مجلة جامعة دمشق للعلوم الاقتصادية والسياسية
المجلد 42- 2- 2026: 191- 222

Damascus University Journal For The Economic And Political Sciences
Vol 42 – 2 - 2026 : 191– 222

نموذج تصنيف ائتماني مقترح لتصنيف المصارف السورية الخاصة وفق مستوى الجدارة الائتمانية باستخدام المنطق الضبابي المعزّز بالخوارزمية الجينية وخوارزمية تحسين أسراب الجسيمات

باسل صلاح الدين صالح[1*]، سليمان هشام موصلي[2]، منال هشام الموصلي[3]

[1*] طالب دكتوراه، المعهد العالي لإدارة الأعمال، قسم الإدارة المالية والمصرفية
bassel.saleh@hiba.edu.sy
[2] أستاذ مساعد، جامعة دمشق، قسم التمويل والمصارف
sulaiman.mouselli@Damascusuniversity.edu.sy
[3] أستاذ مساعد، المعهد العالي لإدارة الأعمال، قسم الإدارة المالية والمصرفية
manal.mously@hiba.edu.sy

الملخص:

يهدف هذا البحث إلى تطوير نموذج تصنيف ائتماني مدفوع بالبيانات لتصنيف المصارف السورية الخاصة وفقاً لمستوى جدارتها الائتمانية باستخدام المنطق الضبابي المعزز بالخوارزمية الجينية وخوارزمية تحسين أسراب الجسيمات. اعتمد البحث في بناء النموذج على مؤشر الاستقرار المالي (Z-score) بوصفه مؤشراً مرجعياً في تقييم الجدارة الائتمانية في ظل غياب تصنيفات ائتمانية رسمية للمصارف، في حين يمثل خرج النموذج مؤشراً مركباً يعكس الجدارة الائتمانية للمصارف، حيث يتم تحويله لاحقاً إلى درجات تصنيفية. تم تحديد مدخلات النموذج بالاعتماد على مجموعة المتغيرات المصرفية والقطاعية والاقتصادية الكلية الأكثر قدرة على تفسير الاستقرار المالي والتي تم استخلاصها باستخدام الخوارزمية الجينية والغابة العشوائية. بعد ذلك، تم تصميم شبكة ضبابية هرمية بالاعتماد على إطار Takagi–Sugeno من خلال تحويل المدخلات إلى عقد وسيطة تعكس البيئة الداخلية والخارجية للمصرف، بحيث تعمل هذه العقد كطبقة تجميعية تربط المتغيرات الأولية بخرج النموذج. أظهرت النتائج التطبيقية دقة مرتفعة للنموذج المقترح في تمثيل سلوك مؤشر الاستقرار المالي المرجعي، حيث بلغ معامل التحديد (R^2) 89.28%، في حين بلغ الجذر التربيعي لمتوسط مربعات الأخطاء (RMSE) حوالي 4.4%، وهو مستوى منخفض يشير إلى قدرة النموذج على تقليص الفجوة بين القيم الناتجة من النموذج والقيم المرجعية. كما بيّنت النتائج وجود ارتباط رتبي موجب وقوي وذو دلالة إحصائية بين التصنيفات المشتقة من النموذج والتصنيفات المرجعية، والمحتسب وفق معامل ارتباط سبيرمان المصحّح للرتب، مما يدل على قدرة النموذج على الحفاظ على الترتيب النسبي للمخاطر الائتمانية.

الكلمات المفتاحية: المصارف السورية الخاصة، الجدارة الائتمانية، التصنيف الائتماني، الاستقرار المالي، المنطق الضبابي، الخوارزمية الجينية، خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات.

تاريخ الايداع: 2026/1/7
تاريخ النشر: 2026/2/26

حقوق النشر: جامعة دمشق – سورية، يحتفظ المؤلفون بحقوق النشر بموجب **CC BY-NC-SA**

A Proposed Credit Rating Model for Rating Syrian Private Banks According to Creditworthiness Level Using Fuzzy Logic Enhanced by Genetic and Particle Swarm Optimization Algorithms

Bassel Salah Eddin Saleh[1], Sulaiman Hicham Mouselli[2], Manal Hicham Almously[3]
[1] PhD student – Higher Institute of Business Administration – Banking and Financial Management Department, bassel.saleh@hiba.edu.sy
[2] Associate Professor – Damascus University –Finance and Banking Department sulaiman.mouselli@Damascusuniversity.edu.sy
[3] Associate Professor - Higher Institute of Business Administration – Banking and Financial Management Department, manal.mously@hiba.edu.sy

Received: 7/1/2026
Accepted: 26/2/2026

Copyright: Damascus University-Syria
The authors retain the copyright under a
CC BY- NC-SA

Abstract:

This research aims to develop a data-driven credit rating model for rating Syrian private banks according to their level of creditworthiness, using fuzzy logic enhanced by the Genetic and Particle Swarm Optimization Algorithms. The research relied, in building the model, on the financial stability indicator (Z-score) as a reference benchmark for assessing creditworthiness in the absence of official credit ratings for banks, while the model output represents a composite index reflecting banks' creditworthiness, which is subsequently transformed into rating grades.

The model inputs were determined based on a set of bank-specific, sectoral, and macroeconomic variables with the highest ability to explain financial stability, which were extracted using the Genetic Algorithm and the Random Forest. Subsequently, a hierarchical fuzzy network was designed based on the Takagi–Sugeno framework, by transforming the inputs into intermediate nodes reflecting the internal and external environment of the bank, such that these nodes function as an aggregation layer linking the primary variables to the model output.

The empirical results demonstrated a high level of accuracy of the proposed model in representing the behavior of the reference financial stability indicator, with a coefficient of determination of 89.28%, while the root mean square error reached approximately 4.4%, which is a low level indicating the model's ability to reduce the gap between the values generated by the model and the reference values. Moreover, the results revealed a strong and statistically significant positive rank correlation between the credit ratings derived from the model and the reference ratings, as measured by the tie-corrected Spearman's rank correlation coefficient, which confirms the ability of the model to preserve the relative ordering of credit risks.

Keywords: Syrian Private Banks, Creditworthiness, Credit Rating, Financial Stability, Fuzzy Logic, Genetic Algorithm, Particle Swarm Optimization Algorithm.

المقدمة:

يُعد التصنيف الائتماني أحد الأدوات التي يعتمد عليها المستثمرون والمقرضون في تقييم المخاطر الائتمانية المرتبطة بالتعامل مع الشركات والمؤسسات المالية، وتلعب هذه التصنيفات دوراً هاماً في تمكين الشركات والحكومات من جمع الأموال من أسواق رأس المال. تُمنح التصنيفات الائتمانية إما من خلال وكالات تصنيف خارجية مستقلة مثل Moody's وS&P وFitch، أو من خلال نماذج تصنيف تطورها المؤسسات المالية لتقييم عملائها أو لتقدير مؤشرات التعثر الخاصة بها.

وبالنسبة إلى المصارف السورية الخاصة والتي لا تخضع للتصنيف من قبل هذه الوكالات، تزداد الحاجة إلى تطوير نموذج تصنيف ائتماني يوفر إطار مرجعي لتقييم الجدارة الائتمانية لهذه المصارف، ويساعد على اتخاذ القرارات الرقابية والاحترازية في مراحل مبكرة، ويقلل من مخاطر العدوى في حال التعثر. كما ساهمت أزمة المصارف اللبنانية في إبراز أهمية تصنيف المصارف لاسيما مع عجز المصارف السورية الخاصة عن استرداد ودائعها في المصارف اللبنانية.

وفي سياق تطوير أنظمة التصنيف الائتماني، تتدرج النماذج المستخدمة ضمن خمس فئات رئيسية: النماذج الإحصائية، النماذج السببية، النماذج القائمة على الخبرة، النماذج القائمة على الذكاء الاصطناعي، والنماذج الهجينة. تعد النماذج الإحصائية كالتحليل التمييزي الخطي والانحدار اللوجستي من أقدم الأساليب في بناء أنظمة التصنيف الائتماني، وتمتاز ببساطتها وقوة تفسيرها، لكنها تبقى محدودة في تمثيل العلاقات غير الخطية. من جانب آخر، تستند النماذج السببية كنماذج تسعير الخيارات إلى النظريات المالية والافتراضات الاقتصادية، إلا أن تطبيقها يتطلب توافر بيانات سوقية مما يجعلها مناسبة في الحالات التي تفتقر فيها المؤسسات المالية إلى بيانات تاريخية كافية لاستخدام النماذج الإحصائية. أما النماذج القائمة على الخبرة مثل الأنظمة الخبيرة، والمنطق الضبابي، فإنها تعتمد على معرفة وخبرة المحللين الائتمانيين، مما يجعلها عرضة للتحيز وضعف الأداء الكمي. في المقابل، تعتمد النماذج القائمة على الذكاء الاصطناعي على تقنيات التعلم الآلي وتتميز بقدرتها على التعلم المستمر من البيانات وتحديث نفسها تلقائياً مما يجعلها أكثر تكيفاً مع التغيرات السوقية والمخاطر المستجدة، إلا أنها تتطلب بيانات ضخمة لتدريبها، فضلاً عن أنها تصنف كصناديق سوداء، يصعب تفسير نتائجها مما يضعف قبولها في التصنيف الائتماني. وأخيراً، تجمع النماذج الهجينة بين أكثر من أسلوب داخل نموذج واحد بهدف تحسين الأداء وزيادة دقة التصنيف، ومن ضمنها النماذج القائمة على دمج المنطق الضبابي مع خوارزميات تحسين أو شبكات عصبية اصطناعية، حيث يسمح هذا الدمج بالانتقال إلى منطق ضبابي مدفوع بالبيانات بدلاً من الاعتماد على آراء الخبراء.

وانطلاقاً مما سبق، يسعى هذا البحث إلى تطوير نموذج تصنيف ائتماني مدفوع بالبيانات بالاعتماد على المنطق الضبابي المعزز بخوارزميات التحسين الميتا–استكشافية، ولا سيما الخوارزمية الجينية وخوارزمية تحسين أسراب الجسيمات. يسمح هذا النهج ببناء قاعدة معرفية مستمدة من الأنماط الكامنة في البيانات التاريخية للمصارف السورية الخاصة. وبهذا، يجمع النموذج المقترح بين موثوقية النهج المعتمد على البيانات ومرونة المنطق الضبابي.

إشكالية البحث:

واجه القطاع المصرفي الخاص في الجمهورية العربية السورية تحديات جوهرية ناجمة عن العقوبات الاقتصادية، وعدم الاستقرار الاقتصادي الكلي المستمر، بالإضافة إلى نوبات من الإجهاد المصرفي التي أثرت سلباً على الاستدامة المصرفية (الملاح وكنعان، 2024)، الأمر الذي انعكس بصورة مباشرة على مستويات المخاطر، وكفاءة الوساطة المالية، واستقرار المصارف. وفي ظل هذه

الظروف، تزداد أهمية امتلاك أدوات تحليلية قادرة على تقييم الجدارة الائتمانية للمصارف بصورة موضوعية، بما يدعم اتخاذ القرارات الرقابية وتطوير سياسات احترازية استباقية.

من جانب آخر، أثرت هذه الظروف على المؤشرات المالية والاقتصادية وزادت من درجة عدم اليقين والتقلب في بيئة العمل المصرفي، الأمر الذي أدى إلى إضعاف النماذج التي تفترض خطية العلاقات وأشكالاً توزيعية محددة للبيانات، حيث تصبح غير قادرة على تمثيل الواقع بشكل دقيق، مما يستدعي توظيف مناهج متقدمة قادرة على التعامل مع العلاقات غير الخطية والتفاعلات المعقدة بين المتغيرات. وفي هذا السياق يعد المنطق الضبابي أحد أبرز الأساليب المستخدمة في تطوير نماذج التصنيف في ظل بيئة اقتصادية تتسم بتزايد التعقيد وارتفاع مستويات عدم اليقين، لما يوفره من مرونة في التعامل مع العلاقات غير الخطية، فضلاً عن تقليل تعقيد النموذج وتحسين دقة التقدير (Asamoah & Daniel, 2019)؛ (Sun *et al*., 2022). إلا أن غياب إطار معرفي متفق عليه لتصنيف مخاطر الائتمان يعزز الحاجة إلى بناء النماذج الضبابية انطلاقاً من البيانات بدلاً من الاعتماد على آراء الخبراء، مما يوفر درجة أعلى من الموضوعية ويسهم في تحسين قدرة الجهات الرقابية على تتبع منطق النموذج وتبرير مخرجاته. وانطلاقاً مما سبق، تتمثل إشكالية البحث في الإجابة على التساؤلات التالية:

1- هل يسهم دمج المنطق الضبابي مع الخوارزمية الجينية وخوارزمية تحسين أسراب الجسيمات في تطوير نموذج كمي مدفوع بالبيانات يتيح تقييم الجدارة الائتمانية للمصارف السورية الخاصة بموثوقية؟

2- إلى أي مدى يعكس التصنيف المشتق من النموذج المقترح مستويات المخاطر الائتمانية وفق المؤشر المرجعي المستخدم في تطوير النموذج؟

فرضيات البحث:

انطلاقاً من التساؤلات البحثية، تم صياغة فرضيات البحث، بما يتناسب مع طبيعة المنهجية المعتمدة في الدراسة. وتجدر الإشارة إلى أن الفرضية الأولى ذات طبيعة استكشافية، وتهدف إلى اختبار صلاحية النموذج المقترح، بالاعتماد على نتائج اختبارات الأداء، وفحص فرط المطابقة وتحليل الحساسية. في حين أن الفرضية الثانية ذات طبيعة إحصائية استدلالية، وتهدف إلى اختبار وجود ارتباط رتبي ذو دلالة إحصائية بين درجات التصنيف المشتقة من النموذج المقترح والدرجات التصنيفية وفق المؤشر المرجعي المستخدم في تطوير النموذج.

الفرضية الأولى: يسهم دمج المنطق الضبابي مع الخوارزمية الجينية وخوارزمية تحسين أسراب الجسيمات في تطوير نموذج كمي مدفوع بالبيانات يتيح تقييم الجدارة الائتمانية للمصارف السورية الخاصة بموثوقية.

الفرضية الثانية: لا يوجد ارتباط رتبي ذو دلالة إحصائية بين الدرجات التصنيفية المشتقة من النموذج المقترح والدرجات التصنيفية وفق المؤشر المرجعي المستخدم في تطوير النموذج.

أهمية البحث:

يستمد هذا البحث أهميته العلمية من مساهمته في سد فجوة بحثية قائمة في الأدبيات، إذ ركّزت غالبية الدراسات على تطوير نماذج التصنيف الائتماني في سياق الأفراد والشركات، بينما لم يحظ تطوير نماذج تصنيف ائتماني للمصارف ذاتها بالاهتمام الكافي، ولا سيما في البيئات المصرفية التي تتسم بمحدودية البيانات وتقلب الظروف الاقتصادية. كما تبرز أهمية البحث من خلال اعتماده نهجاً مدفوعاً بالبيانات قائم على المنطق الضبابي المعزز بخوارزميات ذات طبيعة مختلفة في مرحلتي توليد القواعد الضبابية ومعايرة النموذج، بدلاً

من الاعتماد على الأساليب الإحصائية التقليدية التي تفترض خطية العلاقات وشروط متعلقة بشكل توزيع البيانات، الأمر الذي يسهم في توسيع الإطار المنهجي المستخدم في دراسات التصنيف الائتماني للمصارف. أما من الناحية العملية، يستمد البحث أهميته من خلال تقديم أداة كمية لتصنيف المصارف السورية في ظل غياب تصنيفات رسمية للمصارف المحلية بما يوفر إطار مرجعي لتقييم الجدارة الائتمانية. كما يشكل النموذج المقترح أداة مساندة للجهات الرقابية في متابعة سلامة القطاع المصرفي، وتحديد المصارف الأكثر عرضة للمخاطر، وتطوير سياسات احترازية استباقية. فضلاً عن ذلك، يساعد النموذج على اتخاذ قرارات أكثر أماناً عند توظيف فوائض السيولة، سواء في الإيداعات المتبادلة بين المصارف أو في ودائع الشركات الكبرى، كما يسهم في تقليص فجوة المعلومات ورفع مستوى الشفافية، الأمر الذي يعزز الثقة في القطاع المصرفي السوري.

أهداف البحث:

يهدف هذا البحث إلى تحقيق الأهداف التالية:

1- تطوير نموذج كمي مدفوع بالبيانات من خلال دمج المنطق الضبابي مع الخوارزمية الجينية وخوارزمية تحسين أسراب الجسيمات، بما يتيح تقييم الجدارة الائتمانية للمصارف السورية الخاصة بموثوقية.

2- تقييم مدى توافق التصنيف المشتق من النموذج المقترح مع مستويات المخاطر الائتمانية وفق المؤشر المرجعي المستخدم في تطوير النموذج.

محددات البحث

فيما يلي مجموعة من المحددات التي ينبغي أخذها بعين الاعتبار عند تفسير نتائج هذا البحث:

1- اقتصرت الدراسة على المصارف السورية الخاصة التقليدية خلال الفترة الممتدة من الربع الأول 2013 حتى الربع الرابع 2023، مما يعني أن الأنماط والعلاقات المستخلصة من البيانات تعكس الخصائص المالية والظروف الاقتصادية لتلك المرحلة تحديداً. وعليه، فإن تطبيق النموذج على فترات زمنية أخرى يستلزم إعادة اختبار العلاقات وإعادة معايرة النموذج.

2- اعتمدت الدراسة على مؤشر الاستقرار المالي (Z-Score) لتدريب ومعايرة النموذج، بوصفه مؤشراً مرجعياً لتقييم الجدارة الائتمانية في ظل غياب تصنيفات ائتمانية رسمية للمصارف السورية الخاصة التقليدية. وبالتالي، فإن استخدام مؤشرات أخرى لتقييم الجدارة الائتمانية، قد يعطي نتائج مختلفة من حيث مدخلات النموذج أو بنية نموذج الاستدلال الضبابي.

3- يعتمد أداء خوارزمية الغابة العشوائية المستخدمة في مرحلة اختيار المتغيرات على إعدادات المعلمات الأولية، مثل عدد الأشجار في الغابة، والحد الأدنى لحجم العقد الطرفية، وعدد المتغيرات المرشَّحة عند كل انقسام. ورغم اعتماد الدراسة على إعدادات معيارية شائعة لتحقيق توازن بين دقة النموذج وتجنّب فرط المطابقة، فإن أي تعديل في هذه الإعدادات قد يؤدي إلى اختلاف في المتغيرات المختارة، مما قد ينعكس على مجموعة المدخلات النهائية المستخدمة في بناء النموذج الضبابي.

4- يعتمد أداء خوارزميات التحسين الميتا–استكشافية، مثل الخوارزمية الجينية وخوارزمية تحسين أسراب الجسيمات، على إعدادات المعلمات الأولية مثل عدد السكان في المجتمع، عدد التكرارات، ومعاملات السرعة والتزاوج والطفرات وشرط التوقف، وقد تم اختيار هذه الإعدادات وفق أفضل الممارسات، إلا أن أي تعديل في هذه الإعدادات قد يؤدي إلى اختلاف في النتائج.

الإطار النظري:

1. التصنيف الائتماني

تعود بدايات التصنيف الائتماني إلى النصف الأول من القرن التاسع عشر في الولايات المتحدة عندما كان التجار يحتاجون إلى وسيلة لتقييم قدرة العملاء على سداد التزاماتهم المالية. ففي عام 1841، وفي أعقاب الأزمة المالية عام 1837، أسس (Louis Tappan) أول وكالة ائتمان تجاري في نيويورك. ثم استحوذ عليها (Robert Dun) ونشرت أول دليل تصنيف لها عام 1859. بدأ توسع أعمال التصنيف الائتماني ليشمل تصنيفات الأوراق المالية عندما قام (John Moody) بتصنيف سندات السكك الحديدية الأمريكية عام 1909. وتبعته شركة (Poor's Publishing) عام 1916، ثم شركة (Standard Statistics) عام 1922، ثم شركة (Fitch Publishing) عام 1924.

وفي أوائل سبعينيات القرن الماضي، تغير نموذج العمل الأساسي لوكالات التصنيف الائتماني الكبرى. فبدلاً من نموذج "المستثمر يدفع" الذي وضعه جون مودي عام 1909، تحولت الوكالات إلى نموذج "المُصدر يدفع"، حيث يدفع الكيان المُصدر للسندات لشركة التصنيف الائتماني لتصنيف السندات. أدى هذا التغيير في نموذج العمل إلى تضارب محتمل في المصالح، فقد ترفع وكالة التصنيف تصنيفها الائتماني للحفاظ على رضا الجهة المصدرة ومنعها من نقل أعمالها التصنيفية إلى وكالة تصنيف أخرى (White, 2009).

وفي النصف الثاني من القرن العشرين، كشف انهيار بنك هيرستات الألماني عام 1974 والذي تسبب بخسائر فادحة لعدد من المصارف المقابلة في دول أخرى، عن غياب آليات تنسيق ورقابة مصرفية دولية. نتيجة لذلك، اجتمع محافظو المصارف المركزية في مجموعة العشر (G10) في مقر بنك التسويات الدولية بمدينة بازل، وقرروا إنشاء لجنة بازل للرقابة المصرفية في نفس العام، بهدف تعزيز التعاون بين السلطات الرقابية في الدول المختلفة، ووضع معايير رقابية موحدة لتجنب انتقال الأزمات بين الدول وتحسين استقرار النظام المصرفي الدولي. عقب الأزمة المالية العالمية عام 2008، تراجع الاعتماد المفرط على وكالات التصنيف وبدأت المصارف بتطوير أنظمة تصنيف ائتماني داخلية مبنية على بياناتها الخاصة لتقدير مؤشرات التعثر، حيث اتُهمت هذه الوكالات بالتأخر في تخفيض التصنيفات خلال الأزمات والاعتماد المفرط على المنهجيات الخطية المرتبطة بالدورات الاقتصادية (Ryan, 2012). تم ترسيخ هذا التحول في اتفاقية بازل II عام 2004، والتي سمحت للبنوك باعتماد النهج المعتمد على التصنيف الائتماني الداخلي لتقدير مخاطرها الائتمانية، كما أكد مجلس الاستقرار المالي على أهمية تعزيز عمليات التقييم الائتماني الداخلي ووضع معايير بديلة للجدارة الائتمانية، بدلاً من الاعتماد المفرط وكالات التصنيف الائتماني الخارجية (FSB, 2014). وقد مثل صدور المعيار (IFRS 9) عام 2014 تحولاً إضافياً في دور التصنيف الداخلي، حيث أصبح شرطاً لتقدير الخسائر الائتمانية المتوقعة، حيث يتطلب المعيار استخدام نماذج كمية مدعومة ببيانات تاريخية ومعلومات مستقبلية. وبذلك، أصبح التصنيف الائتماني الداخلي أداة أساسية في احتساب المخصصات للأغراض المحاسبية، وليس فقط كأداة رقابية (IASB, 2014).

يُعد التصنيف الداخلي أحد الركائز التي تأسست في سياق اتفاقيات لجنة بازل للرقابة المصرفية. جاءت أولى اتفاقيات اللجنة في عام 1988 بإصدار اتفاقية بازل I، والتي ركّزت على كفاية رأس المال كمعيار رئيسي لقياس قدرة المصرف على امتصاص الخسائر (BCBS, 1988). واجهت هذه الاتفاقية بعض الانتقادات، حيث اعتمدت على أسلوب وحيد لقياس المخاطر الائتمانية (الأسلوب المعياري) والذي يعتمد على تصنيفات وكالات التصنيف الخارجية. بالإضافة إلى إغفال كل من المخاطر التشغيلية ومخاطر السوق، وعدم الفصل بين المخاطر المرتبطة بالعميل والدولة التي ينتمي إليها. وعليه، صدرت اتفاقية بازل II في عام 2004 الذي يتكون من ثلاث دعامات: المتطلبات الدنيا لرأس المال، عمليات المراجعة الإشرافية، وانضباط السوق. وفي سياق قياس مخاطر الائتمان، اعتمد الاتفاق أسلوبين: الأسلوب المعياري الذي بموجبه يتم تصنيف المخاطر بالاعتماد على التقييمات الصادرة عن وكالات التصنيف

الائتمانية؛ وأسلوب التصنيف الداخلي الذي يشمل نوعين متمثلين في أسلوب التصنيف الداخلي الأساسي وأسلوب التصنيف الداخلي المتقدم (BCBS, 2004). ورداً على إخفاقات السوق التي كشفت عنها الأزمة المالية العالمية التي بدأت عام 2007، جاءت اتفاقية بازل III في عام 2010. حيث إن من أحد الأسباب الرئيسية لتفاقم الأزمة، هو تراكم ديون مفرطة في القطاعات المصرفية في العديد من البلدان، سواءً داخل الميزانيات العمومية أو خارجها. وقد رافق ذلك تآكل تدريجي في مستوى وجودة قاعدة رأس المال. هدفت اتفاقية بازل III إلى تعزيز صلابة النظام المصرفي العالمي من خلال تعزيز جودة القاعدة الرأسمالية وزيادة مستوى قدرتها على امتصاص الخسائر ومواجهة المخاطر غير المحتملة، بالإضافة إلى إدخال دعامة تحوطية لرأس المال لتضمين المخاطر الناتجة عن المصارف ذات الأهمية النظامية العالمية والمحلية. وفي إطار السيولة، تم فرض معايير جديدة مثل نسبة تغطية السيولة ونسبة صافي التمويل المستقر، كما تم تضمين مخاطر الرفع المالي من خلال نسبة الرفع المالي. (BCBS, 2010).

وفي سياق التطوير المستمر للأطر الرقابية، أطلقت لجنة بازل للرقابة المصرفية في عام 2017 مجموعة من الإصلاحات النهائية (Basel IV)، والتي هدفت إلى استكمال وتعزيز متطلبات بازل III من خلال معالجة أوجه القصور التي كشفت عنها الممارسة العملية للنماذج الداخلية. فقد أظهرت التجارب الرقابية أن بعض المصارف بالغت في استخدام النماذج الداخلية لتخفيض المتطلبات الرأسمالية، مما أدى إلى تباين كبير في الأوزان المرجّحة بالمخاطر بين المصارف التي تمتلك محافظ متشابهة. ومن ثمّ، جاءت هذه الإصلاحات لتقليل الاعتماد المفرط على النماذج الداخلية، وذلك من خلال فرض قيود على استخدام أسلوب التصنيف الداخلي لفئات معينة من الموجودات. كما ركزت على تبسيط الأطر الرقابية وتعزيز قابلية المقارنة بين المصارف على المستوى الدولي، دون إلغاء دور النماذج الداخلية بالكامل بل إعادة تقييده وضبطه (BCBS, 2017).

2. المنطق الضبابي:

تعود أصول المنطق الضبابي إلى الفلاسفة والعلماء الإغريق القدماء، ولا سيما Plato وتلميذه Aristotle، إذ كانا من أوائل من اعتبر أن الأشياء ليست على نحو واحد فقط أو نقيضه، بل يوجد بينهما طيف كامل من الدرجات، أي أن هناك سلّماً متكاملاً من القيم المتوسطة، وبذلك يُعدّ كلاهما من الروّاد الأوائل الذين أشاروا إلى وجود درجات متعددة بين الصواب والخطأ. وفي مطلع القرن العشرين، نشر الرياضي البريطاني Bertrand Russell فكرة أن المنطق الرياضي يكشف عن تناقضات متأصلة، وقدم دراسة موسّعة عن غموض اللغة، وخلص إلى أن الغموض يكون على شكل درجات (Garrido, 2011). أما مؤسس الصياغة الحديثة لمفهوم المنطق الضبابي وما يتصل به من نظريات المنطق والمجموعات الضبابية فهو لطفي زاده، الذي نشر بحثه الشهير (المجموعات الضبابية) عام 1965، حيث هدف إلى إنشاء إطار منهجي للتعامل مع الغموض الطبيعي في التفكير الإنساني (Zadeh, 1965). وفي عام 1971 نشر بحثه (الدلالات الكمية الضبابية) الذي قدّم فيه العديد من العناصر الشكلية للمنطق الضبابي وجوانبه المنهجية (Zadeh, 1971). ومنذ عام 1973، ومع تطوير زاده للنظرية الأساسية للتحكم الضبابي، بدأ العديد من الباحثين في تطبيق المنطق الضبابي للتحكم في العمليات المختلفة.

يُعدّ المنطق الضبابي إطاراً رياضياً للتعامل مع الغموض، ويقوم على فكرة أن الحقيقة ليست ثنائية (صحيحة/خاطئة)، بل يمكن التعبير عنها بدرجات متصلة بين 0 و1 عبر دوال الانتماء التي تعكس مدى انتماء عنصر ما إلى مفهوم لغوي مثل (منخفض، متوسط، مرتفع). تعتمد الأنظمة الضبابية على قواعد استدلالية من نمط "إذا... فإن" يتم اشتقاقها من خبرة الخبراء، حيث يتم ربط المتغيرات اللغوية (مثل "السيولة منخفضة" أو "الجودة الائتمانية متوسطة") بمخرجات ضبابية (مثل "المخاطر الائتمانية مرتفع نسبياً").

يعتمد بناء أي نظام ضبابي على مجموعة من الأدوات الأساسية والمراحل المتكاملة، التي تمكّنه من معالجة المعلومات غير الدقيقة أو الغامضة بطريقة تحاكي التفكير البشري. وتُعد هذه الأدوات بمثابة البنية التحتية لأي نموذج ضبابي. يشكل تحديد المجموعات الضبابية نقطة البداية في تصميم النظام الضبابي، إذ يتم تحويل المتغيرات العددية إلى أوصاف لفظية مثل "منخفض"، "متوسط"، و"مرتفع"، بما يسمح بتمثيل البيانات بطريقة قريبة من المنطق البشري. يُستخدم هذا النوع من المتغيرات سواء للمدخلات (كالعائد على الموجودات أو نسبة كفاية رأس المال) أو للمخرجات (مثل درجة المخاطر أو التصنيف الائتماني). ثم تُستخدم دوال الانتماء لوصف درجة انتماء عنصر ما إلى مجموعة ضبابية معينة، حيث تأخذ هذه الدرجة قيمة تتراوح بين 0 (عدم انتماء) و 1 (انتماء كامل)، ومن أشهرها: الدالة المثلثية، شبه المنحرفة، الغوسية، الجرسية المعمّمة، والسيغمودية (Jang *et al.*, 1997). بعد ذلك، يتم بناء القواعد الضبابية حيث تشكل جوهر عملية الاستدلال في أنظمة المنطق الضبابي، إذ تتألف من مجموعة من القواعد الشرطية من نوع "إذا... فإن" التي تصف العلاقة بين المتغيرات اللغوية للمدخلات والمخرجات. وتُعد هذه القواعد الوسيط الذي يمكّن النظام من محاكاة التفكير البشري في اتخاذ القرار أو التنبؤ من خلال توصيف العلاقات الغامضة وغير الخطية بين المتغيرات. يتم بناء القواعد وفق نهجين رئيسين؛ يعتمد النهج الأول على خبرة المختصين ومعرفتهم بالمجال، ويُستخدم هذا النهج في الأنظمة التي تتطلب وضوحاً وتفسيراً لعملية اتخاذ القرار، في يتم بموجب النهج الثاني توليد القواعد تلقائياً بالاعتماد على البيانات التاريخية، باستخدام خوارزميات تعلم أو تحسين تطورية، مثل الخوارزمية الجينية أو أنظمة التعلم العصبي الضبابي. يتيح هذا النهج استخراج أنماط خفية من البيانات المعقدة أو المتغيرة باستمرار. وأخيراً تأتي عملية الاستدلال الضبابي بتطبيق القواعد الضبابية على البيانات الفعلية للوصول إلى نتيجة ضبابية.

وفي هذا السياق، يعد نموذج Mamdani من أقدم وأكثر النماذج استخداماً، وقد تم تطويره من قبل Mamdani & Assilian (1975) استناداً إلى نظرية المجموعات الضبابية التي أسسها Lotfi Zadeh عام 1965، وإلى مفهوم المتغيرات اللغوية والتحكم اللغوي الذي قدّمه لاحقاً في عام 1973. شكّل هذا النموذج نقطة التحول في الانتقال من الإطار النظري البحت للمنطق الضبابي إلى أول تطبيق عملي فعلي له في نظام تحكم. ومنذ ذلك الحين، أصبح النموذج واحداً من أكثر النماذج انتشاراً في التطبيقات الأكاديمية. يقوم النموذج على قاعدة أساسية من نوع If–Then، بحيث يتم توصيف المدخلات والمخرجات على شكل مجموعات ضبابية تعكس مفاهيم لغوية، وتأخذ القاعدة الصيغة العامة التالية:

$$R_i\text{: IF } X_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } \dots \text{ and } X_n \text{ is } A_{in} \text{ THEN } Y \text{ is } B_i$$

حيث تمثل R_i القاعدة i، $X_1, \dots, X_n$ المدخلات، وتمثل $A_{i1}, \dots, A_{in}$ المجموعات الضبابية المقابلة لمقدمات القاعدة i، بينما تمثل B_i المجموعة الضبابية لنتيجة القاعدة. تبدأ العملية بتحويل القيم العددية للمدخلات إلى تمثيل ضبابي باستخدام عامل التضبيب F كما يلي:

$$A' = F(x_0), \qquad x_0 = (x_1, \dots, x_n)$$

وبالاعتماد على التضبيب النقطي، يتم تمثيل قيم متجه المدخلات x_0 كمجموعة أحادية A' كما يلي:

$$A'(x) = \begin{cases} 1, \text{if } x = x_0 \\ 0, \ otherwise \end{cases}$$

وبعد ذلك، تحتسب دالة انتماء العلاقة الضبابية R_i كما يلي:

$$\mu_{R_i}(x, y) = I\left(\mu_{A_i}(x), \mu_{B_i}(y)\right), \forall\, x \in U, y \in V$$

حيث تمثل $\mu_{A_i}(x)$ و $\mu_{B_i}(y)$ دوال الانتماء للمجموعات الضبابية A_i و B_i، ويمثل I عامل التضمين الضبابي الذي ينمذج العلاقة الضبابية. وبالاعتماد على درجات الانتماء، يتم تحديد درجة تحقق مقدمة القاعدة بعد دمج شروطها الجزئية $\mu_{A_i}(x_0)$ باستخدام معامل تقاطع (t-norm) مثل النهاية الصغرى (minimum) كما يلي:

$$\mu_{A_i}(x_0) = T\left(\mu_{A_{i1}}(x_1), \dots, \mu_{A_{in}}(x_n)\right), x_0 = (x_1, \dots, x_n)$$

ولاستخراج خرج القاعدة عند قيم متجه المدخلات x_0، يتم تطبيق قاعدة الاستدلال التركيبية كما يلي:

$$\mu_{B_i'}(y) = I\left(\mu_{A_i}(x_0), \mu_{B_i}(y)\right)$$

بعد ذلك، يتم دمج جميع المخرجات الجزئية ضمن مجموعة خرج واحدة من خلال عملية التجميع باستخدام عامل تجميع G مثل النهاية العظمى (maximum) كما يلي:

$$\mu_{B'}(y) = G\{\mu_{B_1'}(y), \mu_{B_2'}(y), \dots, \mu_{B_m'}(y)\}$$

وأخيراً، يتم إزالة الضبابية (Defuzzification) لتحويل المجموعة الضبابية النهائية B' إلى قيمة خرج حادة (Crisp) مقدارها y_0. وتعد طريقة مركز الثقل (Centre of Gravity) إحدى الطرق الشائعة في سياق إزالة الضبابية حيث تحتسب y_0 كما يلي:

$$y_0 = \frac{\int_Y y \cdot \mu_{B'}(y), dy}{\int_Y \mu_{B'}\,(y), dy}$$

تتمثل أهم مزايا نموذج Mamdani في وضوحه وشفافيته العالية، إذ يعتمد على قواعد لغوية يمكن للخبراء فهمها بسهولة دون الحاجة إلى معرفة رياضية متقدمة، مما يجعله مناسباً لتطبيقات تتطلب قابلية تفسير مرتفعة مثل تقييم الأداء المالي، وتصنيف المخاطر، وتحليل الجدارة الائتمانية، وأنظمة دعم القرار. ورغم هذه المزايا، يواجه النموذج بعض القيود التطبيقية، أبرزها زيادة التعقيد الحسابي مع ارتفاع عدد المدخلات والقواعد، وصعوبة استخدامه في الأنظمة التي تتطلب مخرجات عددية دقيقة أو في النماذج ذات الأبعاد العالية. كما أن بناء القواعد ودوال الانتماء يعتمد بدرجة كبيرة على خبرة المصمم، ما قد يؤدي إلى تفاوت في النتائج بين النظم المختلفة. وقد حفّزت هذه التحديات الباحثين على تطوير نماذج بديلة أكثر كفاءة، أبرزها نموذج Sugeno، الذي حافظ على الإطار المنطقي العام لمنهج Mamdani مع استبدال المخرجات الضبابية بدوال عددية رياضية، مما أتاح استخدامه في التطبيقات التكيفية والمعتمدة على البيانات.

يعد نموذج Takagi–Sugeno من النماذج المتقدمة في الاستدلال الضبابي، وقد تم تطويره من قبل Takagi & Sugeno (1985)، بهدف تجاوز بعض القيود الحسابية المرتبطة بنموذج Mamdani، وتقديم إطار أكثر كفاءة في التطبيقات التي تتطلب دقة عددية عالية وإمكانية الدمج مع نماذج رياضية أو خوارزميات التعلم الآلي والذكاء الحسابي. يحتفظ هذا النموذج بالبنية العامة لقواعد If–Then المعتمدة على المتغيرات اللغوية في المقدمة، غير أنه يستبدل المخرجات الضبابية بدوال عددية تربط المدخلات بالمخرجات بشكل مباشر. تأخذ القاعدة الضبابية الصيغة العامة التالية:

$$R_i\text{: IF } X_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } \dots \text{ and } X_n \text{ is } A_{in} \text{ THEN } y_i = p_1.X_1 + \cdots + p_n.X_n + p_0$$

حيث تمثل R_i القاعدة i، $X_1, \dots, X_n$ المدخلات، وتمثل $A_{i1}, \dots, A_{in}$ المجموعات الضبابية المقابلة لمقدمات القاعدة i، ويمثل y_i متغير الخرج، وتمثّل $\vec{p} = (p_0, p_1, \dots, p_n)$ متجهاً من المعلمات الحقيقية المرتبطة بمخرجات القاعدة. ويتم الحصول على مخرج نموذج الاستدلال، باستخدام مجموعة قواعد m على شكل متوسط مرجح لمخارج القواعد الفردية y_i، حيث $i = 1, \dots, m$، وذلك على النحو التالي:

$$y_0 = \frac{\sum_{i=1}^{m} h_i \cdot y_i}{\sum_{i=1}^{m} h_i}$$

حيث تمثل h_i قوة تفعيل القاعدة i، ويتم حسابها اعتماداً على معامل تقاطع (t-norm) مثل النهاية الصغرى كما يلي:

$$h_i = T\left(\mu_{A_{i1}}(x_1), \dots, \mu_{A_{in}}(x_n)\right)$$

حيث تمثل $\mu_{A_{i1}}(x)$ دالة الانتماء للمجموعة الضبابية A_{i1}. يكمن الاختلاف الجوهري بين هذا النموذج ونموذج Mamdani في أن عملية الاستدلال لا تنتهي بمخرج ضبابي يحتاج إلى إزالة الضبابية، بل ينتج النظام مخرجاً عددياً بشكل مباشر من خلال تجميع الدوال الخطية، وهو ما يبسط العمليات الحسابية ويقلل العبء الحسابي، خاصة في الأنظمة ذات الأبعاد العالية أو عدد القواعد الكبير. ولذلك يُعد نموذج Takagi–Sugeno أكثر ملاءمةً للتطبيقات التي تتطلب دقة عددية وملاءمة رياضية، مثل الأنظمة الديناميكية المعقدة، ونظم التحكم الصناعي، والروبوتات، والنمذجة التنبؤية.

وفي سياق الأدبيات، اقترحت دراسة Darwish & Abdelghany (2016) نموذجاً قائماً على المنطق الضبابي باستخدام أسلوب Mamdani يمكن استخدامه للمساعدة في تحديد تصنيف مخاطر الائتمان المصرفي والتنبؤ به. اعتمد المقياس على مقياس تصنيف Moody's كمخرج للنموذج المقترح، وعلى النسب المالية المستخدمة في المصارف التجارية المصرية كمدخلات للنموذج. تم تطبيق النموذج على البنك التجاري الدولي المصري، وخلصت الدراسة إلى أن النموذج يساعد متخذي القرار في المصارف التجارية المصرية على تحديد تصنيف المخاطر الائتمانية لهذه المصارف بدقة. كما طورت دراسة Blahun *et al* (2020) مؤشر استقرار متكامل للنظام المصرفي الأوكراني باستخدام أسلوب Mandani للمنطق الضبابي. وباستخدام تحليل المكونات الرئيسية على 23 متغير، تم تحديد خمسة عوامل ذات التأثير الأكبر على استقرار النظام المصرفي. وقد عكست النتائج التي تم الحصول عليها بشكل كافٍ حالة استقرار النظام المصرفي خلال الفترة المدروسة، والتي تزامنت مع ظواهر الأزمة التي شهدها النظام المصرفي الأوكراني.

3. المنطق الضبابي وخوارزميات التحسين الميتا–استكشافية

مع تزايد توافر البيانات وتطور تقنيات الذكاء الاصطناعي، تطوّر المنطق الضبابي ليشمل أنظمة معتمِدة على البيانات، حيث يتم استخراج القواعد الضبابية وضبط دوال الانتماء آلياً باستخدام خوارزميات التحسين الميتا–استكشافية، أو عبر دمج المنطق الضبابي مع الشبكات العصبية والتعلم العميق بهدف تحقيق توازن بين الدقة والشفافية في سياق الذكاء الاصطناعي التفسيري.

تُعدّ الخوارزمية الجينية من خوارزميات البحث والتعلّم التطوري المستوحاة من مبادئ الانتقاء الطبيعي والوراثة بالاستناد إلى مبادئ نظرية داروين في التطور والتي تقوم على مبدأ البقاء للأصلح من خلال محاكاة عمليات التكاثر، والتقاطع، والطفرات بين الحلول المرشحة، بما يسمح باستكشاف فضاء الحلول الواسع والمعقد بكفاءة عالية (Holland, 1975; Goldberg, 1989). تستخدم هذه الخوارزمية في سياق المنطق الضبابي سواء في توليد القواعد بشكل آلي أو في معايرة النموذج. وفي إطار توليد القواعد، يُعاد تفسير البنية المفاهيمية للكروموسوم كما عرّفها Haupt & Haupt (2004) بحيث تمثل القاعدة الضبابية وحدة وراثية قابلة للتطور وفق الصيغة التالية:

$$\text{chromosome} = [p_1, p_2, \dots, p_{N_{var}}]$$

حيث تمثل p يمثل الجينات التي تعبر عن مكونات القواعد المراد توليدها، و N_{var} هو العدد الإجمالي لمكونات القواعد الضبابية داخل الكروموسوم الواحد. ولا يُنظر إلى الكروموسوم بوصفه مجرد متجه عددي، بل باعتباره تمثيلاً منظّماً لبنية قاعدة ضبابية واحدة أو مجموعة قواعد مترابطة. وفي هذا الإطار يقابل كل جين p_i مكوّناً محدداً من القاعدة، مثل اختيار المتغير اللغوي، أو تعيين مجموعة

ضبابية معيّنة، أو تحديد وجود الشرط ضمن القاعدة من عدمه. وبهذا المعنى، تصبح القاعدة الضبابية ناتجاً مباشراً للتركيب الجيني للكروموسوم، بينما تمثل مجموعة القواعد مجتمعاً وراثياً يخضع لآليات التطور. حيث يتم تقييم جودة كل بنية قواعد من خلال دالة كلفة عامة كما يلي:

$$cost = f(p_1, p_2, \dots, p_{N_{var}}) = f(chromosome)$$

حيث تمثل $cost$ القيمة الناتجة عن دالة الهدف f التي تقيس مقدار الخطأ أو مستوى الأداء للنظام الضبابي. وتعبّر قيمة الكلفة عن مدى كفاءة نظام الاستدلال الضبابي الناتج عن تلك القواعد. وعند اعتماد التمثيل الثنائي، تُشفَّر مكوّنات القاعدة باستخدام سلاسل ثنائية، ويُطبَّق تطبيع المتغيرات وفق العلاقة التالية:

$$p_{norm} = \frac{p_n - p_{lo}}{p_{hi} - p_{lo}}$$

حيث تمثل p_{norm} القيمة المطبّعة ضمن المجال [0,1]، و p_n هي القيمة الحقيقية للمعلمة، و p_{lo} و p_{hi} هما الحدان الأدنى والأعلى للمجال، ويتم استخراج التمثيل الثنائي للجين باستخدام آلية تكميم ثنائي تتابعية لاستخراج البتات وفق العلاقة التالية:

$$gene[m] = \text{round}\{p_{norm} - 2^{-m} - \sum_{p=1}^{m-1} gene[p]\, 2^{-p}\}$$

وبعد تكوين جميع البتات، تُحسب القيمة المكمّمة للجين p_{quant} بجمع أوزان البتات كما يلي:

$$p_{quant} = \sum_{m=1}^{N_{gene}} gene[m]\, 2^{-m} + 2^{-(N_{gene}+1)}$$

وأخيراً تُحوّل هذه القيمة إلى نطاق المعلمة الحقيقي للحصول على q_n المستخدم في تقييم الأداء داخل دالة الكلفة وفق العلاقة التالية:

$$q_n = p_{quant}(p_{hi} - p_{lo}) + p_{lo}$$

وبذلك يتم الربط بين القيمة المطبّعة والقيمة الحقيقية المستخدمة في النظام الضبابي. يسمح هذا الترميز باعتبار القاعدة الضبابية كياناً وراثياً يخضع لعمليات الانتقاء والتزاوج والطفرات. ويتم توليد مجتمع ابتدائي من القواعد الضبابية بشكل عشوائي كما يلي:

$$\text{pop} = \text{round}(\text{rand}(N_{pop}, N_{bits}))$$

ثم تُستبعد القواعد ذات الكلفة الأعلى، بينما يُعاد توليد قواعد جديدة عبر التزاوج الجيني، ما يؤدي تدريجياً إلى تطور بنية القواعد نحو صيغ أكثر كفاءة من حيث الأداء الكلي للنظام.

أما في سياق تحسين المعلمات وبعد تثبيت بنية القواعد الضبابية، ينتقل التركيز المنهجي من المستوى البنيوي إلى المستوى العددي، حيث تُستخدم الخوارزمية الجينية لتحسين معلمات دوال الانتماء المرتبطة بتلك القواعد. في هذه المرحلة، لا تمثل الجينات مكونات منطقية للقاعدة، بل تمثل قيماً عددية مستمرة تصف خصائص دوال الانتماء، مثل مواقع الحدود أو معاملات التمركز والانتشار. ويُحافظ الكروموسوم على تمثيله العام، غير أن المتغيرات p_i تشير إلى معلمات عددية قابلة للتعديل المستمر. ويتم توليد المجتمع الابتدائي للمعلمات باستخدام التمثيل المستمر كما يلي:

$$\text{pop} = \text{rand}(N_{pop}, N_{var})$$

حيث تمثل pop مصفوفة تحتوي على قيم عشوائية موزعة بانتظام بين 0 و 1 لكل متغير في المجتمع و N_{pop} عدد الأفراد في المجتمع و N_{var} عدد المعلمات في كل كروموسوم. وباعتبار أن هذه القيم مطبعة، يتم إعادتها إلى مجالها الحقيقي داخل دالة الكلفة وفق العلاقة التالية:

$$p = (p_{hi} - p_{lo})p + p_{lo}$$

ويُعاد تقييم النظام الضبابي بعد إدراج هذه المعلمات ضمن دوال الانتماء المرتبطة بالقواعد المثبتة سابقاً. وتُطبَّق عمليات الانتقاء والتزاوج والطفرات بالطريقة نفسها، بحيث يُنظر إلى كل مجموعة معلمات باعتبارها كروموسوماً منافساً داخل فضاء البحث العددي. وتستمر هذه العملية التطورية إلى أن تصل قيم الكلفة إلى حالة استقرار، بما يشير إلى تحقق تقارب في معلمات دوال الانتماء دون تغيير في بنية قواعد النظام.

من جانب آخر، تُعد خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات من أبرز خوارزميات التحسين الميتا–استكشافية ضمن عائلة الخوارزميات المعتمدة على الذكاء الجماعي، وقد طُورت لأول مرة من قبل Kennedy & Eberhart (1995) استناداً إلى دراسة السلوك الجماعي للطيور والأسماك في بحثها التعاوني عن الغذاء. تهدف الخوارزمية إلى تمكين جميع الجسيمات من تحديد النقاط المثلى داخل حيّز متعدد الأبعاد. ويتم تحقيق ذلك من خلال إسناد مواقع ابتدائية عشوائية لجميع الجسيمات في الفضاء، مع سرعات ابتدائية صغيرة وعشوائية أيضاً. يتم تنفيذ الخوارزمية على شكل محاكاة، حيث يجري تحديث موقع كل جسيم تباعاً بالاعتماد على سرعته، وأفضل موقع عالمي معروف في فضاء المسألة، وأفضل موقع معروف للجسيم نفسه. ومن ثم يتم تقييم دالة الهدف بعد كل عملية تحديث للموقع. ومع مرور الوقت، ومن خلال مزيج من الاستكشاف والاستغلال للمواقع الجيدة المعروفة في فضاء البحث، تتجمع الجسيمات أو تتقارب معاً حول نقطة مثلى واحدة أو عدة نقاط مثلى (Brownlee, 2011).

وفي سياق توليد القواعد الضبابية، تعتمد الخوارزمية على البحث الجماعي داخل فضاء حلول متعدد الأبعاد باستخدام مفهوم الجسيم بدلًا من الكروموسوم. يمثّل كل جسيم حلاً محتملاً لبنية القواعد الضبابية، ويُعبَّر عنه بمتجه موضع كما يلي:

$$x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]$$

حيث يمثّل كل بعد x_{id} مكوناً محدداً من مكونات القاعدة الضبابية، مثل اختيار المتغير اللغوي أو المجموعة الضبابية المرتبطة به. وتُقيَّم جودة كل جسيم باستخدام دالة الكلفة نفسها المعتمدة في الخوارزمية الجينية. وبدلاً من عمليات الانتقاء والتزاوج والطفرات، تعتمد الخوارزمية على تحديث سرعة وموضع الجسيمات استناداً إلى أفضل موضع فردي حققه الجسيم وأفضل موضع عالمي حققه السرب، وفق المعادلتين التاليتين:

$$v_{i,d}^{new} = v_{i,d}^{old} + \Gamma_1 \cdot r_1 \cdot (x_{i,d}^{local\ best} - x_{i,d}^{old}) + \Gamma_2 \cdot r_2 \cdot (x_d^{global\ best} - x_{i,d}^{old})$$

$$x_{i,d}^{new} = x_{i,d}^{old} + v_{i,d}^{new}$$

حيث تمثّل $x_{i,d}^{local\ best}$ أفضل موضع فردي للجسيم و $x_d^{global\ best}$ أفضل موضع عالمي للسرب ككل، بينما تضبط ثوابت التعلم Γ_1 و Γ_2 التوازن بين الاستكشاف الفردي والتقارب الجماعي. وتمثل r_1, r_1 أعداداً عشوائية موزعة بانتظام ضمن المجال $[0,1]$. ويتم توليد السرب الابتدائي عشوائياً ضمن فضاء البحث ثم تتطور مواضع الجسيمات تدريجياً نحو الحلول ذات الكلفة الأقل. وفي سياق تحسين المعلمات وبعد تثبيت بنية القواعد الضبابية، تمثّل أبعاد الجسيم x_{id} معلمات عددية مستمرة، مثل مواقع التمركز وحدود الانتشار. ونظراً لاعتماد الخوارزمية على التمثيل العددي المباشر، لا تتطلب هذه المرحلة أي تشفير ثنائي أو عمليات تطبيع وراثية كما في الخوارزمية الجينية. ولضمان استقرار عملية البحث، يتم تقييد سرعة الجسيمات ضمن حد أقصى مسموح به، كما تُعاد قيم المتغيرات إلى مجالها الفيزيائي الحقيقي داخل دالة الكلفة وفق العلاقة التالية:

$$p = p_{lo} + x_{id}(p_{hi} - p_{lo})$$

حيث تمثل p هي قيمة المعلمة الحقيقية، و x_{id} القيمة المطبّعة للجسيم، بينما p_{lo} و p_{hi} هما الحدان الأدنى والأعلى للمعلمة. وتستمر عملية التحديث إلى أن يتحقق تقارب عددي واضح في قيم دالة الكلفة، بما يدل على استقرار معلمات دوال الانتماء دون أي تعديل في بنية قواعد النظام المستخلصة مسبقاً.

وفي سياق الأدبيات التي دمجت المنطق الضبابي مع خوارزميات التحسين، طورت دراسة Santana *et al.* (2018) نموذج لتصنيف العملاء يقوم على دمج المنطق الضبابي مع خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات المتغيرة من أجل توليد قواعد تصنيف ضبابية أكثر كفاءة. ولقياس أداء النموذج، تم استخدام ثلاث مقاييس تتمثل في دقة التصنيف، عدد القواعد المنتجة، وطول المقدمات في القواعد. وأظهرت النتائج أن النموذج الهجين أدى إلى تبسيط القواعد وتحسين دقتها. كما اقترحت دراسة Huang *et al.* (2025) نموذجاً هجيناً باستخدام شبكة عصبية ضبابية محسّنة بالخوارزمية الجينية لتعزيز عملية التعرف على المخاطر المصرفية، بهدف تحسين تصنيف المخاطر المتعلقة بالمصارف من خلال دمج قدرة المنطق الضبابي على التكيّف مع قدرة الخوارزمية الجينية على التحسين. وأظهرت النتائج أن النموذج حقق متوسط دقة تصنيف يقارب 90% عبر مستويات المخاطر الثلاث (المنخفضة، المتوسطة، والمرتفعة)، متفوقاً على النماذج التقليدية مثل الانحدار اللوجستي وآلة المتجهات الداعمة، وعلى خوارزميات التحسين الأخرى مثل أسراب الجسيمات وخوارزمية المحاكاة.

منهجية البحث:

1. مجتمع البحث

يتكوّن مجتمع البحث من جميع المصارف الخاصة التقليدية العاملة في الجمهورية العربية السورية وقد شمل التحليل كامل مجتمع الدراسة والمكون من أحد عشر مصرفاً. اعتمد البحث في تطوير النموذج على بيانات تغطي الفترة الممتدة من الربع الأول لعام 2013 حتى الربع الرابع لعام 2023، مما أتاح الحصول على 484 مشاهدة تمثل قاعدة بيانات مناسبة لتطبيق منهجيات النمذجة المدفوعة بالبيانات، كما تمكن الخوارزميات المستخدمة في هذا البحث من التعلّم واستخلاص الأنماط الفعلية الكامنة في البيانات المالية للمصارف محل الدراسة. تم تقسيم المشاهدات إلى 80% لتدريب النموذج و20% لاختباره.

2. جمع البيانات

يعتمد البحث على البيانات الثانوية، حيث تم جمع البيانات على مستوى المصارف من التقارير المالية المنشورة على موقع هيئة الأوراق والأسواق المالية السورية، في حين تم الحصول على البيانات القطاعية والاقتصادية الكلية من التقارير الرسمية الصادرة عن المكتب المركزي للإحصاء ومصرف سورية المركزي.

3. متغيرات البحث

تم اعتماد مؤشر الاستقرار المالي (Z-score)، وفقاً لمنهجية Yeyati & Micco (2007)، بوصفه مؤشراً مرجعياً للجدارة الائتمانية، وذلك على النحو التالي:

$$Z_score_{i,t} = \frac{ROA_{i,t} + \frac{Equity_{i,t}}{Assets_{i,t}}}{\sigma ROA_{i,t}}$$

$Z_score_{i,t}$ مؤشر الاستقرار المالي للمصرف i في الفترة t

$ROA_{i,t}$ المتوسط المتحرك للعائد على الموجودات بعد استبعاد أرباح/خسائر تقييم القطع البنيوي لأحدث 16 ربعاً (أربع سنوات)

$\sigma ROA_{i,t}$ الانحراف المعياري للعائد على الموجودات بعد استبعاد أرباح/خسائر تقييم القطع البنيوي لأحدث 16 ربعاً (أربع سنوات)

$\frac{Equity_{i,t}}{Assets_{i,t}}$ نسبة حقوق الملكية إلى مجموع الموجودات للمصرف i في الفترة t

يعكس مؤشر Z-Score قدرة المصرف على تحمل الخسائر ومواجهة المخاطر قبل الوصول إلى حالة التعثر. وتم تصنيف المتغيرات التفسيرية المستخدمة في التحليل إلى ثلاثة مستويات مدرجة في الجدول (1) الآتي:

الجدول (1): المتغيرات التفسيرية

رمز المتغير	المتغير	طريقة القياس
مستوى المصرف		
Size	حجم المصرف	اللوغاريتم الطبيعي لإجمالي الموجودات
CAR	رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر	رأس المال الاساسي ورأس المال المساند إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر
NPLTL	القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض	التسهيلات الائتمانية المباشرة غير العاملة إلى إجمالي التسهيلات المباشرة
NICGI	المصروفات التشغيلية إلى الدخل التشغيلي	المصروفات التشغيلية إلى القيمة المطلقة للدخل التشغيلي بعد استبعاد أرباح/خسائر تقييم القطع البنيوي
ROE	العائد على حقوق الملكية	صافي الربح بعد استبعاد أرباح/خسائر تقييم القطع البنيوي إلى متوسط إجمالي حقوق الملكية
TLDR	إجمالي القروض إلى اجمالي الودائع	إجمالي التسهيلات الائتمانية المباشرة إلى اجمالي ودائع العملاء
EM	مضاعف حقوق الملكية	إجمالي الموجودات إلى إجمالي حقوق الملكية
STM	المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى راس المال التنظيمي	القيمة الأكبر بين صافي المركز المفتوح بالعملات الاجنبية الموجب والقيمة المطلقة لصافي المركز المفتوح بالعملات الاجنبية السالب إلى رأس المال التنظيمي
مستوى القطاع المصرفي		
CGPS	الائتمان الممنوح إلى القطاع الخاص	الائتمان الممنوح للقطاع الخاص إلى الناتج المحلي الاجمالي
مستوى الاقتصاد الكلي		
FX	سعر الصرف	اللوغاريتم الطبيعي لسعر صرف الليرة السورية مقابل الدولار الأمريكي

المصدر: من إعداد الباحثين

4. منهجية تطوير النموذج

اعتمد البحث على منهجية متعددة المراحل في تطوير النموذج. وقد شملت هذه المراحل تهيئة البيانات، التحليل الإحصائي الوصفي، اختيار محددات الاستقرار المالي كمدخلات للنموذج، ومن ثم تطوير نموذج التصنيف الضبابي المقترح.

المرحلة الأولى – تهيئة البيانات: تم في هذه المرحلة توحيد البيانات وتجهيزها بما يتناسب مع متطلبات النمذجة. وشملت هذه المرحلة معالجة القيم المفقودة، وتوحيد التكرارات الزمنية نظراً لأن بعض المتغيرات ولا سيما القطاعية والاقتصادية متاحة بشكل سنوي، حيث تم تحويلها إلى بيانات ربع سنوية باستخدام طريقة الاستيفاء الخطي لضمان التناسق مع بيانات المصارف التي تم جمعها بشكل ربع سنوي، أما بالنسبة للقيم المتطرفة، فقد تمت معالجتها على مستوى المتغيرات المصرفية فقط وعلى مستوى كل مصرف على حدة بهدف تقليل أثرها دون إقصاء أي مشاهدات من العينة. في المقابل، تم الإبقاء على القيم المتطرفة في المتغيرات القطاعية والاقتصادية، لأنها تعكس الظروف الاقتصادية الكلية التي تواجهها جميع المصارف، ولا يُعد تعديلها متوافقاً مع طبيعتها كمؤشرات تعبر عن الظروف الاقتصادية العامة.

المرحلة الثانية – التحليل الإحصائي الوصفي: تم في هذه المرحلة إجراء التحليل الوصفي لجميع المتغيرات بهدف تقديم صورة شاملة عن خصائص البيانات. وقد شمل هذا التحليل احتساب مقاييس النزعة المركزية والتشتت، مثل المتوسطات الحسابية، والانحرافات المعيارية، والقيم الدنيا والعظمى. ساهم هذا التحليل في الكشف عن الاتجاهات العامة وتحديد السمات الأولية للتوزيعات الإحصائية.

المرحلة الثالثة – تحديد مدخلات النموذج: تم في هذه المرحلة تحديد مدخلات النموذج والتي تمثل المتغيرات الأكثر قدرة على تفسير مؤشر الاستقرار المالي، وذلك من خلال تطبيق الخوارزمية الجينية وخوارزمية الغابة العشوائية على المتغيرات المصرفية والقطاعية والاقتصادية الكلية المدروسة. ولتحديد المتغيرات، يتم ترميز كل حل مرشح على شكل كروموسوم ثنائي، بحيث تعبّر كل خانة فيه عن تضمين أو استبعاد متغير تفسيري معين. ومن ثم يتم تقييم جودة كل كروموسوم باستخدام خوارزمية الغابة العشوائية بوصفها دالة لياقة، حيث يتم تدريب الغابة العشوائية اعتماداً على المتغيرات التي يحددها الكروموسوم، ومن ثم يُقاس أداؤه باستخدام دالة اللياقة. وبناءً على قيم اللياقة المحسوبة، يتم منح الكروموسومات ذات الأداء الأعلى احتمالية أكبر للبقاء والانتقال إلى الأجيال اللاحقة عبر عمليات الانتقاء، والتزاوج، والطفرات، في حين تُستبعد الحلول ذات الأداء الضعيف. وتتكرر هذه العملية عبر أجيال متعاقبة إلى أن يتحقق التقارب. وانطلاقاً من الطبيعة العشوائية للخوارزمية، تم اعتماد منهجية التشغيل المتعدد لضمان موثوقية واستقرار النتائج. حيث تم تشغيل الخوارزمية 50 مرة مع تغيير البذرة العشوائية في كل تشغيل، في حين تم الإبقاء على بنية النموذج، ودالة اللياقة، وعينة التدريب والاختبار دون تغيير. وبناءً على ذلك، تم تحليل تكرار ظهور المتغيرات عبر التشغيلات المتعددة، واعتماد المتغيرات التي حققت أعلى معدلات ظهور تفوق 50% بوصفها المحددات الأكثر أهمية من منظور الخوارزمية، بما يوفر أساساً أكثر متانة وموضوعية لاختيار العوامل الداخلة في النموذج.

المرحلة الرابعة – بناء الشبكة الضبابية وتصميم دوال الانتماء: تم في هذه المرحلة تصميم شبكة ضبابية هرمية بالاعتماد على إطار Takagi–Sugeno من النوع الأول (Type-1 FIS). تم بناء الشبكة من خلال تحويل المدخلات المتمثلة بالمتغيرات المصرفية والقطاعية والكلية المستخرجة من المرحلة السابقة إلى عقد وسيطة تعكس البيئة الداخلية والخارجية للمصرف، بحيث تعمل هذه العقد كطبقة تجميعية تربط المتغيرات الأولية بالخرج النهائي المتمثّل بمؤشر الجدارة الائتمانية. في حين تم تصميم دوال الانتماء الخاصة بمدخلات النموذج بالاعتماد على القيم الفعلية للبيانات التاريخية لكل متغير، وذلك باستخدام منهجية تقسيم البيانات اعتماداً على طريقة (Quantile-Based Partitioning). حيث تم تحديد ثلاث مستويات لغوية لكل مدخل (منخفض، متوسط، مرتفع) بناءً على نقاط الترتيب المئوية 0%، 50%، 100%، وتم استخدام هذه النقاط كمراكز أولية للدوال الغوسية. أما معاملات الانتشار فقد تم حسابها بحيث تعكس تشتت البيانات حول هذه المراكز، إذ يُحسب نصف الفرق بين المراكز المجاورة لكل دالة انتماء. يهدف هذا الأسلوب إلى ضمان استناد دوال الانتماء إلى التوزيع الفعلي للبيانات مع الحفاظ على بساطة النموذج ومنع تضخم عدد القواعد الضبابية. تأخذ الدالة الغوسية الصيغة الرياضية التالية:

$$f(x,a,b) = \frac{1}{1 + e^{-a(x-b)}}$$

حيث يشير b إلى الإزاحة الأفقية عن نقطة الصفر ويشير a إلى انحدار الدالة (Jang *et al*., 1997).

المرحلة الخامسة – توليد القواعد الضبابية ومعايرة النماذج: تم في هذه المرحلة توليد القواعد الضبابية باستخدام الخوارزمية الجينية، التي تتميز بقدرتها على استكشاف فضاء واسع من القواعد عبر آليات الانتقاء والتزاوج والطفرة، بما يتيح البحث عن تراكيب قواعد بديلة وتطويرها تدريجياً وصولاً إلى قواعد ذات جودة أعلى. كما تم توظيف خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات في توليد القواعد، لما تتميز به من توازن بين سرعة التقارب والقدرة على التحسين التدريجي، بما يدعم بناء تراكيب قواعد أكثر كفاءة. في حين تمت المعايرة باستخدام خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات بهدف تسريع التقارب والوصول إلى أفضل مجموعة معلمات بأقل عدد ممكن من التكرارات. وبالتالي تم الحصول على نموذجين؛ نموذج قائم على توليد القواعد باستخدام الخوارزمية الجينية والمعايرة باستخدام خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات (GA-PSO)، ونموذج قائم على توليد القواعد والمعايرة باستخدام خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات (PSO-PSO).

المرحلة السادسة – اختبار النماذج: تم في هذه المرحلة اختبار صلاحية النماذج باستخدام مجموعة من المؤشرات التي تقيس جوانب مختلفة من جودة الأداء وقابلية التعميم. وشملت اختبارات التحقق الكمي المطبقة على عينة الاختبار، كلًّا من الجذر التربيعي لمتوسط مربعات الخطأ (RMSE) والمتوسط المطلق للأخطاء (MAE)، ومعامل التحديد (R^2)، وذلك لتقييم قدرة النماذج على تمثيل سلوك مؤشر الاستقرار المالي المرجعي خارج عينة التدريب. وللتحقق من قابلية التعميم، تم فحص فرط المطابقة (Overfitting)، من خلال مقارنة مؤشرات الأداء بين عينة التدريب وعينة الاختبار، كما تم إجراء تحليل الحساسية بطريقة Sobol لتقييم استقرار أداء النماذج وتحليل الأثر المباشر لكل متغير على تباين مخرجات النماذج، إضافة إلى تأثيراته غير المباشرة من خلال التفاعلات مع المتغيرات الأخرى. وبعد التحقق من صلاحية النماذج وقدرتها على على تمثيل سلوك مؤشر الاستقرار المالي المرجعي خارج عينة التدريب، تم اختيار النموذج الأفضل ومن ثم استخدام مخرجاته لاشتقاق درجات تصنيفية وذلك من خلال تحويلها إلى عشر درجات تصنيفية باستخدام الميئينات (Deciles)، ومن ثم التحقق من وجود ارتباط رتبي ذو دلالة إحصائية بين هذه الدرجات والدرجات التصنيفية المشتقة من المؤشر المرجعي، وذلك بهدف تقييم مدى قدرة النموذج على الحفاظ على الترتيب النسبي للمخاطر الائتمانية.

الإطار العملي:

1. التحليل الإحصائي الوصفي

توفر الإحصاءات الوصفية الواردة في الجدول (2) استدلالات أولية حول سلوك المتغيرات المستخدمة في التحليل. يعرض الجدول (2) مقاييس النزعة المركزية والتشتت، بالإضافة إلى القيم الدنيا والقصوى. يُظهر مؤشر الاستقرار المالي (Z-Score) انحرافاً معيارياً مرتفعاً، مما يعكس تبايناً كبيراً في مستويات الاستقرار بين المصارف. كما تُظهر المتغيرات الخاصة بكل مصرف أيضاً تبايناً ملحوظاً، مما يشير إلى اختلافات في الهياكل المالية ومستويات المخاطر بين المصارف. من جانب آخر، تُظهر متغيرات القطاع المصرفي والاقتصاد الكلي تقلبات مرتفعة، وهو ما يتوافق مع البيئة الاقتصادية المتقلبة خلال فترة الدراسة. يبرر هذا المستوى المرتفع من التقلبات الاقتصادية والمالية اعتماد نهج مدفوع بالبيانات قائم على الخوارزمية الجينية والغابة العشوائية لتحديد المتغيرات الأكثر قدرة على تفسير الاستقرار المالي، مما يمكن من رصد العلاقات غير الخطية والتفاعلات المعقدة بين المتغيرات.

الجدول (2): الإحصاءات الوصفية

المتغير	المتوسط الحسابي	الانحراف المعياري	القيمة الدنيا	القيمة القصوى
Z-Score	47.96852	70.43341	.3055134	491.4395
Size	25.66077	1.161504	23.24078	29.45721
CAR	.5322594	.6908391	.0243476	3.348969
NPLTL	.3841673	.207725	.0447286	.9481437
NICGI	1.017834	1.153869	.1389459	8.757255
ROE	-.0130156	.0760567	-.5641572	.3978654
TLDR	.4576026	.248201	.0327594	1.575987
EM	6.007067	4.870944	1.224044	37.06081
STM	1.536442	1.324231	.5399218	10.83363
CGPS	.065971	.0152592	.025735	.0841179
FX	6.552245	1.227887	4.461646	9.449357

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على مخرجات RStudio

2. تحديد مدخلات النموذج

تم تطبيق الخوارزمية الجينية بالاعتماد على مجتمع ابتدائي مكوّن من 100 فرد، بحيث يمثّل كل فرد توليفة مختلفة من المتغيرات التفسيرية. وتم ضبط معدل التزاوج عند 80% ومعدل الطفرة عند 10%، مع تحديد حد أقصى للتطور مقداره 100 جيل. ولتقييم كل حل ضمن كل جيل تم بناء نموذج غابة عشوائية مكوّن من 50 شجرة قرار، بوصفه دالة لياقة، مع اعتماد تقسيم للعينة بنسبة 80% للتدريب و20% للاختبار. تم ضبط الحد الأدنى لحجم العقد الطرفية عند 5 مشاهدات، واعتماد متغيرين عند كل انقسام داخل الشجرة. كما تم تضمين عقوبة ضمن دالة اللياقة للحد من تعقيد النموذج ومنع اختيار مجموعات كبيرة من المتغيرات دون تحسن جوهري في الأداء التفسيري، وتم اعتماد معيار إيقاف قائم على التقارب يتمثل في إنهاء التشغيل في حال عدم تحسن دالة اللياقة خلال 25 جيلاً متتالياً. ولضمان موثوقية النتائج في ظل الطبيعة العشوائية للخوارزميات المستخدمة، تم إعادة التشغيل 50 مرة مع تغيير البذرة العشوائية في كل تشغيل، مع الإبقاء على بنية النموذج، ودالة اللياقة، وإعدادات التشغيل دون تغيير. يظهر الجدول (3) معدل تكرار كل متغير عبر جميع التشغيلات.

الجدول (3): معدل تكرار المتغيرات وفق الخوارزمية الجينية

الرمز	المتغير	معدل التكرار
Size	حجم المصرف	36%
CAR	رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر	100%
NPLTL	القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض	100%
NICGI	المصروفات التشغيلية إلى الدخل التشغيلي	0%
ROE	العائد على حقوق الملكية	0%
TLDR	إجمالي القروض إلى اجمالي الودائع	56%
EM	مضاعف حقوق الملكية	94%
STM	المركز الصافي المفتوح بالعملات الاجنبية إلى راس المال التنظيمي	52%
CGPS	الائتمان الممنوح إلى القطاع الخاص	26%
FX	سعر الصرف	88%

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على مخرجات RStudio

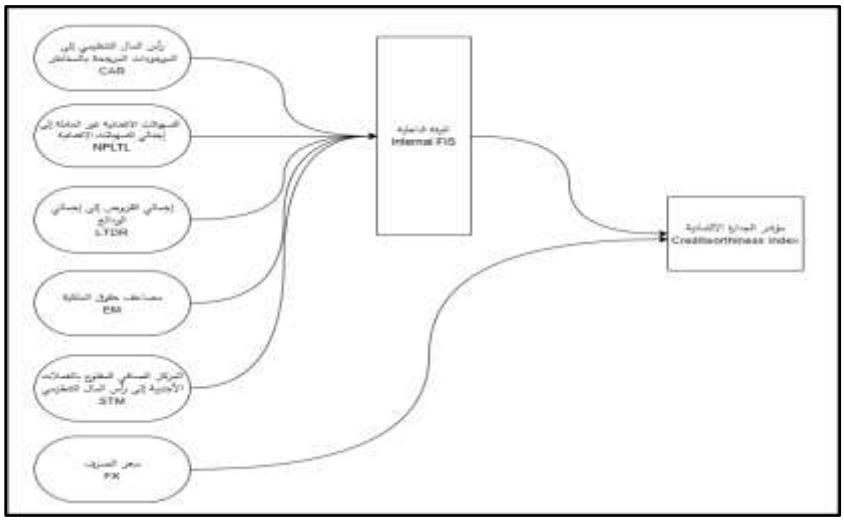
يُظهر الجدول (3) معدلات تكرار اختيار المتغيرات التفسيرية وفق الخوارزمية الجينية عبر التشغيلات المتعددة، وتبيّن النتائج أن متغيري رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر (CAR) ونسبة القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض (NPLTL) قد تم اختيارهما في جميع التشغيلات (100%)، مما يعكس دورهما الجوهري والثابت في تفسير الاستقرار المالي ضمن العينة المدروسة. كما سجل متغيري مضاعف حقوق الملكية (EM) وسعر الصرف (FX) معدلات تكرار مرتفعة بلغت 94% و88% على التوالي، وهو ما يشير إلى الأهمية الكبيرة لهما في تحديد مستويات الاستقرار المالي للمصارف. في المقابل، حقق متغيري إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع (TLDR) والمركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي (STM) معدلات تكرار متوسطة، بما يعكس أهمية متوسطة مقارنةً بالمتغيرات السابقة. ومن جانب أخر، سجل كل من حجم المصرف (Size)، والائتمان الممنوح إلى القطاع الخاص (CGPS) معدلات تكرار منخفضة بلغت 36% و 26% على التوالي، وهو ما يشير إلى ضعف قدرتهما على تفسير التغيرات في مؤشر الاستقرار. كما لم تسجل متغيرات المصروفات التشغيلية إلى الدخل التشغيلي (NICGI) والعائد على حقوق الملكية (ROE) أي ظهور في عمليات الاختيار، وهو ما يشير إلى انعدام أهميتها في تفسير الاستقرار المالي.

ويُلاحظ أن المتغيرات التي حققت معدلات تكرار مرتفعة في الاختيار تتميز بوجود تباين ملحوظ بين المصارف من حيث مستوياتها مثل رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر، ونسبة القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض، ومضاعف حقوق الملكية، الأمر الذي يمنحها قدرة أعلى على تفسير الفروقات في مؤشر الاستقرار المالي. في المقابل، فإن المتغيرات التي لم تظهر ضمن عمليات الاختيار تتسم غالباً بقيم متقاربة نسبياً بين المصارف خلال فترة الدراسة، بما يعكس انخفاض تباينها المقطعي وانخفاض محتواها المعلوماتي في تفسير الفروقات في مؤشر الاستقرار المالي بين المصارف. وعليه، يمكن تفسير عدم اختيار بعض المتغيرات ليس بالضرورة بوصفه دليلاً على عدم أهميتها النظرية، بل نتيجةً لطبيعة البيانات المتاحة التي حدّت من قدرتها على الإسهام التفسيري أو تحسين دالة اللياقة مقارنةً بالمتغيرات الأكثر تبايناً. كما أن ظهور متغير سعر الصرف بوصفه متغيراً ضابطاً يعكس أهميته في ضبط أثر البيئة الاقتصادية الكلية المتقلبة خلال فترة الدراسة، ومنع اختلاط تأثيرها بتأثير المتغيرات المصرفية عبر التقاط الصدمات المشتركة التي تؤثر في استقرار القطاع المصرفي ككل. من جانب آخر، تتعزز صلاحية المتغيرات المختارة عند مقارنتها بالمعايير الدولية لقياس متانة القطاع المصرفي، ولا سيما مؤشرات السلامة المالية الصادرة عن صندوق النقد الدولي والمعتمدة في بناء مؤشر الاستقرار المالي المصرفي من قبل المصارف المركزية في معظم البلدان العربية (International Monetary Fund, 2019). وعليه، فإن تكرار اختيار هذه المتغيرات بدرجات مرتفعة يعكس اتساقاً بين المخرجات التجريبية وبين المؤشرات المعتمدة دولياً في تقييم استقرار المصارف.

تم اعتماد المتغيرات التي تجاوز معدل ظهورها 50% من إجمالي التشغيلات المتعددة بوصفها محددات مستقرة وذات دلالة تفسيرية، حيث تمثلت في نسبة رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر (CAR)، ونسبة القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض (NPLTL)، وإجمالي القروض إلى إجمالي الودائع (TLDR)، ومضاعف حقوق الملكية (EM)، والمركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي (STM)، وسعر الصرف (FX). بلغ متوسط دالة اللياقة عبر جميع التشغيلات 92% بانحراف معياري 0.3%، مما يعكس قدرة الخوارزمية الجينية على الوصول إلى حلول مستقرة وقابلة للتكرار في عملية اختيار المتغيرات، كما أن آليات البحث استطاعت استكشاف فضاء الحلول بكفاءة وتحديد المتغيرات الأكثر قدرة على تفسير الاستقرار المالي.

3. بناء الشبكة الضبابية وتصميم دوال الانتماء

تم بناء الشبكة الضبابية على ثلاثة مستويات: يمثل المستوى الأول جميع المتغيرات المستخلصة من الخوارزمية الجينية وخوارزمية الغابة العشوائية، سواء على مستوى المصرف أو على مستوى القطاع المصرفي والاقتصاد الكلي. تشكل هذه المتغيرات العقد الأساسية في الشبكة، حيث تدخل مباشرة في عملية تحويلها إلى قيم لغوية عبر دوال الانتماء. في حين تم في المستوى الثاني تجميع متغيرات المستوى الأول ضمن عقد وسيطة تمثل البيئة الداخلية والخارجية للمصرف ويتيح هذا التقسيم التمييز بين العوامل التي يتحكم فيها المصرف مباشرة وتلك المفروضة عليه من الظروف الاقتصادية. أما المستوى الثالث فيمثّل العقدة النهائية في الشبكة الضبابية، حيث يتم إنتاج مؤشر الجدارة الائتمانية عبر عشر دوال خطية تستخدم لاحقاً لاشتقاق درجات تصنيفية. يوضح الشكل (1) الشبكة الضبابية للنموذج المقترح.



الشكل (1): الشبكة الضبابية للنموذج المقترح

المصدر: من إعداد الباحثين

كما تم تصميم دوال الانتماء الخاصة بمدخلات النموذج بالاعتماد على القيم الفعلية للبيانات التاريخية لكل متغير، وذلك باستخدام منهجية تقسيم البيانات اعتماداً على طريقة (Quantile-Based Partitioning). حيث تم تحديد ثلاث مستويات لغوية لكل مدخل (منخفض، متوسط، مرتفع) بناءً على نقاط الترتيب المئوية 0%، 50%، 100%، وتم استخدام هذه النقاط كمراكز أولية للدوال الغوسية. أما معاملات الانتشار فقد تم حسابها بحيث تعكس تشتت البيانات حول هذه المراكز، إذ يُحسب نصف الفرق بين المراكز المجاورة لكل دالة انتماء.

4. توليد القواعد الضبابية ومعايرة النماذج

تم استخدام الخوارزمية الجينية لتوليد القواعد الضبابية، حيث تم تمثيل كل قاعدة على شكل كروموسوم ثنائي، بحيث يحدد كل موضع في الكروموسوم اختيار مستوى الانتماء المختار لكل متغير. وبعد إنشاء مجموعة أولية من القواعد المرشّحة بشكل عشوائي، تقوم الخوارزمية على توليد قواعد جديدة عبر آليات الانتقاء والتزاوج والطفرات. ويتم تقييم كل قاعدة من خلال دالة لياقة تعتمد على قدرة النموذج المبني باستخدام هذه القاعدة على تفسير مؤشر الاستقرار المالي المرجعي ضمن عينة التدريب. وبذلك، تختار الخوارزمية القواعد الأكثر كفاءة للانتقال عبر الأجيال المتعاقبة، مما يسمح باستكشاف فضاء واسع من القواعد والوصول إلى قواعد مستخلصة من البيانات. تم ضبط معدل التزاوج عند 80% ومعدل الطفرة عند 10%، مع تحديد حد أقصى للتطور مقداره 100 جيل و100 فرد ضمن كل جيل. كما تم استخدام خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات لتوليد القواعد الضبابية، حيث تم تمثيل كل قاعدة ضبابية على شكل جسيم يحدد مستويات الانتماء المقابلة لكل مدخل في النموذج. ويتحرك كل جسيم داخل فضاء القواعد بالاعتماد على أفضل موضع فردي (pBest) سبق أن حققه، وأفضل موضع عالمي (gBest) تم الوصول إليه على مستوى السرب ككل، بحيث يتم تحديث سرعة الجسيم وموقعه تدريجياً نحو المواضع التي تمنح أعلى قيم لدالة اللياقة على عينة التدريب. وتتيح هذه الآلية الوصول إلى قواعد فعّالة بسرعة عالية مع ضمان استكشاف منظم للفضاء البحثي الخاص بالقواعد. تم ضبط حجم السرب عند 100 جسيم، ووزن التعلم الذاتي عند 1.5، ووزن التعلم الاجتماعي عند 1.5، والحد الأدنى لنسبة الجيران عند 25%، بالإضافة إلى تحديد حد أقصى للتكرارات مقداره 100 تكرار. وعلى الرغم من الكثافة الحسابية التي يتطلبها بناء النظام الضبابي المكون من 243 قاعدة كحد أقصى، والتي استغرقت 9 ساعات نتيجة المعالجة التسلسلية لـ 7.7 مليون عملية استدلال، إلا أن هذا العبء يقتصر حصراً على مرحلة التصميم (Off-line). وبمجرد استقرار النموذج وتحسين معلماته، يصبح التقييم الفعلي لحظياً (Real-time) ولا يتطلب موارد حسابية معقدة،

حيث يتم تحديث النموذج دورياً عند توفر بيانات جديدة. وبذلك، فإن عدد الأجيال والتكرارات المختارة لم يكن عائقاً عملياً، بل كان ضروري لضمان الوصول إلى الأمثلية العالمية (Global Optimum) بدلاً من الحلول المحلية. يعرض الجدول (4) عينة من القواعد الضبابية المولدة باستخدام الخوارزمية الجينية والبالغ عددها 187 قاعدة، وعينة من القواعد الضبابية المولدة باستخدام خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات والبالغ عددها 205.

الجدول (4): عينة من القواعد الضبابية

	عينة من القواعد الضبابية المولدة باستخدام الخوارزمية الجينية
1	If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class9)
2	If (CAR is Class3) and (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class7)
3	If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
4	If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
5	If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class3) then (Internal_out is Class9)
6	If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) then (Internal_out is Class8)
7	If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class7)
8	If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
9	If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class3)
10	If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (EM is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class8)
	عينة من القواعد الضبابية المولدة باستخدام خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات
1	If (CAR is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class4)
2	If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class5)
3	If (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class10)
4	If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class6)
5	If (TLDR is Class3) and (EM is Class2) then (Internal_out is Class5)
6	If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class1)
7	If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class2)
8	If (TLDR is Class1) and (NPLTL is Class3) then (Internal_out is Class1)
9	If (CAR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class4)
10	If (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class9)

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على مخرجات MATLAB

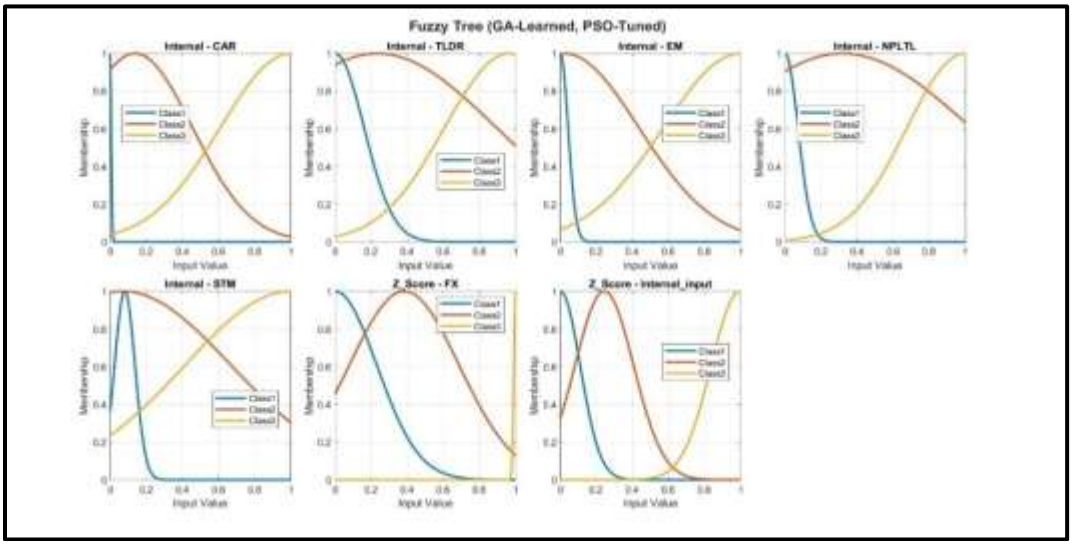
بعد توليد القواعد الضبابية، تمت معايرة النماذج باستخدام خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات. تم بموجب هذه المعايرة إعادة تشكيل حدود المستويات اللغوية للمدخلات لتعكس الأنماط الفعلية في البيانات التاريخية، وبالتالي تحسين قدرة النماذج على التمييز بين الحالات المختلفة للمتغيرات، كما تم توزيع المعاملات الخطية الأولية وفقاً لنقاط Quantiles التي تربط المدخلات بمؤشر الاستقرار المالي المرجعي، حيث يؤدي هذا التحسين إلى رفع القدرة التفسيرية للنماذج، إذ تتيح لنظام الاستدلال الضبابي ضبط العلاقة بين المدخلات والمخرجات بشكل دقيق. تم ضبط حجم السرب عند 100 جسيم، ووزن التعلم الذاتي عند 1.2، ووزن التعلم الاجتماعي عند 1.8، والحد الأدنى لنسبة الجيران عند 50%، بالإضافة إلى تحديد حد أقصى للتكرارات مقداره 100 تكرار. يظهر الجدول (5)

معاملات دوال الانتماء قبل وبعد المعايرة، كما يوضح الشكل (2) الرسوم البيانية لدوال الانتماء لنموذج (GA-PSO) بعد المعايرة، والشكل (3) الرسوم البيانية لدوال الانتماء لنموذج (PSO-PSO) بعد المعايرة.

الجدول (5): معاملات دوال الانتماء قبل وبعد المعايرة

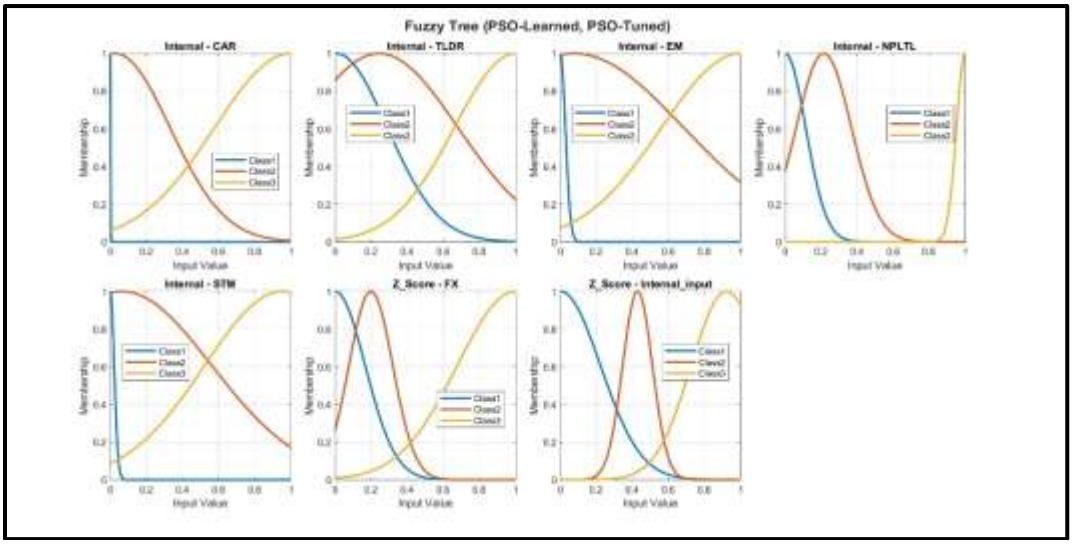
FIS_Index	Input_Name	MF_Name	MF_Type	Initial_MF_Params	GA-PSO MF_Params	PSO-PSO MF_Params
1	CAR	Class1	gaussmf	0.04,0.00	0.01,0.00	0.00,0.00
1	CAR	Class2	gaussmf	0.50,0.08	0.32,0.14	0.30,0.03
1	CAR	Class3	gaussmf	0.46,1.00	0.39,1.00	0.42,1.00
1	TLDR	Class1	gaussmf	0.13,0.00	0.16,0.00	0.28,0.01
1	TLDR	Class2	gaussmf	0.50,0.26	0.66,0.23	0.44,0.24
1	TLDR	Class3	gaussmf	0.37,1.00	0.36,0.97	0.34,1.00
1	EM	Class1	gaussmf	0.05,0.00	0.04,0.00	0.03,0.00
1	EM	Class2	gaussmf	0.50,0.10	0.41,0.02	0.61,0.08
1	EM	Class3	gaussmf	0.45,1.00	0.43,1.00	0.44,1.00
1	NPLTL	Class1	gaussmf	0.17,0.00	0.07,0.00	0.11,0.00
1	NPLTL	Class2	gaussmf	0.50,0.34	0.71,0.32	0.15,0.21
1	NPLTL	Class3	gaussmf	0.33,1.00	0.32,1.00	0.05,1.00
1	STM	Class1	gaussmf	0.03,0.00	0.06,0.08	0.02,0.00
1	STM	Class2	gaussmf	0.50,0.06	0.60,0.07	0.50,0.06
1	STM	Class3	gaussmf	0.47,1.00	0.59,1.00	0.43,0.95
2	FX	Class1	gaussmf	0.17,0.00	0.23,0.00	0.17,0.00
2	FX	Class2	gaussmf	0.50,0.33	0.30,0.38	0.12,0.20
2	FX	Class3	gaussmf	0.33,1.00	0.01,1.00	0.32,1.00
2	Internal_input	Class1	gaussmf	0.25,0.00	0.11,0.00	0.22,0.00
2	Internal_input	Class2	gaussmf	0.25,0.50	0.16,0.24	0.08,0.43
2	Internal_input	Class3	gaussmf	0.25,1.00	0.16,1.00	0.20,0.92

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على مخرجات MATLAB



الشكل (2): دوال الانتماء لنموذج (GA-PSO) بعد المعايرة

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على مخرجات MATLAB



الشكل (3): دوال الانتماء لنموذج (PSO-PSO) بعد المعايرة

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على مخرجات MATLAB

5. اختبار النماذج

تم استخدام مجموعة من المؤشرات للتحقق من صلاحية النماذج، وتشمل هذه المؤشرات اختبارات التحقق الكمي المتمثلة بالجذر التربيعي لمتوسط مربعات الأخطاء (RMSE)، والمتوسط المطلق للأخطاء (MAE)، ومعامل التحديد (R^2). بالإضافة إلى فحص فرط المطابقة واختبار (Sobol) للحساسية. يقيس الجذر التربيعي لمتوسط مربعات الأخطاء مدى اقتراب القيم الناتجة عن النماذج من القيم المرجعية على عينة الاختبار، أما المتوسط المطلق للأخطاء فيقيس متوسط الانحراف المطلق بين القيم الناتجة من النماذج والقيم المرجعية. وبخلاف RMSE، فإن هذا المؤشر لا يعطي وزناً مضاعفاً للأخطاء الكبيرة، مما يجعله أكثر استقراراً مع البيانات التي تحتوي ضجيجاً. ويشير انخفاض قيم كل من RMSE و MAE إلى ارتفاع أداء النماذج وانخفاض الفجوة بين القيم الناتجة من النماذج والقيم المرجعية. من جانب آخر، يعكس معامل التحديد نسبة التباين في المؤشر المرجعي التي يمكن تتبعها من خلال مخرجات النماذج بالاعتماد على المتغيرات المدخلة، ويشير ارتفاع معامل التحديد إلى قدرة النماذج على تمثيل سلوك المؤشر المرجعي خارج عينة التدريب. يظهر الجدول (6) نتائج اختبارات التحقق المتمثلة بالجذر التربيعي لمتوسط مربعات الأخطاء، والمتوسط المطلق للأخطاء، ومعامل التحديد، ويظهر الجدول (7) نتائج فحص فرط المطابقة في النماذج.

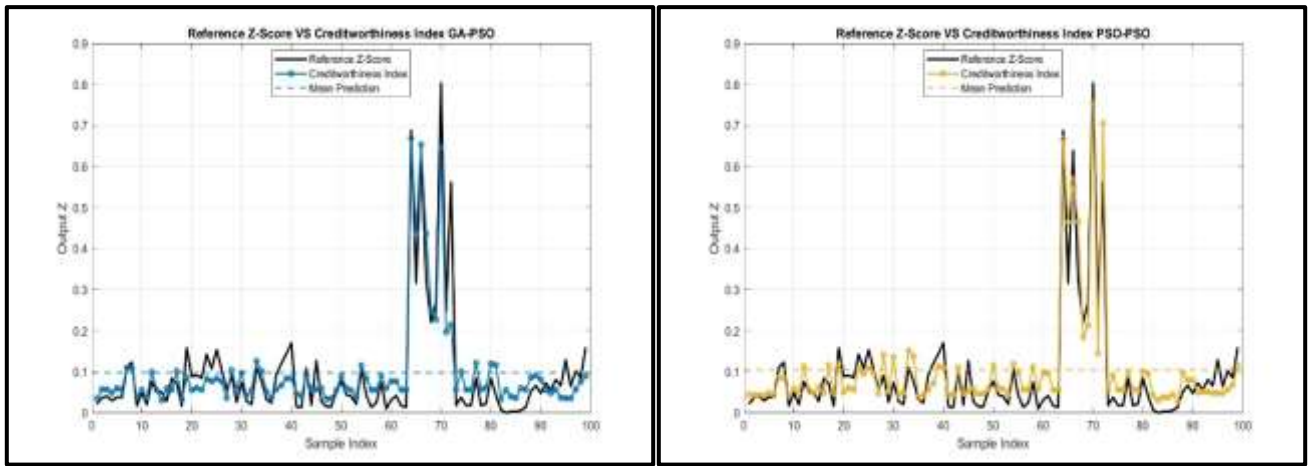
الجدول (6): نتائج اختبارات التحقق

المؤشر	GA–PSO	PSO–PSO
R^2	83.57%	%89.28
RMSE	5.5%	%4.4
MAE	3.8%	%3.5

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على مخرجات MATLAB

تشير النتائج في الجدول (6) إلى إلى وجود تباين بين النموذجين من حيث مستويات الدقة والقدرة التفسيرية، بما يعكس أثر اختلاف خوارزمية توليد القواعد في تحسين البنية الداخلية للنموذج، فقد حقق نموذج PSO-PSO أداءً أفضل، إذ سجل قيم أدنى لكل من RMSE وMAE، إلى جانب معامل تفسير R^2 أعلى بلغ 89.28%، الأمر الذي يدل على قدرة أعلى لخوارزمية تحسين أسراب الجسيمات في استكشاف فضاء الحلول، كما يشير إلى ارتفاع دقة النموذج في تمثيل سلوك مؤشر الاستقرار المالي المرجعي خارج

عينة التدريب. كما أظهرت النتائج دقة مرتفعة للنموذج (GA-PSO) ولكن بمستوى أقل من نموذج (PSO-PSO)، وهو ما يشير إلى انخفاض كفاءة الخوارزمية الجينية في مرحلة توليد القواعد أو توقفها عند حلول شبه مثلى داخل فضاء عالي التعقيد، الأمر الذي يجعل هذه التوليفة أقل ملاءمة لطبيعة البيانات المدروسة. كما يظهر الشكل (4) اتساقاً واضحاً بين القيم الفعلية لمؤشر الاستقرار المالي المرجعي والقيم الناتجة من النموذج (PSO-PSO) في المستويات المنخفضة والمرتفعة. إذ يعكس الرسم قدرة النموذج على التقاط السلوك العام للسلسلة والمحافظة على اتجاهها، وهو ما يتّسق مع ارتفاع معامل التحديد وانخفاض قيم كل من RMSE وMAE. أما نموذج (GA-PSO) فيظهر أداءً مرتفعاً من حيث التقاط للمستويات المستقرة والقدرة الجيدة على تمثيل الارتفاعات، وإن كان بدرجة أقل من نموذج (PSO-PSO).



الشكل (4): مقارنة القيم الناتجة من النماذج مع القيم المرجعية

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على مخرجات MATLAB

الجدول (7): نتائج فحص فرط المطابقة

المؤشر	GA–PSO	PSO–PSO
(RMSE_training – RMSE_testing)	−0.01	−0.01
(R^2_training – R^2_testing)	−0.02	−0.05

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على مخرجات MATLAB

تظهر نتائج فحص فرط المطابقة تقارباً كبيراً بين أداء النماذج في عينتي التدريب والاختبار، حيث جاءت فروق مؤشر RMSE في كلا النموذجين صغيرة جداً وبقيم سالبة. كما جاءت فروق مؤشر R^2 في كلا النموجين صغيرة وسالبة، وتشير هذه النتائج إلى غياب دلائل على فرط المطابقة، بما يعكس قدرة النماذج على التعميم ويعزز موثوقية استخدامها في التقييم خارج عينة التدريب.

من جانب آخر، يظهر الجدول (8) والجدول (9)، نتائج تحليل الحساسية لمخرجات النموذج الضبابي باستخدام مؤشري Sobol من الرتبة الأولى (First-Order Sobol Index – S1) والرتبة الكلية (Total-Order Sobol Index – ST) في كل من نموذج (GA-PSO) ونموذج (PSO-PSO) على التوالي، بما يسمح بتقييم استقرار أداء النماذج وتحليل الأثر المباشر لكل متغير على تباين مخرجات النماذج، إضافة إلى تأثيراته غير المباشرة من خلال التفاعلات مع المتغيرات الأخرى.

الجدول (8): نتائج اختبار الحساسية لنموذج (GA-PSO)

المتغير	First-Order Sobol Index (S1)	Total-Order Sobol Index (ST)
رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر	0.3182	0.5904
القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض	0.7851	0.9407
إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع	0.9050	0.9738
مضاعف حقوق الملكية	0.9345	0.9797
المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي	0.9564	0.9873
سعر الصرف	0.6886	0.8196

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على مخرجات MATLAB

الجدول (9): نتائج اختبار الحساسية لنموذج (PSO-PSO)

المتغير	First-Order Sobol Index (S1)	Total-Order Sobol Index (ST)
رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر	0.3452	0.5538
القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض	0.8145	0.9623
إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع	0.9224	0.9944
مضاعف حقوق الملكية	0.8520	0.9925
المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي	0.8359	0.9543
سعر الصرف	0.7740	0.8396

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على مخرجات MATLAB

تشير قيم S1 في الجدول (8) والجدول (9)، إلى أن معظم المتغيرات قد سجّلت مستويات مرتفعة، مما يعكس أهمية هذه المتغيرات في تفسير الجدارة الائتمانية للقطاع المصرفي، في حين جاءت الحساسية المباشرة لمتغير رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجّحة بالمخاطر منخفضة نسبياً في كلا النموجين. في المقابل، تشير قيم ST إلى اتساع التأثيرات الكلية مقارنة بالتأثيرات الفردية، وهو ما يعكس وجود تفاعلات غير خطية بين المتغيرات داخل النماذج. كما أن جميع المتغيرات قد سجّلت حساسية كلية تتجاوز قيم الحساسية المباشرة، مما يدل على أن التأثيرات التفاعلية تلعب دوراً مهماً في تفسير التباين الكلي لمؤشر الجدارة الائتمانية. وقد ظهر ذلك بشكل واضح في متغير رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر، حيث ارتفعت قيمه في ST في كلا النموذجين رغم ضعف تأثيره المباشر مما يشير إلى وجود تفاعل قوي لهذا المتغير مع المتغيرات الأخرى. وبالتالي، تؤكد نتائج تحليل الحساسية استقرار أداء النماذج من خلال القيم الموجبة المرتفعة لجميع المتغيرات والتفاوت المحدود بين الحساسية الكلية والمباشرة، كما تشير إلى أن المتغيرات الداخلة في النماذج تظهر مساهمة فعّالة في تفسير تباين مؤشر الجدارة الائتمانية، سواء عبر تأثيراتها المباشرة أو من خلال تفاعلها مع متغيرات أخرى. كما اتفقت هذه النتائج مع دراسة القمحه والشّلبي (2024) التي أشارت إلى أن تجاوز قيم الودائع لقيم التسهيلات الائتمانية الممنوحة، وارتفاع التسهيلات الائتمانية المتعثرة، والتدني في تمويل الموجودات من خلال رأس المال والاعتماد على الودائع كمصدر للتمويل، من أهم أسباب الزيادة في الهشاشة المصرفية في المصارف السورية الخاصة.

يمكن تفسير التفاعلات والعلاقات غير الخطية في السياق السوري على أنها انعكاس لبيئة تتسم بارتفاع عدم اليقين والتقلبات الحادة، فعلى سبيل المثال، قد يكون أثر كفاية رأس المال محدوداً عند مستويات طبيعية من المخاطر الائتمانية، إلا أنه يصبح أكثر تأثيراً في فترات ارتفاع القروض غير العاملة أو ارتفاع الضغوط الاقتصادية المتمثلة بمتغير سعر الصرف، حيث تزداد أهمية الملاءة الرأسمالية

في تعزيز قدرة المصرف على مواجهة الصدمات والمحافظة على متانة مركزه المالي. وبالمثل، فإن متغيرات السيولة مثل نسبة إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع قد لا تعكس مخاطر سيولة ضمن مستويات معينة، لكنها قد تتحول إلى عامل ضغط عندما تترافق مع زيادة القروض المتعثرة. وتُعد هذه النتائج ذات أهمية بالنسبة للجهات الرقابية، إذ تعني أن تقييم الجدارة الائتمانية لا ينبغي أن يعتمد على تقييم أحادي لكل مؤشر بصورة منفصلة، وإنما على تقييم مركب يأخذ بعين الاعتبار التفاعلات بين المتغيرات. كما تظهر هذه النتائج الحاجة إلى اعتماد أدوات رقابية أكثر شمولاً، مثل تطبيق اختبارات ضغط متعددة السيناريوهات تقوم على تقييم الأثر المشترك لعدة عوامل في آن واحد، مما يمكن الجهات الرقابية من تفعيل الأدوات الاحترازية المناسبة عندما تظهر إشارات تزايد المخاطر التفاعلية، مثل تشديد متطلبات السيولة أو فرض قيود على التوسع الائتماني في الحالات التي تشير فيها التفاعلات إلى اقتراب القطاع من مناطق هشاشة مرتفعة. وبناءً على نتائج اختبارات التحقق المطبقة على عينة الاختبار، والتي أظهرت دقة مرتفعة للنماذج في تمثيل سلوك المؤشر المرجعي، واختبار فرط المطابقة الذي أظهر قدرة النماذج على التعميم، واختبار (Sobol) الذي أظهر استقرار أداء النماذج ومساهمة فعّالة للمتغيرات الداخلة في تفسير تباين مؤشر الجدارة الائتمانية، نقبل الفرضية الأولى حيث يسهم دمج المنطق الضبابي مع الخوارزمية الجينية وخوارزمية تحسين أسراب الجسيمات في تطوير نموذج كمي مدفوع بالبيانات يتيح تقييم الجدارة الائتمانية للمصارف السورية الخاصة بموثوقية. كما يعتبر النموذج (PSO-PSO) ذو موثوقية أعلى من نموذج (GA-PSO) بالاعتماد على نتائج الاختبارات.

وقبل تقييم مدى قدرة النموذج (PSO-PSO) على الحفاظ على الترتيب النسبي للمخاطر الائتمانية، تم التحقق من موثوقية تحويل خرج النموذج بوصفه متغيراً مستمراً إلى الميئينات العشرية بوصفها متغيراً فئوياً رتبياً، باستخدام اختبار الرتب القائم على التباديل للبيانات المختلطة (Mixed-data Permutation-based Rank Test – MPRT). وقد أظهرت نتائج الارتباط البوليسيري (Polyserial Correlation) المقدَّر بطريقة الاحتمال الأعظمي وجود علاقة رتبية قوية بين التمثيلين، حيث بلغ معامل الارتباط $\rho=0.859$، بما يعكس درجة عالية من الاتساق بين القيم المستمرة والتصنيفات الرتبية. كما أظهرت نتائج اختبار MPRT رفض الفرضية الصفرية القائلة بغياب البنية الرتبية غير العشوائية عند مستوى دلالة (1%)، استناداً إلى مقارنة إحصائية الاختبار λ المرصودة مع توزيعها الصفري المتولد من خلال خوارزمية التباديل عبر 1000 إعادة ترتيب عشوائي للميئينات. وتشير هذه النتيجة إلى أن الميئينات العشرية تمثل تقريباً رتبياً ذو دلالة إحصائية لمتغير كامن مستمر، وأن عملية التجزئة لم تؤدي إلى فقدان جوهري في المعلومات الرتبية أو إلى إضعاف البنية الترتيبية الكامنة في البيانات.

وبهدف تقييم مدى قدرة النموذج (PSO-PSO) على الحفاظ على الترتيب النسبي للمخاطر الائتمانية، تم إجراء اختبار الارتباط الرتبي بين الدرجات التصنيفية المشتقة من النموذج والدرجات التصنيفية المرجعية، باستخدام معامل ارتباط سبيرمان المصحّح للرتب كما هو موضح في الجدول (10) أدناه.

الجدول (10): نتائج اختبار معامل ارتباط سبيرمان المصحّح للرتب

معامل الارتباط	p−value
0.7682	0.000

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على مخرجات MATLAB

تظهر النتائج أن معامل الارتباط الرتبي البالغ (76.82%) يعكس مستوى مرتفع من الاتساق بين الدرجات التصنيفة المشتقة من النموذج والدرجات التصنيفية وفق المؤشر المرجعي، بما يشير إلى قدرة النموذج على الحفاظ على الترتيب النسبي للمخاطر الائتمانية. كما أن قيمة (p-value) أقل من مستوى الدلالة المعتمد (1%)، مما يشير إلى الدلالة الإحصائية لمعامل الارتباط، وعليه يتم رفض

الفرضية الثانية بعدم وجود ارتباط رتبي ذو دلالة إحصائية بين الدرجات التصنيفة المشتقة من النموذج المقترح والدرجات التصنيفية وفق المؤشر المرجعي المستخدم في تطوير النموذج.

6. تصنيف المصارف السورية الخاصة وفق مستوى الجدارة الائتمانية

تم استخدام خرج النموذج (PSO-PSO) لاشتقاق درجات تصنيفية وذلك من خلال تحويله إلى عشر درجات تصنيفية باستخدام الميئينات (Deciles). يظهر الجدول (11) تصنيف المصارف السورية الخاصة من حيث متوسط مؤشر الجدارة الائتمانية لعام 2023. يمثل الميئين الأعلى (D10) المصارف ذات أعلى مستويات الجدارة الائتمانية وأدنى مستويات المخاطر، ويقابله أعلى درجة تصنيفية، في حين يمثل الميئين الأدنى (D1) المصارف ذات أدنى مستويات الجدارة الائتمانية وأعلى مستويات المخاطر، ويقابله أدنى درجة تصنيفية.

الجدول (11): تصنيف المصارف السورية الخاصة

المصرف	مؤشر الجدارة الائتمانية	الميئين (D)	الدرجة التصنيفية
بنك قطر الوطني – سورية	0.6810	D10	1
بنك الشرق	0.1531	D10	1
بنك الأردن – سورية	0.1492	D10	1
فرنسبنك – سورية	0.1196	D9	2
بنك بيمو السعودي الفرنسي	0.1196	D9	2
بنك الائتمان الأهلي	0.1169	D9	2
المصرف الدولي للتجارة والتمويل	0.1151	D9	2
بنك سورية والمهجر	0.1121	D8	3
بنك سورية والخليج	0.1093	D8	3
شهبا بنك	0.1021	D8	3
البنك العربي – سورية	0.0927	D7	4

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على مخرجات MATLAB

تظهر نتائج التصنيف الواردة في الجدول (11) وجود تباين في مستويات الجدارة الائتمانية بين المصارف السورية الخاصة في عام 2023، حيث توزعت المصارف عبر عدة درجات تصنيفية. ويشير هذا التباين إلى قدرة النموذج على التمييز بين المصارف ذات الجدارة الائتمانية المرتفعة وتلك الأكثر عرضة للمخاطر الائتمانية. تم اختيار تحليل بنك قطر الوطني والبنك العربي كأعلى وأدنى مصرف من حيث الدرجة التصنيفية، بهدف تسليط الضوء على العوامل التي أسهمت في هذه النتائج وتقييم مخرجات النموذج في ضوء الخصائص المالية الفعلية لهذه المصارف. يظهر الجدول (12) متوسط قيم المؤشرات المالية لعام 2023 لكل من بنك قطر الوطني – سورية والبنك العربي – سورية.

الجدول (12): المؤشرات المالية لبنك قطر الوطني– سورية والبنك العربي – سورية

المتغير	بنك قطر الوطني – سورية	البنك العربي – سورية
رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر	233%	%44
القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض	20%	%92
إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع	25%	%69
مضاعف حقوق الملكية	137%	%205
المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي	112%	%136

المصدر: من إعداد الباحثين

تظهر بيانات الجدول (12) أن بنك قطر الوطني سجل أعلى درجة تصنيفية من حيث متوسط مؤشر الجدارة الائتمانية لعام 2023، وهو ما يعكس استقراراً مرتفعاً ومستداماً في محددات الجدارة الائتمانية الداخلة في النموذج. ويُلاحظ أن نسبة رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر سجلت مستويات مرتفعة، حيث وصل متوسط عام 2023 إلى 233%، مقابل المتوسط العام لجميع المصارف في الفترة ذاتها والبالغ 71%، بما يشير إلى هامش أمان رأسمالي قوي وقدرة عالية على امتصاص الخسائر المحتملة. ويعود السبب الرئيسي إلى ارتفاع حجم القطع البنيوي لديه مقارنةً ببقية المصارف، وتبني سياسة تحفظية في حجم الموجودات المرجحة بالمخاطر. كما يشير انخفاض نسبة القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض إلى ارتفاع جودة المحفظة الائتمانية حيث وصلت إلى متوسط 20%، مقابل متوسط عام قدره 35%. ويعود ذلك إلى جودة سياسات إدارة الائتمان من حيث إعادة جدولة الديون المتعثرة وزيادة حجم القروض المنتجة. في المقابل، تعكس نسبة إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع مستويات متحفظة مقارنةً بالقطاع حيث سجلت متوسط 25% مقارنةً بالمتوسط العام البالغ 33%، وهو ما يشير إلى انخفاض نسبي في مخاطر السيولة. أما مضاعف حقوق الملكية فقد سجل مستوى منخفض مقارنةً ببقية المصارف حيث بلغ المتوسط 137% مقابل المتوسط العام البالغ 307%، ما يدل على سياسة المصرف في الاعتماد على حقوق الملكية لتمويل الموجودات بدرجة تفوق اعتماده على المطلوبات. إضافةً إلى ذلك، فإن انخفاض نسبة المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي مقارنةً بمتوسط القطاع البالغ 117%، يعكس إدارة فعالة لمخاطر سعر الصرف، خاصة في ظل بيئة اقتصادية تتسم بتقلبات مرتفعة. وبناءً على ذلك، يمكن تفسير تحقيق المصرف لأعلى درجة تصنيفية على أنه نتيجة لأداء مرتفع عبر مؤشرات كفاية رأس المال، وجودة الأصول، والسيولة، والحساسية لمخاطر السوق.

كما تظهر بيانات الجدول (12) أن البنك العربي سجل أدنى درجة تصنيفية من حيث متوسط مؤشر الجدارة الائتمانية لعام 2023. ويُلاحظ أن نسبة رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر سجلت مستويات منخفضة نسبياً، بمتوسط قدره 44% مقابل المتوسط العام البالغ 71%، مما يشير إلى هامش أمان رأسمالي أقل مقارنةً ببقية المصارف. كما يعكس ارتفاع نسبة القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض انخفاض جودة المحفظة الائتمانية وضعف في سياسات إدارة الائتمان من حيث معالجة الديون المتعثرة حيث وصلت إلى متوسط 92% مقابل المتوسط العام البالغ 35%. في المقابل، بلغ متوسط نسبة إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع 69% مقابل المتوسط العام البالغ 33% لجميع المصارف، وهو ما يشير إلى ارتفاع نسبي في مخاطر السيولة، كما أن 92% من هذه القروض هي ديون متعثرة، الأمر الذي يشير إلى صعوبة في تحصيل هذه القروض. أما مضاعف حقوق الملكية فقد سجل مستوى مرتفع نسبياً ولكن أقل من متوسط القطاع البالغ 307%. وأخيراً، سجلت نسبة المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي متوسط قدره 136% مقابل المتوسط العام البالغ 117% مما يعكس تعرض أكبر لمخاطر سعر الصرف مقارنةً ببقية المصارف. وبناءً على ذلك، يعود حصول المصرف على أدنى درجة تصنيفية، إلى انخفاض كفاية رأس المال، وانخفاض جودة المحفظة الائتمانية، وارتفاع مخاطر السيولة ومخاطر تقلبات أسعار الصرف مقارنةً ببقية المصارف.

يعكس التوافق بين تصنيف النموذج والمؤشرات المالية الفعلية للمصارف، قدرة النموذج على التقاط الخصائص المالية للمصارف، وتحويلها إلى ترتيب تصنيفي يعكس الفروق النسبية في مستويات الجدارة الائتمانية.

النتائج والتوصيات:

تم في هذا البحث تطوير نموذج تصنيف ائتماني مدفوع بالبيانات لتصنيف للمصارف السورية الخاصة وفقاً لمستوى جدارتها الائتمانية، بالاعتماد على المنطق الضبابي المعزز بالخوارزمية الجينية وخوارزمية تحسين أسراب الجسيمات. وقد تم تحديد مدخلات النموذج بالاعتماد على مجموعة المتغيرات المصرفية والقطاعية والاقتصادية الكلية الأكثر قدرة على تفسير الاستقرار المالي بوصفه مؤشراً بديلاً للجدارة الائتمانية، والتي تم استخلاصها باستخدام الخوارزمية الجينية والغابة العشوائية. بعد ذلك، تم تصميم شبكة ضبابية هرمية بالاعتماد على إطار Takagi–Sugeno من خلال تحويل المدخلات إلى عقد وسيطة تعكس البيئة الداخلية والخارجية للمصرف، بحيث تعمل هذه العقد كطبقة تجميعية تربط المتغيرات الأولية بالخرج المتمثّل بمؤشر الجدارة الائتمانية. تم توليد القواعد الضبابية باستخدام الخوارزمية الجينية وباستخدام خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات، في حين تمت المعايرة باستخدام خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات، مما مكّن من الحصول على نموذجين للاستدلال الضبابي. وبناءً على نتائج الاختبارات توصل البحث إلى مجموعة من **النتائج:**

1- تحديد ستة متغيرات رئيسة، تمثلت في: رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر، والقروض غير العاملة إلى إجمالي القروض، وإجمالي القروض إلى إجمالي الودائع، ومضاعف حقوق الملكية، وصافي المركز المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي وسعر الصرف، حيث أظهرت هذه المتغيرات القدرة الأعلى على تفسير الاستقرار المالي.
2- إثبات صلاحية النماذج في تقييم الجدارة الائتمانية للمصارف السورية الخاصة، وذلك من خلال مؤشرات الأداء المتمثلة بالجذر التربيعي لمتوسط مربعات الأخطاء (RMSE)، والمتوسط المطلق للأخطاء (MAE)، ومعامل التحديد (R^2)، إضافةً إلى فحص فرط المطابقة (Overfitting) واختبار (Sobol) للحساسية.
3- كفاءة الخوارزميات الميتا–استكشافية، ولا سيما خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات في توليد القواعد الضبابية، حيث حقق النموذج (PSO-PSO) القائم على توليد القواعد الضبابية ومعايرة النموذج، باستخدام خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات أداءً أعلى بالاستناد إلى نتائج جميع الاختبارات مجتمعة من النموذج (GA-PSO) القائم على توليد القواعد الضبابية باستخدام الخوارزمية الجينية ومعايرة النموذج باستخدام خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات. الأمر الذي يدل على قدرة أعلى لخوارزمية تحسين أسراب الجسيمات في استكشاف فضاء الحلول.
4- وجود تفاعلات غير خطية بين المتغيرات الداخلة في النماذج، حيث سجلت جميع المتغيرات قيم حساسية كلية تجاوزت قيم الحساسية المباشرة.
5- تمثل الميئينات العشرية تقريباً رتبياً ذو دلالة إحصائية لمتغير كامن مستمر، ولم تؤدي عملية التجزئة إلى فقدان جوهري في المعلومات الرتبية أو إلى إضعاف البنية الترتيبية الكامنة في البيانات.
6- وجود ارتباط رتبي موجب وقوي وذو دلالة إحصائية بين التصنيفات المشتقة من النموذج والتصنيفات وفق المؤشر المرجعي المستخدم في تطوير النموذج، مما يدل على قدرة النموذج على الحفاظ على الترتيب النسبي للمخاطر الائتمانية.

وفي ضوء النتائج، يمكن استخلاص العديد من التوصيات.

أولاً، توصي الدراسة المصارف السورية الخاصة التقليدية بالاعتماد على المتغيرات المحددة بوصفها مدخلات أساسية عند تقييم الجدارة الائتمانية للمصارف الأخرى، بما يدعم قرارات توظيف فوائض السيولة. **ثانياً**، توصي الدراسة الجهات الرقابية بالاعتماد على أدوات رقابية أكثر شمولاً مثل تطبيق اختبارات ضغط متعددة السيناريوهات تقوم على تقييم الأثر المشترك لعدة عوامل في آنٍ واحد. **ثالثاً**، يمكن للسلطات الرقابية توظيف النمذجة المدفوعة بالبيانات وبشكل خاص المنطق الضبابي المعزز بالخوارزميات الميتا-استكشافية مثل الخوارزمية الجينية وخوارزمية تحسين أسراب الجسيمات، بما يدعم تحديد المصارف الأكثر عرضة للمخاطر وفق أسس كمية قابلة للتدقيق، ويمهد لتطوير تطبيقات التكنولوجيا التنظيمية (RegTech) في المتابعة الرقابية. **رابعاً**، يمكن للسلطات الرقابية استخدام النموذج كأساس لتطوير أنظمة إنذار مبكر للتعثر المصرفي، بما يتيح رصد التحولات في مستويات المخاطر، واتخاذ إجراءات احترازية استباقية تعزز من استقرار القطاع المصرفي.

معلومات التمويل :

هذا البحث ممول من جامعة دمشق وفق رقم التمويل (501100020595).

References:

1. القمحه، رغد.، الشّلبي، مطيع. (2024). أثر مخاطر السيولة المصرفية في الهشاشة المصرفية (دراسة تطبيقية على المصارف الخاصة التقليدية في سورية). مجلة جامعة دمشق للعلوم الاقتصادية والسياسية، 40 (4): 342-367. http://journal.damascusuniversity.edu.sy/index.php/index/index
2. الملاح، رامي.، كنعان، علي. (2024). أثر الإجهاد المصرفي على مكونات الاستدامة المصرفية في سورية. مجلة جامعة دمشق للعلوم الاقتصادية والسياسية، 40 (2): 154 – 178. http://journal.damascusuniversity.edu.sy/index.php/index/index
3. Asamoah, P. J., & Daniel, K. (2019). Fuzzy Logic-Based Frameworks for Credit Risk Assessment in Banking and Financial Services. *Journal of Engineering, Scientific Research and Applications*, 5(1), 19–35.
4. Basel Committee on Banking Supervision. (1988). International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards. *Bank for Internation Settlements*. Retrieved from https://www.bis.org/publ/bcbs04a.pdf
5. Basel Committee on Banking Supervision. (2004). International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards. *Bank for Internation Settlements*. Retrieved from https://www.bis.org/publ/bcbs107.pdf
6. Basel Committee on Banking Supervision. (2010). International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards. *Bank for Internation Settlements*. Retrieved from
7. https://www.bis.org/publ/bcbs189_dec2010.pdf
8. Basel Committee on Banking Supervision. (2017). International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards. *Bank for Internation Settlements*. Retrieved from https://www.bis.org/bcbs/publ/d424.pdf
9. Blahun, S., Blahun, I., & Blahun, I. (2020). Assessing the Stability of the Banking System Based on Fuzzy Logic Methods. *Banks and Bank Systems*, 15(3), 171-183. http://dx.doi.org/10.21511/bbs.15(3).2020.15
10. Brownlee, J. (2011). *Clever algorithms*: Nature-inspired programming recipes. Jason Brownlee.
11. Cordón, O., Herrera, F., Hoffmann, F., & Magdalena, L. (2001). *Genetic fuzzy systems: Evolutionary tuning and learning of fuzzy knowledge bases*. Advances in Fuzzy Systems - Applications and Theory.
12. Darwish, N., & Abdelghany, A. (2016). A Fuzzy Logic Model for Credit Risk Rating of Egyptian Commercial Banks. *International Journal of Computer Science and Information Security*, 14(2), 11-18. Retrieved from https://www.researchgate.net/publication/299483791
13. Dong, X., Ng, I., Sun, B., Dai, H., Hao, G., Fan, S., Spirtes, P., Qiu, Y., & Zhang, K. (2025). Permutation-Based Rank Test in the Presence of Discretization and Application in Causal Discovery with Mixed Data. https://doi.org/10.48550/arXiv.2501.18990
14. Financial Stability Board. (2014). Thematic Review on FSB Principles for Reducing Reliance on CRA Ratings. Retrieved from https://www.fsb.org/uploads/r_140512.pdf
15. Garrido, A. (2011). Searching the Arcane Origins of Fuzzy Logic. *Broad Research in Artificial Intelligence and Neuroscience*, 2(2), 51-57. Retrieved from
16. https://www.edusoft.ro/brain/index.php/brain/article/viewFile/199/327
17. Goldberg DE (1989). *Genetic algorithms in search optimization and machine learning*. Addison-Wesley, Reading. Retrieved from
18. https://www2.fiit.stuba.sk/~kvasnicka/Free%20books/Goldberg_Genetic_Algorithms_in_Search.pdf
19. Haupt, R. L., & Haupt, S. E. (2004). *Practical Genetic Algorithms* (2nd ed. with CD-ROM). Wiley-Interscience.
20. Holland, J. H. (1975). *Adaptation in natural and artificial systems: An introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. University of Michigan Press.
21. https://doi.org/10.7551/mitpress/1090.001.0001

22. Huang, J., Liu, Y., Tu, M., & Sohaib, O. (2025). Design of an evolutionary model for international trade settlement based on genetic algorithm and fuzzy neural network. *PLOS One*, 20(7), e0327199. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0327199
23. IASB. (2014). IFRS 9 Financial Instruments
24. International Monetary Fund (IMF). (2019). Financial soundness indicators: Compilation guide. Retrieved from https://www.imf.org/-/media/files/data/2019/2019-fsi-guide.pdf
25. Jang, J. S., & Sun, C. (1997). *Neuro-fuzzy and soft computing: A computational approach to learning and machine intelligence*, Prentice-Hall, Inc. Retrieved from
26. http://www.soukalfi.edu.sk/01_NeuroFuzzyApproach.pdf
27. Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995, November 27). *Particle Swarm Optimization*. Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks. http://dx.doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968
28. Mamdani, E. H., & Assilian, S. (1975). An Experiment in Linguistic Synthesis with a Fuzzy Logic Controller. *International Journal of Man-Machine Studies*, 7, 1–13. https://doi.org/10.1016/S0020-7373(75)80002-2
29. Ross, T. J. (2010). *Fuzzy logic with engineering applications,* (3rd ed.). Wiley. http://dx.doi.org/10.1002/9781119994374
30. Ryan, J. (2012). The Negative Impact of Credit Rating Agencies and Proposals for Better Regulation. *SWP-Berlin*. Retrieved from
31. https://www.swp-berlin.org/publications/products/arbeitspapiere/The_Negative_Impact_of_Credit_Rating_Agencies_KS.pdf
32. Santana, P. J., Lanzarini, L., & Bariviera, A. F. (2018). Fuzzy Credit Risk Scoring Rules Using FRvarPSO. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, 26, 39–57. https://doi.org/10.1142/S0218488518400032
33. Sun, Y., Chai, N., Dong, Y., & Shi, B. (2022). Assessing and Predicting Small Industrial Enterprises' Credit Ratings: A Fuzzy Decision-making Approach. *International Journal of Forecasting*. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2022.01.006
34. Takagi, T., & Sugeno, M. (1985). Fuzzy Identification of Systems and Its Application to Modeling and Control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 15, 116–132. http://dx.doi.org/10.1109/TSMC.1985.6313399
35. White, L. J. (2009). The Credit-Rating Agencies and the Subprime Debacle. *Critical Review*, 21(2–3), 389–399. https://doi.org/10.1080/08913810902974964
36. Yeyati, E. L., & Micco, A. (2007). Concentration and Foreign Penetration in Latin American Banking Sectors: Impact on Competition and Risk. *Journal of Banking & Finance*, 31(6), 1633–1647. https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2006.11.003
37. Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy Sets. *Information and Control*, 8(3), 338–353. https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X
38. Zadeh, L.A. (1971) Quantitative Fuzzy Semantics. *Information Sciences*, 3, 159-176. http://dx.doi.org/10.1016/S0020-0255(71)80004-X