172

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنها غير معرضة للفشل المالي حسب متغير النقد والأرصدة حسب المصرف المركزي هو 0.02 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.023 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.
- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنها مصارف معرضة للفشل المالي حسب متغير النقد والأرصدة لدى المصرف المركزي هو 0.048 للاحتمال الشرطي الأول و0.055 للاحتمال الشرطي الثاني.

Cash.and.Balances.with.the.Central.Bank
nb_train$Classification [,1] [,2]
0 0.02038139 0.02321176
1 0.04805830 0.05553098

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب متغير إجمالي الودائع هو 0.05 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.0577 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.
- كما أن الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب إجمالي الودائع هو 0.14 للاحتمال الشرطي الأول و0.10379 للاحتمال الشرطي الثاني.

Total.Deposits

nb_train$Classification	[,1]	[,2]
0	0.05239368	0.05775185
1	0.14282226	0.10379568

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب متغير الالتزامات هو 0.33 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.0365 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.
- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب متغير الالتزامات هو 0.084 للاحتمال الشرطي الأول و0.0595 للاحتمال الشرطي الثاني.

Commitments

nb_train$Classification	[,1]	[,2]
0	0.03338359	0.03650998
1	0.08423491	0.05952761

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنها غير معرضة للفشل المالي حسب متغير الأصول السائلة هو 0.059 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.055 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.
- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنها مصارف معرضة للفشل المالي حسب متغير الأصول السائلة هو 0.03798 للاحتمال الشرطي الأول و0.0459 للاحتمال الشرطي الثاني.

Liquid.Assets

nb_train$Classification	[,1]	[,2]
0	0.05933120	0.05551251
1	0.03798231	0.04593692

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب متغير الأصول المتداولة هو 0.364 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.027 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.
- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب متغير الأصول المتداولة هو 0.41 للاحتمال الشرطي الأول و0.0486 للاحتمال الشرطي الثاني.

Current.Assets
nb_train$Classification [,1] [,2]
0 0.3645051 0.02707203
1 0.4134270 0.04865050

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب متغير إيرادات أرباح الفائدة للمصارف التقليدية أو إجمالي الدخل من التمويل والاستثمار هو 0.087 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.026 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.
- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب متغير إيرادات أرباح الفائدة للمصارف التقليدية أو إجمالي الدخل من التمويل والاستثمار هو 0.097 للاحتمال الشرطي الأول و0.032 للاحتمال الشرطي الثاني.

Net.Interest.Income.Total.Financing.and.Investment.Income
nb_train$Classification [,1] [,2]
0 0.08713383 0.02632172
1 0.09751886 0.03235095

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب متغير الدخل والدخل الشامل هو 0.013 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.0149 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب متغير الدخل والدخل الشامل هو 0.0136 للاحتمال الشرطي الأول و0.0101 للاحتمال الشرطي الثاني.

Income.and.Comprehensive.Income
nb_train$Classification [,1] [,2]
0 0.01346968 0.01491083
1 0.01364133 0.01015111

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب متغير نسبة الأصول المتداولة هو 0.816 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.117 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.
- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب متغير نسبة الأصول المتداولة هو 0.9 للاحتمال الشرطي الأول و0.03 للاحتمال الشرطي الثاني.

Current.Assets.Ratio
nb_train$Classification [,1] [,2]
0 0.8163161 0.11715438
1 0.9338059 0.03177757

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب متغير نسبة الأصول السائلة هو 0.182 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.117 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.
- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب متغير نسبة الأصول السائلة هو 0.0645 للاحتمال الشرطي الأول و0.0306 للاحتمال الشرطي الثاني.

Liquid.Assets.Ratio
nb_train$Classification [,1] [,2]
0 0.18222093 0.1175091
1 0.06453899 0.0306040

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب متغير نسبة رأس المال إلى الأصول هو 0.26 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.2149 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.
- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب متغير نسبة رأس المال إلى الأصول هو 0.09 للاحتمال الشرطي الأول و0.118 للاحتمال الشرطي الثاني.

Capital.to.Assets.Ratio

nb_train$Classification	[,1]	[,2]
0	0.26023937	0.2147975
1	0.09034419	0.1183372

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب متغير العائد على الأصول هو 0.0075 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.0006 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.
- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب متغير العائد على الأصول هو 0.00788 للاحتمال الشرطي الأول و0.00088 للاحتمال الشرطي الثاني.

Return.on.Assets

nb_train$Classification	[,1]	[,2]
0	0.007546591	0.0006146983
1	0.007883927	0.0008858494

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب متغير نسبة الدخل التشغيلي إلى إجمالي الأصول هو 0.0309 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.21 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب متغير نسبة الدخل التشغيلي إلى إجمالي الأصول هو 0.2652 للاحتمال الشرطي الأول و0.103 للاحتمال الشرطي الثاني.

Operating.Income.to.Total.Assets
nb_train$Classification [,1] [,2]
0 0.3094496 0.2102583
1 0.2652178 0.1034747

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب متغير نسبة إجمالي الودائع إلى إجمالي الأصول هو 0.03 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.245 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.
- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب متغير نسبة إجمالي الودائع إلى إجمالي الأصول هو 0.67997 للاحتمال الشرطي الأول و0.1314 للاحتمال الشرطي الثاني.

Total.Deposits.to.Total.Assets
nb_train$Classification [,1] [,2]
0 0.3079919 0.2451640
1 0.6799721 0.1314342

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب متغير العائد على متوسط الأصول هو 0.002 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.0013 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.
- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب متغير العائد على متوسط الأصول هو 0.00177 للاحتمال الشرطي الأول و0.0006 للاحتمال الشرطي الثاني.

Return.on.Average.Assets
nb_train$Classification [,1] [,2]
0 0.002033516 0.0013190886
1 0.001771011 0.0006038552

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب متغير العائد على حقوق الملكية هو 0.0075 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.00061 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.
- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنها مصارف معرضة للفشل المالي حسب متغير العائد على حقوق الملكية هو 0.00788 للاحتمال الشرطي الأول و0.00088 للاحتمال الشرطي الثاني.

Return.on.Equity
nb_train$Classification [,1] [,2]
0 0.007546591 0.0006146983
1 0.007883927 0.0008858494

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب متغير نسبة الدخل دون الفوائد إلى إجمالي أرباح الفوائد هو 0.005 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.00033 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.
- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب متغير نسبة الدخل دون الفوائد إلى إجمالي أرباح الفوائد هو 0.005 للاحتمال الشرطي الأول و0.0004 للاحتمال الشرطي الثاني.

Non.Interest.Income.for.Total.Interest.Income
nb_train$Classification [,1] [,2]
0 0.005099956 0.0003379263
1 0.005057733 0.0004007166

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب متغير الأرباح من المعاملات الأجنبية هو 0.17 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.02 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب متغير الأرباح من المعاملات الأجنبية هو 0.193 للاحتمال الشرطي الأول و0.044 للاحتمال الشرطي الثاني.

Profits.from.Foreign.Currency.Transactions
nb_train$Classification [,1] [,2]
0 0.1739535 0.02378673
1 0.1931198 0.04493646

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب متغير أرباح القطع البنوي غير المحققة هو 0.13 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.139 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.
- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب متغير أرباح القطع البنوي غير المحققة هو 0.132 للاحتمال الشرطي الأول و0.094 للاحتمال الشرطي الثاني.

Gains.from.Revaluation.of.Structural.Parts
nb_train$Classification [,1] [,2]
0 0.1312695 0.13953964
1 0.1321737 0.09420838

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب متغير نسبة الدخل التشغيلي قبل الضراب إلى إجمالي الدخل من الفوائد هو 0.85 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.01188 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.
- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب متغير نسبة الدخل التشغيلي قبل الضراب إلى إجمالي الدخل من الفوائد هو 0.8498 للاحتمال الشرطي الأول و0.015 للاحتمال الشرطي الثاني.

Pre.tax.Operating.Income.to.Total.Interest.Income
nb_train$Classification [,1] [,2]
0 0.8510433 0.01188545
1 0.8498191 0.01503752

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب متغير نسبة إيرادات الفوائد إلى الأصول هو 0.455 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.092 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.
- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب متغير نسبة إيرادات الفوائد إلى الأصول هو 0.465 للاحتمال الشرطي الأول و0.0738 للاحتمال الشرطي الثاني.

Interest.Income.for.Assets
nb_train$Classification [,1] [,2]
0 0.4555714 0.09207623
1 0.4655711 0.07383249

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب متغير نسبة الدخل التشغيلي على متوسط الأصول هو 0.309 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.21 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.
- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب متغير نسبة الدخل لتشغيلي على متوسط الأصول هو 0.265 للاحتمال الشرطي الأول و0.103 للاحتمال الشرطي الثاني.

Operating.Income.of.Average.Assets
nb_train$Classification [,1] [,2]
0 0.3094496 0.2102583
1 0.2652178 0.1034747

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها غير معرضة للفشل المالي حسب متغير التدفق النقدي هو 0.418 حسب الاحتمال الشرطي الأول و0.029 حسب الاحتمال الشرطي الثاني.

- الاحتمال الشرطي لتصنيف المصارف على أنّها مصارف معرضة للفشل المالي حسب متغير التدفق النقدي هو 0.095 للاحتمال الشرطي الأول و0.08 للاحتمال الشرطي الثاني.

```
                Cash.Flow
nb_train$Classification    [,1]      [,2]
              0 0.04180466    0.02931695
              1 0.09599860    0.08398950
```

3.4 التنبؤ: باستخدام نموذج التنبؤ على عينات الاختبار، يعطي البرنامج النتائج التالية، حيث يمثل الرقم (0) عدم تعرض المصرف للفشل المالي بينما يمثل الرقم (1) تعرض المصرف للفشل المالي: نجد أنه في التنبؤ [1] معظم التنبؤات للمصارف بأنّها غير معرضة لتصنيف الفشل المالي، بينما في التنبؤ [44] و[302] فمعظمها مصارف معرضة لتصنيف الفشل المالي، أما في كل من تنبؤات [87]، [130]، [173]، [216]، [259]، [302] و[345] فهي مختلطة بين مصارف معرضة ومصارف غير معرضة للفشل المالي، كمايلي:

الشكل رقم (12)

التنبؤ باستخدام بايز الساذج

```
[1] 0 0 0 0 0 1 0 1 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
[44] 0 0 0 1 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0 1 1 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0 0 1 1 0 1
[87] 0 1 0 0 1 0 1 0 1 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0
[130] 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
[173] 0 1 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 1 1 1 0 1 1 0 1 0 1 0 1 1 0 1 1 0 0 0
[216] 1 1 0 1 0 1 0 1 0 1 1 1 1 0 1 1 1 0 1 1 1 1 1 1 0 0 0 0 1 0 1 0 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
[259] 1 1 1 1 1 0 0 1 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0 1 1 0 1 0 1 0 1 1 1 1 1 1 1 1
[302] 1 1 0 1 1 1 1 0 1 0 1 1 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 1 0 1 1 1 1 1 1 0 1 1 1 1 0
[345] 0 1 1 0 1 1 1 1 0 1 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0 0 1 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0 1 0 0
[388] 1 0 1 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0 1 1 1
Levels: 0 1
```

المصدر: إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج RStudio

4.4 دقّة النموذج: لمعرفة دقّة النموذج، تتم مقارنة النموذج الذي تم بنائه على عينة التدريب مع نتائج عينة الاختبار لفحص دقة النموذج، تم التوصل للنتائج التالية:

الشكل رقم (13)

دقة تنبؤ بايز الساذج

Total Observations in Table: 416

Total Observations in Table: 416

| nb_test$Classification

prd	0	1	Row Total
0	196	4	200
	0.980	0.020	0.481
	0.848	0.022	
1	35	181	216
	0.162	0.838	0.519
	0.152	0.978	
Column Total	231	185	416
	0.555	0.445	

المصدر: إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج RStudio

من الشكل أعلاه نجد أن دقة النموذج هي 90% وهي 196 مشاهدة صحيحة للمصارف المعرضة للفشل المالي و181 مشاهدة صحيحة للمصارف غير المعرضة للفشل المالي. بينما هناك 75 مشاهدة غير صحيحة.

5. الشبكات العصبية – Neural Network:

من أجل بناء نموذج تنبؤي باستخدام خوارزمية الشبكات العصبية، يجب أن يتم إدخال المعلومات (البيانات) في العقد المخصصة للإدخال ليصبح لكل عقدة قيمة (المتغير الذي تم إدخاله)، تعتبر هذه القيمة قيمة تنبؤية باستخدام الشبكة العصبية. سيتم اتباع الخطوات التالية:

1.5 تطبيع البيانات – Data Normalization: من خلال تعديل البيانات ضمن مدى معين من أجل دقّة المقارنة بين القيم التنبؤية والقيم الفعلية، كما في نموذج كـ-الجيران الأقرب.

2.5 عينة التدريب وعينة الاختبار: تقسيم البيانات إلى 80% عينة تدريب و20% عينة اختبار، كما في النماذج السابقة.

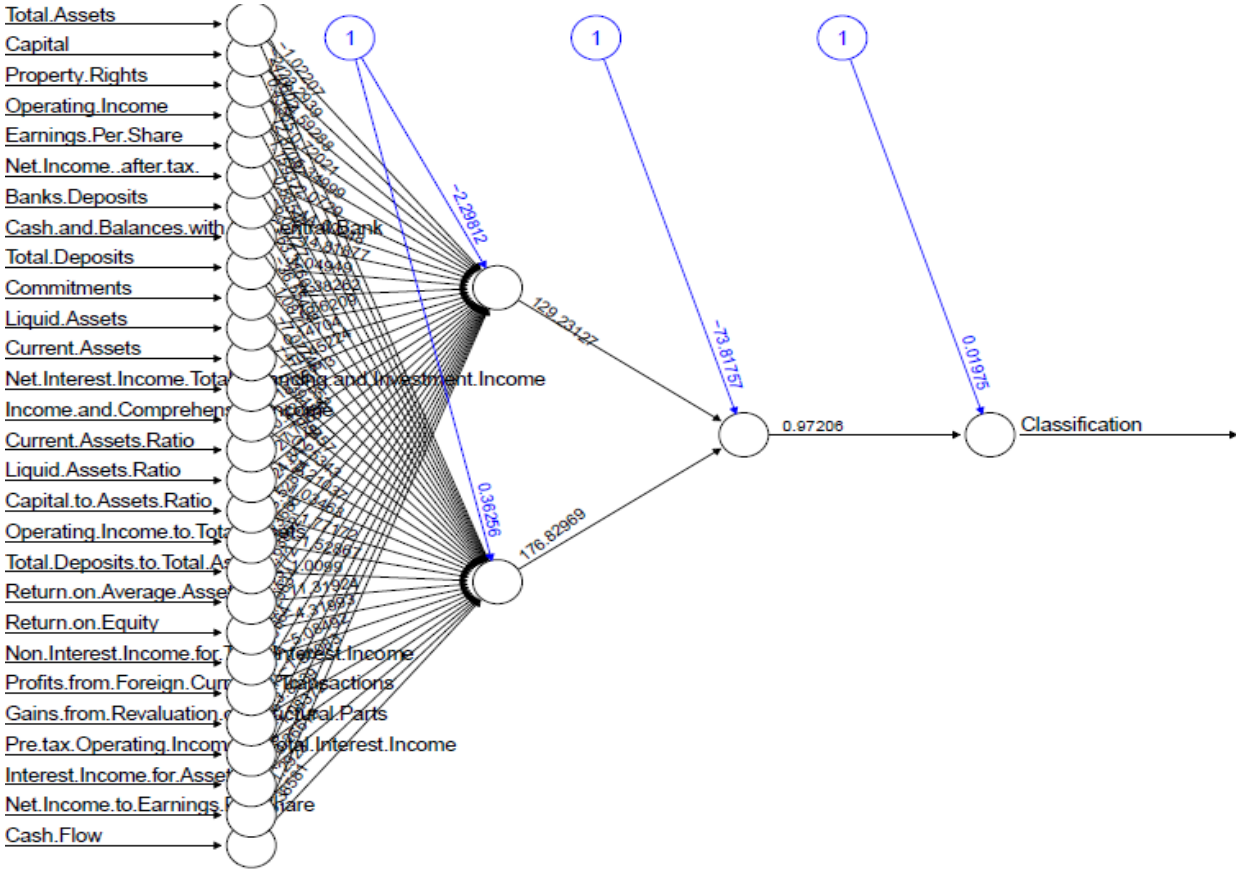
3.5 تطبيق الشبكة العصبية: من أجل استخدام الشبكة العصبية للمتغير التابع "التصنيف" مقابل المتغيرات المستقلة الأخرى، سيتم أولاً ضبط عدد الطبقات المخفية على (2،1) بناءً على المعادلة المخفية = (2،1). إن تحديد عدد الطبقات المخفية في الشبكة العصبية ليس علماً دقيقاً، من المحتمل أن تكون فيها الدقّة أعلى بدون أي طبقات مخفية. لذلك، تلعب التجربة والخطأ دوراً مهماً في هذه العملية. ثمّ يتم تعيين متغير الإخراج الخطي على TRUE، نظراً لتأثير المتغيرات المستقلة على المتغير التابع (التصنيف) يفترض أن يكون خطي. بعد ذلك، يتم تعيين الحد الأدنى على 0.01، مما يعني أنّه إذا كان التغيير في الخطأ أثناء التكرار أقل من 1٪، فلن يتم تنفيذ مزيد من التحسين بواسطة النموذج.

بتطبيق نموذج الشبكات العصبية نتوصل للشكل التالي (الشكل رقم 14)؛ الذي يوضح عدد المدخلات (المتغيرات) هي 28 متغير تمّ إدخالها، كما تبين وجود طبقتين مخفيتين، ومتغير تابع واحد هو التصنيف الذي سنقوم بالتنبؤ به، كما أنّ الشكل يعطي وزن لكل متغير (مدخل) سيتم تفصيله بشكل

أوضح عند استخراج خطأ نموذج الشبكة العصبية، مع الأوزان بين المدخلات والطبقات المخفية والمخرجات، لاحقاً:

الشكل رقم (14)

مخطط الشبكات العصبية



المصدر: إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج RStudio

4.5 استخراج الخطأ والأوزان: سيتم في هذه المرحلة استخراج خطأ نموذج الشبكة العصبية، مع الأوزان بين المدخلات والطبقات المخفية والمخرجات. نلاحظ من النتائج أدناه أنّ:

– قيمة الخطأ تساوي 3.4.

– قيمة العتبة التي تمثل الحالات المحددة التي تختلف من خلية عصبية إلى أخرى هي 9.9 .

الشكل رقم (15)

الشبكة العصبية – الخطأ والاوزان

error	3.4860
reached.threshold	9.9009
steps	1.12200

سيتم مناقشة الشكل حسب تثقيل المدخلات، كل سطر على حدىً كمايلي:

- تم تثقيل العقدة الأولى المكونة من المدخلات بقيمة -2.298

Intercept.to.1layhid1 -2.2981

- تم تثقيل إجمالي الأصول في الطبقة الأولى بـ -1.02

Total.Assets.to.1layhid1 -1.0221

- تم تثقيل رأس المال في الطبقة الأولى بـ -2.3

Capital.to.1layhid1 2.3294

- تم تثقيل حقوق الملكية في الطبقة الأولى بـ -4.59

Property.Rights.to.1layhid1 -4.5929

- تم تثقيل الدخل التشغيلي في الطبقة الأولى بـ -7.2

Operating.Income.to.1layhid1 -7.2021

- تم تثقيل ربحية السهم في الطبقة الأولى بـ -5.35

Earnings.Per.Share.to.1layhid1 -5.3499

- تم تثقيل صافي الدخل بعد الضريبة في الطبقة الأولى بـ -2.07

Net.Income..after.tax..to.1layhid1 -2.0729

- تم تثقيل ودائع المصرف في الطبقة الأولى بـ -4.45

Banks.Deposits.to.1layhid1 -4.4502

- تم تثقيل النقد والأرصدة لدى المصرف المركزي في الطبقة الأولى بـ -1.48

Cash.and.Balances.with.the.Central.Bank.to.1layhid1 -1.4819

- تم تثقيل إجمالي الودائع في الطبقة الأولى بـ 4.05

Total.Deposits.to.1layhid1 4.0494

- تم تثقيل الالتزامات في الطبقة الأولى بـ -2.38

Commitments.to.1layhid1 -2.3826

- تم تثقيل الأصول السائلة في الطبقة الأولى بـ -7.56

Liquid.Assets.to.1layhid1 -7.5621

- تم تثقيل الأصول المتداولة في الطبقة الأولى بـ 1.47

Current.Assets.to.1layhid1 1.4704

- تم تثقيل صافي دخل الفائدة في المصارف التقليدية أو إجمالي التمويل والاستثمار في المصارف الإسلامية في الطبقة الأولى بـ -1.04

Net.Interest.Income.Total.Financing.and.Investment.Income.to.1layhid1 -1.0452

- تم تثقيل الدخل والدخل الشامل في الطبقة الأولى بـ 1.86

Income.and.Comprehensive.Income.to.1layhid1 1.8657

- تم تثقيل نسبة الأصول المتداولة في الطبقة الأولى بـ 2.23

Current.Assets.Ratio.to.1layhid1 2.2300

- تم تثقيل نسبة الأصول السائلة في الطبقة الأولى بـ -2.78

Liquid.Assets.Ratio.to.1layhid1 -2.7798

- تم تثقيل نسبة رأس المال للأصول في الطبقة الأولى بـ -2.48

Capital.to.Assets.Ratio.to.1layhid1 -2.4842

- تم تثقيل نسبة الدخل التشغيلي إلى إجمالي الأصول في الطبقة الأولى بـ 1.35

Operating.Income.to.Total.Assets.to.1layhid1 1.3528

- تم تثقيل نسبة إجمالي الودائع إلى إجمالي الأصول في الطبقة الأولى بـ 2.368

Total.Deposits.to.Total.Assets.to.1layhid1 2.3685

- تم تثقيل العائد على متوسط الأصول في الطبقة الأولى بـ 8.16

Return.on.Average.Assets.to.1layhid1 8.1639

- تم تثقيل العائد على حقوق الملكية في الطبقة الأولى بـ -4.26

Return.on.Equity.to.1layhid1 -4.2577

- تم تثقيل نسبة الدخل من غير الفوائد لإجمالي دخل الفوائد في الطبقة الأولى بـ -9.8

Non.Interest.Income.for.Total.Interest.Income.to.1layhid1 -9.8298

- تم تثقيل الربح من المعاملات بالعملة الأجنبية في الطبقة الأولى بـ -1.5

Profits.from.Foreign.Currency.Transactions.to.1layhid1 -1.5336

- تم تثقيل الربح من المعاملات بالعملة الأجنبية في الطبقة الأولى بـ -1.5

Gains.from.Revaluation.of.Structural.Parts.to.1layhid1 9.1499

- تم تثقيل نسبة الدخل التغشيلي قبل الضريبة إلى إجمالي دخل الفوائد في الطبقة الأولى بـ 1.376

Pre.tax.Operating.Income.to.Total.Interest.Income.to.1layhid1 1.3764

- تم تثقيل نسبة دخل الفوائد للأصول في الطبقة الأولى بـ 7.9

Interest.Income.for.Assets.to.1layhid1 7.9428

- تم تثقيل نسبة صافي الدخل إلى ربحية السهم في الطبقة الأولى بـ 6.12

Net.Income.to.Earnings.Per.Share.to.1layhid1 6.1225

- تم تثقيل التدفق النقدي في الطبقة الأولى بـ 3.5

Cash.Flow.to.1layhid1 3.5226

- تم تثقيل العقدة الثانية من المدخلات بـ 3.62

Intercept.to.1layhid2 3.6256

تم تثقيل إجمالي الأصول في الطبقة الثانية بـ -2.4

Total.Assets.to.1layhid2 -2.4060

- تم تثقيل رأس المال في الطبقة الثانية بـ 4.36

Capital.to.1layhid2 4.3565

- تم تثقيل حقوق الملكية في الطبقة الثانية بـ -1.287

Property.Rights.to.1layhid2 -1.2871

- تم تثقيل الدخل التشغيلي في الطبقة الثانية بـ 1.159

Operating.Income.to.1layhid2 1.1594

- تم تثقيل ربحية السهم في الطبقة الثانية بـ -5.85

Earnings.Per.Share.to.1layhid2 -5.8546

- تم تثقيل صافي الدخل بعد الضريبة في الطبقة الثانية بـ -6.037

Net.Income..after.tax..to.1layhid2 -6.0373

- تم تثقيل إيداعات المصارف في الطبقة الثانية بـ -6.3

Banks.Deposits.to.1layhid2 -6.3316

- تم تثقيل النقد والأرصدة لدى المركزي في الطبقة الثانية بـ -3.65

Cash.and.Balances.with.the.Central.Bank.to.1layhid2 -3.6555

- تم تثقيل إجمالي الودائع في العقدة الثانية بـ 1.087

Total.Deposits.to.1layhid2 1.0871

- تم تثقيل الالتزامات في الطبقة الثانية بـ -7.077

Commitments.to.1layhid2 -7.0775

- تم تثقيل إيداعات الأصول السائلة في الطبقة الثانية بـ -4.797

Liquid.Assets.to.1layhid2 -4.7975

- تم تثقيل الأصول المتداولة في الطبقة الثانية بـ 3.9

Current.Assets.to.1layhid2 3.9125

- تم تثقيل صافي الدخل من الفوائد للمصارف التقليدية وإجمالي الدخل من التمويل والاستثمار في المصارف الإسلامية في الطبقة الثانية بـ -2.75

Net.Interest.Income.Total.Financing.and.Investment.Income.to.1layhid2 -2.7546

- تم تثقيل الدخل والدخل الشامل في الطبقة الثانية بـ -2.53

Income.and.Comprehensive.Income.to.1layhid2 -2.5343

- تم تثقيل نسبة الأصول المتداولة في الطبقة الثانية بـ -2.103

Current.Assets.Ratio.to.1layhid2 -2.1037

- تم تثقيل نسبة الأصول السائلة في الطبقة الثانية بـ 1.03

Liquid.Assets.Ratio.to.1layhid2 1.0346

- تم تثقيل نسبة رأس المال إلى الأصول في الطبقة الثانية بـ -1.77

Capital.to.Assets.Ratio.to.1layhid2 -1.7717

- تم تثقيل نسبة الدخل التشغيلي إلى إجمالي الأصول في الطبقة الثانية بـ -1.5

Operating.Income.to.Total.Assets.to.1layhid2 -1.5287

- تم تثقيل نسبة إجمالي الودائع إلى إجمالي الأصول في الطبقة الثانية بـ 1.009

Total.Deposits.to.Total.Assets.to.1layhid2 1.0099

- تم تثقيل العائد على متوسط الأصول في الطبقة الثانية بـ 1.13

Return.on.Average.Assets.to.1layhid2 1.13192

- تم تثقيل العائد على حقوق الملكية في الطبقة الثانية بـ -4.3

Return.on.Equity.to.1layhid2 -4.3199

- تم تثقيل الدخل من غير الفوائد لإجمالي دخل الفوائد في الطبقة الثانية بـ -5.08

Non.Interest.Income.for.Total.Interest.Income.to.1layhid2 -5.0849

- تم تثقيل الربح من معاملات العملات الأجنبية في الطبقة الثانية بـ -1.88

Profits.from.Foreign.Currency.Transactions.to.1layhid2 -1.8808

- تم تثقيل الربح من القطع البنوي غير المحقق في الطبقة الثانية بـ 3.84

Gains.from.Revaluation.of.Structural.Parts.to.1layhid2 3.8439

- تم تثقيل نسبة الدخل التشغيلي قبل الضريبة لإجمالي دخل الفوائد في الطبقة الثانية بـ -1.08

Pre.tax.Operating.Income.to.Total.Interest.Income.to.1layhid2 -1.0837

- تم تثقيل نسبة دخل الفوائد إلى الأصول في الطبقة الثانية بـ -2.66

Interest.Income.for.Assets.to.1layhid2 -2.6618

- تم تثقيل نسبة صافي الدخل إلى ربحية السهم في الطبقة الثانية بـ -1.29

Net.Income.to.Earnings.Per.Share.to.1layhid2 -1.2923

- تم تثقيل التدفق النقدي في الطبقة الثانية بـ 7.5

Cash.Flow.to.1layhid2 7.5386

- تم تثقيل الدخل من غير الفوائد لإجمالي دخل الفوائد في الطبقة الثانية بـ -5.08

Intercept.to.2layhid1 -7.3817

- تم تثقيل العقدة في الطبقة المخفية الأولى بـ 1.29

1layhid1.to.2layhid1 1.2923

- تم تثقيل العقدة في الطبقة المخفية الثانية بـ 1.768

1layhid2.to.2layhid1 1.7683

- تم تثقيل العقدة الأخيرة بـ 1.97

Intercept.to.Classification	1.9750

- تم تثقيل عقدة الطبقة المخفية الثانية بـ 9.7

2layhid1.to.Classification	9.7206

نلاحظ من نتائج النموذج أعلاه أنه في الطبقة المخفية الأولى يكون لكل من المتغيرات التالية التأثير الأعلى:

- الأصول السائلة.
- العائد على متوسط الأصول.
- نسبة الدخل من غير الفوائد لإجمالي دخل الفوائد.
- نسبة دخل الفوائد للأصول.
- نسبة صافي الدخل إلى ربحية السهم.

بينما في الطبقة المخفية الثانية تغير تثقيل المتغيرات تماماً، فكان أكثرها تأثيراً مايلي:

- صافي الدخل بعد الضريبة.
- إيداعات المصارف.
- الالتزامات.
- التدفق النقدي.

5.5 قياس دقة النموذج:

بتطبيق النموذج على بيانات الاختبار ومقارنة النتائج مع التنبؤات، نجد دقة النموذج كمايلي:

الجدول رقم (8)

دقة تنبؤ الشبكة العصبية

Actual	Prediction	
	0	1
0	61	6
1	1	36

المصدر: إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج RStudio

إنّ دقّة النموذج 93.2% وهي: 36 تنبؤ صحيح للمصارف المعرّضة للفشل المالي و61 تنبؤ صحيح للمصارف غير المعرّضة للفشل المالي، ويوجد فقط 7 تنبؤات خاطئة للنموذج. لحساب دقّة النموذج نقوم بقسمة مجموع التنبؤات الصحيحة والمتماثلة مع عينة الاختبار والتي تساوي 61+36 وقسمتها على مجموع عينة الاختبار والتي تساوي 104 مشاهدات.

6. الانحدار اللوجستي – Logistic registion:

إنّ الانحدار اللوجستي في البرمجة R هو عبارة عن خوارزمية تصنيف، تُستخدم للعثور على احتمالية نجاح أو فشل الحدث، حيث يُستخدم الانحدار اللوجستي عندما يكون المتغير التابع ثنائياً في طبيعته، المتغير التابع في هذا البحث هو متغير التصنيف الذي تم تحديد بالأرقام (1/0) أي مصرف معرّض للفشل المالي / مصرف غير معرّض للفشل المالي. من أجل القيام بتطبيق خوارزمية الانحدار اللوجستي في بناء نموذج تنبؤي للفشل المالي للمصارف، نقوم بالخطوات التالية:

1.6 عينة التدريب وعينة الاختبار: يتم كما في نماذج التصنيف السابقة، تقسيم البيانات إلى مجموعة تدريب ومجموعة اختبار، حيث تتكون مجموعة التدريب من 80% من إجمالي المشاهدات أما عينة الاحتبار فتتكون من 20% من إجمالي المشاهدات.

2.6 بناء نموذج الانحدار اللوجستي: بتطبيق دالة الانحدار اللوجستي، باعتبار متغير التصنيف هو المتغير التابع، وجميع المتغيرات الأخرى هي المتغيرات المستقلة، نحصل على النتائج التالية:

سيتم مناقشة كل سطر من الشكل أدناه على حدىً:

الشكل رقم (16)

الانحدار اللوجستي

(Intercept)

-5.690

– إنّ زيادة إجمالي الأصول بقيمة 4.5 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Total Assets

4.523

– إنّ نقصان رأس المال بقيمة 2.3 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Capital

-2.315

– إنّ نقصان حقوق المالكية بقيمة 8.91 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Property Rights

-8.915

– إنّ زيادة الدخل التشغيلي بقيمة 1.9 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Operating Income
1.902

– إنّ زيادة ربحية السهم بقيمة 1.9 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Earnings Per Share
1.950

– إنّ نقصان الدخل الصافي بعد الضريبة بقيمة 2.5 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Net Income (after tax)
-2.503

– إنّ نقصان ودائع المصارف بقيمة 1.7 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Banks Deposits
-1.711

– إنّ نقصان الإيداعات النقدية لدى المصرف المركزي بقيمة 1.3 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Cash and Balances with the Central Bank
-1.317

– إنّ نقصان إجمالي الودائع بقيمة 8.5 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Total Deposits
-8.465

– إنّ نقصان الالتزامات بقيمة 1.02 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Commitments
-1.022

– لا يوجد أثر للأصول السائلة بقيمة على تصنيف المصارف.

Liquid Assets
NA

– إنّ زيادة الأصول المتداولة بقيمة 9.5 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Current Assets
9.462

– إنّ نقصان صافي دخل الفائدة في المصارف التقليدية أو إجمالي التمويل والاستثمار في المصارف الإسلامية بقيمة 3.5 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Net Interest Income/Total Financing and Investment Income
-3.548

– إنّ زيادة الدخل والدخل الشامل بقيمة 9 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Income and Comprehensive Income
9.003

– إنّ زيادة نسبة الأصول المتداولة بقيمة 4.87 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Current Assets Ratio
4.871

– إنّ زيادة نسبة الأصول السائلة بقيمة 4.2 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Liquid Assets Ratio
4.243

– إنّ زيادة نسبة رأس المال إلى الأصول بقيمة 9 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Capital to Assets Ratio
9.020

– إنّ زيادة نسبة الدخل التشغلي إلى إجمالي الأصول بقيمة 6.66 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Operating Income to Total Assets
6.662

– إنّ زيادة نسبة إجمالي الوادئع إلى إجمالي الأصول بقيمة 1.5 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Total Deposits to Total Assets
1.502

– إنّ زيادة العائد على متوسط الأصول بقيمة 8.49 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Return on Average Assets
8.495

– إنّ نقصان العائد على حقوق الملكية بقيمة 1.1 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Return on Equity
-1.135

– إنّ زيادة الدخل من غير الفوائد لإجمالي دخل الفوائد بقيمة 1 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Non-Interest Income for Total Interest Income
1.004

– إنّ نقصان الأرباح من المعاملات الأجنبية بقيمة 3.3 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Profits from Foreign Currency Transactions
-3.308

– إنّ نقصان أرباح القطع البنوي بقيمة 9.1 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Gains from Revaluation of Structural Parts
-9.129

– إنّ زيادة نسبة الدخل التشغيلي قبل الضرائب لإجمالي إيرادات الفوائد بقيمة 4.6 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Pre-tax Operating Income to Total Interest Income
4.646

– إنّ زيادة نسبة إيرادات الفوائل للأصول بقيمة 2.6 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Interest Income for Assets
2.667

– إنّ زيادة نسبة الدخل الصافي إلى ربحية لسهم بقيمة 1.8 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Net Income to Earnings Per Share
1.818

– إنّ زيادة التدفق النقدي بقيمة 3.1 يؤثر على تصنيف المصارف بقيمة وحدة واحدة.

Cash Flow
3.146

3.6 بناء نموذج التنبؤ: من خلال تطبيق معلمة نموذج التنبؤ، نلاحظ بيانات نتائج نموذج التنبؤ أدناه، حيث يمثل الرقم (0) نتيجة التنبؤ غير معرض للفشل المالي للمصارف، أما الرقم (1) فيمثل نتيجة تنبؤ معرض للفشل المالي للمصارف.

الشكل رقم (17)

تنبؤ الانحدار اللوجستي

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23		
0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46		
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69		
0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1	1	1			
70	71	72	73	74	75	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92		
1	1	1	1	1	1	0	1	0	1	1	0	0	1	0	0	1	1	0	1	0	0	0		
93	94	95	96	97	98	99	100	101	102	103	104													
0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0													

المصدر: إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج RStudio

نلاحظ من نتائج التنبؤ أعلاه أن النموذج قام بإنتاج 104 تنبؤ عن تصنيف المصارف المعرضة للفشل المالي وتلك الغير معرضة للفشل المالي، نجد أن أغلب التنبؤات تساوي الرقم 0، أي أن معظم المصارف غير معرضة للفشل المالي، وعلى الرغم من ذلك، فهناك العديد من التنبؤات تشير إلى تعرض المصارف إلى الفشل المالي.

4.6 قياس دقّة التنبؤ:

من خلال مقارنة أداء النموذج على عينة التدريب بأدائه على عينة الاختبار، نجد أن دقّة تنبؤ النموذج تساوي 90% حيث قام النموذج بالتنبؤ الصحيح لـ 32 مصرف معرض للفشل المالي 62 تنبؤ صحيح لمصرف غير معرض للفشل المالي، بينما تنبأ بـ 10 تنبؤات خاطئة.

الجدول رقم (9)

دقة الانحدار اللوجستي

Actual	Prediction	
	0	1
0	62	5
1	5	32

المصدر: إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج RStudio

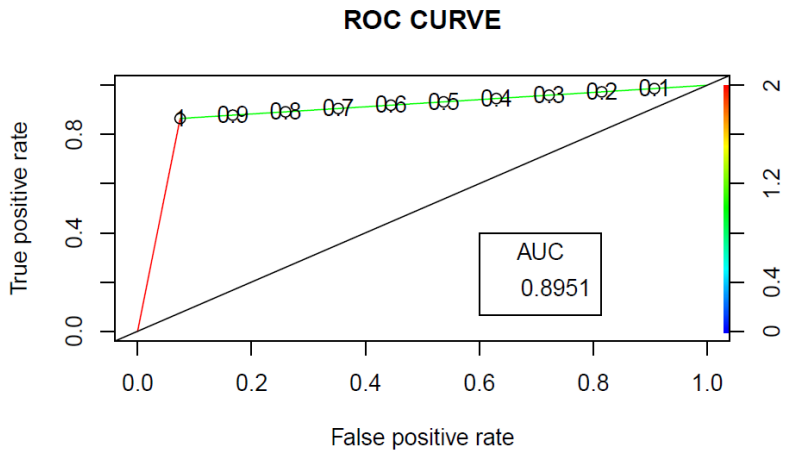
من أجل حساب دقّة النموذج، نقوم بقسمة مجموع التنبؤات الصحيحة المتماثلة مع عينة الاختبار على مجموع عينة الاختبار، أي قسمة 62+32 على 104.

5.6 رسم الشكل البياني لدقة النموذج:

في منحنى ROC، كلما ازدادت المساحة الموجودة أسفل المنحنى، كلما كان النموذج أفضل. إن قيمة ROC في هذا نموذجنا هي 0.8951، كلما زاد حجم AUC، كان أداء النموذج أفضل.

الشكل رقم (18)

مخطط أسفل المنحنى



المصدر: إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج RStudio

مقارنة دقة التنبؤات:

نجد أدناه مقارنة أساليب التعلم الآلي الستة التي تم تطبيقها في الدراسة:

الجدول رقم (10)

مقارنة دقة التنبؤات

	K-nearest neighbors كـ الجيران الأقرب	Decision Tree شجرة القرار	Random Forest الغابة العشوائية	Naïve Bayes بايز الساذج	Neural Network الشبكات العصبية	Logistic Regression الانحدار اللوجستي
دقة النموذج	%85.58	%92	%91.3	%90	%93.2	%89.51

المصدر: إعداد الباحثة بالاعتماد على برنامج RStudio

يحقق نموذج الشبكات العصبية Natrual Network أعلى دّقة للتنبؤات بين النماذج الستة، يليها شجرة القرارات Decision Tree التي تحتل المركز الثاني بفارق 1.2% فقط.

تليها الغابة العشوائية Random Forest التي حققت دقّة نسبتها 91.3% يليها الانحدار اللوجستي Logistic Regression وأخيراً كـ–الجيران الأقرب k-Nearest Neighbors اللذان حققا دقّة نسبتها 89.51% و85.58% على التوالي.

النتائج والتوصيات:

أولاً: النتائج:

– إن أساليب التعلّم الآلي قادرة على التنبؤ بفشل المصارف السورية الخاصة بدقة عالية.

– تعد الشبكات العصبية أفضل أساليب التعلّم الآلي لتطبيقها من أجل التنبؤ في المصارف السورية الخاصة، يليها شجرة القرارات والغابة العشوائية.

– اتفقت كلاً من شجرة لقرارات، الغابة العشوائية وبايز الساذج بإعطاء الأهمية الأكبر لمتغير نسبة الأصول المتداولة، وذلك عند التنبؤ بالفشل المالي للمصارف السورية الخاصة.

– اتفقت كلاً من شجرة القرارات والغابة العشوائية بإعطاء أهمية عالية لمتغيري التدفق النقدي وودائع المصارف في التنبؤ بفشل المصارف السورية الخاصة.

– اتفقت كلاً من بايز الساذج والشبكة العصبية بإعطاء أهيمة لمتغير نسبة إيرادات الفوائد على الأصول، عند التنبؤ بفشل المصارف السورية الخاصة.

– اتفقت كلاً من بايز الساذج والانحدار اللوجستي بإعطاء أهيمة لمتغير الأصول المتداولة، عند التنبؤ بفشل المصارف السورية الخاصة.

– إن كلاً من الغابة العشوئية، بايز، الشبكة العصبية والانحدار اللوجستي أعطى أهمية للدخل من نقاط مختلفة، حيث أعطت الغابة العشوائية أهمية للدخل التشغيلي، أما بايز الساذج أعطى أهمية لمتغير نسبة الدخل التشغيلي لإجمالي الدخل من الفوائد، بينما الشبكة العصبية أعطى أهمية لكل من متغير صافي الدخل، نسبة دخل الفوائد للأصول ونسبة الدخل من غير الفوائد لإجمالي دخل الفوائد وأخيراً الانحدار اللوجستي الذي أعطى أهمية لمتغير الدخل والدخل الشامل.

ثانياً: التوصيات:

– اعتماد أساليب التعلّم الآلي الآتية عند القيام بالتنبؤ بالفشل المالي للمصارف السورية الخاصة: الشبكات العصبية، شجرة القرارات والغابة العشوائية، حيث أنها نماذج قادرة على تحقيق دقة تنبؤية عالية مقارنة بأساليب التعلّم الآلي الأخرى، بالإضافة إلى أنها قادرة على تفسير قوة كل متغير وتأثيره على التنبؤ.

– إعطاء المصارف السورية الخاصة، عند التنبؤ بفشلها المالي وإدارة مخاطرها، أهمية لكل من المتغيرات التالية: نسبة الأصول المتداولة، التدفق النقدي، ودائع المصارف، الأصول المتداولة، الدخل التشغيلي، صافي الدخل، الدخل والدخل الشامل، نسبة الدخل التشغيلي لإجمالي الدخل من الفوائد والأصول المتداولة نظراً لما أظهرته الأساليب المستخدمة من أهميتها النسبية في التنبؤ بالفشل المالي.

ثالثاً: آفاق مستقبلية:

– إعادة الدراسة بعد تطبيق المصارف السورية لمقرارات بازل III.

قائمة المراجع:

1. مراجع باللغة العربية

1.1 كتب:

– علوان، فؤاد، دور نظم الإنذار المبكر في التنبؤ والوقاية من الأزمات المالية بالأسواق المالية – دراسة تطبيقية على أسواق رأس المال العربية، دار الفكر والقانون، المنصورة، 2012

2.1 مقالات:

– بلقاسم، زايري، كفاية الاحتياطيات الدولية في الاقتصاد الجزائري، مجلة اقتصاديات شمال إفريقيا، العدد السابع، الجزائر، 2009، ص45–74

– بوعبدلي، أحلام، وسعيد، ثريا، إدارة المخاطر التشغيلية في البنوك التجارية، المجلة الجزائرية للتنمية الاقتصادية، عدد3، 2015

– حمد، خلف، مخاطر السيولة وأثرها على ربحية المصارف التجارية، جامعة تكريت، العراق، مجلة كلية بغداد للعلوم الاقتصادية الجامعية، العدد الثاني والخمسون، 2017، ص401–414

– عبيد، رامي يوسف، إطار مخاطر السوق لدى القطاع المصرفي في الدول العربية، أمانة مجلس محافظي المصارف المركزية ومؤسسات النقد العربية، صندوق النقدي العربي، أبو ظبي، العدد 150، 2020

3.1 رسائل جامعية

– الخفاجي، على أحمد، تقدير المخاطر السوقية التي تواجه المصارف، رسالة ماجستير، كلية الإدارة والاقتصاد، قسم العلوم المالية والمصرفية، الموصل، 2013

2. مراجع باللغة الأجنبية

1.2 كتب

- Asian Development Bank, Early Warning Systems for Financial Crises, Palgrave Macmillan, New York, 2005
- Bessis, Joel, Risk Management in Banking, Fourth Edition, Wiley, United Kingdon, 2015
- Birindelli, Giuliana, Ferretti, Paola, Operational Risk Management in Banks, Palgrave Macmillan Studies in Banking and Financial Institutions, Bangor University, Bangor, UK, 2018
- Choudhry, Moorad, An Introducaiton To Banking Liquidity Risk And Asset–Liability Management, Wiley, United Kingdom, 2011
- Hopkin, Paul, Fundamentals of Risk Management, The Institute of Risk Management, London, 2010
- Hurwitz, Judith, Kirsch, Daniel, Machine Learning for dummies, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, 2018
- Introduction to Machine Learning, The Wikipedia Guide, 2021
- Nilsson, Nils, Robotic Laboratory, Introduction to Machne Learning, Stamford University, Department of Compiter Science, 1998
- Resti, Andrea, Sironi, Andrea, Risk Management and Shareholders' Value in Banking, John Wiley & Sons Ltd, England, 2007
- Skoglund, Jimmy, Chen, Wei, Financial Risk Management, Wiley Finance Series, United State, 2015

2.2 مقالات

- Abakarim, Lahby, Lahby, Mohamed, et, Bank Failure Prediction - A Deep Learning Approach, Association for Computing Machinery Morocco, 2020
- Abdallah, Abdou, Mulkeen, W. M., et, Prediction of Financial Strength Ratings Using Machine Learning and Conventional Techniques, Investment Management and Financial Innovation, 14(4), Page 194-211, 2017

- Abdullah, Mohammad, The implication of machine learning for financial solvency prediction - an empirical analysis on public listed companies of Bangladesh, Faculty of Business and Management, Universiti Sultan Zainal Abidin, Kuala Terengganu, Malaysia, Volume 303, 2021
- Alsaleem, Maan, Hasoon, Safwan, Predicting Bank Loan Risks Using Machine Learning Algorithms, Journal of Computer and Math's , Volume 14, No.1, 2020
- Appiahene, Peter, Missah, Yaw Marfo, et, Predicting Bank Operational Efficiency Using Machine Learning Algorithm: Comparative Study of Decision Tree, Random Forest, and Neural Networks, Kwame Nkrumah University of Science and Technology, Kumasi, Ghana, Volume 2020, 2020
- Barbozaa, Flavio, Kimura, Herbert, et, Machine learning models and bankruptcy prediction, Expert Systems With Applications, Issue No. 83, Page 405-417, 2017
- Beutel, Johannes, Gregor von Schweinitz, Sophia List, Does Machine Learning Help us Predict Banking Crises?, Journal of Financial Stability, Volume 45, 2019
- Evans, Owen, Leone, Alfredo, and others, Macroprudential Indicators of Financial System Soundness, International Monetary Fund, Washington DC, No.192, 2000
- Gogas, Periklis, Papadimitriou, Theophilos, Forecasting bank failures and stress testing: A machine learning approach, International Journal of Forecasting, Issue No. 34, Page 440-445, 2018
- Hanh, Hong, Vivian, Jean-Laurent, Predicting bank failure: An improvement by implementing machine learning approach on classical financial ratios, Research in International Business and Finance, Research in International Business and Finance, Volume 44, Pages 16-25, 2018
- J. Uthayakumar, · Noura Metawa, et, Intelligent hybrid model for fnancial crisis prediction using machine learning techniques, Information Systems and e-Business Management, Volume 19, Pages 617-645, 2018
- Madhuchandrika N, Foreign Exchange Risk Management in Indian Commercial, International Journal of management technology and social science, Vo 104, No.1, India, 2019, P78-82
- Petropoulos, Anastasios, Siakoulis, Vasilis, et, Predicting bank insolvencies using machine learning techniques, International Journal of Forecasting, Volume 36, Pages 1092-1113, 2020

- Rahman, Md Arafatur, Asyharia, Taufiq, et, Scalable Machine Learning-Based Intrusion Detection System for IoT-Enabled Smart Cities, Journal Pre-proof, 2020
- Shrivastava, Santosh, Jeyanthi, Mary, et, Failure prediction of Indian Banks using SMOTE, Lasso regression, bagging and boosting, Cogent Economics & Finance, Pages 2332-2039, 2020
- The Supply of Money – Bank Behavior and the Implication for Monetary Analysis, ECB, Monthly Bulletin, October 2011, P63-79
- Thi, Nguyen, Quang, Thieu, Gan, Christopher, Bank Risk Management: A Regulatory Perspective, London, United Kingdom, Intechopen, 2019
- Tutorials Points PVT LTD, Machine Learning, India, 2019
- Viswanathan, P. K., Srinivasan, Suresh, et, Predicting Financial Health of Banks for Investor Guidance Using Machine Learning Algorithms, Journal of Emerging Market Finance, 1-36, 2020

3. المواقع الالكترونية

- مصرف سورية المركزي cb.gov.sy
- هيئة الأوراق والأسواق المالية السورية scfms.sy
- Bank of International Settlement – BIS www.bis.org:

- Basel Committee on Banking Supervision, Operational risk – Revisions to the simpler approaches, Bank for International Settlements, January 2015
- Principles for the Sound Management of Operational Risk, Bank of Internaitonal Setlement, Bsel Committee on Banking Supervision, Switzerland, 2011
- Arslan, Yavuz, Cantú, Carlos, The size of foreign exchange reserves, BIS, Paper104
- Sahajwala, Ranjana, Bergh, Paul, Supervisory Risk Assessment and Early Warning System, Basel commttee on banking supervision working papers, Bank for International Settlements, 2000
- Supervisory guidance for managing risks associated with the settlement of foreign exchange transactions, Bank for International Settlements, 2019

- Interest rate risk in the banking book, Bank for International Settlements, Basel Committee, 2016
- Indicators to Support Monetary and Financial Stability Analysis, Bank for International Settlements, Basel, 2014

Machine Learning in Banking - Opportunities, Risks, Use Cases (spd.group) –

- Roman Chuprina, Machine Learning in Banking – Opportunities, Risks, Use Cases technical journalist covering AI/ML, IoT and Blockchain topics with articles and interviews, 2021

ملحق متغيرات الدراسات السابقة

الملحق رقم (1) متغيرات دراسة (Abdullah, 2021)

- نسبة رأس المال العامل إلى إجمالي الأصول.
- نسبة الأرباح المحتجزة إلى إجمالي الأصول.
- نسبة الأرباح قبل الفوائد والضرائب إلى إجمالي الأصول.
- نسبة القيمة السوقية لحقوق الملكية إلى إجمالي المطلوبات.
- نسبة إجمالي المبيعات إلى إجمالي الأصول.
- نسبة الموجودات المتداولة إلى المطلوبات المتداولة.
- نسبة المطلوبات المتداولة إلى إجمالي المطلوبات.
- نسبة الأرباح بعد الضريبة إلى إجمالي المبيعات.
- نسبة إجمالي حقوق الملكية إلى إجمالي الأصول.
- نسبة الأرباح بعد الضريبة إلى إجمالي الأصول.
- نسبة الأرباح بعد الضريبة إلى إجمالي حقوق الملكية.

الملحق رقم (2) متغيرات دراسة (Shrivastava, et, 2020)

- إجمالي الأصول: النقد، الأصول المستحقة للبنوك، إجمالي الأصول المدرة للربح، العقارات المحجوزة، الأصول الثابتة، والأصول الأخرى.
- حقوق الملكية: حقوق الملكية العادية، حقوق الملكية غير المسيطرة، احتياطيات إعادة تقييم الأوراق المالية واحتياطيات إعادة تقييم العملات الأجنبية.
- إجمالي الإلتزامات: إجمالي الأصول مطروحاً منها حقوق الملكية.
- إجمالي المخصصات: صافي القروض مطروحاً منها احتياطيات القروض المتعثرة.
- الودائع: ودائع العملاء، الودائع المصرفية، الودائع الأخرى والقروض قصيرة الأجل.
- إجمالي رأس المال: إجمالي المطلوبات بالإضافة إلى حقوق الملكية.
- الاحتياطيات والتمويل: حساب توفير أو أي أصول أخرى عالية السيولة يتم تخصيصها من قبل البنوك لمواجهة أي تكاليف أو التزامات مالية مستقبلية.
- العائد على الأصول: صافي الدخل / متوسط إجمالي الأصول.
- الدخل الصافي: الربح بعد الضريبة.
- صافي إيرادات الفوائد: إجمالي الفوائد وإيرادات توزيعات الأرباح مطروحاً منها إجمالي مصروفات الفائدة.
- إيرادات تشغيلية أخرى: أي دخل مستدام آخر مرتبط بأعمال الشركة الأساسية.
- النفقات العامة: الموظفين وتكاليف التشغيل الأخرى.
- Z-score: يرتبط المقياس عكسياً باحتمالية إفلاس المصرف.
- نسبة الاحتياطيات لخسارة القروض.
- نسبة حقوق الملكية للأصول.

- نسبة حقوق الملكية لصافي القروض.
- نسبة حقوق الملكية للودائع.
- نسبة حقوق الملكية للخصوم.
- هامش صافي الفائدة: صافي دخل الفوائد كنسبة مئوية من أرباح الأصول.
- نسبة التكلفة للدخل: تكاليف إدارة المصرف كنسبة من الدخل الناتج قبل المخصصات.
- نسبة صافي القروض للأصول.
- الزيادة في الناتج المحلي.
- التضخم.

الملحق رقم (3) متغيرات دراسة (Petropoulos, et, 2020)

- رأس المال، جودة الأصول، الإدارة والأرباح، السيولة والحساسية لمخاطر السوق.
- كفاية رأس المال:
  - نسبة رأس مال حقوق الملكية إلى الأصول Equity capital to assets
  - نسبة رأس المال الأساسي (الرافعة) Core capital (leverage) ratio
  - نسبة رأس المال القائم على المخاطر Tier1 Risk-Based Ration
  - إجمالي نسبة رأس المال على أساس المخاطر Total Risk-Based Capital Ratio
  - نسبة رأس المال المشترك Common Equity Tier1 Capital Ratio
- جودة الأصول:
  - مخصصات خسائر القروض والإيجار للأصول Loan and lease loss provision to assets
  - صافي الخصوم إلى القروض Net charge-offs to loans
  - مخصصات خسائر الائتمان لصافي التسهيلات Credit loss provision to net charge-offs
  - نسبة الأصول إلى لكل موظف Assets per employee
  - نسبة عائد الأصول إلى إجمالي الأصول Earning assets to total assets ratio
  - علاوة الخسائر إلى القروض Loss allowance to loans
  - علاوة خسارة القروض للقروض غير الجارية Loan loss allowance to noncurrent loans
  - الأصول غير الجارية والعقارات الأخرى المملوكة إلى الأصول Noncurrent assets plus other real estate owned to assets
  - نسبة القروض غير الجارية إلى القروض Noncurrent loans to loans
  - متوسط إجمالي الأصول Average total assets

- متوسط عوائد الأصول Average earning assets
- متوسط حقوق الملكية Average equity
- متوسط إجمالي القروض Average total loans
- صافي القروض والإيجارات Net loans and leases
- علاوة خسارة القرض Loan loss allowance
- القروض والإيجارات المعاد هيكلتها Restructured Loans & leases
- الأصول المستحقة من 30 إلى 89 يوماً Assets past due 30–89 days
- نسبة إعادة الهيكلة Restructuring ratio
- مخصصات القروض Provisions to loans
- مخصصات الأصول Provision to assets

- القدرة الإدارية:

- الدخل بدون فائدة إلى متوسط الأصول Noninterest income to average assets
- مصروف بدون فائدة إلى متوسط الأصول Noninterest expense to average assets
- صافي الدخل التشغيلي إلى الأصول Net operating income to assets
- تغطية أرباح صافي الخصم Earnings coverage of net charge-offs
- نسبة الكفاءة Efficiency ratio
- توزيعات الأرباح النقدية إلى صافي الدخل (منذ بداية العام) Cash dividends to net income

- الأرباح:

- العائد على الأصول الربحية Yield on earning assets
- تكلفة تمويل الأصول Cost of funding earning assets

- صافي هامش الفائدة Net interest margin
- العائد على الأصول Return on assets
- العائد قبل الضريبة على الأصول Pretax return on assets
- العائد على حقوق الملكية Return on Equity
- الأرباح المحتجزة إلى متوسط حقوق الملكية Retained earnings to average equity

- السيولة:

- صافي القروض والإيجارات إلى إجمالي الأصول Net loans and leases to total assets
- صافي القروض والإيجارات للودائع Net loans and leases to deposits
- صافي القروض والإيجارات للودائع الأساسية Net loans and leases to core deposits
- إجمالي الودائع المحلية إلى إجمالي الأصول Total domestic deposits to total assets
- تقلب الالتزامات Volatile Liabilities

الملحق رقم (4) متغيرات دراسة (Rahman, et, 2020)

تم اختيار سبع متغيرات من نسب مالية مختلفة وهي:

- نسبة الأصول المتداولة لإجمالي الأصول.
- نسبة (الأصول المتداولة – النقدية) إلى إجمالي الأصول.
- نسبة الأصول المتداولة للقروض.
- نسبة صافي الدخل لإجمالي الأصول.
- نسبة صافي الدخل إلى القيمة السوقية للسهم.
- نسبة صافي الدخل للقروض.
- نسبة التدفق النقدي للقرض.

الملحق رقم (5) متغيرات دراسة (Abakarim, et, 2020)

- نسب الأداء
  - العائد على كسب الأصول.
  - تكلفة تمويل الأصول المدرة Cost of funding earning assets.
  - صافي هامش الفائدة Net interest margin.
  - نسبة الدخل من غير الفوائد إلى متوسط الأصول.
  - نسبة مصروفات من غير الفائدة إلى متوسط الأصول.
  - نسبة مخصصات القروض وخسائر الإيجار إلى الأصول.
  - نسبة صافي الدخل إلى الأصول التشغيلية.
  - العائد على الأصول.
  - نسبة العائد قبل الضريبة إلى الأصول.
  - العائد على حقوق الملكية.
  - نسبة الأرباح المحتجزة إلى متوسط حقوق الملكية.
  - نسبة صافي التخفيضات Net charge-offs إلى القروض.
  - نسبة مخصص خسارة الائتمان إلى صافي التخفيضات net charge-offs.
  - نسبة تغطية الأرباح إلى صافي التخفيضات .
- نسبة كفاءة.
  - نسبة الأصول إلى الموظفين.
  - نسبة توزيعات أرباح نقدية إلى صافي الدخل.
  - النسب الشرطية Condition Rations.

- نسبة أرباح الأصول إلى إجمالي الأصول.
- نسبة علاوة الخسارة إلى قروض.
- نسبة مخصص خسارة القروض إلى القروض غير المتداولة.
- نسبة الأصول غير المتداولة إضافةً إلى العقارات الأخرى المملوكة إلى الأصول.
- نسبة القروض إلى القروض غير المتداولة.
- نسبة صافي القروض والإيجارات إلى إجمالي الأصول.
- نسبة صافي القروض والإيجارات إلى الودائع.
- نسبة صافي القروض والإيجارات إلى الودائع.
- نسبة إجمالي الودائع المحلية إلى إجمالي الأصول.
- نسبة رأس المال إلى الأصول.
- نسبة رأس المال الأساسي (الرافعة المالية).
- نسبة رأس المال على أساس المخاطر من المستوى 1.
- إجمالي نسبة رأس المال القائم على المخاطر.
- نسبة رأس المال من المستوى الأول لرأس المال.

- نسب السيولة الإضافية:
  - نسبة التداول.
  - نسبة الأصول السائلة إلى إجمالي المطلوبات.
  - النسبة النقدية.
  - النسبة السريعة.
- النسب التي يتم تحديدها من خلال تقرير أداء المصرف الموحد:

- نسبة أصول هذا العام إلى أصول العام الماضي.
- نسبة حقوق الملكية لهذا العام الماضي إلى حقوق الملكية للعام السابق.
- نسبة متوسط الأصول إلى الموظفين.
- متوسط الإيداعات الموظفين.
- نسبة الدخل من غير الفوائد إلى مصاريف الرواتب.

الملحق رقم (6) متغيرات دراسة (Gogas, et, 2018)

- إجمالي الأصول.
- نسبة النقد والمستحق من مؤسسات الإيداع إلى إجمالي الأصول.
- نسبة صافي القروض والإيجارات إلى إجمالي الأصول.
- نسبة مخصص خسارة القرض إلى إجمالي الأصول.
- نسبة الشهرة والأصول الأخرى غير الملموسة إلى إجمالي الأصول.
- نسبة إجمالي الودائع إلى إجمالي الأصول.
- نسبة ودائع البنك الدولي للتنمية إلى إجمالي الأصول.
- نسبة الديون الثانوية إلى إجمالي الأصول.
- نسبة متوسط الأصول حتى تاريخه إلى إجمالي الأصول.
- نسبة الخصوم المتقلبة إلى إجمالي الأصول.
- نسبة ارتباطات القروض غير المستخدمة إلى إجمالي الأصول.
- المستوى الأول (أساسي) (Tier 1 (core: والذي تمثل نسبة رأس المال القائم على المخاطر إلى إجمالي الأصول.
- المستوى الثاني Tier 2: والذي يمثل نسبة رأس المال القائم على المخاطر إلى إجمالي الأصول.
- نسبة إجمالي الالتزامات غير المستخدمة إلى إجمالي الأصول.
- نسبة إجمالي مصروفات الفائدة إلى إجمالي دخل الفوائد.
- نسبة مخصص خسائر القروض والإيجار إلى إجمالي دخل الفوائد.
- نسبة إجمالي الدخل من غير الفوائد إلى إجمالي دخل الفوائد.
- نسبة مكاسب ورسوم حساب التداول إلى إجمالي دخل الفوائد.

- نسبة الدخل الإضافي من غير الفوائد إلى إجمالي دخل الفوائد.
- نسبة إجمالي مصاريف غير الفوائد إلى إجمالي دخل الفائدة.
- نسبة الرواتب ومزايا الموظفين إلى إجمالي دخل الفوائد.
- نسبة صافي الدخل التشغيلي قبل الضريبة إلى إجمالي دخل الفوائد.
- نسبة مكاسب (خسائر) الأوراق المالية إلى إجمالي دخل الفوائد.
- نسبة صافي الدخل إلى إجمالي دخل الفوائد.
- نسبة أرباح نقدية إلى إجمالي دخل الفوائد.
- نسبة صافي الدخل التشغيلي إلى إجمالي دخل الفوائد.
- نسبة العائد على كسب الأصول Yield on earning assets.
- هامش صافي الفائدة Net interest margin.
- العائد على الأصول ROA.
- العائد على حقوق الملكية ROE.
- نسبة الأصول إلى كل موظف.
- نسبة صافي القروض والإيجارات إلى الودائع.
- نسبة رأس المال إلى الأصول.
- نسبة رأس المال الأساسي (الرافعة المالية).
- نسبة رأس المال على أساس المخاطر من المستوى الأول Tier 1 risk-based capital ratio
- إجمالي نسبة رأس المال على أساس المخاطر Total risk-based capital ratio

الملحق رقم (7) متغيرات دراسة دراسة (Uthayakumar, et, 2018)

- المتغيرات المطبقة على مجموعة بيانات الإفلاس البولندية:
  - نسبة صافي الربح إلى إجمالي الأصول.
  - نسبة نفقات التشغيل إلى الالتزامات قصيرة الأجل.
  - نسبة إجمالي المطلوبات إلى إجمالي الأصول.
  - نسبة مصاريف التشغيل إلى إجمالي المطلوبات.
  - نسبة رأس المال العامل إلى إجمالي الأصول.
  - نسبة الربح من المبيعات إلى إجمالي الأصول.
  - نسبة الأصول المتداولة إلى الخصوم قصيرة الأجل.
  - نسبة إجمالي المبيعات إلى إجمالي الأصول.
  - نسبة (النقد + الأوراق المالية قصيرة الأجل + الذمم المدينة – الخصوم قصيرة الأجل) إلى (مصاريف التشغيل – الإهلاك) × 365.
  - نسبة (الأصول المتداولة – المخزون) إلى الخصوم طويلة الأجل.
  - نسبة الأرباح المحتجزة إلى إجمالي الأصول.
  - نسبة رأس المال الثابت إلى إجمالي الأصول.
  - إجمالي الأصول.
  - نسبة الربح من المبيعات إلى المبيعات.
  - نسبة القيمة الدفترية لحقوق الملكية إلى إجمالي المطلوبات.
  - نسبة (الأصول المتداولة – المخزون – الذمم المدينة) إلى الخصوم قصيرة الأجل.
  - نسبة حقوق الملكية إلى إجمالي الأصول.

- نسبة إجمالي المطلوبات إلى (الربح من الأنشطة التشغيلية + الاستهلاك)(12/365) .
- نسبة حقوق الملكية إلى إجمالي الأصول.
- نسبة الربح من الأنشطة التشغيلية إلى المبيعات.
- نسبة (إجمالي الربح + بنود غير عادية + مصاريف مالية) إلى إجمالي الأصول.
- مستحقات التناوب + دوران المخزون بالأيام.
- نسبة إجمالي الربح إلى المطلوبات قصيرة الأجل.
- نسبة (الذمم المدينة × 365) إلى المبيعات.
- نسبة صافي الربح إلى المخزون.
- نسبة (إجمالي الربح + الفائدة) إلى إجمالي الأصول.
- نسبة (الأصول المتداولة – المخزون) إلى الخصوم قصيرة الأجل.
- نسبة (إجمالي المطلوبات × 365) / (إجمالي الربح + الاستهلاك).
- نسبة (المخزون × 365) / تكلفة المنتجات المباعة.
- نسبة (إجمالي الربح + الإهلاك) إلى إجمالي المطلوبات.
- نسبة (الربح من الأنشطة التشغيلية – الاستهلاك) إلى إجمالي الأصول.
- نسبة إجمالي الأصول إلى إجمالي المطلوبات.
- نسبة (الربح من الأنشطة التشغيلية – الاستهلاك) إلى المبيعات.
- نسبة إجمالي الربح إلى إجمالي الأصول.
- نسبة الأصول المتداولة إلى إجمالي المطلوبات.
- نسبة إجمالي الربح إلى المبيعات.
- نسبة مطلوبات قصيرة الأجل إلى إجمالي الأصول.

- نسبة (جرد × 365) / مبيعات.
- نسبة (مطلوبات قصيرة الأجل × 365) / تكلفة المنتجات المباعة.
- نسبة مبيعات (ن) إلى مبيعات (ن – 1).
- نسبة حقوق الملكية إلى الأصول الثابتة.
- نسبة الربح من الأنشطة التشغيلية إلى إجمالي الأصول.
- نسبة رأس المال الثابت إلى الأصول الثابتة.
- نسبة صافي الربح إلى المبيعات.
- القوى العاملة.
- نسبة إجمالي الربح (في 3 سنوات) إلى إجمالي الأصول.
- نسبة (المبيعات – تكلفة المنتجات المباعة) إلى المبيعات.
- نسبة (حقوق الملكية – رأس المال) إلى إجمالي الأصول.
- نسبة (الأصول المتداولة – المخزون – الخصوم قصيرة الأجل) إلى (المبيعات – إجمالي الربح – الإهلاك).
- نسبة (صافي الربح + الاستهلاك) إلى إجمالي المطلوبات.
- نسبة إجمالي التكاليف إلى إجمالي المبيعات.
- نسبة الربح من الأنشطة التشغيلية إلى المصاريف المالية.
- نسبة المطلوبات طويلة الأجل إلى حقوق ملكية.
- نسبة رأس المال العامل إلى الأصول الثابتة.
- نسبة مبيعات إلى جرد.
- لوغاريتم إجمالي الأصول.

- نسبة مبيعات إلى الذمم.
- نسبة (إجمالي المطلوبات – النقد) إلى المبيعات.
- نسبة (مطلوبات قصيرة الأجل × 365) إلى المبيعات.
- نسبة (الربح الإجمالي + الفائدة) إلى المبيعات.
- نسبة المبيعات إلى المطلوبات قصيرة الأجل.
- نسبة (الخصوم المتداولة × 365) إلى تكلفة المنتجات المباعة.
- نسبة مبيعات إلى الأصول الثابتة.

- المتغيرات المطبقة على مجموعة بيانات إفلاس Weislaw
  - نسبة النقدية إلى الخصوم المتداولة.
  - نسبة النقدية إلى إجمالي الأصول.
  - نسبة الموجودات المتداولة إلى المطلوبات المتداولة.
  - نسبة الأصول المتداولة إلى إجمالي الأصول.
  - نسبة رأس المال العامل إلى إجمالي الأصول.
  - نسبة رأس المال العامل إلى المبيعات.
  - نسبة المبيعات إلى المخزون.
  - نسبة المبيعات إلى الذمم المدينة.
  - نسبة صافي الربح إلى إجمالي الأصول.
  - نسبة صافي الربح إلى الأصول المتداولة.
  - نسبة صافي الربح إلى المبيعات.
  - نسبة إجمالي الربح إلى المبيعات.

- نسبة صافي الربح إلى المطلوبات.
- نسبة صافي الربح إلى حقوق الملكية.
- نسبة صافي الربح إلى (حقوق الملكية + الالتزامات طويلة الأجل).
- نسبة المبيعات إلى الذمم المدينة.
- نسبة المبيعات إلى إجمالي الأصول.
- نسبة المبيعات إلى الأصول المتداولة.
- نسبة (365 × ذمم) إلى المبيعات.
- نسبة المبيعات إلى إجمالي الأصول.
- نسبة الخصوم إلى إجمالي الدخل.
- نسبة الخصوم المتداولة إلى إجمالي الدخل.
- نسبة الذمم المدينة إلى الخصوم.
- نسبة صافي الربح إلى المبيعات.
- نسبة الخصوم إلى إجمالي الأصول.
- نسبة المطلوبات إلى حقوق المساهمين.
- نسبة الخصوم طويلة الأجل إلى حقوق الملكية.
- نسبة الخصوم الحالية إلى حقوق الملكية.
- نسبة أرباح قبل احتساب الفوائد والضرائب إلى إجمالي الأصول.
- نسبة الأصول الحالية إلى المبيعات.

- المتغيرات المطبقة على مجموعة بيانات الإفلاس النوعي
  - المخاطر الصناعية.

- مخاطر الإدارة.
- المرونة المالية.
- المصداقية.
- القدرة التنافسية.
- مخاطر التشغيل.

الملحق رقم (8) متغيرات دراسة (Hanh, et, 2017)

- جودة القرض:
  - نسبة احتياطي خسارة القرض إلى إجمالي القروض.
  - نسبة مخصص خسارة القرض إلى صافي إيرادات الفوائد.
  - نسبة القروض المتعثرة إلى إجمالي القروض.
  - نسبة صافي الخصم إلى متوسط إجمالي القروض.
  - نسبة القروض المتعثرة إلى حقوق الملكية.
- جودة رأس المال:
  - نسبة رأس المال من المستوى الأول Tier 1 capital ratio.
  - إجمالي رأس المال.
  - نسبة حقوق الملكية إلى إجمالي الأصول.
  - نسبة حقوق الملكية إلى صافي القروض.
  - نسبة حقوق الملكية إلى العملاء والتمويل قصير الأجل.
  - نسبة حقوق الملكية إلى الخصوم.
  - نسبة رأس المال إلى إجمالي الأصول.
  - نسبة رأس المال إلى صافي القروض.
  - نسبة رأس المال إلى الودائع والتمويل قصير الأجل.
  - نسبة رأس المال إلى الخصوم.
- العمليات:
  - هامش صافي الفائدة.

- نسبة صافي إيرادات الفوائد إلى متوسط الأصول.
- نسبة دخل العمليات الأخرى إلى متوسط الأصول.
- نسبة مصاريف غير الفوائد إلى متوسط الأصول.
- نسبة دخل التشغيل قبل الضريبة إلى متوسط الأصول.
- نسبة البنود غير التشغيلية والضرائب إلى متوسط الأصول.

- الربحية:
  - العائد على متوسط الأصول.
  - العائد على متوسط حقوق الملكية.
  - نسبة صافي التوزيع إلى متوسط حقوق الملكية.
  - نسبة التكلفة إلى الدخل.
  - قوة الكسب المتكررة Recurring Earning Power.
- السيولة:
  - نسبة صافي القروض إلى إجمالي الأصول.
  - نسبة صافي القروض إلى الودائع والتمويل قصير الأجل.
  - نسبة صافي القروض إلى إجمالي الودائع والاقتراض.
  - نسبة الأصول السائلة إلى الودائع والتمويل قصير الأجل.
  - نسبة الأصول السائلة إلى إجمالي الإيداع والاقتراض.

الملحق رقم (9) متغيرات دراسة (Abdallah, et, 2017)

- نسبة جودة الأصول: وهي نسبة مخصص خسارة القروض إلى صافي إيرادات الفوائد.
- نسبة احتياطي خسارة القروض إلى القروض المضمحلة.
- نسبة القروض المتعثرة إلى إجمالي القروض.
- كفاية رأس المال.
- نسبة حقوق الملكية إلى إجمالي الأصول.
- نسبة حقوق الملكية إلى صافي القروض.
- مضاعف الأسهم.
- الربحية.
- نسبة مصروفات الفوائد إلى إجمالي متوسط الأصول.
- نسبة قوة الكسب المتكررة (REP) .
- نسبة استخدام الأصول.
- نسبة كفاءة إدارة الضرائب.
- مخاطر الائتمان وهي نسبة مخصصات خسائر القروض إلى إجمالي القروض.
- نسبة الأصول السائلة إلى الودائع والتمويل قصير الأجل.