

تطوير نموذج تصنيف ائتماني هجين باستخدام المنطق الضبابي وخوارزميات الذكاء الاصطناعي لتقدير احتمال تعثر المصارف وفق متطلبات معيار إعداد التقارير المالية الدولي IFRS 9: دراسة تطبيقية على المصارف السورية التقليدية الخاصة

Development of a Hybrid Credit Rating Model Using Fuzzy Logic and Artificial Intelligence Algorithms to Estimate Banks' Probability of Default under IFRS 9: An Applied Study on Syrian Conventional Private Banks

أطروحة أعدت لنيل درجة الدكتوراه في علوم الإدارة

اختصاص: مالية ومصارف

إعداد

الطالب باسل صلاح الدين صالح

المشرفان

المشرف الرئيسي

الدكتور سليمان موصلي

الأستاذ المساعد في كلية الاقتصاد - جامعة دمشق

المشرف المشارك

الدكتورة منال الموصلي

الأستاذ المساعد في المعهد العالي لإدارة الأعمال

العام الدراسي: 2025 - 2026

ملخص

تهدف هذه الدراسة إلى تطوير نموذج تصنيف ائتماني هجين مدفوع بالبيانات، بالاعتماد على المنطق الضبابي وخوارزميات الذكاء الاصطناعي، بما يتيح تقييم الجدارة الائتمانية وتقدير احتمال تعثر المصارف السورية التقليدية الخاصة وفق متطلبات المعيار IFRS 9. وقد تم ذلك باستخدام بيانات ربع سنوية خلال الفترة الممتدة من الربع الأول 2013 حتى الربع الرابع 2023.

تم تحديد مدخلات النموذج باستخدام أساليب الفترة القائمة على نظرية المعلومات، وأساليب التغليف بالاعتماد على خوارزميات البحث والتحسين وخوارزميات التعلم الآلي. نتج عن ذلك تحديد مجموعة من المتغيرات الأكثر قدرة على تفسير الجدارة الائتمانية وتشمل: رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر، القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض، إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع، مضاعف حقوق الملكية، ونسبة المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي، بالإضافة إلى سعر الصرف كمتغير كلي يعبر عن الظروف الاقتصادية العامة.

وبناءً على ذلك، تم تطوير أربعة نماذج ضبابية بالاعتماد على المنطق الضبابي المعزز بخوارزميات التحسين الميتا-استكشافية، ولا سيما الخوارزمية الجينية وخوارزمية تحسين أسراب الجسيمات. وأظهرت النتائج تفوق النموذج الهجين (PSO-PSO)، القائم على توليد القواعد الضبابية ومعايرة النموذج باستخدام خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات، من حيث القدرة التفسيرية، وتقليل نسبة الخطأ، واستقرار أداء النموذج عبر الزمن، وقابلية التعميم عبر المصارف. بعد ذلك، تم توظيف مخرجات النموذج لاشتقاق درجات تصنيفية باستخدام التقسيم القائم على الكوانتايلات، ومن ثم تقدير احتمال التعثر باستخدام سلاسل ماركوف ونموذج المعايرة اللوجستي.

Abstract

This study aims to develop a hybrid data-driven internal credit rating model based on fuzzy logic and artificial intelligence algorithms, enabling the assessment of creditworthiness and the estimation of probability of default of Syrian conventional private banks in accordance with the requirements of IFRS 9. This was carried out using quarterly data covering the period from Q1 2013 to Q4 2023.

The model inputs were identified using filter methods based on information theory and wrapper methods employing search and optimization algorithms alongside machine learning algorithms. This resulted in identifying a set of variables with the highest explanatory power for creditworthiness, including regulatory capital to risk-weighted assets, non-performing loans to total loans, total loans to total deposits, equity multiplier, and the ratio of net open foreign currency position to regulatory capital, in addition to the exchange rate as a macroeconomic variable reflecting overall economic conditions.

Accordingly, four fuzzy models were developed based on fuzzy logic enhanced by metaheuristic optimization algorithms, particularly the Genetic Algorithm (GA) and Particle Swarm Optimization Algorithm (PSO). The results showed the superiority of the hybrid model (PSO-PSO), where both fuzzy rules generation and model calibration were conducted using Particle Swarm Optimization algorithm, in terms of explanatory power, error reduction, temporal stability, and cross-bank generalizability.

Subsequently, the model outputs were utilized to derive ordinal rating grades using quantile-based grouping. These ratings were then employed to estimate the probability of default using Markov chains and logistic calibration model.

فهرس المحتويات

رقم الصفحة	الموضوع
I	ملخص الدراسة
II	ملخص الدراسة باللغة الإنكليزية
III	فهرس المحتويات
VIII	فهرس الجداول
X	فهرس الأشكال
XIII	قائمة الرموز والمصطلحات
1	الفصل التمهيدي: الإطار العام للدراسة
1	1. مقدمة
3	2. إشكالية الدراسة
7	3. فرضيات الدراسة
9	4. أهمية الدراسة
11	5. أهداف الدراسة
11	6. منهجية الدراسة
13	7. مجتمع وعينة الدراسة
15	8. محددات الدراسة
17	الفصل الأول: مراجعة الأدبيات النظرية والتطبيقية
18	المبحث الأول: معيار إعداد التقارير المالية الدولي IFRS 9: الإطار المفاهيمي والتطبيق العملي
18	1. مقدمة
19	2. انخفاض القيمة وفق معيار المحاسبة الدولي IAS 39
21	3. معيار إعداد التقارير المالية الدولي IFRS 9
21	1.3. لمحة تاريخية عن المعيار IFRS 9
24	2.3. نموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة

28	3.3. مناهج قياس الخسائر الائتمانية المتوقعة
35	4.3. مراجعة الأدبيات التطبيقية المتعلقة بنموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة
36	4. دور أنظمة التصنيف الائتماني في قياس الخسائر الائتمانية المتوقعة
40	5. خلاصة
41	المبحث الثاني: نماذج التصنيف الائتماني: الأسس النظرية والتطبيقات العملية
41	1. مقدمة
43	2. التصنيف الائتماني
48	3. النماذج المستخدمة في تطوير نماذج التصنيف الائتماني
48	1.3. النماذج الإحصائية
49	1.1.3. التحليل التمييزي الخطي
50	2.1.3. الانحدار اللوجستي
51	2.3. النماذج السببية
51	1.2.3. نماذج تسعير الخيارات
53	2.2.3. نماذج المحاكاة
55	3.3. النماذج القائمة على الخبرة
55	1.3.3. طريقة التحليل الهرمي
57	2.3.3. الأنظمة الخبيرة
58	3.3.3. المنطق الضبابي
60	4.3. النماذج القائمة على الذكاء الاصطناعي
60	1.4.3. النماذج القائمة على التعلم الإشرافي
65	2.4.3. النماذج القائمة على التعلم غير الإشرافي
67	5.3. النماذج الهجينة
67	1.5.3. نظام الاستدلال العصبي الضبابي التكيفي
68	2.5.3. المنطق الضبابي المعزز بالخوارزميات الميتا-استكشافية
70	3.5.3. نماذج التعلم الآلي الهجينة
71	4. خلاصة

73	المبحث الثالث: الاستقرار المالي في المصارف: المفهوم، المحددات، ونماذج القياس
73	1. مقدمة
74	2. مفهوم الاستقرار المالي
77	3. محددات الاستقرار المالي في المصارف
77	1.3. محددات الاستقرار المالي وفقاً للأدبيات
78	1.1.3. المحددات على مستوى الاقتصاد الكلي
80	2.1.3. المحددات على مستوى القطاع المصرفي
83	3.1.3. المحددات على مستوى المصارف
89	2.3. مؤشرات السلامة المالية الصادرة عن صندوق النقد الدولي
95	4. النماذج المستخدمة في قياس الاستقرار المالي للمصارف
96	1.4. نموذج Z-Score
97	2.4. نموذج Merton
100	5. خلاصة
101	المبحث الرابع: المنطق الضبابي: المفهوم، الاستخدامات، ومنهجية التطوير
101	1. مقدمة
102	2. لمحة تاريخية عن المنطق الضبابي
103	3. مفهوم المنطق الضبابي واستخداماته
106	4. منهجية بناء نظام ضبابي
106	1.4. تحديد المجموعات الضبابية
107	2.4. تصميم دوال الانتماء
109	3.4. بناء القواعد الضبابية
110	4.4. عملية الاستدلال الضبابي
114	5.4. إزالة الضبابية
115	5. المنطق الضبابي وخوارزميات التحسين الميتا-استكشافية
116	1.5. الخوارزمية الجينية

120	2.5. خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات
122	6. المنطق الضبابي والتصنيف الائتماني
126	7. خلاصة
128	الفصل الثاني: الدراسة التطبيقية
129	المبحث الأول: الإطار المنهجي للدراسة
129	1. مقدمة
130	2. الفلسفة البحثية
133	3. النهج المعتمد في تطوير النظرية
134	4. منهجية الدراسة
135	5. استراتيجية الدراسة
136	6. الأفق الزمني للدراسة
137	7. مجتمع وعينة الدراسة
137	8. جمع البيانات
138	9. متغيرات الدراسة وطرق قياسها
141	10. منهجية تطوير النموذج وتقدير احتمال التعثر
148	11. خلاصة
150	المبحث الثاني: الدراسة الوصفية
150	1. مقدمة
150	2. التحليل الإحصائي الوصفي
152	1.2. مؤشر الاستقرار المالي
153	2.2. المتغيرات المصرفية
174	3.2. المتغيرات القطاعية
175	4.2. المتغيرات الاقتصادية الكلية
179	3. خلاصة
180	المبحث الثالث: تطوير نموذج التصنيف الائتماني

180	1. مقدمة
180	2. تحديد مدخلات النموذج
181	1.2. تحديد المتغيرات الأولية باستخدام خوارزمية (mRMR)
184	2.2. تحديد المتغيرات النهائية باستخدام الخوارزمية الجينية وخوارزمية الغابة العشوائية
190	3. بناء الشبكة الضبابية
192	4. تصميم دوال الانتماء
193	5. توليد قواعد الاستدلال الضبابية
196	6. معايرة النموذج
197	7. اختبار النماذج الضبابية وتحديد النموذج الأمثل
204	8. اختبار استقرار الأداء وقابلية التعميم
208	9. اشتقاق الدرجات التصنيفية
210	10. خلاصة
212	المبحث الرابع: تقدير احتمال التعثر وتصنيف المصارف السورية التقليدية الخاصة
212	1. مقدمة
212	2. تقدير احتمال التعثر
222	3. معايرة احتمال التعثر
224	4. تصنيف المصارف السورية الخاصة
229	5. خلاصة
230	النتائج والتوصيات
237	المراجع
256	الملاحق

فهرس الجداول

رقم الجدول	الموضوع	رقم الصفحة
1	مجتمع الدراسة	14
2	مؤشرات السلامة المالية الأساسية والإضافية الصادرة عن صندوق النقد الدولي	91
3	متغيرات الدراسة وطرق القياس	138
4	مصفوفة تشكيل النماذج الضبابية	146
5	الإحصاءات الوصفية لمتغيرات الدراسة	151
6	ترتيب المتغيرات وفق (MI) وخوارزمية (mRMR)	182
7	قائمة المتغيرات المرشحة وفق خوارزمية (mRMR)	183
8	قائمة المتغيرات المختارة وفق الخوارزمية الجينية وخوارزمية الغابة العشوائية	184
9	معدل تكرار اختيار المتغيرات وفق الخوارزمية الجينية عبر التشغيلات المتعددة	187
10	عينة من القواعد الضبابية	195
11	نتائج اختبارات التحقق الكمية للنماذج الضبابية	198
12	نتائج فحص فرط المطابقة للنماذج الضبابية	200
13	نتائج اختبارات الحساسية وفق مؤشر First-Order Sobol Index	202
14	نتائج اختبارات الحساسية وفق مؤشر Total-Order Sobol Index	202
15	نتائج اختبار استقرار أداء النموذج (PSO-PSO) عبر الزمن	204
16	نتائج اختبارات أداء النموذج (PSO-PSO) عبر الطيات المختلفة	205
17	نتائج اختبار معامل ارتباط سبيرمان المصحح للرتب	210
18	مواءمة درجات التصنيف مع المراحل الثلاث	212
19	مصفوفة احتمالات الانتقال الربع سنوية الأصلية	214
20	مصفوفة احتمالات الانتقال السنوية الأصلية	214
21	مصفوفة احتمالات الانتقال السنوية بعد المعاييرة	217
22	احتمال التعثر المقابل لدرجات التصنيف	219
23	تصنيف المصارف السورية الخاصة	224

225	تحليل المؤشرات المالية لبنك قطر الوطني - سورية	24
226	تحليل المؤشرات المالية لبنك الشرق	25
227	تحليل المؤشرات المالية للبنك العربي - سورية	26
228	تحليل المؤشرات المالية لشهبا بنك	27

فهرس الأشكال

رقم الشكل	الموضوع	رقم الصفحة
1	مراحل تطوير النموذج	13
2	نموذج البصلة البحثية	130
3	تطور متوسط مؤشر الاستقرار المالي Z-Score عبر الزمن	153
4	متوسط مؤشر الاستقرار المالي Z-Score حسب المصرف	153
5	تطور متوسط حجم المصرف عبر الزمن	154
6	متوسط حجم المصرف حسب المصرف	154
7	تطور متوسط رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر عبر الزمن	155
8	متوسط رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر حسب المصرف	155
9	تطور متوسط صافي القروض غير العاملة إلى رأس المال التنظيمي عبر الزمن	156
10	متوسط صافي القروض غير العاملة إلى رأس المال التنظيمي حسب المصرف	156
11	تطور متوسط القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض عبر الزمن	158
12	متوسط القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض حسب المصرف	158
13	تطور متوسط المخصصات إلى القروض غير العاملة عبر الزمن	159
14	متوسط المخصصات إلى القروض غير العاملة حسب المصرف	159
15	تطور متوسط تركيز القروض حسب النشاط الاقتصادي عبر الزمن	160
16	متوسط تركيز القروض حسب النشاط الاقتصادي حسب المصرف	160
17	تطور متوسط المصروفات التشغيلية إلى الدخل التشغيلي عبر الزمن	162
18	متوسط المصروفات التشغيلية إلى الدخل التشغيلي حسب المصرف	162
19	تطور متوسط نفقات الموظفين إلى المصروفات التشغيلية عبر الزمن	163
20	متوسط نفقات الموظفين إلى المصروفات التشغيلية حسب المصرف	163
21	تطور متوسط معدل العائد على الموجودات عبر الزمن	164

164	متوسط معدل العائد على الموجودات حسب المصرف	22
165	تطور متوسط معدل العائد على حقوق الملكية عبر الزمن	23
165	متوسط معدل العائد على حقوق الملكية حسب المصرف	24
166	تطور متوسط هامش الفائدة إلى الدخل التشغيلي عبر الزمن	25
166	متوسط هامش الفائدة إلى الدخل التشغيلي حسب المصرف	26
167	تطور متوسط هامش الفائدة إلى هامش الفائدة وهامش الرسوم عبر الزمن	27
167	متوسط هامش الفائدة إلى هامش الفائدة وهامش الرسوم حسب المصرف	28
168	تطور متوسط الموجودات السائلة إلى إجمالي الموجودات عبر الزمن	29
168	متوسط الموجودات السائلة إلى إجمالي الموجودات حسب المصرف	30
170	تطور متوسط الموجودات السائلة إلى الودائع قصيرة الأجل عبر الزمن	31
170	متوسط الموجودات السائلة إلى الودائع قصيرة الأجل حسب المصرف	32
171	تطور متوسط إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع عبر الزمن	33
171	متوسط إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع حسب المصرف	34
172	تطور متوسط مضاعف حقوق الملكية عبر الزمن	35
172	متوسط مضاعف حقوق الملكية حسب المصرف	36
174	تطور متوسط المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي عبر الزمن	37
174	متوسط المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي حسب المصرف	38
175	تطور حجم الائتمان الممنوح الى القطاع الخاص عبر الزمن	39
176	تطور معدل النمو الاقتصادي عبر الزمن	40
177	تطور معدل التضخم عبر الزمن	41
178	تطور لوغاريتم سعر صرف الليرة السورية مقابل الدولار الأمريكي عبر الزمن	42
186	خريطة التحسين الناتجة عن خوارزمية الغابة العشوائية	43
187	تطور دالة اللياقة عبر الأجيال	44
191	الشبكة الضبابية للنموذج المقترح	45

193	دوال الانتماء الأولية	46
200	مقارنة أداء النماذج الضبابية	47
207	توزيع مؤشر الاستقرار المالي المرجعي باستخدام تقدير كثافة النواة وفق التقسيم العشوائي والطيات الخمس	48
208	توزيع إحصاء اختبار λ	49
209	العلاقة بين مؤشر الجدارة الائتمانية والدرجات التصنيفية	50
215	شبكة احتمالات الانتقال السنوية	51
218	شبكة احتمالات الانتقال السنوية بعد المعاييرة	52
220	منحنى احتمال التعثر بعد المعاييرة	53
221	احتمال التعثر وفق نموذج Markov ونموذج Logit	54
222	مصفوفة الكثافة الاحتمالية	55

قائمة الرموز والمصطلحات

الرمز	المصطلح	المصطلح باللغة الإنكليزية
BCBS	لجنة بازل للرقابة المصرفية	Basel Committee on Banking Supervision
BC	أساس الاستنتاج	Basis for Conclusion
BIS	بنك التسويات الدولية	Bank for International Settlements
R ²	معامل التحديد	Coefficient of Determination
CEIR	معدل الفائدة الفعال المعدل بمخاطر الائتمان	Credit Adjusted Effective Interest Rate
CDS	عقود مبادلة التعثر الائتماني	Credit Default Swap
EAD	التعرض عند التعثر	Exposure at Default
EBA	الهيئة المصرفية الأوروبية	European Banking Authority
ECL	الخسائر الائتمانية المتوقعة	Expected Credit Losses
ED	مسودة التعرض	Exposure Draft
EL	الخسائر المتوقعة	Expected Losses
FSIs	مؤشرات السلامة المالية	Financial Soundness Indicators
FSB	مجلس الاستقرار المالي	Financial Stability Board
FIS	نظام الاستدلال الضبابي	Fuzzy Inference System
GA	الخوارزمية الجينية	Genetic Algorithm
G20	مجموعة دول العشرين	Group of Twenty
G10	مجموعة الدول العشر	Group of Ten
IASB	مجلس المعايير المحاسبية الدولية	International Accounting Standards Board
IASC	لجنة المعايير المحاسبية الدولية	International Accounting Standards Committee

International Accounting Standards	معايير المحاسبة الدولية	IAS
International Financial Reporting Standards	معايير إعداد التقارير المالية الدولية	IFRS
International Monetary Fund	صندوق النقد الدولي	IMF
Internal Ratings–Based Approach	النهج المعتمد على التصنيف الداخلي	IRB
Interquartile range	المدى الربيعي	IQR
Loss Given Default	الخسارة عند التعثر	LGD
Maximum Relevance – Minimum Redundancy Algorithm	خوارزمية الحد الأقصى من الصلة – الحد الأدنى من الازدواجية	mRMR
Mean Absolute Error	المتوسط المطلق للأخطاء	MAE
Mutual Information Difference	فرق المعلومات التبادلية	MID
Mutual Information	المعلومات التبادلية	MI
Particle Swarm Optimization Algorithm	خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات	PSO
Probability of Default	احتمال التعثر	PD
Probability of Default – Point in Time	احتمال التعثر في نقطة زمنية	PiT PD
Purchased or Originated Credit–Impaired	الموجودات منخفضة القيمة عند المنح أو الشراء	POCI
Probability of Default – Through the Cycle	احتمال التعثر عبر الدورة الاقتصادية	TTC PD
Random Forest Algorithm	خوارزمية الغابة العشوائية	RFA
Regulatory Technology	التكنولوجيا التنظيمية	RegTech
Root Mean Square Error	الجزر التربيعي لمتوسط مربعات الأخطاء	RMSE
Standardized Approach	النهج المعياري	SA

الفصل التمهيدي: الإطار العام للدراسة

1. مقدمة

في أعقاب الأزمة المالية العالمية (2007 – 2008)، تزايدت الدعوات من قبل قادة دول مجموعة العشرين (G20) ومجلس الاستقرار المالي (FSB) والهيئات الرقابية إلى واضعي المعايير المحاسبية لتحسين قواعد تكوين المخصصات على الموجودات المالية، فقد كشفت الأزمة عن قصور جوهري في نموذج الخسائر المتكبدة المطبق بموجب معيار المحاسبة الدولي IAS 39، إذ لم يتم الاعتراف بالخسائر الائتمانية إلا عند وقوع أحداث مدعومة بأدلة ملحوظة مثل إفلاس المقترض، انخفاض قيمة الضمانات، أو التخلف عن السداد، الأمر الذي أدى إلى تشكيل مخصصات قليلة جداً ومتأخرة كثيراً، كما أثّرت التساؤلات عما إذا كانت طريقة تكوين المخصصات وفق المعيار IAS 39 بما في ذلك أثر تلك المخصصات في مستويات رأس المال التنظيمي، قد ساهمت في تعزيز التقلبات المرتبطة بالدورة الاقتصادية من خلال التوسع في منح الائتمان أثناء فترات الازدهار والانخفاض الحاد خلال فترات الانكماش اللاحقة (Cohen & Edwards, 2017).

واستجابةً لهذه الدعوات، أصدر مجلس معايير المحاسبة الدولية (IASB) في تموز 2014 النسخة النهائية من معيار التقارير المالية الدولي IFRS 9 المتعلق بالأدوات المالية، ليحل محل المعيار السابق IAS 39، ودخل حيز التنفيذ اعتباراً من 1 كانون الثاني 2018. قدم المعيار نموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة الذي يستوجب الاعتراف بالخسائر المتوقعة منذ تاريخ الاعتراف الأولي بالأصل المالي، وبذلك ألغى شرط وجود حدث خسارة سابق (Novotny-Farkas, 2016).

يُعتبر هذا التحول أحد أبرز التطورات في العمل المحاسبي خلال العقد الأخير، نظراً لما يتطلبه من استثمارات ضخمة في أنظمة تكنولوجيا المعلومات ورأس المال البشري، حيث أظهرت بعض نتائج المسوحات أن الأنظمة الداخلية في بعض المصارف لمراقبة مخاطر الائتمان قديمة أو غير شاملة بما يكفي، مما يجعل الاستثمار في تطبيق نهج الخسارة المتوقعة الجديد وسيلة لتحسين جودة المعلومات الداخلية وعملية اتخاذ القرارات المتعلقة بمخاطر الائتمان، فضلاً عن آثاره الإيجابية في حوكمة المصارف (ESRB, 2017).

وعلى صعيد الممارسات الرقابية، أوصت الهيئات الدولية مثل هيئة المصارف الأوروبية ولجنة بازل للرقابة بتطوير نماذج داخلية للتصنيف الائتماني تمكن من تقدير الخسائر الائتمانية المتوقعة بشكل غير متحيز وموثوق (BCBS, 2015; EBA, 2017). وفي هذا السياق، تبرز أهمية تطوير نماذج تصنيف ائتماني داخلية تستند إلى البيانات وتعكس الخصائص الفعلية للمخاطر الائتمانية، بما يدعم متطلبات القياس وفق المعيار IFRS 9.

وفي السياق السوري، نصّت التعليمات التنفيذية الخاصة بتطبيق المعيار وفق القرار 4/م ن الصادر عن مجلس النقد والتسليف، صراحة على ضرورة قيام المصارف بوضع نظام داخلي لتصنيف مخاطر الائتمان، يشمل كافة الطرق والأساليب والمعايير المستخدمة في إطار مراقبة جودة التعرضات الائتمانية سواء تجاه الأفراد أو الشركات أو المصارف، بهدف تقييم مخاطرها وتقدير احتمال التعثر. وبالإشارة إلى المصارف السورية والتي لا تخضع للتصنيف من قبل وكالات التصنيف الائتماني الإقليمية أو الدولية، تزداد الحاجة إلى تطوير نموذج تصنيف ائتماني داخلي لتقدير احتمال تعثر المصارف، على اعتباره من أهم المكونات الداخلة في قياس الخسائر الائتمانية المتوقعة على التعرضات تجاه المصارف.

وفي ضوء طبيعة البيانات المتاحة في البيئة المصرفية السورية، والتي تتسم بغياب بيانات التعثر الفعلية، فضلاً عن ارتفاع درجة عدم اليقين والتقلبات الاقتصادية، تبرز تحديات تحد من ملاءمة العديد من النماذج المستخدمة لتطوير نماذج التصنيف الائتماني. وفي هذا السياق، تبرز الحاجة إلى تبني منهجية قادرة على التعامل مع الغموض والعلاقات المعقدة بين المتغيرات. وتعد النماذج الهجينة، ولا سيما تلك التي تجمع بين المنطق الضبابي وخوارزميات الذكاء الاصطناعي، من المنهجيات التي تتيح تمثيلاً أكثر واقعية للمخاطر الائتمانية في مثل هذه البيئات، من خلال الجمع بين مرونة المنطق الضبابي وقدرات التعلم من البيانات، مما يؤدي إلى تقييمات للمخاطر تتسم بالدقة وقابلية التفسير (Tsao & Chain, 2026).

وانطلاقاً مما سبق، تسعى هذه الدراسة إلى تطوير نموذج تصنيف ائتماني هجين مدفوع بالبيانات بالاعتماد على المنطق الضبابي وخوارزميات الذكاء الاصطناعي، لتقييم الجدارة الائتمانية وتقدير احتمال تعثر المصارف السورية التقليدية الخاصة وفق متطلبات المعيار IFRS 9. وبهذا، يجمع النموذج المقترح بين مرونة المنطق الضبابي وقدره الخوارزميات الذكية على استخلاص الأنماط الكامنة في البيانات، لتطوير نموذج تصنيف يدعم تقدير احتمال التعثر ويعزز من جودة قياس الخسائر الائتمانية المتوقعة على التعرضات تجاه المصارف.

2. إشكالية الدراسة

في ظل التزام المصارف السورية التقليدية الخاصة بتطبيق معيار التقارير المالية الدولي IFRS 9 اعتباراً من 1 كانون الثاني 2019، برزت الحاجة إلى تطوير نماذج تصنيف داخلية قادرة على تقدير الخسائر الائتمانية المتوقعة وفق منهجية أكثر شمولاً مما كان معمولاً به في ظل المعيار IAS 39. إلا أن المصارف المحلية واجهت تحديات جوهرية في هذا السياق، تمثلت في ضعف البنية التحتية، وصعوبة جمع البيانات التاريخية اللازمة للتطبيق، وغياب نماذج داخلية لتصنيف مخاطر الائتمان، الأمر الذي دفع الجهات التنظيمية إلى تأجيل التطبيق وإصدار تعليمات تنفيذية تلزم المصارف بوضع نظام داخلي

لتصنيف مخاطر الائتمان وتقدير احتمال التعثر. ورغم التزام المصارف بهذه التعليمات، إلا أن الاعتماد على أنظمة جاهزة، أو على مؤشرات مستمدة من وكالات التصنيف العالمية، لم يعكس خصوصية القطاع المصرفي السوري من حيث العوامل الداخلة في نماذج التصنيف والوزن النسبي لكل عامل. وفيما يتعلق بالتعرضات تجاه المصارف، جاءت التعليمات عامة ومقتضبة مقارنةً بتلك المتعلقة بالتعرضات تجاه الأفراد والشركات حيث كانت أكثر تفصيلاً، الأمر الذي دفع المصارف إلى الاعتماد على الحد الأدنى لاحتمال التعثر المحدد بموجب هذه التعليمات والبالغ (0.05%). وبالرجوع إلى البيانات المالية المنشورة تمت ملاحظة تصنيف جميع المصارف السورية ضمن المرحلة الأولى دون تمييز بين مستويات المخاطر الائتمانية في ظل غياب تحديد واضح للمؤشرات التي تستوجب نقل هذه التعرضات إلى المرحلة الثانية، مما أدى إلى انخفاض مستويات الخسائر الائتمانية المتوقعة المقدرة على التعرضات تجاه المصارف بصورة لا تعكس المخاطر الائتمانية الحقيقية، ولا سيما في ظل أزمة المصارف اللبنانية التي أسفرت عن عجز المصارف السورية عن استرداد ودائعها لدى تلك المصارف. وعليه، أصبح تطوير نموذج تصنيف ائتماني لتقدير احتمال تعثر المصارف السورية ضرورة ملحة في سياق قياس الخسائر الائتمانية المتوقعة على التعرضات تجاه المصارف.

وفي هذا السياق، تم تقييم عدد من المنهجيات المستخدمة في تطوير نماذج التصنيف الائتماني، وذلك بهدف تحديد مدى ملاءمتها لطبيعة البيانات محل الدراسة. بدايةً، تعتمد النماذج الإحصائية، على وجود متغير تابع ثنائي (متعثر/غير متعثر)، وهو ما يشكل قيداً في حالة المصارف السورية، حيث إن حالات التعثر المباشر غير متاحة، الأمر الذي يحد من إمكانية استخدام هذه النماذج. من جانب آخر، تعتمد النماذج السببية المستندة إلى النظرية المالية بشكل جوهري على توفر بيانات سوقية كفؤة وذات سيولة كافية لتقدير قيمة الأصول وتقلباتها، وهو ما قد لا يتحقق في العديد من الأسواق ذات الكفاءة المحدودة، مما يحدّ من إمكانية تطبيق هذه النماذج عملياً. كذلك، فإن النماذج القائمة على تقديرات الخبراء، رغم

انتشار استخدامها، لا تتماشى مع هدف الدراسة المتمثل في تطوير نموذج كمي مدفوع بالبيانات، كما أنها قد تكون عرضة للتحيزات الذاتية، وهو ما يؤثر على موثوقية مخرجاتها. أما فيما يتعلق بالنماذج المعتمدة على خوارزميات الذكاء الاصطناعي، فعلى الرغم من تنوعها، إلا أن بعض هذه النماذج، تتطلب أحجام بيانات كبيرة لضمان كفاءة التعلم، وهو ما لا يتوافر في عينة الدراسة الحالية ذات الحجم المحدود نسبياً نظراً لحدثة انطلاق المصارف الخاصة في سورية.

في ظل هذه القيود، تبرز الحاجة إلى تبني منهجية قادرة على التعامل مع محدودية البيانات وعدم اليقين. وفي هذا السياق، يعد المنطق الضبابي من الأساليب الملائمة، نظراً لقدرته على تمثيل الغموض، وإمكانية تطبيقه في بيئات تتسم بعدم استقرار البيئة الاقتصادية، فضلاً عن كفاءته في العينات الصغيرة نسبياً. وعلاوة على ذلك، فإن دمج المنطق الضبابي مع خوارزميات الذكاء الاصطناعي ولا سيما خوارزميات التحسن الميتا-استكشافية يتيح الاستفادة من قدرات التعلم والاستخلاص الآلي للأنماط من البيانات، بما يعزز من موضوعية النموذج ويحد من الاعتماد على تقديرات الخبراء لتوليد القواعد الضبابية وتطوير النموذج.

من جانب آخر، واجه القطاع المصرفي الخاص في سورية خلال فترة الدراسة تحديات جوهرية ناجمة عن العقوبات الاقتصادية، وعدم الاستقرار الاقتصادي الكلي المستمر، الأمر الذي انعكس بصورة مباشرة على المؤشرات المالية والاقتصادية، وزاد من درجة عدم اليقين والتقلب في بيئة العمل المصرفي. وفي هذا السياق، تبرز أهمية الاعتماد على منهجيات متقدمة لاختيار مدخلات النموذج، ولا سيما أساليب الفلتر القائمة على نظرية المعلومات، وأساليب التغليف القائمة على خوارزميات البحث والتحسين وخوارزميات التعلم الآلي، والتي لا تقتصر شكلاً محدداً للعلاقات بين المتغيرات، وتستند بدلاً من ذلك إلى معايير المعلومات والأداء، مما يجعلها أكثر ملاءمة لاختيار المتغيرات مقارنة بالاعتماد على اختبارات الدلالة

الإحصائية المستخدمة ضمن النماذج القائمة على القياس الاقتصادي. ويتوافق ذلك مع هدف الدراسة المتمثل في تطوير نموذج تصنيف ائتماني مدفوع بالبيانات يركز على الأداء والقدرة على التعميم بدلاً من اختبار العلاقات السببية.

وانطلاقاً من طبيعة النموذج المقترح بوصفه نموذجاً مدفوعاً بالبيانات يعتمد على التعلم الإشرافي، فإنه يتطلب وجود متغير مرجعي يمكن من خلاله توجيه عملية التعلم وتقييم مخرجات النموذج. إلا أنه في ظل غياب تصنيف ائتماني على مستوى الدولة أو المصارف العاملة فيها وغياب بيانات عن حالات التعثر الفعلية للمصارف، اعتمدت الدراسة على مؤشر الاستقرار المالي (Z-score) بوصفه مؤشراً يعكس المسافة إلى التعثر، من خلال قياس قدرة المصرف على امتصاص الخسائر ومواجهة المخاطر قبل الوصول إلى حالة التعثر. وفي ضوء ما سبق، تتمثل إشكالية الدراسة في الإجابة على التساؤل الرئيسي التالي:

هل يساهم دمج المنطق الضبابي مع خوارزميات الذكاء الاصطناعي في تطوير نموذج تصنيف ائتماني هجين مدفوع بالبيانات، لتقييم الجدارة الائتمانية وتقدير احتمال تعثر المصارف السورية التقليدية الخاصة وفق متطلبات المعيار 9 IFRS؟

ويتفرع عن التساؤل الرئيسي التساؤلات الفرعية التالية:

1) ما هي المحددات المصرفية والقطاعية والاقتصادية الكلية الأكثر قدرة على تفسير الجدارة الائتمانية للمصارف السورية التقليدية الخاصة باستخدام أساليب الفلترية والتغليف، والتي يمكن اعتمادها كمدخلات في نموذج التصنيف المقترح؟

- (2) هل يحقق النموذج المطور باستخدام المنطق الضبابي وخوارزميات التحسين الميتا-استكشافية لتقييم الجدارة الائتمانية للمصارف السورية التقليدية الخاصة استقراراً في الأداء عبر الزمن وقابلية للتعميم عبر المصارف؟
- (3) إلى أي مدى تحافظ الدرجات التصنيفية المشتقة من النموذج على البنية الرتبوية الكامنة في مؤشر الجدارة الائتمانية؟
- (4) هل يمكن تقدير احتمالات تعثر المصارف السورية التقليدية الخاصة استناداً إلى الدرجات التصنيفية المشتقة من النموذج، بما يدعم استخدامها وفق متطلبات المعيار IFRS 9؟

3. فرضيات الدراسة

تمت صياغة الفرضيات، بما يتناسب مع طبيعة المنهجية المعتمدة في الدراسة. وتجدر الإشارة إلى أن الفرضيات الفرعية الأولى والثانية ذات طبيعة استكشافية، تم اختبارهما من خلال مؤشرات الأداء على عينات لم تستخدم في التدريب، بالإضافة إلى اختبار فحص فرط المطابقة وتحليل الحساسية واختبار استقرار الأداء عبر الزمن واختبار قابلية تعميم النموذج عبر المصارف بالنسبة للفرضية الثانية. في حين أن الفرضيات الفرعية الثالثة والرابعة ذات طبيعة إحصائية استدلالية، تم اختبارها باستخدام الاختبارات الإحصائية المناسبة.

الفرضية الرئيسية

يسهم دمج المنطق الضبابي مع خوارزميات الذكاء الاصطناعي في تطوير نموذج تصنيف ائتماني هجين مدفوع بالبيانات، لتقييم الجدارة الائتمانية وتقدير احتمال تعثر المصارف السورية التقليدية الخاصة وفق متطلبات المعيار IFRS 9. ويتفرع عن الفرضية الرئيسية الفرضيات الفرعية التالية:

الفرضية الفرعية الأولى

يمكن تحديد مجموعة من المحددات المصرفية والقطاعية والاقتصادية الكلية الأكثر قدرة على تفسير الجدارة الائتمانية للمصارف السورية التقليدية الخاصة باستخدام أساليب الفلترة والتغليف، واعتمادها كمدخلات في نموذج التصنيف المقترح.

الفرضية الفرعية الثانية

يحقق النموذج المطور باستخدام المنطق الضبابي وخوارزميات التحسين الميتا-استكشافية لتقييم الجدارة الائتمانية للمصارف السورية التقليدية الخاصة استقراراً في الأداء عبر الزمن وقابلية للتعميم عبر المصارف.

الفرضية الفرعية الثالثة:

توجد علاقة رتبية ذات دلالة إحصائية بين مؤشر الجدارة الائتمانية الكمي ودرجات التصنيف الرتبية المشتقة منه.

الفرضية الفرعية الرابعة:

توجد علاقة ذات دلالة إحصائية بين الدرجات التصنيفية المشتقة من النموذج واحتمالات تعثر المصارف السورية التقليدية الخاصة المقدّرة، بما يدعم استخدامها وفق متطلبات المعيار IFRS 9.

4. أهمية الدراسة

تكتسب هذه الدراسة أهميتها العلمية والتطبيقية، من كونها تمزج بين إثراء الأدبيات الأكاديمية المرتبطة بنماذج التصنيف الائتماني الحديثة وربطها بمتطلبات المعيار IFRS 9، ومن جهة أخرى تزود المصارف والشركات السورية بأداة عملية تساعد على تحسين تقدير احتمال تعثر المصارف والامتثال للمعايير الدولية والمتطلبات التنظيمية. ويمكن إبراز أهمية الدراسة من خلال جانبين رئيسيين:

أولاً: الأهمية العلمية

تتبع الأهمية العلمية للدراسة من مساهمتها في سد فجوة بحثية قائمة في الأدبيات، إذ ركزت معظم الدراسات على تطوير نماذج التصنيف الائتماني في سياق الأفراد والشركات، بينما لم يحظ تطوير نماذج تصنيف ائتماني للمصارف ذاتها بالاهتمام الكافي. كما تبرز أهمية البحث من خلال اعتماده نهجاً مدفوعاً بالبيانات قائماً على المنطق الضبابي وخوارزميات الذكاء الاصطناعي، بما يضمن استخراج بنية معرفية تستند إلى الأنماط الكامنة في البيانات، بدلاً من الاعتماد على نماذج قد لا تعكس طبيعة العلاقات المعقدة بين المتغيرات. الأمر الذي يساهم في توسيع الإطار المنهجي المستخدم في دراسات التصنيف الائتماني للمصارف.

كما تكتسب الدراسة بُعداً إضافياً من خلال اعتماد منهجية تقوم على استخدام خوارزميات متعددة في مرحلتي توليد القواعد الضبابية ومعايرة النموذج، الأمر الذي يتيح تطوير عدة نماذج وتقييمها لاختيار النموذج الأمثل. وتمثل هذه المنهجية إضافة نوعية في الأدبيات، إذ تسمح باختبار فعالية كل خوارزمية ضمن مهام مختلفة وتقييم أثرها في جودة النموذج النهائي، مما يفتح المجال أمام تطوير نماذج أكثر دقة في تقييم الجدارة الائتمانية.

ثانياً: الأهمية العملية

تكمن الأهمية العملية للدراسة في توفير أداة تطبيقية تساعد المصارف والشركات السورية الملزمة بتطبيق المعيار على تحسين تقدير احتمال تعثر المصارف السورية التقليدية الخاصة، كأحد المكونات الأساسية الداخلة في قياس الخسائر الائتمانية المتوقعة على التعرضات تجاه المصارف. إذ أنها تعتمد حالياً على النسب الدنيا لاحتفال التعثر المحددة من قبل مصرف سورية المركزي، دون الاستناد إلى نماذج تصنيف داخلية، ما يضعف من موضوعية ودقة التقديرات.

كما يقدم النموذج أداة لتصنيف المصارف السورية التقليدية الخاصة في ظل غياب تصنيفات رسمية بما يوفر إطار مرجعي لتقييم الجدارة الائتمانية، وبالتالي يوفر أداة مساندة للجهات الرقابية في متابعة سلامة القطاع المصرفي، وتحديد المصارف الأكثر عرضة للمخاطر، وتطوير سياسات احترازية أكثر استباقية. كما يوفر الأساس لتطوير أنظمة إنذار مبكر للتعثر المصرفي، الأمر الذي يعزز من متانة النظام المالي السوري ويقلل من احتمالية حدوث أزمات مصرفية.

من جانب آخر، يساعد النموذج على اتخاذ قرارات أكثر أماناً عند توظيف فوائض السيولة، سواء في الإيداعات المتبادلة بين المصارف أو في ودائع الشركات الكبرى، ويقلل من مخاطر العدوى في حال التعثر. كما يساهم في تقليص فجوة المعلومات ورفع مستوى الشفافية، الأمر الذي يعزز الثقة في القطاع المصرفي السوري ويعزز استقرار النظام المالي السوري. وبذلك، يندرج النموذج المقترح ضمن تطبيقات التكنولوجيا التنظيمية (RegTech)، بوصفه أداة إشرافية داعمة للجهات الرقابية، تساهم في الرصد الاستباقي للمخاطر النظامية، وتطوير آليات إنذار مبكر قابلة للتدقيق، بما يتجاوز الاستخدامات المحاسبية لمتطلبات المعيار IFRS 9.

5. أهداف الدراسة

يتمثل الهدف الرئيسي للدراسة في تطوير نموذج تصنيف ائتماني هجين مدفوع بالبيانات بالاعتماد على المنطق الضبابي وخوارزميات الذكاء الاصطناعي، لتقييم الجدارة الائتمانية وتقدير احتمال تعثر المصارف السورية التقليدية الخاصة وفق متطلبات المعيار IFRS 9. ويتفرع عن الهدف الرئيسي الأهداف الفرعية التالية:

- (1) تحديد مدخلات النموذج والمتمثلة بالمتغيرات المصرفية والقطاعية والاقتصادية الكلية الأكثر قدرة على تفسير الجدارة الائتمانية للمصارف السورية التقليدية الخاصة باستخدام أساليب الفلتر والتغليف.
- (2) تطوير نموذج هجين مدفوع بالبيانات باستخدام المنطق الضبابي وخوارزميات التحسين الميتا-استكشافية لتقييم الجدارة الائتمانية للمصارف السورية التقليدية الخاصة.
- (3) تقييم مدى محافظة الدرجات التصنيفية المشتقة من النموذج على البنية الرتبوية الكامنة في مؤشر الجدارة الائتمانية.
- (4) تقدير احتمالات تعثر المصارف السورية التقليدية الخاصة بالاستناد إلى الدرجات التصنيفية المشتقة من النموذج، بما يدعم استخدامها وفق متطلبات المعيار IFRS 9.

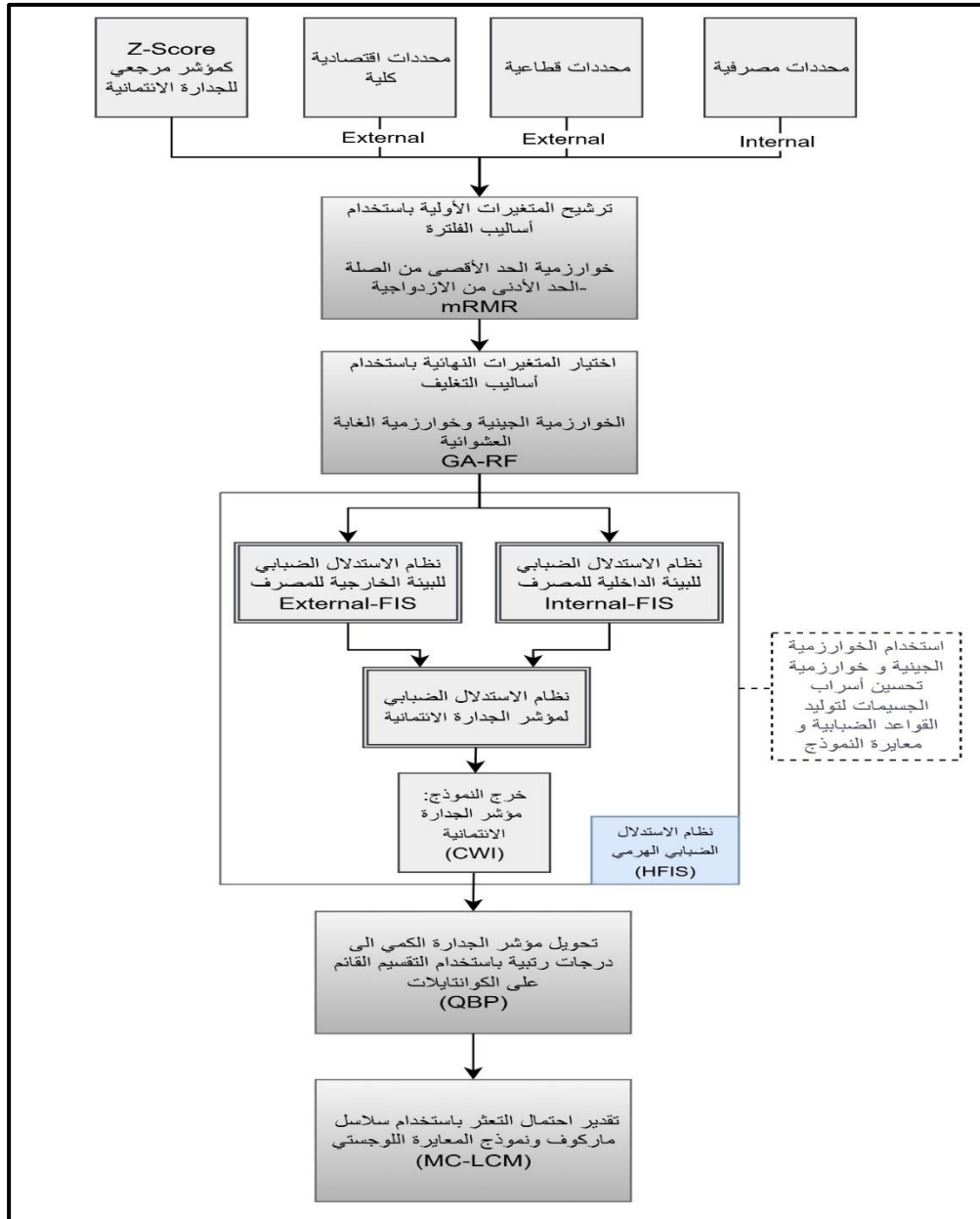
6. منهجية الدراسة

لتحقيق أهداف الدراسة والإجابة عن تساؤلاتها، تم الاعتماد على نهج كمي مدفوع بالبيانات يستند إلى دمج المنطق الضبابي مع خوارزميات الذكاء الاصطناعي يتألف من خمس مراحل. تم في المرحلة الأولى تحديد مدخلات النموذج من خلال أساليب الفلتر القائمة على نظرية المعلومات، ولا سيما خوارزمية الحد الأدنى من التكرار والحد الأقصى من الصلة، بهدف اختيار قائمة أولية من المتغيرات المدروسة والمحددة استناداً إلى الأدبيات والأطر الدولية المعتمدة. شملت هذه المتغيرات ثلاثة مستويات (المستوى المصرفي، المستوى القطاعي، والمستوى الاقتصادي الكلي) باعتبارها متغيرات محتملة التأثير في الاستقرار المالي،

وقد تم اعتمادها كمحددات للجدارة الائتمانية في ضوء اعتماد مؤشر الاستقرار المالي (Z-score) مؤشراً مرجعياً لتقييم الجدارة الائتمانية للمصارف. في المرحلة الثانية، تم استخدام أساليب التغليف القائمة على الخوارزمية الجينية بوصفها آلية بحث وتحسين لاختيار مجموعات مرشحة من هذه المتغيرات، والغاية العشوائية بوصفها خوارزمية تعلم آلي، لتقييم القدرة التفسيرية لكل مجموعة استناداً إلى المؤشر المرجعي وتحديد المجموعة الأكثر قدرة على التفسير. في المرحلة الثالثة، تم تصميم شبكة ضبابية هرمية من نوع Takagi-Sugeno، من خلال تحويل مدخلات النموذج إلى عقد وسيطة تعكس البيئة الداخلية والخارجية للمصرف، بحيث تعمل هذه العقد كطبقة تجميعية تربط مدخلات النموذج بالخرج النهائي المتمثل بمؤشر الجدارة الائتمانية. ومن ثم تم تطوير أربعة نماذج ضبابية ومعايرتها بالاعتماد على خوارزميات التحسين الميتا-استكشافية ولا سيما الخوارزمية الجينية وخوارزمية تحسين أسراب الجسيمات. وفي ضوء نتائج اختبارات الأداء، وفحص فرط المطابقة وتحليل الحساسية، تم اختيار النموذج الأمثل ومن ثم التحقق من استقرار أدائه عبر الزمن وقابليته للتعميم عبر المصارف. أما في المرحلة الرابعة، فقد تم تحويل خرج النموذج إلى درجات تصنيفية باستخدام التقسيم القائم على الكوانتايلات. وأخيراً، تم تقدير احتمالات تعثر المصارف السورية التقليدية الخاصة بالاستناد إلى الدرجات التصنيفية المشتقة من النموذج باستخدام سلاسل ماركوف ونموذج المعايرة اللوجستي. يوضح الشكل (1) مراحل تطوير النموذج بدءاً من تحديد مدخلات النموذج وصولاً إلى تقدير احتمال التعثر.

تم تخصيص مبحث مستقل ضمن الفصل الثاني بعنوان "الإطار المنهجي للدراسة" لعرض الفلسفة البحثية والنهج المعتمد في تطوير النظرية، واستراتيجية الدراسة، بالإضافة إلى عرض متغيرات الدراسة وطرق قياسها ومنهجية تطوير النموذج بشكل تفصيلي.

الشكل (1) مراحل تطوير النموذج



المصدر: من إعداد الباحث

7. مجتمع وعينة الدراسة

يتكوّن مجتمع الدراسة من جميع المصارف التقليدية الخاصة العاملة في الجمهورية العربية السورية وقد شملت النمذجة كامل مجتمع الدراسة والمكون من أحد عشر مصرفاً. يوضح الجدول (1) أدناه المصارف

المشمولة بالدراسة. كما تم الاعتماد في تطوير النموذج على بيانات تغطي الفترة الممتدة من الربع الأول لعام 2013 حتى الربع الرابع لعام 2023. ويعود اختيار هذه الفترة إلى أن تطوير نموذج مدفوع بالبيانات يتطلب توفر عدد كافٍ من المشاهدات لضمان كفاءة التعلم واستخلاص الأنماط الكامنة في البيانات، وهو ما يستدعي الاعتماد على أطول فترة زمنية ممكنة تتسم بتوافر البيانات واتساقها. كما يعتمد احتساب مؤشر الاستقرار المالي (Z-score) المستخدم كمتغير مرجعي في الدراسة على مكونات يتم احتسابها استناداً إلى متوسط حسابي يمتد لأربع سنوات سابقة. وبناءً عليه، فإن اعتماد الفترة بدءاً من عام 2013 يشمل وجود بيانات تاريخية تعود إلى عام 2009، بما يتزامن مع فترة تأسيس أحد المصارف المشمولة بالدراسة.

الجدول (1): مجتمع الدراسة

التسلسل	اسم المصرف	سنة التأسيس
1	المصرف الدولي للتجارة والتمويل	2003
2	بنك سورية والمهجر	2003
3	بنك بيمو السعودي الفرنسي	2003
4	البنك العربي سورية	2004
5	بنك الائتمان الأهلي	2005
6	شهباء بنك	2005
7	بنك سورية والخليج ش.م.م	2006
8	مصرف فرنسبنك سورية	2008
9	بنك الاردن سورية	2008
10	بنك الشرق	2008
11	بنك قطر الوطني سورية	2009

المصدر: من إعداد الباحث

8. محددات الدراسة

فيما يلي مجموعة من المحددات التي ينبغي أخذها بعين الاعتبار عند تفسير نتائج هذه الدراسة أو عند محاولة تطبيق النموذج المقترح في بيانات أو فترات زمنية أخرى:

- (1) اقتصرَت الدراسة على المصارف السورية التقليدية الخاصة خلال الفترة الممتدة من الربع الأول 2013 حتى الربع الرابع 2023، وهي فترة تراكمت مع ظروف اقتصادية غير مستقرة وتقلبات مرتفعة في البيئة الاقتصادية الكلية، 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. وبالتالي، فإن استخدام مؤشرات أخرى لتقييم الجدارة الائتمانية، قد يعطي نتائج مختلفة.
- (3) اعتمدت الدراسة على البيانات المالية المتاحة في التقارير المالية المنشورة، الأمر الذي أدى إلى استبعاد بعض المؤشرات لعدم إمكانية احتسابها بدقة.
- (4) اعتمدت الدراسة على نهج مدفوع بالبيانات بالكامل، ولم يتم إدماج آراء الخبراء سواء في مرحلة اختيار المدخلات أو تصميم دوال الانتماء وبناء القواعد الضبابية، غير أن إدماج الخبرة في التطبيق العملي قد يسهم في تحسين أداء النموذج.
- (5) اعتمدت الدراسة على المتغيرات الكمية فقط دون تضمين المتغيرات النوعية، في حين قد يسهم إدماج المتغيرات النوعية في تعزيز شمولية النموذج.
- (6) يعتمد أداء خوارزمية الغابة العشوائية المستخدمة في مرحلة اختيار المتغيرات على إعدادات المعلمات الأولية، مثل عدد الأشجار في الغابة، والحد الأقصى لعمق الأشجار، وعدد المتغيرات المرشحة عند كل انقسام. ورغم اعتماد الدراسة على إعدادات معيارية شائعة لتحقيق توازن بين دقة النموذج وتجنب

- فرط المطابقة، فإن أي تعديل جوهري في هذه الإعدادات قد يؤدي إلى اختلاف في ترتيب المتغيرات المختارة، مما قد ينعكس على مجموعة المدخلات النهائية المستخدمة في بناء النموذج الضبابي.
- (7) يعتمد أداء خوارزميات التحسين الميتا-استكشافية، مثل الخوارزمية الجينية وخوارزمية تحسين أسراب الجسيمات، على إعدادات المعلمات الأولية مثل حجم المجتمع، عدد التكرارات، ومعاملات السرعة، والتزاوج، والطفرة. وقد تم اختيار هذه الإعدادات وفق أفضل الممارسات، إلا أن أي تعديل في هذه الإعدادات قد يؤدي إلى اختلاف في النتائج.
- (8) يهدف النموذج إلى الامتثال لمتطلبات المعيار وتعليمات مصرف سورية المركزي، ما يجعله صالحاً للتطبيق في القطاع المصرفي السوري، لكنه يتطلب تعديلاً وإعادة معايرة عند تطبيقه في قطاعات مصرفية تخضع لبيئات تنظيمية أخرى.

الفصل الأول: مراجعة الأدبيات النظرية والتطبيقية

يتضمن هذا الفصل مراجعة الأدبيات النظرية والتطبيقية، ويشتمل على أربعة مباحث. يتناول المبحث الأول الإطار المفاهيمي والتطبيق العملي لمعيار إعداد التقارير المالية الدولي IFRS 9، فيما يستعرض المبحث الثاني نماذج التصنيف الائتماني مع مناقشة الأسس النظرية والتطبيقات العملية. أما المبحث الثالث فيركز على الاستقرار المالي في المصارف ومحدداته ونماذج قياسه، وأخيراً يتناول المبحث الرابع المنطق الضبابي واستخداماته وآلية تطويره.

المبحث الأول: معيار إعداد التقارير المالية الدولي IFRS 9: الإطار المفاهيمي والتطبيق العملي

1. مقدمة

أظهرت الأزمة المالية العالمية في الفترة (2007 – 2008) أوجه القصور في نموذج الخسائر المتكبدة المطبق بموجب معيار المحاسبة الدولي IAS 39، فقد اتسم هذا النموذج بالتأخر في الاعتراف بالخسائر الائتمانية إلى أن تتحقق فعلياً، مما أدى إلى تضخيم الموجودات المالية، وانخفاض مستويات المخصصات، كما كشفت الأزمة عن نقطة ضعف جوهرية تمثلت في مساهمة النموذج في تضخيم الدورات الاقتصادية، حيث سمح بتوسع الائتمان خلال فترات الانتعاش دون أخذ المخاطر المستقبلية بعين الاعتبار، ثم ألزم المصارف على تكوين مخصصات ضخمة خلال فترات الركود، وبالتالي زيادة خسائر انخفاض القيمة بشكل مفاجئ خلال فترة قصيرة، مما فاقم من آثار الأزمة (Pastiranova & Witzany, 2021). نتيجة لذلك، طالبت مجموعة دول العشرين (G20) والهيئات التنظيمية مثل لجنة بازل للرقابة المصرفية (BCBS) بإصلاحات جذرية في كيفية الاعتراف بالخسائر الائتمانية، داعية إلى اعتماد نموذج تطلعي يأخذ في الحسبان المعلومات المستقبلية، لتخفيض تأثير التقلبات المسيرة للدورة الاقتصادية الناتج عن المعيار IAS 39 (Gornjak, 2020).

استجابةً لهذه المطالبات، أصدر مجلس معايير المحاسبة الدولية (IASB) المعيار IFRS 9 في تموز 2014، ليصبح نافذاً اعتباراً من 1 كانون الثاني 2018، حيث ألزم المؤسسات المالية بالاعتراف المبكر بالخسائر المحتملة، بما يعكس الحالة الائتمانية المستقبلية للموجودات المالية. كما أصدر مجلس معايير المحاسبة المالية الأمريكي (FASB) المعيار المحاسبي حول القيمة الحالية للخسارة الائتمانية المتوقعة (CECL) في عام 2016 لتطبيقه على المصارف المدرجة ابتداءً من 2020، وابتداءً من عام 2021

لباقى المصارف العاملة في الولايات المتحدة الأمريكية. يهدف كلا المعيارين إلى الاعتراف المبكر بالخسائر الائتمانية دون وجود خسارة فعلية كشرط لتكوين المخصصات.

يعد المعيار IFRS 9 تحولاً جذرياً من حيث المفهوم والتطبيق، إذ يدمج المعلومات الاقتصادية الراهنة والمتوقعة ضمن عملية القياس المحاسبي، مما يزيد من تعقيد عملية التقدير، لكنه في الوقت ذاته يعزز من الشفافية والتحوط في إدارة المخاطر الائتمانية. ولعل أبرز عناصر التغيير في هذا المعيار هو التصنيف المرحلي للأدوات المالية، بحيث تختلف منهجية احتساب المخصصات باختلاف مستوى المخاطر المرتبط بالأصل المالي. إن هذا التحول في المعايير لا يقتصر فقط على متطلبات محاسبية، بل له آثار تنظيمية ورقابية جوهرية، خاصة في الدول ذات الاقتصادات النامية، ومنها سورية، حيث تصبح مسألة التوفيق بين متطلبات المعيار والتعليمات التنفيذية الصادرة عن السلطات الرقابية المحلية تحدياً حقيقياً يتطلب مواءمة بين الإطار المفاهيمي والممارسات المصرفية القائمة.

2. انخفاض القيمة وفق معيار المحاسبة الدولي IAS 39

قبل اعتماد المعيار IFRS 9، خضعت عملية تقييم انخفاض القيمة للموجودات المالية، وفي مقدمتها القروض الائتمانية، لأحكام معيار المحاسبة الدولي IAS 39. وقد تبنى هذا الأخير ما يُعرف بنموذج الخسائر المتكبد، الذي يشترط توافر دليل موضوعي على وقوع حدث خسارة بعد الاعتراف الأولي بالأصل، وكان لهذا الحدث تأثير على التدفقات النقدية المستقبلية المتوقعة للأصل المالي أو لمجموعة الموجودات المالية، بحيث يمكن تقدير ذلك التأثير بشكل موثوق (IAS 39, 2003, Para. 59). وتشمل هذه الأحداث، على سبيل المثال، صعوبات مالية كبيرة لدى المصدر أو المدين، أو التخلف عن السداد أو التأخر في دفع الفوائد أو الأقساط، أو وجود احتمال كبير بأن المقترض سيدخل في حالة إفلاس أو إعادة هيكلة مالية. يتم احتساب الخسارة الائتمانية بموجب هذا النموذج على أساس الفرق بين القيمة الدفترية للأصل المالي وبين القيمة الحالية للتدفقات النقدية المستقبلية المتوقعة، والتي يُعاد خصمها

باستخدام سعر الفائدة الفعلي الأصلي، ويتم تسجيل الخسارة الناتجة مباشرة في الأرباح أو الخسائر، إما من خلال تخفيض القيمة الدفترية للأصل أو عبر تكوين مخصص انخفاض قيمة في حسابات منفصلة (IAS 39, 2003, Para. 63).

ورغم أن هذا النموذج كان يعتبر في حينه متسقاً مع مبدأ الحيطة والحذر المحاسبي، إلا أن الأزمة المالية العالمية أثارت تساؤلات حول مدى مساهمة نموذج الخسائر المتكبدة في التأخر في الاعتراف بالخسائر، كما أظهرت العديد من الأدبيات أن طريقة تكوين المخصصات قد ساهمت في تعزيز التقلبات المسيرة للدورة الاقتصادية من خلال التوسع في منح الائتمان أثناء فترات الازدهار والانخفاض الحاد خلال فترات الانكماش اللاحقة (Beatty & Liao, 2011; Bushman & Williams, 2015; Laeven & Majnoni, 2003). وعليه، أوصت مجموعة استشارات الأزمة المالية وجهات أخرى باستكشاف بدائل لنموذج الخسائر الائتمانية تعتمد على معلومات مستقبلية وتكون أكثر تطلعاً للمستقبل (IASB, 2014). (BCE.90).

وفي السياق السوري، وإلى جانب تطبيق المعيار IAS 39، خضعت المصارف العاملة في سورية لأحكام قرار مجلس النقد والتسليف رقم 902/ب/ن. م الصادر بتاريخ 13 تشرين الثاني 2012، والذي مثل الإطار التنظيمي المحلي لتصنيف الديون وتكوين المخصصات. وقد نصّت التعليمات التنفيذية المرافقة للقرار على تصنيف الديون وفق عدد أيام التأخير (من "ديون تتطلب اهتماماً خاصاً" حتى "ديون رديئة")، وحددت نسب المخصصات الواجبة تبعاً لمستوى الضمانات وتاريخ الاستحقاق. كما أوجبت التعليمات إجراء اختبارات الجهد دورياً على المحفظة الائتمانية، وفرضت ضوابط دقيقة لتعليق الفوائد، وجدولة القروض. تمثل الهدف الرئيسي لهذا الإطار في تعزيز السلامة المالية للمصارف، غير أنه ظل متوافقاً مع منهجية الخسائر المتكبدة التي افتقرت إلى عنصر الاستباقية في مواجهة تدهور جودة الموجودات، ما

جعل القطاع المصرفي السوري أيضاً بحاجة إلى التحول نحو نموذج أكثر مرونة واستشراكاً للمخاطر المستقبلية.

3. معيار إعداد التقارير المالي الدولي IFRS 9

1.3. لمحة تاريخية عن المعيار IFRS 9

يُعد المعيار IFRS 9 خلاصة مشروع طويل الأجل لتطوير المعالجة المحاسبية للأدوات المالية، بدأتها لجنة معايير المحاسبة الدولية (IASB) في أواخر الثمانينيات بالتعاون مع المعهد الكندي للمحاسبين القانونيين، وذلك بهدف إنشاء إطار شامل يغطي جوانب الاعتراف والقياس والإفصاح المتعلقة بالأدوات المالية. وقد بدأت هذه الجهود بمسودة عرض أولى (E40) نُشرت في عام 1991، ثم أعيدت صياغتها في مسودة ثانية (E48) عام 1994 استجابةً لملاحظات واسعة النطاق من مختلف المعنيين. نظراً لردود الفعل الناقدة على مسودة العرض (E48) والممارسات المتطورة في استخدام الأدوات المالية والتفكير المتطور لبعض واضعي معايير المحاسبة الوطنية، قررت لجنة معايير المحاسبة الدولية تقسيم المشروع إلى مراحل ابتداءً من الإفصاح وعرض البيانات المالية.

تم الانتهاء من المرحلة الأولى في آذار من عام 1995 عندما وافق مجلس لجنة معايير المحاسبة الدولية على معيار المحاسبة الدولي IAS 32 "الأدوات المالية": الإفصاح والعرض، حيث تناول المعيار قضايا الإفصاح والعرض للأدوات المالية. في حين هدفت المرحلة الثانية من المشروع إلى النظر في مواضيع الاعتراف وإلغاء الاعتراف والقياس ومحاسبة التحوط.

في تموز من عام 1995، توصلت لجنة معايير المحاسبة الدولية إلى اتفاق مع المنظمة الدولية للجان الأوراق المالية بشأن محتوى برنامج عمل لإكمال مجموعة معايير محاسبة دولية رئيسية يمكن أن تصادق عليها المنظمة بهدف الحصول على رأس المال عبر الحدود ولأغراض الإدراج في كافة الأسواق العالمية.

وتشمل هذه المعايير معايير خاصة بالاعتراف والقياس بالأدوات المالية للبنود خارج الميزانية، التحوط والاستثمارات.

في آذار من عام 1999، أصدرت اللجنة معيار المحاسبة الدولي IAS 39: "الأدوات المالية": الاعتراف والقياس، بحيث يكون نافذ التطبيق لفترات التقارير المالية التي تبدأ في 1 كانون الثاني من عام 2001 أو بعد ذلك التاريخ. وفي عام 2003، أصدر مجلس معايير المحاسبة الدولية والذي حل محل لجنة معايير المحاسبة الدولية، معيار المحاسبة الدولي المنقح (Revised IAS 39) كجزء من جدول أعماله الأولي للمشاريع التقنية.

في آب من عام 2005، أصدر مجلس معايير المحاسبة الدولية معيار إعداد التقارير المالية الدولي (IFRS 7): "الأدوات المالية: الإفصاح"، بحيث تضمن المعيار كل متطلبات الإفصاح عن الأدوات المالية، ووفقاً لذلك تم تغيير عنوان معيار المحاسبة الدولي IAS 32 إلى "الأدوات المالية: العرض".

وبعد الأزمة المالية العالمية، تعززت الدعوات لإعادة النظر جذرياً في منهجية الاعتراف بالخسائر وتقييم الأدوات المالية. واستجابة لذلك، بدأ مجلس معايير المحاسبة الدولية مشروعاً تدريجياً لاستبدال المعيار IAS 39، وتم إصدار المعيار الجديد IFRS 9 على مراحل:

- المرحلة الأولى (2009): تناولت تصنيف وقياس الموجودات المالية، وابتعدت عن القواعد التفصيلية السابقة، مع اعتماد نموذج أعمال المنشأة وخصائص التدفقات النقدية التعاقدية كأساس للتصنيف. كما تم استخدام نهجاً واحداً لتحديد ما إذا كان الأصل المالي سوف يقاس بالتكلفة المطفأة أو بالقيمة العادلة، ليحل محل العديد من القواعد المختلفة في معيار المحاسبة الدولي IAS 39.

- المرحلة الثانية (2010): أدخلت متطلبات المحاسبة عن المطلوبات المالية، ولا سيما المتعلقة بإعادة التقييم عند التغير في المخاطر الائتمانية الخاصة بالمنشأة. كما تم إلغاء متطلبات معيار المحاسبة الدولي رقم 39 IAS فيما يتعلق بإلغاء الاعتراف بالموجودات والمطلوبات المالية.
 - المرحلة الثالثة (2013): ركزت على محاسبة التحوط ووفّرت إطاراً أكثر مواءمة مع إدارة المخاطر. ولتحقيق هذا الهدف، اقترحت التعديلات زيادة نطاق بنود التحوط المؤهلة وأدوات التحوط كما اقترحت تقييماً لفعالية التحوط يستند إلى الهدف من التحوط بخلاف تعليمات المعيار 39 IAS والذي حدد عتبة لقياس فعالية التحوط عندما يكون من المتوقع أن يعمل على تعويض الخسارة في البند المتحوط له بالمدى (80% - 125%)، كما أدخلت تعديلات على طرق المحاسبة عن تحوط التدفق النقدي وتحوط القيمة العادلة وكذلك متطلبات العرض والإفصاح.
 - المرحلة الأخيرة (2014): تميزت بإدخال "نموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة" لقياس تدني القيمة، كبديل عن نموذج الخسارة المتكبدة، مع توحيد المتطلبات النهائية للمعيار حيث أضاف هذا الإصدار تعديلات طفيفة على تصنيف وقياس الموجودات المالية والمتمثلة بإضافة فئة تصنيف جديدة لقياس بعض أدوات الدين بالقيمة العادلة من خلال بنود الدخل الشامل الآخر بالإضافة إلى إرشادات إضافية حول كيفية تطبيق نموذج الأعمال واختبار خصائص التدفقات النقدية التعاقدية.
- دخل المعيار IFRS 9 حيز التنفيذ في 1 كانون الثاني 2018، وقد اشتمل على ثلاثة محاور رئيسية:
- (1) تصنيف وقياس الأدوات المالية، (2) تدني القيمة باستخدام نموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة، و(3) محاسبة التحوط.

عقب إصدار المعيار، تم إدخال العديد من التعديلات حتى عام 2020 بما في ذلك التحسينات السنوية. وفي عام 2021، بدأ مجلس معايير المحاسبة الدولية بمراجعة عملية التطبيق فيما يتعلق بمتطلبات التصنيف والقياس. وفي عام 2023، تم نشر مسودة عرض (ED/2023/2) لاقتراح تعديلات جديدة

مرتبطة بالمعايير البيئية والاجتماعية والحوكمة (ESG) وتأثيرها على الأدوات المالية، وكذلك تعديل شروط إلغاء الاعتراف بالتزامات مالية ضمن سياق التحولات الإلكترونية (IASB, 2023).

على الرغم من أن المعيار دخل حيز التنفيذ عالمياً اعتباراً من 1 كانون الثاني 2018، إلا أن التطبيق الفعلي له في بعض الدول، ومنها سورية، واجه تحديات تتعلق بجاهزية البنية التحتية لدى المصارف، ونقص الخبرات الفنية، وصعوبة جمع البيانات التاريخية اللازمة للتطبيق. ونتيجة لذلك، قرر مجلس المحاسبة والتدقيق تأجيل التطبيق الإلزامي حتى 1 كانون الثاني 2019، لإتاحة المجال أمام المصارف المحلية لتعزيز قدراتها الفنية، وتطوير نماذجها الداخلية، والامتثال لمتطلبات التحول إلى النموذج الجديد في قياس الخسائر الائتمانية المتوقعة.

2.3. نموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة

يعتمد المعيار IFRS 9 نموذجاً متعدد المراحل لقياس الخسائر الائتمانية المتوقعة. يقوم هذا النموذج على ربط حجم الخسائر الائتمانية المتوقعة بمدى التغير في جودة الائتمان منذ الاعتراف الأولي بالأصل المالي، وذلك استناداً إلى تقييم مستمر لمخاطر الائتمان على مدى عمر الأصل كما يلي:

المرحلة الأولى (Stage 1): تشمل جميع الموجودات المالية التي لم تشهد زيادة هامة في مخاطر الائتمان منذ الاعتراف الأولي. ويتم احتساب الخسائر الائتمانية المتوقعة لفترة 12 شهراً فقط. تفترض هذه المرحلة أن المخاطر الائتمانية ما تزال ضمن النطاق المتوقع عند الاعتراف بالأصل، ولا توجد مؤشرات على التعثر (IASB, 2014. BC5.102). يتم احتساب إيرادات الفوائد على أساس إجمالي القيمة المسجلة للموجودات المالية (IASB, 2014. BC5.72).

وفي السياق السوري، وبموجب الفقرة (5-1) من المادة (8) من التعليمات التنفيذية الصادرة عن مجلس النقد والتسليف، تشتمل المرحلة الأولى على جميع التعرضات الائتمانية داخل وخارج الميزانية عند الاعتراف الأولي (باستثناء التعرضات التي تكون منخفضة القيمة عند المنح أو الشراء والتي لم تشهد زيادة هامة في المخاطر الائتمانية منذ تاريخ الاعتراف الأولي، حيث يتوجب احتساب الخسائر الائتمانية المتوقعة على مدى العمر المتوقع لها) بحيث لا تتدنى مؤشرات النوعية أو الكمية عن الحدود المحددة بموجب هذه المادة في أي وقت.

المرحلة الثانية (Stage 2): تشمل الموجودات المالية التي شهدت زيادة هامة في مخاطر الائتمان، دون أن تصل إلى حد التعثر الفعلي. ويتم في هذه المرحلة احتساب الخسائر الائتمانية المتوقعة على مدى عمر هذه الموجودات (IASB, 2014. BC5.102). كما يتم احتساب إيرادات الفوائد على أساس إجمالي القيمة المسجلة للموجودات المالية (IASB, 2014. BC5.72). لم يحدد المعيار مقاييس لتقييم تراجع القدرة الائتمانية وفيما إذا كان حجم التراجع هام، كما لم يحدد نسبة لاحتمال التعثر للإشارة إلى وجود زيادة هامة في مخاطر الائتمان. أما في سياق التعليمات التنفيذية السورية، فتشمل هذه المرحلة جميع التعرضات داخل وخارج الميزانية التي شهدت زيادة هامة في المخاطر الائتمانية منذ الاعتراف الأولي دون أن يتوفر دليل موضوعي على انخفاض قيمتها، كما يتوجب على المصارف تقييم الزيادة الجوهرية في المخاطر الائتمانية من خلال مقارنة المخاطر الائتمانية للعميل بتاريخ القياس مع مقابلها بتاريخ الاعتراف الأولي مع الأخذ بعين الاعتبار كافة المعلومات المتاحة الحالية والمستقبلية. كما تم إدراج العديد من المؤشرات الدالة على وجود زيادة هامة في المخاطر الائتمانية كحد أدنى. من الأمثلة على هذه المؤشرات:

- الارتفاع الكبير في التسعير الداخلي للتعرضات الائتمانية نتيجة الارتفاع الهام في المخاطر المرتبطة بها.

- انخفاض التصنيف الائتماني الخارجي للعمليات الصادر عن أحد وكالات التصنيف المعتمدة في حال توفره بما يعادل انخفاض التصنيف الائتماني الداخلي وذلك بتاريخ إعداد البيانات المالية مقارنةً بتاريخ الاعتراف الأولي.
- التغيرات السلبية الهامة في الظروف الاقتصادية أو المالية أو التشغيلية، والتغيرات السلبية الهامة في الأنشطة التشغيلية للعمليات والتي من شأنها التأثير سلباً وبشكل هام على قدرة العمل على سداد التزاماته.
- الانخفاض الهام في قيمة الضمانات المقدمة من قبل العمل أو جودة الكفالات المقدمة من طرف ثالث أو أية مخففات مخاطر أخرى.
- إعادة هيكلة التعرضات الائتمانية المصنفة ضمن المرحلة الأولى إلى أن يتم الالتزام بشروطها، حيث يمكن بعدها نقل هذه التعرضات إلى المرحلة الأولى.
- إعادة جدولة التعرضات الائتمانية المصنفة ضمن المرحلة الثالثة إلى أن يلتزم العمل بشروطها، حيث يمكن بعدها نقل هذه التعرضات إلى المرحلة الأولى.
- التأخر عن تسديد المستحق من أصل الدين أو فوائده لمدة تزيد عن ثلاثين يوماً وفي حال عدم دلالة هذا التأخير على زيادة هامة في المخاطر الائتمانية، يتم تصنيف التعرض الائتماني ضمن المرحلة الثانية في حال زادت مدة التأثير عن تسديد المستحقات عن ستين يوماً.
- التأخر عن سداد الحسابات الجارية وتحت الطلب المكشوفة بمدة تزيد عن ثلاثين يوماً.
- عدم توفر بيانات مالية مدققة بتاريخ حديث لا يسبق تاريخ قياس الخسائر الائتمانية المتوقعة بأكثر من سنة، وذلك بالنسبة لعملاء الشركات.
- ظهور خلل أو ضعف في إدارة أو أداء الشركة إذا كان العمل شخصاً معنوياً أو حصول خلاف بين الشركاء قد يؤدي إلى احتمال عدم السداد.

- تعرض العميل لدعوى قضائية قد تكبد خسائر مالية تؤثر على سلامة وضعه المالي وقدرته على سداد التزاماته.

المرحلة الثالثة (Stage 3): تشمل الموجودات المالية التي شهدت تدني فعلي في قيمتها، ويتم في هذه المرحلة احتساب الخسائر الائتمانية المتوقعة على مدى عمر هذه الموجودات، مع الاعتراف بإيرادات الفوائد فقط على صافي القيمة المسجلة (أي بعد تنزيل مخصص الخسائر الائتمانية المتوقعة) (IASB, 2014. BC5.72).

لم يحدد المعيار تعريف محدد للتعثر، غير أنه أدرج افتراض قابل للدحض مفاده أن التعثر لا يحدث بعد مرور أكثر من 90 يوماً من تاريخ الاستحقاق، ما لم يكن لدى المنشأة معلومات معقولة وقابلة للدعم لتبرير معيار آخر أكثر تأخراً لتعريف التعثر. كما أكد على أنه يتوجب على المنشأة أن تأخذ بعين الاعتبار المؤشرات النوعية للتعثر عندما يكون ذلك مناسباً (على سبيل المثال: بالنسبة للأدوات المالية التي تتضمن شروطاً تعاقدية يمكن أن تؤدي إلى أحداث تعثر). كما أنه من الممكن تطبيق المنشأة تعريفاً للتعثر يتوافق مع ممارساتها الخاصة بإدارة مخاطر الائتمان المتعلقة بالأدوات المالية ذات الصلة، وبشكل متسق من فترة لأخرى. وبالتالي، قد يكون لدى المنشأة تعريفات متعددة للتعثر، وذلك وفقاً لأنواع المنتجات المختلفة (IASB, 2014. BC5.252).

وفي سياق التعليمات التنفيذية السورية، فتشمل هذه المرحلة جميع التعرضات داخل وخارج الميزانية التي ينطبق عليها تعريف التعثر بموجب المادة (7) من التعليمات حيث يعتبر العميل متعثراً في الحالات التالية:

- 1- عندما يتبين للمصرف عدم قدرة أو رغبة العميل في سداد التزاماته تجاه المصرف دون اتخاذ أية إجراءات بحقه مثل تسييل الضمانات أو إحالته إلى المتابعة القانونية.
- 2- عند مضي 90 يوماً أو أكثر على استحقاق الدين أو أحد أقساطه أو فوائده؛ جمود الحساب الجاري المدين لجهة التسديدات اعتباراً من تاريخ آخر عملية إيداع؛ تجاوز السقف الممنوح للحساب الجاري المدين بنسبة 10% منه أو أكثر؛ انكشاف الحسابات الجارية تحت الطلب؛ دفع المطالبات الناجمة عن الحسابات خارج الميزانية نيابةً عن العملاء دون أن يتم سداد هذه الحسابات أو توثيقها كتسهيلات ائتمانية مباشرة أصولاً؛ انقضاء تاريخ تجديد التسهيلات الائتمانية المتجددة.
- 3- عندما تخضع أحد أو كافة التعرضات الائتمانية تجاه العميل لإعادة الهيكلة مرتين متتاليتين دون أن يتم الالتزام بشروطها.
- 4- عندما يخل العميل بالالتزام بشروط إعادة الجدولة الأصولية التي تم بموجبها تحسين تصنيفه الائتماني وإخراجه من المرحلة الثالثة.
- 5- عندما يخل العميل بالالتزام بشروط التعرضات التي تم تحسين تصنيفها الائتماني وإخراجها من المرحلة الثالثة لدى دفع كامل مستحققاتها التي لم تتجاوز مدة التأخير فيها مئة وثمانون يوماً.
- 6- عند إعلان العميل إفلاسه أو وضعه تحت التصفية.

3.3. مناهج قياس الخسائر الائتمانية المتوقعة

لم يحدد المعيار طريقة محددة لقياس الخسائر الائتمانية المتوقعة، حيث من الممكن استخدام منهجية (احتمال التعثر/ الخسارة عند التعثر) أو الاعتماد على أساليب بديلة مثل طريقة معدل الخسارة التاريخية وتعديلها وفقاً للظروف الحالية وتوقعات الظروف المستقبلية (IASB, 2014. BC5.266). وعند اختيار طريقة القياس، يجب توثيق المناهج المستخدمة في الاحتساب مع تبرير الاختيار أمام الجهات الرقابية وكذلك تبرير الانتقال من طريقة إلى أخرى. وفي سياق التعليمات التنفيذية السورية، وبموجب الفقرة (2)

من المادة (8)، فإنه يتوجب على المصارف أن تكون المخصصات على أساس الخسائر الائتمانية المتوقعة وفقاً لمنهجية معدل الخسائر التاريخية أو المنهجية التي تركز على معاملي احتمال التعثر والخسارة عند التعثر أو غيرها من المنهجيات التي تلي متطلبات المعيار.

وفقاً للمعيار، يمكن للمؤسسات المالية احتساب الخسائر الائتمانية المتوقعة بثلاثة مناهج مختلفة كما يلي: (KPMG, 2025)

- **نهج القياس العام:** بموجب هذا النهج، يتعين على المؤسسات المالية تقييم مرحلة التسهيلات الائتمانية، ومن ثم احتساب الخسائر الائتمانية المتوقعة لمدة 12 شهراً أو على مدى عمر هذه التسهيلات. يتم اتباع هذا النهج لمعظم الموجودات، مثل قروض التجزئة، وقروض الشركات، والسندات.
- **النهج المبسط:** بموجب هذا النهج، لا يُشترط تقييم المرحلة التي تندرج ضمنها التعرضات الائتمانية، حيث يتم احتساب الخسائر الائتمانية المتوقعة على مدى العمر الكامل. يستخدم هذا النهج للموجودات، مثل الذمم المدينة التجارية، والذمم المرتبطة بعقود الإيجار، حيث لا يوجد عنصر تمويلي مهم.
- **النهج المرتبط بالموجودات المالية منخفضة القيمة عند المنح أو الشراء (POCI):** ينطبق هذا النهج على الموجودات المالية منخفضة القيمة عند المنح أو الشراء. يتم احتساب الخسائر الائتمانية المتوقعة على مدى عمر هذه الموجودات، ويتم استخدام معدل الفائدة الفعال المعدل بمخاطر الائتمان (CEIR) لخصم تلك الخسائر.

لم يحدد المعيار طريقة محددة لقياس الخسائر الائتمانية المتوقعة، ومع ذلك فإن الطريقة الأكثر شيوعاً لقياس الخسائر الائتمانية المتوقعة تلك التي تعتمد على تقدير احتمال التعثر، والخسارة عند التعثر

والتعرض عند التعثر. وبالتالي يتم قياس الخسائر الائتمانية المتوقعة وفق هذه الطريقة باستخدام الصيغة الرياضية التالية:

$$ECL = \sum_{t=1}^T PD_t \times LGD_t \times EAD_t \times D_t$$

حيث:

ECL الخسائر الائتمانية المتوقعة

PD_t احتمال التعثر في الفترة t

LGD_t الخسارة عند التعثر في الفترة t

EAD_t التعرض عند التعثر في الفترة t

D_t معامل الخصم للفترة t باستخدام سعر الفائدة الفعال

■ **احتمال التعثر:** وهو احتمال تخلف المقترض عن سداد التزاماته عند استحقاقها خلال فترة زمنية محددة. لم يحدد المعيار تعريفاً محدداً للتعثر، حيث يجب على المؤسسات اعتماد تعريف يتوافق مع التعريف المعتمد داخلياً في سياق إدارة مخاطر الائتمان، كما يمكن لتلك المؤسسات اعتماد التعريف المحدد من قبل لجنة بازل للرقابة المصرفية مع التعديل اللازم من أجل التوافق مع متطلبات المعيار IFRS 9. بشكل عام، يوجد نوعين من احتمال التعثر:

- **احتمال التعثر عبر الدورة الاقتصادية (TTC):** والذي يُقدّر احتمال التعثر على مدى فترة زمنية طويلة، عادةً عبر الدورة الاقتصادية بأكملها. يخفف هذا الاحتمال من أثر التقلبات قصيرة الأجل في البيئة الاقتصادية من خلال مراعاة دورة أعمال كاملة، والتي تشمل فترات النمو الاقتصادي والركود.

- **احتمال التعثر في نقطة زمنية (PiT):** والذي يُقدّر احتمال التعثر بناءً على الظروف الاقتصادية الراهنة والوضع المالي الحالي للمقترض، ويكون أكثر حساسية للتغيرات قصيرة الأجل في وضع المقترض والبيئة الاقتصادية.

وفي سياق التعليمات التنفيذية السورية، نصت الفقرة (8-1-1) من المادة (8)، على احتساب احتمال التعثر بنسبة (0%) على التعرضات بالليرة السورية تجاه الحكومة السورية، وبنسبة (0.05%) على التعرضات بالليرة السورية تجاه المصارف العاملة في الجمهورية العربية السورية. كما أشارت الفقرة (8-1-2) إلى إمكانية تقدير احتمال التعثر (بالنسبة للتعرضات تجاه المصارف والحكومات بما في ذلك التعرضات بالعملات الأجنبية تجاه المصارف المحلية والحكومة السورية، وكذلك التعرضات غير المدرجة بمحفظة التسهيلات الائتمانية تجاه الشركات) من خلال ربط درجات التصنيف الائتماني الداخلي المبني على مخاطر تعثر العميل بنظام التصنيف المستخدم من وكالات التصنيف الائتماني الخارجي المعتمدة، واستخدام معدل التعثر المرصود لكل درجة من درجات التصنيف الائتماني الخارجي لما يقابلها من درجات التصنيف الائتماني الداخلي على أن تستند عملية الربط على مقارنة معايير التصنيف الداخلي بتلك المستخدمة لدى وكالات التصنيف الخارجية على مستوى كل درجة وعلى مستوى كل عميل مشترك. كما يجب أن يقوم المصرف بتوثيق أساس عملية الربط وآلية معايرة احتمال التعثر وفق متطلبات المعيار.

أما بالنسبة للتعرضات تجاه الشركات ضمن محفظة التسهيلات الائتمانية، يتم تقدير احتمال التعثر من خلال استخدام تقنية خبرة التعثر الداخلية التي يعكسها نظام التصنيف الداخلي، وذلك انطلاقاً من تحليل تغير التصنيف أو معدل التعثر المستمد من النظام. كما يتوجب معايرة هذا التقدير بالمعلومات الحالية والمستقبلية بطريقة غير متحيزة.

وبالنسبة لتعرضات التجزئة، يجب أن يستند تقدير احتمال التعثر إلى البيانات الداخلية ويحتسب على مستوى كل مجموعة من التعرضات على أساس درجة التصنيف الائتماني الداخلي التي صنفت ضمنها هذه المجموعة وبالاستناد إلى معدل التعثر التاريخي وصولاً إلى معدل الخسارة، مع ضرورة معايرة هذا التقدير بكافة المعلومات الحالية والمستقبلية المتاحة ذات الصلة وفق متطلبات المعيار.

وفي جميع الأحوال، يجب ألا يقل احتمال التعثر أو ما يقابله في أي منهجية مستخدمة عن (0.05%) للتعرضات غير المتعثرة. أما بالنسبة للتعرضات المتعثرة والمصنفة ضمن المرحلة الثالثة يجب أن يكون احتمال التعثر بنسبة (100%).

■ **الخسارة عند التعثر:** هي تقدير للخسارة الناجمة في حالة تخلف المقترض عن السداد، ويمكن تقديرها بناءً على عمليات الاسترداد التي يمكن إجراؤها بعد التخلف عن السداد. يمكن أن تكون عمليات الاسترداد نقداً (استرداد غير مضمون) أو عن طريق حيازة أو بيع الضمانات (استرداد مضمون). كما يمكن للمؤسسات المالية استخدام طرق مختلفة لحساب الخسارة عند التعثر. من بين الطرق التي يمكن استخدامها: (KPMG, 2025)

■ **التقدير المعتمد على البيانات التاريخية:** حيث يتم استخدام البيانات الداخلية التاريخية وعمليات الاسترداد لتقدير الخسارة عند التعثر.

■ **القيمة السوقية:** حيث يتم استخدام السعر السوقي للأدوات المالية المتعثرة لتقدير الخسارة عند التعثر.

■ **طريقة التقدير الضمني:** حيث يتم اشتقاق الخسارة عند التعثر بشكل ضمني بناءً على الفرق بين العائد على السندات الخطرة غير المتعثرة أو المشتقات الائتمانية مثل عقود مبادلة التعثر الائتماني (CDS) والعائد الخالي من المخاطرة، بحيث يمثل الفرق العلاوة الإضافية التي يطلبها المستثمرون مقابل تحملهم مخاطر التعثر الائتماني الخاصة بالمصدر.

■ **النماذج الكمية:** حيث يتم اشتقاق الخسارة عند التعثر من نماذج كمية مثل الانحدار الخطي، والانحدار اللوجستي الجزئي، ونماذج جاكوب فراي، ونماذج شجرة القرار.

■ **التقدير المعتمد على الجهات التنظيمية:** حيث يتم استخدام الخسارة عند التعثر للتعرضات غير المضمونة ويتم تعديلها باستخدام نسب الاقتطاع التي تحددها الجهات التنظيمية على الضمانات، لاشتقاق الخسارة عند التعثر للتعرضات المضمونة.

وفي سياق التعليمات التنفيذية السورية، نصت الفقرة (8-2-1) من المادة (8)، على أنه يجب تقدير الخسارة عند التعثر على مستوى كل درجة من درجات التصنيف الائتماني كنسبة من التعرض عند التعثر، حيث يتوجب على المصارف الاستناد إلى البيانات التاريخية المتوفرة لديها والأنظمة الداخلية لبناء نقاط الخسارة عند التعثر ولاحساب معدل الاسترداد التاريخي على مستوى كل تعرض من التعرضات المضمونة وغير المضمونة مع عدم إمكانية الاستناد إلى القيمة السوقية للضمانات فقط. وفي حال عدم كفاية البيانات التاريخية لتقدير الخسارة عند التعثر، يمكن للمصرف استخدام بيانات خارجية مستمدة من واقع القطاع المصرفي السوري أو بيانات خارجية مستمدة من وكالات التصنيف الائتماني الخارجية بالنسبة للتعرضات غير المدرجة في محفظة التسهيلات الائتمانية (الفقرة 8-2-2 من المادة 8). كما حددت التعليمات نسب دنيا لمعدل الخسارة عند التعثر بالنسبة للتعرضات في محفظة التسهيلات الائتمانية غير المتعثرة في حال عدم التأكد من كفاية التحليل التاريخي وعدم إمكانية الاعتماد على البيانات الخارجية¹ أو في حال عدم تمكن المصرف من إجراء أي تحليل تاريخي². كما حددت التعليمات نسب دنيا لمعدل الخسارة عند التعثر بالنسبة للتعرضات المتعثرة³.

1 (غير مغطى بضمانة مقبولة: 30% للتجزئة، 25% للشركات - مغطى بضمانة نقدية أو ذهب أو أوراق مالية أو بكفالة مؤسسة ضمان القروض: 0% للتجزئة والشركات - مغطى برهن عقاري تجاري أو سكني: 10% للتجزئة والشركات - مغطى برهن سيارات أو آلات أو معدات: 15% للتجزئة والشركات).

2 (غير مغطى بضمانة مقبولة: 50% للتجزئة، 40% للشركات، 45% للبنوك والحكومات - مغطى بضمانة نقدية أو ذهب أو أوراق مالية أو بكفالة مؤسسة ضمان القروض: 0% للتجزئة والشركات والبنوك والحكومات - مغطى برهن عقاري تجاري أو سكني: 20% للتجزئة والشركات - مغطى برهن سيارات أو آلات أو معدات: 25% للتجزئة والشركات).

3 20% في حال مضي 90 يوم فأكثر، 50% في حال مضي 180 يوم فأكثر، 100% في حال مضي 360 يوم فأكثر على: (استحقاق الدين أو أحد أقساطه أو فوائده؛ جمود الحساب الجاري المدين لجهة التسديدات اعتباراً من تاريخ آخر عملية إيداع؛ تجاوز السقف الممنوح للحساب الجاري

■ **التعرض عند التعثر:** وهو تقدير للتعرض في تاريخ تخلف مستقبلي عن السداد، مع مراعاة التغيرات المتوقعة في التعرض بعد تاريخ إعداد التقارير، بما في ذلك سداد أصل الدين والفائدة، والسحوبات المتوقعة على التسهيلات غير المسحوبة. وبالتالي، ينبغي أن يأخذ تقييم قيمة التعرض عند التعثر في الاعتبار كلاً من أصل الدين والفائدة المستقبلية، بالإضافة إلى أي إطفاء، وأية مبالغ تفوق الدفعات التعاقدية المتفق عليها والتي من المتوقع أن يقوم المقترض بسدادها في المستقبل.

وفي سياق التعليمات التنفيذية السورية، نصت الفقرة (8-1) من المادة (8)، على أنه يتوجب على المصارف تقدير قيمة التعرض عند التعثر بالنسبة للتعرضات المصنفة ضمن المرحلتين الأولى والثانية بالاعتماد على القيمة الدفترية للتعرض بتاريخ القياس مضافاً إليها الفوائد المحققة غير المستحقة، أما بالنسبة للتعرضات المصنفة ضمن المرحلة الثالثة يتم تقدير قيمة التعرض عند التعثر بالقيمة الدفترية بتاريخ القياس مطروحاً منها الفوائد المعلّقة. وفيما يتعلق بالتعرضات غير المباشرة، يجب الأخذ بعين الاعتبار جميع التدفقات النقدية المتوقعة استخدامها من قبل العميل قبل تاريخ حدوث التعثر وذلك من خلال تقدير معاملات التحويل الائتماني بالاستناد إلى الخبرة التاريخية مع مراعاة المعلومات الحالية والمستقبلية ذات الصلة، وفي حال عدم كفاية التحليل التاريخي، يجب ألا تتدنى المعاملات المقدرة عن الحدود الدنيا وفقاً لبازل III⁴.

المدين بنسبه 10% منه أو أكثر؛ انكشاف الحسابات الجارية تحت الطلب؛ دفع المطالبات الناجمة عن الحسابات خارج الميزانية نيابةً عن العملاء دون أن يتم سداد هذه الحسابات أو توثيقها كتسهيلات ائتمانية مباشرة أصولاً؛ انقضاء تاريخ تجديد التسهيلات الائتمانية المتجددة).
4 100% لبدائل الائتمان المباشر، كفالات الدفع بكافة أنواعها، الاعتمادات المستندية مؤجلة الدفع أو غب الاطلاع التي يتجاوز أجلها 180 يوماً وتعزيز هذه الاعتمادات، أية التزامات عرضية تعامل معاملة بدائل الائتمان المباشر، اتفاقيات إعادة الشراء والعقود الآجلة لشراء الأصول المالية والعقود الآجلة لقبول الإيداعات - 50% لكفالات الأداء والكفالات الأولية لقاء الدخول في العطاءات والمناقصات، تعهدات تغطية أو تمويل شراء الجزء غير المكتتب به من إصدارات الأوراق المالية - 40% للسقوف الائتمانية غير المستغلة غير القابلة للإلغاء - 20% للاعتمادات المستندية للاستيراد التي لا يزيد أجلها عن 180 يوماً والتي تكون ذاتية التصفية ومضمونة بالبضائع - 10% للسقوف الائتمانية الممنوحة غير المستغلة القابلة للإلغاء بدون أي إشعار مسبق.

4.3. مراجعة الأدبيات التطبيقية المتعلقة بنموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة

تشير الأدبيات إلى أن نموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة قد ساهم في الاعتراف بالخسائر بالتوقيت المناسب (kim et al., 2021). كما ساهم في تخفيف أثر التقلبات المسيرة للدورة الاقتصادية مقارنة بالمعيار IAS 39، حيث يتم الاعتراف بخسائر الائتمان قبل حدوث التعثر في حين يتم الاعتراف بخسائر الائتمان بعد حدوث التعثر في ظل المعيار القديم (Buesa et al., 2020). بالإضافة إلى مساهمته في تعزيز الاستقرار المالي من خلال الحد من تراكم الخسائر والمبالغة في تقدير رأس المال التنظيمي، وتوسيع متطلبات الإفصاح بما يسهم في تعزيز الانضباط السوقي (Novotny-Farkas, 2016).

بالمقابل، هناك العديد من التحديات المرتبطة بتطبيق النموذج، فبحسب (Novotny-Farkas (2016 فإن نموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة ينطوي على قدر كبير من السلطة التقديرية للإدارة بشأن توقيت وقياس الخسائر. وفيما يتعلق بالتوقيت، هناك مجال كبير لاستخدام التقديرات في تحديد الزيادة الهامة في مخاطر الائتمان التي تؤدي إلى التحول من خسائر الائتمان المتوقعة لمدة 12 شهراً إلى الاعتراف بالخسائر على كامل العمر، وبالتالي قد تميل الإدارة إلى تأخير نقل الموجودات من المرحلة الأولى إلى المرحلة الثانية. وفي هذه الحالة، ستكون الخسائر المعترف بها قليلة جداً ومتأخرة كثيراً. وفي فترات الركود الاقتصادي، يمكن أن يؤدي التأخير الأولي في الاعتراف بخسائر المرحلة الثانية إلى تقاوم تأثير الجرف والمتمثل بزيادة مفاجئة وكبيرة في مخصصات خسائر القروض وصدمة لرأس المال التنظيمي، مما يؤدي إلى نفس الإشكالية التي لوحظت في نموذج الخسائر المتكبد. كما أكدت هيئة المصارف الأوروبية على أهمية الاعتماد على مجموعة متينة وواسعة من المؤشرات الدالية على الزيادة الجوهرية في مخاطر الائتمان لتقييم عمليات التحويل المرحلية. ولا يزال الافتقار إلى وجود تقييم موحد لمؤشر الزيادة الجوهرية على المجموعات المتشابهة، واختلاف الأساليب التي تتبعها بعض المؤسسات لتحديد الحدود الكمية لهذه الزيادة يشكلان مصدر قلق من منظور احترازي (European Banking Authority, 2023).

من جانب آخر، وجد (Gomaa et al. (2019 أن نموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة أدى إلى ارتفاع المخصصات وزيادة أنشطة إدارة الأرباح، مما قلل من قدرة الشركات على التنبؤ بأدائها المالي، ومع ذلك لم يبلغ ذلك الآثار الإيجابية المحتملة للنموذج. كما خلصت دراسة (Pastiranova & Witzany, 2021) إلى أن تعقيد النموذج إلى جانب تقلب التوقعات الاقتصادية الكلية، أدى إلى زيادة التقلب في مخصصات خسائر القروض. كما تشير دراسة (Gómez-Ortega et al., 2022) إلى أن تطبيق النموذج له نتائج إيجابية وسلبية في الوقت ذاته، حيث أدى إلى تحسين توقيت الاعتراف بالخسائر، لكنه في المقابل زاد من الاعتماد على التقديرات في التقارير المالية.

4. دور أنظمة التصنيف الائتماني في قياس الخسائر الائتمانية المتوقعة

تمثل أنظمة التصنيف الائتماني الأداة المنهجية الرئيسية التي تستند إليها المصارف في تقدير مكونات الخسائر الائتمانية المتوقعة. ويستخدم نظام التصنيف بالدرجة الأولى لتقدير احتمال التعثر والخسارة عند التعثر.

ويُعد التصنيف الائتماني الداخلي أحد الركائز التي تأسست في سياق اتفاقيات لجنة بازل للرقابة المصرفية، وبشكل خاص اتفاق بازل II في عام 2004، حيث اعتمد الاتفاق أسلوبين لقياس مخاطر الائتمان، 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).

في إطار أسلوب التصنيف الائتماني الأساسي، يتم تقدير احتمال التعثر على مدى أفق زمني مدته عام واحد، بينما تُحدد الخسارة عند التعثر والتعرض عند التعثر وفترة الاستحقاق من قبل الجهة الرقابية، أما بالنسبة لأسلوب التصنيف الداخلي المتقدم، يُقدّر المصرف جميع المكونات داخلياً. وقد اعتُبر هذا التحول

جذباً، لأنه شجع على بناء أنظمة تصنيف داخلية متقدمة تُستخدم في كل من التسعير، منح الائتمان، والتحوط للمخاطر.

وفي سياق تطبيق نموذج الخسائر المتوقعة وفق المعيار IFRS 9، يمكن الاعتماد على البيانات المستخدمة في تقدير الخسائر المتوقعة للأغراض التنظيمية، كنقطة انطلاق لتقدير احتمال التعثر وفق متطلبات المعيار. غير أن هذه النماذج لا تكون قابلة للاستخدام المباشر نظراً لاختلاف الأهداف والبيانات المستخدمة في كل من الغرضين. فعلى سبيل المثال، تميل تقديرات المعلومات في إطار بازل، ولا سيما احتمال التعثر، إلى أن تكون أقرب إلى احتمال التعثر عبر الدورة الاقتصادية ولأفق زمني مدته 12 شهراً. كما يكون تقدير الخسارة عند التعثر أكثر تحفظاً ويأخذ بعين الاعتبار ظروف الانكماش الاقتصادي (BCBS, 2015). بالمقابل، يتطلب المعيار IFRS 9 تقدير احتمال التعثر عند نقطة زمنية بالاستناد إلى بيانات تاريخية ومعلومات معقولة وقابلة للدعم تشمل توقعات مستقبلية وسيناريوهات اقتصادية مرجحة بالاحتمالات بما يعكس أفضل تقدير، كما وسع المعيار الأفق الزمني من 12 شهراً للتعرضات المصنفة في المرحلة الأولى إلى كامل عمر التعرض بالنسبة للتعرضات المصنفة في المرحلتين الثانية والثالثة. من جانب آخر، تقدر الخسارة عند التعثر استناداً إلى القيمة الحالية للتدفقات النقدية المتوقعة في حال التعثر وبما يعكس ظروف السوق الحالية والمتوقعة. وبذلك يُعدّ المعيار أكثر حساسية للتغيرات الاقتصادية مقارنةً بالنهج التحفظي المتبع في إطار بازل.

وتجدر الإشارة إلى أن دقة المخرجات المتعلقة بقياس الخسائر الائتمانية المتوقعة تتوقف بدرجة كبيرة على جودة نظام التصنيف المعتمد. فكل انحراف في التصنيف يؤدي بالضرورة إلى انحراف مقابل في العناصر الداخلة في احتساب تلك الخسائر، وبالتالي إلى تقديرات غير موثوقة للمخصصات. وقد أظهرت دراسة (Novotny-Farkas, 2016) أن المصارف التي تستخدم نماذج تصنيف متقدمة تحقق نتائج أقل تحيزاً

مقارنة بالمصارف التي تعتمد مقاربات مبسطة. كما يواجه تطبيق نموذج الخسائر الائتمانية المتوقعة تحديات جوهرية تتعلق بجودة البيانات وتكاملها، وغياب النماذج والأدوات التحليلية المناسبة، فبحسب استبيان نشره البنك الدولي في آذار 2020 حول تطبيق المعيار، أشار 69% من المشاركين إلى أن نمذجة المخاطر تمثل التحدي الرئيسي عند تطبيق المعيار. كما تفقر الجهات الإشرافية في الأسواق النامية إلى الكوادر المتخصصة في التحليل الكمي، ويُمثل هذا النقص إشكالية في تلك الأسواق التي سمحت للمصارف بالاعتماد على أساليب التصنيف الداخلي المتقدم وفق متطلبات بازل لتقدير مخاطر الائتمان. (Caruso et al., 2021).

وفي السياق السوري، نصت الفقرة (1) من المادة (6) من التعليمات التنفيذية لتطبيق المعيار على أنه يتوجب على المصارف أن تصمم نظاماً داخلياً لتصنيف التعرضات الائتمانية تجاه الحكومات والمصارف والشركات وأن يبنى على بعدين منفصلين: بعد يعكس مخاطر تعثر العميل بناءً على الجدارة الائتمانية واحتمال التعثر على أن تتضمن إجراءات التصنيف الائتماني الداخلي توضيحاً للمخاطر الائتمانية التي تعكسها كل درجة من درجات التصنيف لجهة المؤشرات المستخدمة لتحديد مستوى هذه المخاطر واحتمال التعثر، وبعد يعكس العوامل الخاصة بالتعرض الائتماني مثل الضمانات وأولوية الدين ونوع المنتج الائتماني وأي عوامل أخرى تؤثر في احتساب الخسارة عند التعثر.

وفي ضوء تحليل التعليمات التنفيذية الصادرة عن مصرف سورية المركزي، يلاحظ الباحث وجود تحديات تواجه المصارف في قياس الخسائر الائتمانية المتوقعة، إذ أن معظم المصارف تعتمد على قوالب مبسطة مستمدة من نماذج التصنيف المستخدمة لدى وكالات التصنيف العالمية، تم إسقاطها على الواقع المحلي مع إدخال تعديلات محدودة لتناسب البيانات المتاحة. ومع ذلك، فإن هذه التعديلات كانت اجتهادية في معظمها وتعتمد على الخبرة العملية أكثر من اعتمادها على نمذجة كمية أو تحليل إحصائي متقدم يأخذ

في الاعتبار خصوصية السوق السوري، سواءً من حيث المتغيرات الداخلة في النموذج والوزن النسبي لكل متغير. كما يوجد تفاوت كبير بين المصارف في نماذجها الداخلية، الأمر الذي يؤدي إلى اختلافات في تقدير احتمالات التعثر وقياس الخسائر الائتمانية المتوقعة. كما يلاحظ الباحث مجموعة من الجوانب التنظيمية التي تستدعي المراجعة والتحديث والرقابة بما يضمن الاتساق وقابلية المقارنة بين المصارف السورية ولا سيما في سياق قياس الخسائر الائتمانية المتوقعة على التعرضات تجاه المصارف ويتمثل ذلك بما يلي:

- جاءت التعليمات عمومية ومقتضبة في سياق التعرضات تجاه المصارف، مقارنةً بتلك المتعلقة بقروض التجزئة ومحفظة الشركات، إذ لم تتضمن مؤشرات كمية لقياس الجدارة الائتمانية للمصارف مثل مؤشرات (CAMELS) أو مؤشرات الاستقرار المالي أو مؤشرات السلامة المالية الدولية.
- لم تحدد التعليمات منهجية موحدة لتقدير احتمال التعثر، حيث اكتفت بتحديد حد أدنى له، الأمر الذي يفتح المجال لاختلاف واسع في طرق التقدير بين المصارف.
- لم تحدد التعليمات المؤشرات أو المعايير الكمية والنوعية لتحديد فيما إذا كان هناك زيادة جوهرية في المخاطر الائتمانية على التعرضات تجاه المصارف منذ الاعتراف الأولي، حيث تُرك التقييم لتقدير إدارات المصارف، وهو ما يؤدي إلى تباين في تصنيف التعرضات بين المراحل الثلاث وتوقيت الانتقال بينها، ومن ثم إلى انخفاض دقة قياس الخسائر الائتمانية المتوقعة على هذه التعرضات.
- لم تقدّم المصارف إفصاحات تفصيلية في التقارير المالية، توضح المناهج والافتراضات ومدخلات القياس وآليات التحقق المستخدمة في قياس الخسائر الائتمانية المتوقعة على التعرضات تجاه المصارف، مما يضعف الشفافية وقابلية المقارنة بين المصارف.

5. خلاصة

تناول هذا المبحث الإطار المفاهيمي لمعيار إعداد التقارير المالية الدولي IFRS 9، مع تسليط الضوء على الانتقادات التي أظهرتها الأدبيات والهيئات الرقابية الدولية عقب الأزمة المالية العالمية والتي كشفت عن قصور نموذج الخسائر المتكبدة بموجب المعيار IAS 39 في الاستجابة السريعة للمخاطر الائتمانية وتقديرها بطريقة استباقية.

استعرض المبحث نموذج المراحل الثلاث وسلط الضوء على العناصر الداخلة في قياس الخسائر الائتمانية المتوقعة: احتمال التعثر، الخسارة عند التعثر، والتعرض عند التعثر، والارتباط الوثيق لهذه العناصر بنظام التصنيف الداخلي للمصارف، وذلك بما ينسجم مع توصيات الجهات الدولية والأدبيات التي أكدت على أهمية هذا الربط في ضمان جودة القياس. وعلى الصعيد المحلي، صدرت التعليمات التنفيذية الخاصة بتطبيق المعيار، والتي شكّلت المرجع الأساسي للتطبيق. وقد تميّزت هذه التعليمات بشمولها لمعظم الجوانب الفنية للمعيار، في محاولة لتحقيق قدر من الاتساق في التطبيق بين المصارف. إلا أنه ما تزال هناك مساحات واسعة للاجتهاد والتقدير المهني يمكن أن تؤدي إلى اختلافات جوهرية، لا سيما فيما يتعلق بالتعرضات تجاه المصارف، مما يضعف الشفافية وقابلية المقارنة بين المصارف.

وعليه، يمكن الاستنتاج أن نجاح تطبيق المعيار لا يقتصر على إصدار تعليمات تنظيمية من قبل الجهات الرقابية، بل يتطلب توافر القدرة على تطوير واعتماد أنظمة تصنيف ائتماني داخلية فعّالة ومتوافقة مع أهداف الرقابة المصرفية.

المبحث الثاني: نماذج التصنيف الائتماني: الأسس النظرية والتطبيقات العملية

1. مقدمة

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. فبدلاً من الاقتراض من المصارف، تقترض هذه الجهات الأموال مباشرةً من المستثمرين عن طريق إصدار سندات أو أدونات، حيث يشتري المستثمرون هذه الأوراق المالية، متوقعين الحصول على فائدة بالإضافة إلى استعادة رأس المال، إما عند استحقاق السند أو كدفوعات دورية. ويعكس التصنيف الائتماني قدرة الجهة المصدرة على الوفاء بالتزاماتها المالية، كما يُستخدم لتحديد أسعار الفائدة، حيث كلما زادت الجدارة الائتمانية للجهة المُصدرة، انخفض سعر الفائدة الذي يتعين عليها دفعه، والعكس صحيح فالجهة المُصدرة ذات الجدارة الائتمانية المنخفضة عادةً ما تدفع سعر فائدة أعلى لتعويض مخاطر الائتمان الأكبر التي يتحملها المستثمرون (S&P Global Ratings, 2024).

تُمنح التصنيفات الائتمانية إما من خلال وكالات تصنيف خارجية مستقلة مثل Moody's و S&P و Fitch، أو من خلال نماذج تصنيف داخلي تطورها المؤسسات المالية بنفسها لتقييم عملائها أو لتقدير مؤشرات التعثر الخاصة بها وتعتمد وكالات التصنيف على تحليل البيانات المالية والاقتصادية للمؤسسات وتقدير درجة المخاطر بناءً على منهجيات كمية ونوعية. وعلى الرغم من الدور الفاعل لوكالات التصنيف، إلا أنها لم تسلم من الانتقادات خاصةً بعد الأزمات المالية خاصة بعد الأزمات المالية المتعاقبة، مثل الأزمة الآسيوية (1997)، والأزمة المالية العالمية (2008)، حيث اتُهمت تلك الوكالات بالتأخر في تخفيض التصنيفات خلال الأزمات، والاعتماد المفرط على المنهجيات الخطية المرتبطة بالدورات

الاقتصادية، فضلاً عن تضارب المصالح الناتج عن تمويل خدمات التصنيف من قبل الجهة المصنّفة ذاتها (Ryan, 2012).

أدى فشل وكالات التصنيف في التنبؤ بعدة أزمات مالية إلى ظهور الحاجة إلى تعزيز أدوات التقييم الداخلية لدى المصارف. حيث ينبغي على المصارف إجراء تحليلات للمخاطر الأساسية، وألا تعتمد فقط على التصنيفات الائتمانية الخارجية التي تُصدرها وكالات التصنيف الائتماني. كما ينبغي عليها إدراك أن التصنيفات الخارجية تعد نقطة انطلاق لتحليل الائتمان، ولكنها لا تغني عن الفهم الكامل والسليم للمخاطر الأساسية، خاصةً عندما تكون تصنيفات فئات موجودات مُعينة ذات تاريخ استحقاق قصير أو ذات تقلبات مرتفعة (BCBS, 2010). كما وضع مجلس الاستقرار المالي العديد من المبادئ لتقليل الاعتماد على تصنيفات الوكالات الخارجية في المعايير والقوانين واللوائح. تهدف هذه المبادئ إلى تحفيز التغيير في الممارسات الحالية، وإنهاء الاعتماد التلقائي على تلك الوكالات من قبل المشاركين في السوق، ووضع ممارسات داخلية أقوى لتقييم مخاطر الائتمان (FSB, 2014).

وعلى ضوء ما تقدم، يسعى هذا المبحث إلى تقديم إطار نظري شامل حول نماذج التصنيف الائتماني للمصارف، مع التمييز بين التصنيف الخارجي والتصنيف الداخلي. كما يتناول المبحث تصنيف النماذج وفق الآليات المستخدمة في التطوير، بدءاً من النماذج الإحصائية ووصولاً إلى النماذج الهجينة، مع مناقشة الخلفيات النظرية لكل نموذج، واستعراض أبرز ما توصلت إليه الأدبيات التطبيقية في هذا المجال، فضلاً عن تقييم مزايا وقيود كل فئة من النماذج في سياق التطبيق العملي.

2. 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. وفي عام 1849، أسس (John Bradstreet) وكالة تصنيف تجارية مماثلة، ونشر دليل تصنيفات عام 1857 (Cantor & Packer,) (1995).

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. ثم انخفض عدد وكالات تصنيف السندات في الولايات المتحدة إلى ثلاث وكالات بعد اندماج شركتي (Poor's Publishing) و (Standard Statistics) لتشكيل (Standard & Poor's) عام 1941. تم بيع تصنيفات سندات هذه الشركات لمستثمري السندات، في كتيبات تصنيف موسعة. وفي ثلاثينيات القرن العشرين حدث تغيير كبير في العلاقة بين وكالات التصنيف الائتماني وأسواق السندات الأمريكية، حيث أصدر منظمو المصارف مجموعة من اللوائح التي حظرت على المصارف الاستثمار في أوراق مالية استثمارية من درجة المضاربة وبالتالي، اقتصر المصارف على حيازة السندات ذات درجة الاستثمار فقط وذلك حرصاً على تشجيع المصارف على الاستثمار في السندات الآمنة فقط. وبالتالي لم تعد المصارف حرة التصرف بناءً على معلومات حول السندات وبدلاً من ذلك، أُجبرت على استخدام أحكام ناشري "أدلة التصنيف الائتماني المعترف بها". 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 "المصدر يدفع"، حيث يدفع الكيان المصدر 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 مصرف 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 داخلي مبنية على بياناتها الخاصة لتقدير مؤشرات التعثر. حيث تم ترسيخ هذا التحول في اتفاقية بازل II عام 2004، والتي سمحت للمصارف باعتماد النهج المعتمد على التصنيف الائتماني الداخلي لتقدير مخاطرها الائتمانية (BCBS, 2004)، وقد مثل صدور المعيار IFRS 9 عام 2014 تحولاً إضافياً في دور التصنيف الداخلي، وأصبح شرطاً لتقدير الخسائر الائتمانية المتوقعة، حيث تطلب 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. في هذا السياق ينقسم التصنيف الائتماني إلى فئتين رئيسيتين:

■ التصنيف الائتماني الخارجي

وهو التصنيف الذي تمنحه وكالات التصنيف الائتماني المستقلة مثل Moody's و Standard & Poor's (S&P) و Fitch Ratings، استناداً إلى تقييم كلي لمخاطر الجهة المصنّفة. ويعتمد هذا النوع من التصنيف على تحليل بيانات مالية وتاريخية، إضافةً إلى تقييم بيئة العمل المؤسسية والاقتصادية، ومخاطر السيولة والحوكمة وغيرها من العوامل النوعية. يأخذ التصنيف الخارجي شكل درجات تتراوح بين تصنيفات عالية الجودة (مثل AAA) وتصنيفات غير استثمارية أو مضاربة (مثل B أو CCC).

وفي حالة تصنيف المصارف، يشمل نهج التصنيف عدة مراحل: يتم أولاً تقييم القوة المالية للمصرف الذي يؤدي إلى التقييم الائتماني الأساسي الذي يشمل ثلاثة عناصر (العوامل الكلية، النسب المالية، العوامل النوعية)، ومن ثم يتم تقييم الدعم للشركات التابعة للحصول على التقييم الائتماني الأساسي المعدل، بعد ذلك يتم تحليل الخسارة عند الإخفاق للوصول إلى تقييم التصنيف المبدئي، ومن ثم تقييم الدعم المحتمل من الحكومات الخاص بكل فئة أداة مالية. يتم بعد ذلك دمج هذه التقييمات للتوصل إلى تصنيفات لكل فئة من فئات الأدوات (Moody's, 2021).

■ التصنيف الائتماني الداخلي

يُعد التصنيف الائتماني الداخلي أحد الركائز التي تأسست في سياق اتفاقيات لجنة بازل للرقابة المصرفية. حيث جاءت أولى اتفاقيات اللجنة في عام 1988 بإصدار اتفاقية بازل 1، والتي ركّزت على كفاية رأس المال كمعيار رئيسي لقياس قدرة المصرف على امتصاص الخسائر، حيث يتوجب على المصارف الاحتفاظ بنسبة 8% من رأس المال مقابل الموجودات المرجحة بالمخاطر (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. ومع

تزايد الأزمات المالية وبشكل خاص الأزمة الآسيوية، أصبح من الضروري إعادة النظر في أساليب تقييم الموجودات من خلال الفصل بين مخاطر العميل والدولة التي ينتمي إليها وإلزام السلطات الرقابية بأخذ الأساليب المتقدمة في قياس وإدارة المخاطر بعين الاعتبار (عبد المنعم، 2022). وعليه، صدر اتفاق بازل II في عام 2004 الذي يتكون من ثلاث دعائم: 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 أنّ 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 جودة قاعدة رأس المال. وفي الوقت نفسه، كانت العديد من المصارف تحتفظ باحتياطات سيولة غير كافية. وبالتالي، لم يكن النظام المصرفي قادراً على استيعاب الخسائر النظامية الناتجة عن الائتمان. وقد تفاقمّت الأزمة بسبب عملية تخفيض الديون المسايمة للدورة الاقتصادية، وترابط المؤسسات النظامية من خلال مجموعة من المعاملات المعقدة. وخلال أشد فترات الأزمة، فقد السوق الثقة في ملاءة وسيولة العديد من المؤسسات المصرفية. وبالتالي انتقلت نقاط الضعف في القطاع المصرفي بسرعة إلى بقية النظام المالي والاقتصاد الحقيقي، مما أدى إلى انكماش هائل في السيولة وتوافر الائتمان.

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 لتضمن 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 المرجحة بالمخاطر بين المصارف التي تمتلك محافظ متشابهة. ومن ثم، جاءت هذه الإصلاحات لتقليل الاعتماد المفرط على النماذج الداخلية، وذلك من خلال فرض قيود على استخدام أسلوب التصنيف الداخلي لفئات معينة من الموجودات، وفرض حد أدنى لرأس المال المستخرج من النماذج الداخلية بحيث لا يقل عن 72.5% من المتطلبات المحتسبة وفق الأسلوب المعياري وذلك في مطلع عام 2027. 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).

وعليه، شكّلت نماذج التصنيف الائتماني الداخلية تطوراً نوعياً في منهجية إدارة المخاطر الائتمانية، إذ نقلت عملية تقييم المخاطر من الاعتماد على التصنيفات الخارجية إلى الاعتماد على تقديرات كمية داخلية قائمة على البيانات الفعلية والممارسات الخاصة بكل مصرف. وقد أسهم هذا التحول في تعزيز قدرة المصارف على تقدير احتمالات التعثر وقياس الخسائر الائتمانية المتوقعة بدقة أكبر وربطها مباشرة بمتطلبات رأس المال التنظيمي. ومع ذلك، كشفت التجارب اللاحقة أن فعالية هذه النماذج ترتبط ارتباطاً وثيقاً بجودة البيانات ومدى كفاءة أنظمة الرقابة الداخلية وحوكمة النماذج، الأمر الذي دفع لجنة بازل إلى

الدعوة لمزيد من التوازن بين النماذج الداخلية والمعايير الموحدة لضمان الشفافية وقابلية المقارنة بين المصارف على المستوى العالمي.

3. النماذج المستخدمة في تطوير نماذج التصنيف الائتماني

تُعد نماذج التصنيف الائتماني حجر الأساس في أنظمة إدارة المخاطر الائتمانية الحديثة، لما توفره من أدوات كمية تساعد في قياس احتمال تعثر العملاء بدقة، وتحديد المخصصات الائتمانية، وتقدير متطلبات رأس المال التنظيمي. وقد تطورت منهجيات تطوير هذه النماذج على مدار العقود الثلاثة الماضية، تماشياً مع متطلبات لجان بازل ومعايير إعداد التقارير المالية الدولية، خصوصاً بعد إدخال المعيار IFRS 9. ويمكن تصنيف النماذج المستخدمة في تطوير النماذج الائتمانية الداخلية إلى خمس فئات رئيسية: النماذج الإحصائية، النماذج السببية، النماذج القائمة على الخبرة، النماذج القائمة على الذكاء الاصطناعي، والنماذج الهجينة.

1.3. النماذج الإحصائية

تعد النماذج الإحصائية من أقدم الأساليب التي استخدمت في بناء نظم تقييم الجدارة الائتمانية، إذ تقوم على مبدأ تحليل العلاقة بين مجموعة من المتغيرات التفسيرية والمتغير التابع الذي يعبر عن سلوك العميل الائتماني. وقد شكّلت هذه النماذج الأساس المنهجي لتطوير نظم التصنيف الائتماني. ويعد تحليل الانحدار الخطي من الطرق الإحصائية الأساسية في دراسة العلاقات الكمية، حيث يتم تقدير المعلمات التي تقلل مجموع مربعات البواقي بين القيم الفعلية والمتوقعة. غير أن هذا الأسلوب يفترض متغيراً مستمراً، في حين أن التصنيف الائتماني يتعامل في الغالب مع متغير ثنائي (متعثر/غير متعثر). ولذلك، تطلب الأمر تطوير نماذج أكثر ملاءمة لهذه الطبيعة الثنائية والاحتمالية، مثل التحليل التمييزي الخطي والانحدار اللوجستي، الذين يعتبران امتداداً لتطبيقات الانحدار في سياق النمذجة الائتمانية.

1.1.3. التحليل التمييزي الخطّي

يُعد التحليل التمييزي الخطّي أحد أشكال تحليل الانحدار ومن أقدم النماذج المستخدمة في بناء نظام لتصنيف الجدارة الائتمانية، حيث أظهر (Durand (1941 أن هذه الطريقة يمكن أن تنتج تنبؤات جيدة بقدرة العملاء على سداد القروض (Hand & Henley, 1997). وينقسم التحليل التمييزي الخطّي إلى التحليل التمييزي البسيط الذي يحتوي على متغير تفسيري واحد، والتحليل التمييزي المتعدد الذي يحتوي على مجموعة من المتغيرات التفسيرية.

يعتمد التحليل التمييزي الخطّي المتعدد على إيجاد دالة خطية مكونة من مجموعة من المتغيرات التفسيرية التي تُدمج ضمن معادلة واحدة تُستخدم للتمييز بين المجموعات، بحيث يتم تحديد الحد الفاصل الذي يقسم العينة بناءً على أعلى قدرة على التمييز بين المجموعات. وتتمثل الفكرة الأساسية للنموذج في تعظيم نسبة التباين بين المجموعات (بين العملاء المتعثرين وغير المتعثرين) إلى التباين داخل كل مجموعة، من خلال اشتقاق مجموعة من المعاملات المثلى التي تقدر استناداً إلى معيار فيشر للتمييز. حيث يهدف هذا المعيار إلى إيجاد متجه أوزان خطي يحقق أفضل فصل ممكن بين المجموعات، بحث تكون المتوسطات بين المجموعات متباعدة قدر الإمكان والتشتت داخل كل مجموعة أقل ما يمكن (Fisher, 1936).

يفترض النموذج أن المتغيرات التفسيرية تتبع توزيعاً طبيعياً متعدد الأبعاد، وأن مصفوفات التباين والتغاير داخل كل مجموعة متساوية (Hair et al., 2019). وبالرغم من الفروض الإحصائية لهذا النموذج، أظهرت العديد من الأدبيات أنه يظل أداة فعالة في التنبؤ بإفلاس الشركات والتعثر الائتماني، لاسيما في البيانات التي تتسم باستقرار نسبي في البيانات المالية. فقد قدّم Altman (1968) نموذج Z-Score الشهير، مستنداً إلى تحليل التمييز الخطّي المتعدد لتمييز الشركات المتعثرة عن غير المتعثرة عبر دالة تصنيفية مبنية على خمسة مؤشرات مالية رئيسية. وقد أثبت هذا النموذج كفاءة عالية في التنبؤ بالتعثر.

كما أشارت دراسات حديثة إلى فعالية التحليل التمييزي في التنبؤ بالتعثر، مثل دراسة (Yassin et al., 2024) والتي أجرت تحليلاً على مجموعة بيانات تضم 117 عميلاً، مُصنّفين إلى فئتين عالية ومنخفضة المخاطر لصياغة دالة تمييزية. وأشارت النتائج إلى معدل دقة تصنيف بنسبة 94.8%، مع تحديد العمر كأهم عامل تنبؤ، يليه الدخل.

2.1.3. الانحدار اللوجستي

يُعد الانحدار اللوجستي من أكثر الأساليب الإحصائية استخداماً في بناء نماذج التصنيف الائتماني الداخلية (Crook et al., 2007). يستند هذا النموذج إلى الإطار الرياضي لتحليل الانحدار الخطي، من حيث توصيف العلاقة بين متغير تابع ومجموعة من المتغيرات التفسيرية، غير أنه يُكيّف هذا الإطار ليتلاءم مع طبيعة المتغير التابع الثنائية في النماذج الائتمانية (متعثر/غير متعثر). فبدلاً من تقدير قيمة كمية كما في الانحدار الخطي، يسعى الانحدار اللوجستي إلى تقدير احتمال وقوع الحدث، وذلك من خلال تحويل الاحتمال إلى مقياس غير محدود باستخدام دالة اللوغاريتم الاحتمالي بحيث تصبح العلاقة بين المتغيرات التفسيرية والتحويل الخطي لاحتمال علاقة خطية يمكن تقديرها بنفس منطق الانحدار. وتعتمد آلية النموذج على الدالة اللوجستية ذات الشكل المنحني (S-shaped)، التي تضمن أن تكون القيم المتوقعة محصورة بين (0) و(1)، مما يتيح تفسيرها مباشرة كاحتمالات للتعثر الائتماني. وتُقدّر معاملات النموذج باستخدام طريقة الاحتمال الأعظمي بدلاً من طريقة المربعات الصغرى، لضمان تحقيق أعلى توافق ممكن بين القيم الفعلية والمتوقعة، الأمر الذي يمنح النموذج مرونة إحصائية في تقدير العلاقات بين المتغيرات دون الاعتماد على فروض التوزيع الطبيعي أو تساوي التباينات كما هو الحال في التحليل التمييزي الخطي (World Bank Group, 2019).

وعلى الرغم من وجود بعض القيود المرتبطة بالنموذج مثل التعامل مع القيم المفقودة والتعداد الخطي، يعد الانحدار اللوجستي من الطرق الأكثر تفضيلاً في الممارسة العملية والأكثر قبولاً في القطاع المصرفي،

ويرجع ذلك أساساً إلى عدم وجود أي افتراضات مفروضة على المتغيرات. وبالتالي يعطي الانحدار اللوجستي نماذج سهلة وقابلة للتنفيذ (Bolton, 2009; Hair et al., 2019). إذ أظهرت دراسات مبكرة مثل (Ohlson, 1980) و (Zmijewski, 1984) قدرته على تحقيق دقة تنبؤية مرتفعة وتفسير واضح للعوامل المؤثرة في التعثر. كما دعمت دراسات حديثة مثل دراسة (Baker, 2018) استخدام الانحدار اللوجستي في تقييم المخاطر المحتملة على الاستقرار المالي في المصارف. كما استخدمت دراسة (Shafiee et al., 2024) نموذج CAMELS لتقييم أداء المصارف في مواجهة الإعسار المالي، بحيث تتضمن ستة مؤشرات متمثلة في كفاية رأس المال، وجودة الأصول، وكفاءة الإدارة، وجودة الأرباح، والسيولة، والحساسية لمخاطر السوق. وأشارت النتائج إلى أن الدقة الإجمالية لنموذج الانحدار اللوجستي أعلى من نموذج تحليل مغلف البيانات في تقييم الإعسار المالي.

2.3. النماذج السببية

تمثل النماذج السببية أحد الاتجاهات التحليلية في تطوير نظم تصنيف الجدارة الائتمانية، وتستند إلى النظريات المالية والافتراضات الاقتصادية في تفسير وتقدير مخاطر الائتمان، دون الاعتماد المباشر على الأساليب الإحصائية. وتُعد هذه النماذج ذات طابع تفسيري أكثر من كونها تنبؤية، حيث تُبنى على منطق العلاقات النظرية بين المتغيرات الاقتصادية والسلوك الائتماني للمقترضين، مما يجعلها مفيدة بشكل خاص في الحالات التي تفتقر فيها المؤسسات المالية إلى بيانات تاريخية كافية لاستخدام النماذج الإحصائية. من أبرز الأمثلة على هذه الفئة من النماذج: نماذج تسعير الخيارات ونماذج المحاكاة.

1.2.3. نماذج تسعير الخيارات

تستند هذه النماذج إلى النظرية المالية الحديثة في تقييم الجدارة الائتمانية من خلال تحليل القيمة الاقتصادية لموجودات المقترض. وتعود الجذور النظرية لهذه النماذج إلى نموذج Black & Scholes (1973) لتسعير الخيارات، الذي تم توسيعه لاحقاً في دراسة (Merton, 1974) لتفسير التعثر الائتماني من منظور هيكلي. يفترض النموذج أن التخلف عن السداد يحدث عندما تصبح القيمة السوقية لموجودات

الشركة أدنى من مطلوباتها المالية. حيث ينظر إلى حملة الأسهم على أنهم يمتلكون فعلياً خياراً مالياً على موجودات الشركة، ويمكنهم ممارسة هذا الخيار أو التخلي عنه وفقاً لهيكل المخاطر والعوائد، وهو ما يفسر علاوة المخاطرة المضمنة في أسعار الفائدة على القروض.

ويتميز هذا النوع من النماذج بقدرته على تحليل كل حالة ائتمانية على حدة، دون الحاجة إلى مجموعة كبيرة من حالات التعثر التاريخية. ومع ذلك، فإن فعاليتها العملية تظل محدودة بمدى توفر بيانات دقيقة عن القيمة السوقية للموجودات ودرجة تقلباتها، وهو ما يجعلها أكثر ملاءمة لتقييم الشركات المدرجة في الأسواق المالية. في المقابل، تزداد صعوبة تطبيق هذه النماذج في المؤسسات الصغيرة أو غير المدرجة، نظراً لصعوبة تقدير القيمة السوقية للموجودات، واعتمادها على فروض نظرية يصعب تحققها في الواقع العملي.

وفي سياق الأدبيات، طبقت دراسة (Jo et al., 2022) نموذج (Merton) للتنبؤ بتعثر المصارف باستخدام عينة من المصارف الأمريكية خلال الفترة (2010-2014). قامت الدراسة بتقدير عدة نماذج من نوع كوكس للخطر النسبي (Cox Proportional Hazard Models)، إلى جانب اختبار أدائها خارج العينة. أظهرت النتائج أن مقياس (Merton) لا يُعدّ كافياً بحد ذاته للتنبؤ بتعثر المصارف على المدى الطويل، لكنه يُعدّ متغيراً تنبؤياً بالغ الأهمية على أفق زمني قصير (سنة أشهر)، كما أن الصيغة الرياضية لهذا المقياس مفيدة في بناء نماذج تنبؤية لتعثر المصارف. كما اقترحت الدراسة أن التنبؤ بتعثر المصارف على المدى المتوسط والطويل يمكن أن يكون أكثر دقة عند إضافة معكوس تقلب الأسهم، وصافي الدخل إلى إجمالي الموجودات.

كما طبّقت دراسة (Nguyen et al., 2024) نموذج (Merton) لتقدير احتمال التعثر ضمن الإطار الشبكي للنظام المصرفي الفيتنامي، حيث استخدمت مؤشري المسافة إلى التعثر والاحتمال الشرطي للتعثر لتمثيل مواقع المصارف في شبكة مترابطة من المخاطر. اعتمدت الدراسة على التحليل الشبكي كأداة لفهم الروابط النظامية بين المصارف وتحديد مدى انتقال العدوى المالية داخل النظام، إذ تم بناء شبكة مصرفية تظهر العلاقات بين المصارف وفقاً لارتباطاتها في مؤشرات المخاطر. أظهرت النتائج أن النموذج قادر على تحديد المصارف الأكثر عرضة للمخاطر وتمييز التجمعات المصرفية داخل الشبكة، سواءً في الفترات العادية أو أثناء الموجة الرابعة من جائحة (Covid-19)، مما يشير إلى فعالية النموذج في توصيف المخاطر النظامية داخل القطاع المصرفي الفيتنامي.

2.2.3. نماذج المحاكاة

تعد هذه النماذج امتداداً للنماذج السببية، خاصة في سياق الإقراض المتخصص الذي يعتمد في تقييم الجدارة الائتمانية على الأداء المستقبلي للموجودات الممولة وليس على الجدارة المالية العامة للمقترض. وترتكز الفكرة الجوهرية لهذه النماذج على أن مصدر سداد الالتزامات الائتمانية هو التدفقات النقدية المستقبلية المتولدة عن الأصل محل التمويل، مثل محطات الطاقة أو الموجودات العقارية المدرة للدخل. يتم تطوير هذه النماذج باستخدام تقنيات المحاكاة مثل (Monte Carlo Simulation) بحيث تولد سيناريوهات متعددة للاقتصاد الكلي أو السوق، وتقدر التدفقات النقدية المتوقعة لكل سيناريو، ومن ثم يتم احتساب احتمالات عدم السداد والقيمة الحالية للتدفقات النقدية المستقبلية لجميع السيناريوهات.

يُعد هذا النهج مناسباً بشكل خاص في حالات تمويل المشاريع، حيث يُعتبر التدفق النقدي المستقبلي هو المحرك الرئيسي لتقييم الجدارة الائتمانية. وعلى غرار نماذج تسعير الخيارات، تتطلب هذه النماذج توافر بيانات مالية كافية وموثوقة، وتعتمد دقتها بشكل كبير على جودة التقديرات المتعلقة بمعاملات الخصم

وسلاسل التدفقات المستقبلية. وبالتالي، فإن ضعف جودة البيانات وتقلب البيئة الاقتصادية قد يؤدي إلى انحرافات تقديرية تحد من موثوقية النتائج.

وفي سياق الأدبيات، استخدمت دراسة (Durojaiye & Sahi, 2024) نهج محاكاة (Monte Carlo) لتحليل بيانات القروض وتقدير احتمال التعثر في قطاع الإقراض المصرفي في الولايات المتحدة الأمريكية. اعتمدت الدراسة على نسبة الدين إلى الدخل لتقييم قدرة المقترضين على السداد. أظهرت النتائج أن ما يقارب 57.8% من القروض تقع ضمن فئة المخاطر المرتفعة، وأن ارتفاع نسبة الدين إلى الدخل يرتبط بزيادة احتمال التعثر. ولتقييم إمكانية الحد من مخاطر التعثر، اختبرت الدراسة نهج التسعير القائم على المخاطر حيث تم تعديل معدلات الفائدة تبعاً لمستوى المخاطر المقدر، وأظهرت النتائج أن تطبيق هذا النهج يؤدي إلى اتساق العائد مع مستوى المخاطرة. كما خلصت الدراسة إلى أن الدمج بين نهج المحاكاة ونهج التسعير القائم على المخاطر يوفر أداة كمية فعالة تساعد المصارف ومحلي الائتمان في تحسين دقة قرارات الإقراض وضمان سلامة المحفظة الائتمانية.

كما استخدمت دراسة (Sha'ari et al, 2025) نهج محاكاة (Monte Carlo) لتحليل ومقارنة التعرض لمخاطر الائتمان المرتبط بكل من التمويل القائم على الدين والتمويل القائم على الأسهم في مختلف القطاعات في ماليزيا، وخصوصاً في ظل الأزمات الاقتصادية الكبرى. وقد تم تقسيم البيانات القطاعية إلى مرحلتين زمنية تمثلان فترتي أزمتين اقتصاديتين رئيسيتين: الفترة من 2007 إلى 2018، والتي تشمل الأزمة المالية العالمية، والفترة من 2010 إلى 2021، والتي تشمل جائحة (Covid-19). أظهرت نتائج المحاكاة أن التمويل القائم على الأسهم قدّم نتائج متسقة تدل على انخفاض مستوى التعرض لمخاطر الائتمان بغض النظر عن القطاع أو الأزمة الاقتصادية، في حين أن التمويل القائم على الدين سجّل مستوى مرتفعاً من مخاطر الائتمان في جميع القطاعات خلال فترات الأزمات. وبالتالي، خلصت الدراسة

إلى أن التمويل القائم على الأسهم يعد أكثر موثوقية من التمويل القائم على الدين في تعزيز الاستدامة المالية للشركات من خلال تقليل التعرض لمخاطر الائتمان والحد من الاعتماد على أدوات الدين.

3.3. النماذج القائمة على الخبرة

تعتمد هذه النماذج على معرفة وخبرة المحللين الائتمانيين، وتستخدم بشكل خاص في الأسواق التي تعاني من نقص في البيانات أو محدودية القدرات التحليلية. وبالتالي فإن جودة هذه النماذج تعتمد على مدى دقة تصويرها للتجربة الذاتية لخبراء الائتمان، كما أن تقدير الخبراء لا ينحصر فقط في تحديد العوامل ذات الصلة بالجدارة الائتمانية وإنما في تحديد الوزن النسبي لتلك العوامل ومدى تأثيرها على التقييم النهائي. من أبرز هذه النماذج: طريقة التحليل الهرمي، الأنظمة الخبيرة، والمنطق الضبابي.

1.3.3. طريقة التحليل الهرمي

ظهرت طريقة التحليل الهرمي في ثمانينات القرن العشرين، وطورها العالم الأمريكي (Thomas L. Saaty) في عام 1980، بهدف إيجاد وسيلة علمية تساعد صناع القرار على التعامل مع الإشكاليات المعقدة ومتعددة المعايير. تستند الطريقة إلى أخذ المعلومات والعوامل المتعلقة بمسألة معينة وتمثيلها كتسلسل هرمي للمعلومات. حيث يحلل صانعو القرار الإشكالية إلى هيكل هرمي من الإشكاليات الفرعية التي يسهل فهمها، والتي يمكن بعد ذلك تحليل كل منها بشكل مستقل. يتمثل العنصر الرئيسي في هذه الطريقة في استخدام الأحكام البشرية لإجراء التقييمات. ويعد الحكم البشري بالغ الأهمية في تقييم الاستثناءات والحالات التي لا تتمتع بأسبقية أو التي ليس لديها تمثيلاً كافياً في البيانات. اقترح (Thomas L. Saaty) مقياساً من 1 إلى 9 لتحديد مدى أهمية معيار على آخر عند المقارنة بين كل عنصرين، حيث تشير القيمة 1 إلى أن العنصرين متساويان بالأهمية، أما القيمة 9 فتشير إلى أهمية قصوى لأحدهما. وفي سياق التصنيفات الائتمانية، يتم تحديد معايير بناءً على رأي الخبراء ومن ثم تمنح أوزان بالمقارنات الزوجية، ومن ثم تحسب درجة كل عميل أو يتم ترتيب العملاء وفقاً للأهمية النسبية (Saaty, 1980).

وفي سياق الأدبيات، هدفت دراسة (Pranith & Krishnendu, 2023) إلى تطوير نموذج تصنيف ائتماني متعدد المعايير يجمع بين طريقة التحليل الهرمي وطريقة ترتيب الأفضلية وفق التشابه مع الحل المثالي (TOPSIS)، وذلك لتقديم بديل أكثر مرونة وفعالية للنماذج الإحصائية التي تعاني من ضعف الأداء في حالة البيانات المحدودة أو غير المنتظمة. وقد تم تنفيذ الدراسة على ثلاث مراحل متتابعة: تم في المرحلة الأولى، تحديد المعايير الرئيسية والفرعية للتصنيف الائتماني استناداً إلى مراجعة الأدبيات وآراء الخبراء، في حين تم في المرحلة الثانية تحديد الأوزان النسبية للمعايير باستخدام أسلوب التحليل الهرمي عبر المقارنات الزوجية. أما في المرحلة الثالثة، فقد تم استخدام الأوزان المستخلصة داخل إطار طريقة TOPSIS لحساب الدرجة الائتمانية النهائية للمؤسسات المالية الصغيرة والمتوسطة الحجم. أشارت النتائج إلى أن النموذج المقترح حقق نتائج مقارنة لتلك التي تنتجها وكالات التصنيف، مع قابلية عالية للتكيف مع متطلبات كل مؤسسة مالية على حدى. وفي دراسة (Hussain et al., 2024) تم دمج طريقة التحليل الهرمي مع طريقة ترتيب الأفضلية وفق التشابه مع الحل المثالي ومع تحليل الارتباط الرمادي (GRA) لتقييم أداء المصارف في الصين، الهند، باكستان وتايلند. أظهرت النتائج تصدّر بنك الصين قائمة الأداء الأفضل، مشكلاً معياراً مرجعياً للمصارف الأخرى. أما في الهند، فقد تم تحديد بنك الدولة الهندي كأفضل مصرف من حيث الأداء بصورة متكررة عبر النماذج المختلفة. وفي باكستان، ظهر البنك الوطني الباكستاني الأعلى أداءً. وعلى الرغم من وجود التباينات بين المصارف في تايلاند، إلا أن مصرف (KBANK) حافظ على موقع متقدم وأداء قوي ومستقر. كما أشارت الدراسة إلى أن التوافق بين نتائج طريقة التحليل الهرمي مع ترتيب الأفضلية وفق التشابه مع الحل المثالي ونتائج التحليل الهرمي مع تحليل الارتباط الرمادي يعزز موثوقية النتائج ويدعم قدرة هذه النماذج على تقديم صورة دقيقة وشاملة لأداء المصارف.

2.3.3. الأنظمة الخبيرة

تعود بدايات الأنظمة الخبيرة في مجال التقييم الائتماني إلى سبعينيات القرن الماضي مع ظهور الحاجة إلى ترميز الخبرة المصرفية ضمن أطر آلية منظمة، وذلك في سياق التطور المبكر للذكاء الاصطناعي الرمزي. وقد شكلت الأبحاث مثل دراسات Ben-David و Sterling، الأساس لتطوير نظم قادرة على تحويل البيانات العددية إلى تقييمات رمزية تشبه استدلال الخبراء، بهدف تقريب منطق اتخاذ القرار البشري إلى بيئة الحاسوب.

تعتمد هذه الأنظمة على مكونين رئيسيين: قاعدة المعرفة (Knowledge Base)، التي تتضمن مجموعة من القواعد الشرطية المستخلصة من خبراء الائتمان، ومحرك الاستدلال (Inference Engine)، الذي يقوم بتطبيق هذه القواعد على البيانات المدخلة الخاصة بالعمل للوصول إلى قرار تصنيفي معين. ويتم بناء هذه القواعد على شكل جمل "إذا - فإن" (IF-THEN Rules)، مثل "إذا تجاوزت نسبة الدين إلى الدخل 50% وكان سجل السداد غير منتظم، فإن درجة المخاطر مرتفعة"، مما يمنح النظام قدرة على تفسير القرارات بشكل واضح للمستخدمين. كما يتكون النظام من العناصر الإضافية التالية:

- مكون اكتساب المعرفة (Knowledge Acquisition Component)، الذي يتيح تحديث قاعدة المعرفة بشكل مستمر للحفاظ على دقة النظام وحداثته، إذ يسمح بإدخال قواعد جديدة أو تعديل القواعد القائمة استناداً إلى الخبرات الحديثة.
- مكون الحوار (Dialog Component)، الذي يضم نوافذ حوار قياسية وعروضاً بيانية ووظائف مساعدة وقوائم مبسطة تسهل عملية التشغيل، بما يضمن الاستخدام الفعال للنظام.
- مكون التفسير (Explanatory Component)، الذي يجعل عملية اتخاذ القرار أكثر شفافية ويساعد المستخدم على فهم كيفية توصّل النظام إلى نتائجه. إذ يوضّح هذا المكون الحقائق والقواعد التي تم الاستناد إليها في حل الإشكالية، مما يعزز قبول مستخدمي النظام ويزيد من مصداقيته.

ومن الأمثلة العملية البارزة على هذه الأنظمة نظام CODEX الذي طوّره بنك Commerzbank الألماني والموجّه لتقييم الشركات الصغيرة والمتوسطة. يقوم النظام بتجميع قاعدة معرفية مستمدة من آراء خبراء الائتمان وتطبيقها لتقييم ثلاثة محاور رئيسية: الوضع المالي، وإمكانات التطور، وآفاق الصناعة. حيث يقيم موظف المصرف المقترضين عبر استبيانات معيارية، بحيث يُربط كل خيار بدرجة مخاطر محددة مسبقاً، ويتم تجميع النقاط لتكوين درجة تصنيف ائتماني نهائية تعكس مستوى المخاطرة.

3.3.3. 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 سُلماً متكاملاً من القيم المتوسطة، وبذلك يُعدّ كلاهما من الرواد 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.

يتميز المنطق الضبابي عن النماذج الإحصائية في أنه لا يفترض حدوداً فاصلة بين الحالات (مثل متعثر أو غير متعثر)، بل يسمح بدرجات متفاوتة من الانتماء لكل فئة، ما يجعله أكثر قدرة على معالجة

المعلومات الغامضة. ويتم ذلك من خلال تحويل المتغيرات الكمية والنوعية إلى متغيرات لغوية (مثل: مرتفعة، متوسطة، منخفضة) باستخدام دوال انتماء، ثم تطبيق قواعد استدلالية ضبابية مبنية على المعرفة والخبرة، وصولاً إلى استخراج درجة تصنيف نهائية عبر آلية إزالة الضبابية.

وفي سياق الأدبيات، اقترحت دراسة (Khawaja & Farid, 2022) نموذجاً قائماً على المنطق الضبابي لتصنيف مخاطر الائتمان المصرفي والتنبؤ به. يستند النموذج المقترح إلى النسب المالية المستخدمة في المصارف التجارية المصرية، وهي الربحية، والقدرة على سداد الديون، والقدرة التشغيلية، والسيولة، لتحديد تصنيف تلك المصارف وفقاً للمخاطر الائتمانية، كما اعتمدت الدراسة على مقياس تصنيف Moody's كمخرج للنموذج المقترح. خلصت الدراسة إلى قدرة النموذج على تصنيف المصارف التجارية المصرية من حيث مخاطرها الائتمانية بدقة مرتفعة.

كما قدّمت دراسة (Kobra et al., 2023) نموذجاً ضبابياً لتصنيف المصارف التجارية الخاصة في بنغلادش استناداً إلى منهج CAMELS الذي يشمل ستة معايير رئيسية: كفاية رأس المال، جودة الأصول، كفاءة الإدارة، الربحية، السيولة، والحساسية لمخاطر السوق. اعتمدت الدراسة على التحليل الهرمي الضبابي لتحديد الأوزان النسبية لكل معيار من معايير CAMELS، بالاستناد إلى مقارنات زوجية ضبابية تمثل تقديرات الخبراء باستخدام الأعداد الضبابية المثلثية، وطريقة TOPSIS الضبابية لترتيب المصارف من حيث قربها من الحل المثالي الإيجابي (أفضل أداء) والسلبي (أضعف أداء). أظهرت النتائج أن المصارف ذات رأس المال القوي والربحية المرتفعة والسيولة الجيدة احتلت المراتب الأولى في التصنيف، كما أثبتت المنهجية المقترحة فعاليتها في التعامل مع الغموض وتقديم تصنيف أكثر واقعية واتساقاً مع الخبرات المصرفية. وأكدت الدراسة أن استخدام النماذج الضبابية في بيانات العمل المصرفي التي تتسم بضعف جودة البيانات يساهم في تحسين دقة التقييم وتعزيز شفافية القرارات الإدارية والرقابية.

4.3. النماذج القائمة على الذكاء الاصطناعي

تعتمد النماذج الحديثة القائمة على الذكاء الاصطناعي في التصنيف الائتماني على خوارزميات التعلم الآلي التي تتطلب قدرات حاسوبية متقدمة لمعالجة كميات ضخمة من البيانات واكتشاف الأنماط الكامنة في سلوك العملاء. وتتميز هذه النماذج بقدرتها على التعلم المستمر من البيانات وتحديث نفسها تلقائياً دون تدخل بشري مباشر، مما يجعلها أكثر تكيفاً مع التغيرات السوقية والمخاطر المستجدة. ولا تقتصر أهمية هذه النماذج على تحسين دقة التنبؤ بالتعثر، بل تشمل أيضاً القدرة على الكشف المبكر عن العملاء ذوي المخاطر العالية وتحسين كفاءة قرارات منح الائتمان وإدارة المحافظ الائتمانية. وتستخدم هذه النماذج بشكل خاص في البيئات التي تتوفر فيها بيانات ضخمة ومتنوعة، مما يتيح إمكانية بناء تصنيفات أكثر دقة. ومن أبرز النماذج القائمة على التعلم الآلي المستخدمة في هذا السياق: نماذج التعلم الإشرافي (أشجار القرار والغابة العشوائية وخوارزميات التعزيز التدريجي والشبكات العصبية الاصطناعية)، ونماذج التعلم غير الإشرافي (مثل خوارزميات التجميع).

1.4.3. النماذج القائمة على التعلم الإشرافي

يتم في النماذج القائمة على التعلم الإشرافي تطوير الخوارزمية باستخدام بيانات تحتوي على متغير هدف ومتغيرات تفسيرية، حيث تقوم الخوارزمية من خلال التعلم بالتنبؤ بالقيم المستقبلية للمتغير الهدف باستخدام المتغيرات التفسيرية. تشمل هذه النماذج أشجار القرار والغابة العشوائية وخوارزميات التعزيز التدريجي والشبكات العصبية الاصطناعية.

1.1.4.3. أشجار القرار

تعد أشجار القرار تمثيلاً بيانياً هرمياً يأخذ شكل شجرة تستخدم لتوضيح الاحتمالات الإحصائية. وتعتمد على مبدأ التقسيم المتتابع للبيانات، حيث تبنى الشجرة من الأعلى إلى الأسفل ابتداءً من الجذر وصولاً إلى الأوراق التي تمثل قرارات نهائية أو فئات تصنيفية. وتُعدّ أشجار التصنيف والانحدار من أكثر خوارزميات

التعلم الإشرافي شيوعاً، إذ تعمل الخوارزمية من خلال البحث المتكرر عن أفضل خاصية لتقسيم البيانات إلى مجموعات فرعية بحيث يؤدي كل تقسيم لاحق إلى تحسين الفصل بين الفئات. ويمكن استخدامها لأغراض التصنيف مثل تحديد ما إذا كان العميل متعثر أم غير متعثر، أو لأغراض التنبؤ مثل تقدير قيمة رقمية معينة كنسبة الخسارة عند التعثر.

تتميز أشجار القرار بقدرتها على التعامل مع البيانات الكمية والنوعية في آنٍ واحد، إضافةً إلى سهولة تفسير نتائجها من قبل مسؤولي الائتمان، مما يجعلها مناسبة لتطبيقات التصنيف الائتماني التي تتطلب الشفافية في تفسير النتائج. ورغم بساطتها، إلا أن أدائها قد يتأثر بوجود بيانات غير متوازنة أو متغيرات مترابطة بشدة، مما قد يؤدي إلى ظاهرة فرط المطابقة إذا لم يتم ضبط المعلمات بشكل مناسب.

وفي سياق الأدبيات، طورت دراسة (Malik & Hermawan, 2018) نموذج تصنيف ائتماني يعتمد على خوارزمية أشجار التصنيف والانحدار وتحسينها باستخدام خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات الثنائية لاختيار المتغيرات الأكثر قدرة على التنبؤ بالتعثر. استخدمت الدراسة بيانات عامة متاحة من قاعدة بيانات جامعة كاليفورنيا للتعلم الآلي، شملت الدراسة 1000 عميل من عملاء المصارف الألمانية، منها 700 عميل جدير بالائتمان و300 غير جدير و690 عميل من عملاء المؤسسات المالية الاسترالية، منها 307 عميل جدير بالائتمان و383 عميل غير جدير. أظهرت النتائج أن دمج خوارزمية أشجار التصنيف والانحدار مع خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات الثنائية حسن من دقة النموذج مقارنة باستخدام خوارزمية أشجار التصنيف والانحدار بشكل منفرد، إذ ارتفعت الدقة بالنسبة لقاعدة البيانات الألمانية من 75.2% إلى 78%، ومن 85.36% إلى 87.53% في قاعدة البيانات الاسترالية. كما قامت دراسة (Wang, 2025) بتطبيق خوارزمية أشجار القرار في تصنيف الجدارة الائتمانية للأفراد مع التركيز على تحسين العدالة في التقييم الائتماني. أشارت الدراسة إلى أن النماذج الإحصائية مثل الانحدار اللوجستي لم تعد

كافية للتعامل مع البيانات الائتمانية غير الخطية والمعقدة، في حين أن أشجار القرار توفر شفافية أكبر في تفسير القرارات الائتمانية، مما يجعلها مناسبة للاستخدام في البيئات التي تتطلب نماذج واضحة وقابلة للفهم. أظهرت النتائج أن دمج الأساليب الداعمة للعدالة يقلل من التحيزات الاجتماعية المحتملة في قرارات الإقراض، مع المحافظة على مستوى دقة مقبول في تصنيف الجدارة الائتمانية.

2.1.4.3. الغابة العشوائية

تعود الغابة العشوائية إلى العالم الأمريكي (Leo Breiman) ضمن إطار الأساليب التجميعية المستخدمة في إشكاليات التصنيف والانحدار. وتعرّف الغابة العشوائية على أنها مجموعة من أشجار القرار بحيث تعتمد كل شجرة على عينة فرعية عشوائية من بيانات التدريب، مما يساهم في تقليل خطر فرط المطابقة الموجود في شجرة القرار الواحدة. تقوم الخوارزمية ببناء عدد كبير من أشجار القرار ثم تنتج الفئة النهائية التي تمثل نمط الأغلبية في حالة التصنيف، أو متوسط التنبؤ للأشجار الفردية في حالة الانحدار (Breiman, 2001).

اعتمدت العديد من الأدبيات على هذه الخوارزمية في تطوير نماذج التصنيف الائتماني والتنبؤ بالتعثر، حيث طبقت دراسة (Petroopoulos et al., 2020) خوارزمية الغابة العشوائية للتنبؤ في تعثر المصارف الأمريكية. وأظهرت النتائج تفوق النموذج القائم على خوارزمية الغابة العشوائية من حيث الدقة على نموذج الانحدار اللوجستي، كما أظهر أداءً مقارباً للشبكات العصبية في التنبؤ بحالات فشل المصارف. كما أظهرت النتائج أن المقاييس المتعلقة بالأرباح ورأس المال في إطار CAMELS حققت مساهمة أعلى من بقية المقاييس في التنبؤ بفشل المصارف. كما هدفت دراسة (Rustam et al., 2025) إلى تطوير نموذج للتنبؤ بإفلاس المصارف باستخدام نموذج الانحدار اللوجستي، والغابة العشوائية، وآلة دعم المتجهات. شملت الدراسة 44 مصرف تجاري غير متعثر و21 مصرف متعثر في تركيا خلال الفترة 1994-2004، إضافةً إلى بيانات ربع سنوية تخص 43 مصرف ريفي غير متعثر و43 مصرف متعثر

في إندونيسيا خلال الفترة 2013-2019. أظهرت النتائج أن النموذج القائم على خوارزمية الغابة العشوائية حقق دقة بلغت نحو 90% في التنبؤ بإفلاس المصارف التجارية. كما أظهرت النماذج الثلاثة قدرة عالية على التنبؤ بإفلاس المصارف الريفية، وأوصت الدراسة بدمج الغابة العشوائية مع آلة دعم المتجهات للحصول على أفضل أداء تنبؤي ممكن.

3.1.4.3. التعزيز التدريجي

نشأت فكرة التعزيز التدريجي عندما لاحظ (Leo Breiman) بأن خوارزميات التعزيز يمكن تفسيرها على أنها خوارزميات تحسين تعمل على تقليل دالة تكلفة مناسبة عبر التكرار التدريجي للنموذج (Breiman, 1996). ثم طور (Jerome H. Friedman) خوارزمية التعزيز التدريجي للانحدار، حيث قام بصياغتها كإطار عام لتقليل دالة الخسارة من خلال بناء نماذج شجرية صغيرة متتالية تضاف تدريجياً لتحسين أداء النموذج في كل خطوة (Friedman, 2002). ومع التطور التقني، ظهرت إصدارات أكثر كفاءة مثل XGBoost و LightGBM و CatBoost، والتي حسنت من سرعة التنفيذ والدقة في معالجة البيانات الضخمة (Chen & Guestrin, 2016; Ke et al., 2017; Prokhorenkova et al., 2018).

وفي سياق الأدبيات، هدفت دراسة (Yang et al., 2021) إلى وضع إطار منهجي لاستخراج مؤشرات الإنذار المبكر للمخاطر المالية بغرض التنبؤ بحالات التعثر المالي بالاعتماد على خوارزمية التعزيز التدريجي القصوى XGBoost وتقنية SHAP لتقدير المساهمة الفردية لكل متغير في التنبؤ النهائي. تم استخدام خوارزمية XGBoost لاستخراج مؤشرات الإنذار المبكر من خلال 76 متغير مالي موزعة على سبع فئات، و14 متغير غير مالي موزعة على أربع فئات. أظهرت النتائج تفوق خوارزمية XGBoost على نموذج الانحدار اللوجستي في دقة التنبؤ بالمخاطر المالية. كما أتاح استخدام إطار SHAP إمكانية تحديد أهم المتغيرات المؤثرة وآلية تأثيرها في احتمال التعثر. خلصت الدراسة إلى أن الجمع بين

XGBoost و SHAP يوفر نموذجاً عالي الدقة وقابلاً للتفسير في آنٍ واحد، مما يجعله أداة فعالة لتحديد الإنذارات المبكرة للتعرض في الممارسات العملية.

4.1.4.3. الشبكات العصبية الاصطناعية

تحاكي الشبكات العصبية الاصطناعية آلية عمل الدماغ البشري من خلال طبقات من "العقد" أو "العصبونات" المترابطة التي تتعلم الأنماط والعلاقات المعقدة بين المتغيرات التفسيرية والمتغير الهدف. وتعتمد فكرة النماذج القائمة على الشبكات العصبية الاصطناعية على نقل الإشارات بين هذه العقد باستخدام أوزان قابلة للتعديل يتم تحسينها تدريجياً أثناء عملية التدريب لتقليل الخطأ التنبؤي.

وتعد هذه النماذج من أكثر النماذج قدرة على التعامل مع البيانات غير الخطية والتفاعلات المعقدة بين المتغيرات، مما يجعلها فعالة في حالات لا تستطيع النماذج الإحصائية تفسيرها. كما أنها قادرة على التعلم الذاتي من البيانات الجديدة، مما يمنحها مرونة في التكيف مع التغيرات السوقية والاقتصادية، خصوصاً في الأسواق الديناميكية أو في حالات عدم اليقين المرتفعة.

أما الشبكات العصبية العميقة فهي امتداد متطور للشبكات العصبية التقليدية، إذ تتكوّن من عدة طبقات خفية تمكنها من استخلاص الأنماط الكامنة والعلاقات عالية المستوى بين المتغيرات. وتتميّز بقدرتها على اكتشاف الميزات تلقائياً من البيانات دون الحاجة إلى تحديد مسبق للمتغيرات الأكثر أهمية، مما يجعلها فعالة في تحليل البيانات المالية الضخمة والمعقدة.

وفي سياق الأدبيات، طوّرت دراسة (Abakarim et al., 2020) نموذجاً للتنبؤ بفشل المصارف، من خلال استخدام التعلم العميق على عينة من 1100 مصرف تجاري أمريكي والمؤمنة من قبل المؤسسة الفيدرالية للتأمين على الودائع، خلال الفترة من 2004 إلى 2018. تم اشتقاق 40 مؤشر من المؤشرات المؤثرة على أداء المصارف والتنبؤ بإفلاسها. أثبتت النتائج أن النموذج المقترح، والقائم على شبكة عصبية

عميقة، يتفوق على الأساليب الإحصائية من حيث معامل الارتباط (MCC) والذي يقيس قوة الارتباط بين القيم الحقيقية والتنبؤات الصادرة عن النموذج، ومعامل F1-Score المستخدم لمعرفة فيما إذا كان النموذج ينتبأ بالحالات المتعثرة بدقة.

كما طوّرت دراسة (Wu, 2021) نموذجاً لتقدير المخاطر الائتمانية للمصارف بالاعتماد على الشبكات العصبية الاصطناعية، وتحديدًا نموذج الانتشار العكسي للتنبؤ بمستوى المخاطر الائتمانية وتحليل دقته التنبؤية. أظهرت النتائج أن معدل الخطأ في التصنيف بلغ 7.14% فقط، بينما وصلت دقة التنبؤ إلى 92.86%، مما يدل على أن النموذج يتمتع بقدرة تنبؤية عالية وموثوقية مرتفعة في تحديد الحالات المعرضة للتعثر الائتماني.

2.4.3. النماذج القائمة على التعلم غير الإشرافي

يشير التعلم غير الإشرافي إلى مجموعة الأساليب التي تستخدم عندما لا تحتوي البيانات على متغير هدف يعبر عن النتيجة المراد التنبؤ بها. حيث تقوم الخوارزمية باكتشاف الأنماط والعلاقات الكامنة في البيانات من خلال تحديد المجموعات المتشابهة في خصائصها الأساسية، بدلاً من التنبؤ بقيم جديدة كما في حالة التعلم الإشرافي. من أبرز هذه الخوارزميات، خوارزميات التجميع مثل خوارزمية K للمتوسطات وخوارزمية التجميع الهرمي.

يُعرّف التجميع على أنه عملية الحصول على مجموعات من البيانات بناءً على مبدأ تعظيم التشابه بين عناصر المجموعة الواحدة وتقليل التشابه بين المجموعات المختلفة. أي أن التجميع يهدف إلى تكوين مجموعات تكون عناصرها متشابهة جداً في الخصائص أو السلوك ضمن المجموعة نفسها، وفي الوقت ذاته تكون مختلفة بوضوح عن عناصر المجموعات الأخرى. وتعد خوارزميات التجميع وصفية وليست تنبؤية إذ تهدف إلى اكتشاف البنية الداخلية للبيانات بدلاً من التنبؤ بنتائج جديدة. فعلى سبيل المثال،

يمكن استخدام خوارزمية التجميع في تحليل الجدارة الائتمانية من خلال البحث عن مقترضين لهم خصائص مشابهة مع عميل يصعب تقييمه، فإذا وجدت الخوارزمية مجموعة بيانات مناسبة له، يمكن استخدام متوسط احتمال التعثر الخاص بتلك المجموعة كتقدير لاحتمال التعثر للعميل المراد تقييمه.

تقوم خوارزمية K للمتوسطات على تقسيم البيانات إلى K مجموعة، بحيث يُعاد توزيع النقاط استناداً إلى موقعها بالنسبة إلى نقاط المراكز. تبدأ العملية بتحديد K مراكز أولية عشوائياً في الفضاء متعدد الأبعاد، ثم تُحسب المسافة الإقليدية بين كل نقطة بيانات وهذه المراكز، ليتم تعيين كل نقطة إلى أقرب مركز. تتكرر هذه العملية حتى تحقيق التقارب عندما لا تتغير مراكز المجموعات بشكل ملحوظ. وفي المقابل، يعتمد التجميع الهرمي على بناء هيكل هرمي للعلاقات بين النقاط، حيث تبدأ الخوارزمية باعتبار كل نقطة كمجموعة مستقلة، ثم يتم دمج أقرب نقطتين أو مجموعتين وفقاً للمسافة الإقليدية لتكوين مجموعات أكبر تدريجياً حتى الوصول إلى التقارب.

وفي سياق الأدبيات، هدفت دراسة (Mercadier et al., 2025) إلى تصنيف المصارف المدرجة عالمياً بحسب درجة المخاطر، ولتحقيق ذلك تم حساب مجموعة واسعة من مؤشرات المخاطر الفردية والنظامية، ثم تم اختصارها إلى عدد أقل من العوامل. بعد ذلك، تم تجميع المصارف في مجموعات وفق درجة المخاطرة باستخدام خوارزمية (K-Means Nested) وهي نسخة معدلة من خوارزمية (K-Means) والتي تسمح بالتعامل مع البيانات المفقودة. أظهرت النتائج أن الخوارزمية تمكنت من تصنيف 256 مصرفاً ضمن خمس مجموعات باستخدام 72 مؤشراً مالياً تم اختصارها إلى 12 بالاعتماد على 10 عوامل رئيسية، كما أتاحت منهجية التجميع المتعدد الأبعاد إمكانية تجميع النتائج على مستوى الدول والمناطق لتحديد جوانب الهشاشة المالية.

5.3. النماذج الهجينة

تعدّ النماذج الهجينة من الاتجاهات الحديثة في تطوير أنظمة التصنيف الائتمانية، إذ تجمع بين أكثر من تقنية داخل نموذج واحد بهدف تحسين الأداء التنبؤي ودقة التصنيف. وفي هذا السياق، تم تقسيم النماذج الهجينة إلى ثلاث فئات رئيسية:

1.5.3. نظام الاستدلال العصبي الضبابي التكيفي

يجمع هذا النظام بين المنطق الضبابي القائم على القواعد اللغوية والخبرة البشرية، والشبكات العصبية الاصطناعية القادرة على التعلم الذاتي من البيانات. يقوم النظام بتوليد دوال الانتماء وتحسين القواعد الضبابية بشكل آلي باستخدام خوارزميات الانتشار العكسي والمربعات الصغرى لضبط معلمات النظام، مما يمنح النموذج قدرة مزدوجة على التفسير والتعلم في آن واحد.

وفي سياق الأدبيات، اقترحت دراسة (Ahmed et al., 2023) مؤشر لترتيب المخاطر المصرفية باستخدام نظام استدلال عصبي ضبابي تكيفي، حيث تم تضمين عشرة مؤشرات مالية تمثل خمس مجالات رئيسية للمخاطر، تشمل كفاية رأس المال، الائتمان، السيولة، جودة الأرباح، والمخاطر التشغيلية. استخدمت الدراسة بيانات 45 مصرف من المصارف العاملة في دول مجلس التعاون الخليجي خلال الفترة (2016-2020) لتطوير النموذج المقترح. أظهرت النتائج أن جميع المصارف في وضع مالي سليم من حيث المخاطر، في حين كانت ستة مصارف فقط من أصل 45 دون المستوى. وأظهر تحليل الحساسية أن هامش الفائدة الصافي هو العامل الأكثر أهمية في تفسير تباين المخاطر لدى المصارف، يليه كل من نسبة كفاية رأس المال، ورأس المال العادي من الشريحة الأولى إلى إجمالي الموجودات، ورأس المال الأساسي من الشريحة الأولى إلى إجمالي الموجودات المرجحة بالمخاطر على التوالي. أما المؤشرات المالية الأخرى مثل: القروض المتعثرة، والرفع المالي، ونسبة التكلفة إلى الدخل، والقروض إلى إجمالي الموجودات، والقروض إلى الودائع، فقد كان تأثيرها أقل بالترتيب المذكور.

كما طوّرت دراسة (Mehdi et al., 2025) نظام استدلال عصبي ضبابي تكيفي لتصنيف تأثير مخاطر الائتمان، ومخاطر كفاية رأس المال، ومخاطر السيولة على ثلاثة مؤشرات للأداء المالي متمثلة بالعائد على حقوق الملكية، وربحية السهم، ومضاعف الربحية. تم تطبيق الدراسة على 62 مصرف من المصارف العاملة في منطقة الشرق الأوسط وأفريقيا خلال الفترة (2013 – 2022). أظهرت النتائج أن مخاطر الائتمان والتي تم قياسها بنسبة القروض المتعثرة لها تأثير معنوي على كل من العائد على حقوق الملكية وربحية السهم، وتأتي مخاطر السيولة في المرتبة الثانية من حيث التأثير إذ تبين أن نسبة القروض إلى الودائع هي المكون الأكثر تأثيراً. في المقابل، تعد مخاطر السيولة المحدد الأهم لمضاعف الربحية، يليه كفاية رأس المال. كما تُظهر النتائج أن نسبة كفاية رأس المال، ونسبة القروض إلى الودائع، ونسبة القروض المتعثرة هي أهم عناصر المخاطر المتعلقة بكفاية رأس المال، والسيولة، ومخاطر الائتمان، على التوالي.

2.5.3. المنطق الضبابي المعزّز بالخوارزميات الميتا-استكشافية

يعتمد هذا النهج على دمج المنطق الضبابي مع خوارزميات التحسين الميتا-استكشافية مثل الخوارزمية الجينية ضمن فئة الخوارزميات التطورية وخوارزمية تحسين أسراب الجسيمات ضمن فئة خوارزميات الذكاء الجماعي بهدف توليد القواعد الضبابية أو ضبط معلمات دوال الانتماء من خلال عملية تحسين تطورية تجري بحثاً متكرراً في فضاء الحلول حتى يتم الوصول إلى أفضل تركيبة تحقق أعلى دقة وأقل خطأ. يعد هذا النوع من أكثر النماذج استخداماً نظراً لقدرته على تحقيق توازن بين الدقة التنبؤية والمرونة التفسيرية.

وفي سياق الأدبيات، طورت دراسة (Santana et al., 2018) نموذج لتصنيف العملاء يقوم على دمج المنطق الضبابي مع خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات المتغيرة من أجل توليد قواعد ضبابية أكثر كفاءة. تم اختبار النموذج باستخدام ثلاث قواعد بيانات لمؤسسات مالية في الإكوادور شملت قروض تعاونية وادخارية ومصرفين يمنحان أنواعاً متعددة من القروض. 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 محسنة بالخوارزمية الجينية لتعزيز عملية التعرف على المخاطر المصرفية، وتحسين تصنيف المخاطر المتعلقة بالمصارف من خلال دمج قدرة المنطق الضبابي على التكيف مع قدرة الخوارزمية الجينية على التحسين. تم استخدام الخوارزمية الجينية لضبط بنية الشبكة، ودوال الانتماء، ومعلمات الشبكة العصبية الضبابية لتحسين الأداء التنبؤي. تم إجراء الدراسة على ثلاث قواعد بيانات (Bank Marketing, Lending Club, and German Credit). قامت الدراسة بتصنيف المخاطر التي تواجه المصارف ضمن أربع فئات رئيسية (مخاطر السوق الخارجية، مخاطر ائتمان العملاء، مخاطر التشغيل، مخاطر تمويل التجارة الدولية)، ثم أجرت تحليلاً كمياً لكل فئة من هذه الفئات عبر ثلاثة مؤشرات فرعية، أي بمجموع 12 مؤشر. أظهرت النتائج أن النموذج حقق متوسط دقة تصنيف يقارب 90% عبر مستويات المخاطر الثلاث (المنخفضة، المتوسطة، والمرتفعة)، متفوقاً على النماذج الأخرى مثل الانحدار اللوجستي وآلة المتجهات الداعمة، وعلى خوارزميات التحسين الأخرى مثل أسراب الجسيمات وخوارزمية المحاكاة. وعليه، خلصت الدراسة إلى فعالية النموذج المقترح في تحسين تقييم مخاطر الائتمان المصرفي.

3.5.3. نماذج التعلم الآلي الهجينة

تعرف نماذج التعلم الآلي الهجينة على أنها نماذج تجمع بين أكثر من خوارزمية تعلم آلي داخل إطار واحد، مثل الدمج بين أشجار القرار والشبكات العصبية أو بين XGBoost والشبكات العصبية العميقة. ويهدف هذا الدمج إلى تعزيز كفاءة النموذج واستقراره من خلال توظيف نقاط القوة في كل خوارزمية وتوسيع نطاق التعلم الآلي.

وفي سياق الأدبيات، استخدمت دراسة (Nwafor et al., 2024) طريقة التكديس المعممة لتطوير نموذج هجين للتنبؤ بالمخاطر الائتمانية يجمع بين الشبكة العصبية الالتفافية أحادية البعد وخوارزمية التعزيز التدريجي القصوى (XGBoost). قامت الدراسة بمقارنة دقة التنبؤ للنموذج المقترح مع ثلاث خوارزميات (الشبكة العصبية الالتفافية أحادية البعد، خوارزمية التعزيز التدريجي، والانحدار اللوجستي) باستخدام قاعدة بيانات تضم أكثر من عشرين ألف مشاهدة من القروض الاستهلاكية. كما قدمت الدراسة تحليلاً تفصيلياً لأهمية المتغيرات التي تسهم في قرارات النموذج باستخدام خوارزمية SHAP، مما أتاح تحديد الأهمية الكلية والفردية للسمات المختلفة المؤثرة في التنبؤ بمخاطر الائتمان. أظهرت النتائج أن النموذج الهجين تفوق بوضوح على النماذج الثلاثة من حيث دقة التصنيف. كما عالجت الدراسة مسألة الإنصاف والتحيز من خلال إثبات أن حذف الخصائص التي قد تكون تمييزية مثل العمر والجنس لا يؤثر جوهرياً على قدرة النموذج على التنبؤ.

كما طورت دراسة (Berhane et al., 2024) نموذجاً هجيناً يجمع بين الشبكة العصبية الالتفافية والانحدار اللوجستي وأشجار القرار المعززة بالتدرج وخوارزمية الجيران الأقرب بهدف التنبؤ بمخاطر الائتمان في منصات الإقراض من نظير إلى نظير. تم تدريب النموذج باستخدام بيانات القروض المتاحة من إحدى منصات الإقراض (Lending Club). وللتعامل مع عدم توازن البيانات بين فئتي العملاء (المتعثرين وغير المتعثرين)، استخدمت الدراسة تقنية التوليد الصناعي للأقليات (SMOTE)، وهي تقنية

تستخدم لزيادة العينات في الفئة الأقل عدداً (المتعثرين). تم بناء النموذج الهجين بإزالة الطبقة الأخيرة في بنية الشبكة العصبية الالتفافية واستبدالها بثلاث خوارزميات (الانحدار اللوجستي وأشجار القرار المعززة بالتدرج وخوارزمية الجيران الأقرب) للحصول على ثلاثة نماذج. أظهرت النتائج أن النموذج الهجين (الشبكة العصبية الالتفافية مع الانحدار اللوجستي) تفوق على النموذجين الآخرين (الشبكة العصبية الالتفافية مع خوارزمية أشجار القرار المعززة بالتدرج والشبكة العصبية الالتفافية مع خوارزمية الجيران الأقرب) من حيث مقاييس الدقة (Accuracy)، الاستدعاء (Recall)، معامل (F1) والمساحة تحت المنحنى (AUC)، مما يدل على أن النماذج الهجينة قادرة على تحديد وتصنيف مخاطر الائتمان بشكل فعال في أنظمة الإقراض من نظير إلى نظير، وبالتالي تساعد في الحد من الخسائر المالية المحتملة.

4. خلاصة

استعرض هذا المبحث مفهوم التصنيف الائتماني وأنواعه، مع تسليط الضوء على التصنيف الائتماني الداخلي من خلال مناقشة الإطار التنظيمي الذي أسسته اتفاقيات لجنة بازل، خاصة في ظل التوجه نحو تقدير الخسائر الائتمانية المتوقعة وفق متطلبات المعيار IFRS 9، مما جعل بناء نماذج تصنيف داخلية موثوقة ضرورة ملحة للمصارف.

كما تناول المبحث الفئات الرئيسية للنماذج المستخدمة في تطوير نماذج التصنيف الائتماني، بدءاً من النماذج الإحصائية كالتحليل التمييزي الخطي والانحدار اللوجستي، والتي تمتاز ببساطتها وقوة تفسيرها، لكنها تبقى محدودة في تمثيل العلاقات غير الخطية، مروراً بالنماذج السببية التي تستند إلى النظرية المالية، مثل نماذج تسعير الخيارات والمحاكاة، ومن ثم إلى النماذج القائمة على الخبرة مثل طريقة التحليل الهرمي والأنظمة الخبيرة، والتي تُعد أدوات فعالة في البيئات ذات البيانات المحدودة لكنها معرضة للتحيز وضعف التنبؤ الكمي. بعد ذلك، تم عرض النماذج القائمة على الذكاء الاصطناعي، وبشكل خاص التعلم الآلي مع التركيز على التعلم الإشرافي مثل أشجار القرار والشبكات العصبية الاصطناعية، والتعلم غير

الإشرافي مثل خوارزميات التجميع، حيث اتسمت هذه النماذج بتفوقها التنبؤي في البيئات المعقدة، مقابل ضعف شفافيته وصعوبة تفسير نتائجها. وأخيراً، تم استعراض النماذج الهجينة والتي تجمع بين أكثر من تقنية داخل نموذج واحد بهدف تحسين الأداء التنبؤي ودقة التصنيف.

المبحث الثالث: الاستقرار المالي في المصارف: المفهوم، المحددات، ونماذج القياس

1. مقدمة

يشكل الاستقرار المالي أحد المرتكزات الأساسية لضمان سلامة النظام المصرفي وتعزيز الثقة في الاقتصاد الكلي، وقد اكتسب هذا المفهوم أهمية متزايدة في سياسات المصارف المركزية والمؤسسات الرقابية عقب الأزمات المالية المتكررة التي كشفت هشاشة الأنظمة المصرفية في مواجهة الصدمات. ولا يقتصر مفهوم الاستقرار المالي على سلامة مصرف بحد ذاته، بل يمتد ليشمل متانة النظام المالي ككل وقدرته على امتصاص الاختلالات ومواصلة أداء وظائفه الأساسية دون تعطيل لآليات الوساطة المالية أو الإضرار بثقة المودعين والمستثمرين، وهو ما يجعل استقرار المصارف جزءاً محورياً من تحقيق الاستقرار الكلي نظراً لدورها المركزي في نقل المخاطر عبر النظام المالي.

وفي هذا الإطار، يكتسب تقييم الاستقرار المالي أهمية متزايدة في الأدبيات الاقتصادية والمصرفية، لما يوفره من أدوات للكشف المبكر عن مواطن الضعف في البنية المالية، وتوجيه السياسات الاحترازية بشقيها الكلي والجزئي. كما يعد الاستقرار المالي انعكاساً لمدى انضباط المؤسسات المصرفية وقدرتها على إدارة المخاطر الائتمانية والسوقية والتشغيلية بكفاءة، بما يؤثر مباشرة على قدرتها على الإقراض والاستثمار ودعم النشاط الاقتصادي.

وتبرز أهمية هذا المفهوم بشكل خاص في الاقتصادات النامية التي تسعى إلى تطوير أطر رقابية تتوافق مع المعايير الدولية وتراعي في الوقت ذاته خصوصية هيكلها المالية، الأمر الذي أدى إلى توسيع

استخدام مؤشرات الاستقرار المالي بوصفها أدوات إنذار مبكر وآليات مساندة لتقييم متانة المراكز المالية للمصارف.

واستناداً إلى ما سبق، يهدف هذا المبحث إلى مراجعة الأدبيات النظرية والتطبيقية المتعلقة بالاستقرار المالي، وذلك من خلال تناول نشأته ومفهومه على المستويين الكلي والجزئي. ومن ثم تحليل محددات الاستقرار المالي المصرفي على ثلاثة مستويات تشمل الاقتصاد الكلي، والقطاع المصرفي، والمصارف ذاتها. كما يتناول المبحث النماذج الكمية الأكثر استخداماً في قياس الاستقرار المالي للمصارف وتقييم قدرتها على تحمل المخاطر.

2. مفهوم الاستقرار المالي

بدأ مفهوم الاستقرار المالي يكتسب أهمية متزايدة في أعقاب الأزمات المالية، فاستجابةً للأزمة الآسيوية عام 1997، طوّر كل من صندوق النقد الدولي والبنك الدولي برنامج تقييم القطاع المالي في عام 1999 والذي هدف بالدرجة الأولى إلى تحديد مواطن الضعف والقوة في النظم المالية لدى الدول الأعضاء. كما أدت الأزمة المالية العالمية عام 2008 إلى إعادة تقييم للسياسات الهادفة إلى تحقيق الاستقرار المالي، فقد تحول إطار تنظيم ومراقبة الوسطاء الماليين من توجه احترازي جزئي إلى توجه احترازي كلي وتحول الاهتمام من استقرار المؤسسات الفردية إلى استقرار النظام ككل، ومن تحليل التوازن الجزئي إلى تحليل التوازن العام (Borio, 2011).

وعند تناول مفهوم الاستقرار المالي، يمكن التمييز بين الاستقرار على المستوى الكلي للنظام المالي والاستقرار على المستوى الجزئي أي على مستوى المؤسسة. فعلى المستوى الكلي، تباينت مفاهيم الاستقرار المالي في الأدبيات، إذ تناولت بعضها هذا المفهوم من منظور عدم الاستقرار، بينما تناولته أخرى من منظور حالة الاستقرار. وعلى صعيد الأدبيات التي تبنت منظور عدم الاستقرار، يشير (Chant 2003)

إلى أن عدم الاستقرار المالي يتمثل في الظروف التي تسود الأسواق المالية وتلحق الضرر، أو تُهدد بإلحاق الضرر، بأداء الاقتصاد من خلال تأثيرها على عمل النظام المالي، فمثل هذا الاضطراب يعرقل عمل الاقتصاد بطرق متعددة إذ يمكن أن يؤثر على الوضع المالي للوحدات غير المالية مثل الأسر والشركات والحكومات إلى الحد الذي تصبح معه تدفقات التمويل نحوها مقيدة، كما قد يعطل عمليات بعض المؤسسات أو الأسواق المالية بحيث تصبح أقل قدرة على تمويل باقي القطاعات الاقتصادية. وفي السياق ذاته، عرف (Mishkin (1999 عدم الاستقرار المالي بأنه الحالة التي تعيق فيها الصدمات التي يتعرض لها النظام المالي من قدرته على أداء وظيفته في توجيه الأموال إلى الجهات التي تمتلك فرصاً استثمارية منتجة. أما (Crockett (1997 فيعرف الاستقرار المالي من منظور عدم الاستقرار، أي الحالة التي يمكن أن يتعرض فيها الأداء الاقتصادي لتهديد محتمل نتيجة تقلبات أسعار الموجودات المالية أو عجز المؤسسات المالية عن الوفاء بالتزاماتها التعاقدية. وفيما يتعلق بمنظور حالة الاستقرار، يرى (Padoa-schioppa (2002 أن الاستقرار المالي هو الحالة التي يكون فيها النظام المالي قادراً على تحمل الصدمات دون إضعاف قدرته على توجيه المدخرات نحو الفرص الاستثمارية ومعالجة المدفوعات داخل الاقتصاد. كما يشير (Wellink (2002 إلى أن النظام المالي المستقر هو النظام القادر على تخصيص الموارد بكفاءة وامتصاص الصدمات، بما يمنع انتقال آثارها السلبية على الاقتصاد الحقيقي أو على الأنظمة المالية الأخرى، كما ينبغي ألا يكون النظام نفسه مصدراً للصدمات. ويفترض هذا التعريف أن النقد يجب أن يتمكن من أداء وظائفه بشكل صحيح كوسيط للتبادل ووحدة للحساب، وأن يكون النظام المالي ككل قادراً على القيام بدوره في تعبئة المدخرات، وتنويع المخاطر، وتخصيص الموارد بكفاءة. كما أشار (Mishkin & Herbertsson (2011 إلى أن النظام المالي المستقر هو النظام الذي لديه القدرة على تخصيص الموارد بكفاءة، وتقييم المخاطر المالية وإدارتها، والحفاظ على مستويات توظيف قريبة من المعدل الطبيعي للاقتصاد، واستبعاد التقلبات النسبية لأسعار الموجودات الحقيقية أو المالية التي تؤثر على الاستقرار النقدي أو مستويات التوظيف. كما يكون النظام المالي في نطاق الاستقرار عندما يبدد

الاختلالات المالية التي تنشأ داخلياً أو نتيجة لأحداث سلبية كبيرة وغير متوقعة. ففي حالة الاستقرار، يمتص النظام الصدمات بشكل أساسي عبر آليات التصحيح الذاتي، مما يمنع الأحداث السلبية من إحداث تأثير مدمر على الاقتصاد الحقيقي أو على الأنظمة المالية الأخرى.

وعلى النقيض من مفهوم الاستقرار المالي، يبرز مفهوم الهشاشة المالية الذي يشير إلى قابلية النظام المالي أو أحد مكوناته للتأثر المفرط بالصدمات الاقتصادية أو لفقدان الثقة، بما يحد من قدرته على امتصاص المخاطر النظامية. وتُعد الهشاشة الوجه المقابل لعدم الاستقرار المالي، إذ تظهر عندما تتجاوز المخاطر قدرة النظام المالي على احتوائها عبر آليات السوق أو رأس المال التنظيمي (Allen & Gale, 1999; Mishkin, 2004). وقد تناول Minsky (1977) هذا المفهوم ضمن فرضيته الشهيرة "الاستقرار الذي يوّد عدم الاستقرار"، حيث يرى أن فترات الاستقرار الطويلة تدفع المؤسسات المالية إلى زيادة مستويات الرفع المالي والتوسع في الإقراض والمخاطر، مما يؤدي إلى تراكم الهشاشة تدريجياً في النظام المالي. ومع غياب الرقابة الاحترازية الكلية، تتحول هذه الهشاشة إلى أزمات مالية واسعة قد تهدد استقرار النظام بالكامل (Minsky, 1986).

وفي سياق الاستقرار المالي على المستوى الجزئي، يوضح Crockett (1997) أن المصارف تشكل عنصراً أساسياً في الحفاظ على الاستقرار المالي، وذلك بسبب خصائصها التي تجعلها أكثر عرضة للاضطراب مقارنة بالمؤسسات المالية الأخرى. فمن جهة، تلتزم المصارف بسداد ودائعها عند الطلب في حين أن الجزء الأكبر من موجودات عبارة عن قروض يصعب تحويلها بسرعة إلى نقد، مما يجعلها أكثر عرضة لخطر السحوبات المفاجئة. ومن جهة أخرى، تعتمد نظم المدفوعات في الاقتصاد على المصارف بشكل رئيسي، الأمر الذي يجعل أي تعثر في أحدها قابلاً للانتقال مباشرة إلى مؤسسات أخرى عبر قنوات المقاصة والتسوية. ورغم أن المؤسسات المالية غير المصرفية أصبحت بدورها أكثر ترابطاً مع النظام

المالي، فإن قدرة المصارف على نقل العدوى إلى بقية المكونات تبقى أعلى، وهو ما يجعلها من المؤسسات الهامة من حيث حساسيتها وتأثيرها المحتمل على الاستقرار المالي الشامل.

3. محددات الاستقرار المالي في المصارف

يمثل تحليل محددات الاستقرار المالي في المصارف خطوة أساسية في بناء أطر رقابية فعالة وتقييم مدى تعرض النظام المصرفي للمخاطر النظامية، كما يُسهم في تعزيز قدرة المصارف على الصمود أمام الصدمات الاقتصادية والمالية. سيتم استعراض المحددات التي تناولتها الأدبيات التطبيقية، بالإضافة إلى عرض مؤشرات السلامة المالية الصادرة عن صندوق النقد الدولي، لما لها من دور محوري في تقييم الاستقرار المالي وتعزيز الرقابة الاستباقية.

1.3. محددات الاستقرار المالي وفقاً للأدبيات

يتأثر الاستقرار المالي للمصارف وفق الأدبيات بمجموعة من العوامل التي يمكن تصنيفها على ثلاثة مستويات رئيسية: مستوى الاقتصاد الكلي، ومستوى القطاع المصرفي، والمستوى المؤسسي الخاص بكل مصرف. فعلى صعيد الاقتصاد الكلي، تُعد مؤشرات مثل معدل النمو الاقتصادي، والتضخم، وسعر الصرف، وأسعار الفائدة، من العوامل الجوهرية التي تؤثر في قدرة المصارف على تحقيق العوائد وضبط مستويات المخاطر. أما على مستوى القطاع المصرفي، فإن عناصر مثل درجة التركيز المصرفي، ومستوى المنافسة، تلعب دوراً حاسماً في تحديد البيئة التشغيلية للمصارف.

وعلى المستوى المؤسسي، تبرز عوامل مثل كفاية رأس المال، جودة الأصول، السيولة، الكفاءة التشغيلية والربحية، كمحددات مباشرة للاستقرار المالي للمصارف.

وبالتالي، فإن تقييم الاستقرار المالي لا يمكن فصله عن فهم السياق الاقتصادي العام، وخصائص القطاع المصرفي، والأداء الداخلي للمصارف، الأمر الذي يفرض على صانعي السياسات والمراقبين الماليين تبني إطار تحليلي متكامل يأخذ في الحسبان هذه المستويات الثلاثة بشكل متزامن.

1.1.3. المحددات على مستوى الاقتصاد الكلي

تشكل العوامل الاقتصادية الكلية الإطار العام الذي تعمل ضمنه المصارف، وتمارس تأثيراً مباشراً وغير مباشر على استقرارها المالي. إذ تؤثر هذه المتغيرات على قدرة المقترضين على السداد، وعلى جودة المحافظ الائتمانية، وعلى معدلات السيولة والربحية، وبالتالي على قدرة المصارف على الصمود أمام الصدمات. وتشير الأدبيات إلى العديد من المحددات الرئيسية في هذا السياق:

■ **معدل النمو الاقتصادي:** يمثل معدل النمو الاقتصادي أحد المؤشرات الأساسية لقياس أداء الاقتصاد الكلي، إذ يعكس التغير في الدخل القومي الحقيقي خلال فترة زمنية معينة. وبالتالي، فإن تراجع معدلات النمو يؤثر بشكل سلبي على مستويات الدخل القومي والفردى، مما يخفض من قدرة المقترضين على السداد وترتفع نسبة القروض المتعثرة وهو ما ينعكس سلباً على الاستقرار المالي للمصارف، حيث أظهرت عدة دراسات مثل (Karim et al., 2016; Chand et al., 2021) وجود علاقة إيجابية بين النمو الاقتصادي والاستقرار المالي، حيث يسهم ارتفاع معدلات النمو في تعزيز قدرة المقترضين على السداد، وبالتالي تحسين أداء القطاع المصرفي وتعزيز استقراره المالي.

■ **معدل التضخم:** يعرف التضخم بأنه ارتفاع مستمر في المستوى العام لأسعار السلع والخدمات، وينشأ عندما توجد كمية من النقود تفوق ما يقابلها من سلع وخدمات في الاقتصاد (Moosa, 2024)، وهو ما يتفق مع تفسير النظرية النقدية للتضخم. أما من منظور النظرية الكينزية، يعود التضخم إلى تجاوز الطلب الكلي للعرض الكلي وهو ما يعرف بـ "التضخم الناتج عن زيادة الطلب". تشير الأدبيات إلى أن التضخم

قد يؤثر إيجاباً أو سلباً على نسبة القروض المتعثرة؛ فمن جهة ترتبط زيادة التضخم بارتفاع نسبة القروض المتعثرة، حيث إن ارتفاع الأسعار يؤدي إلى تراجع القدرة الشرائية للمستهلكين مما يضعف من قدراتهم على السداد ويؤثر سلباً في الاستقرار المالي للمصارف (Karim et al., 2016; Pasha, 2024). من جهة أخرى، يؤدي التضخم إلى خفض القيمة الحقيقية للقروض مما يحسن من قدرة المقترضين على السداد ويقلل من احتمال التعثر (Mondal, 2016). وبناءً على ذلك، إن تأثير التضخم على الاستقرار المالي يختلف تبعاً لطبيعة الاقتصاد والسياسات النقدية المعتمدة.

■ **أسعار الفائدة:** يعد سعر الفائدة من أبرز المؤشرات الاقتصادية الكلية التي تؤثر في الاستقرار المالي، لما له من دور جوهري في الحفاظ على الاستقرار النقدي، كما تؤثر بشكل كبير على القرارات المتعلقة بالاقتراض أو الادخار لدى المصارف. وتنعكس تقلبات أسعار الفائدة تغيرات في الطلب على القروض، كما يمكن أن يؤدي ارتفاع أسعار الفائدة إلى انخفاض الطلب الكلي أو الانفاق الاستثماري.

إن أثر أسعار الفائدة في الاستقرار المالي ذو طبيعة مزدوجة، فمن جهة يؤدي ارتفاع أسعار الفائدة إلى تدهور جودة القروض، مما يزيد من احتمال التعثر ويرفع نسبة القروض المتعثرة، وهو ما يؤثر سلباً في الاستقرار المالي للمصارف (Viphindrartin et al., 2021). ومن جهة أخرى، قد يسهم ارتفاع أسعار الفائدة في استقرار المصارف من خلال توسيع هامش الفائدة وتحسين الربحية، إلا أن هذا الأثر قد يقابله أثر معاكس يتمثل في انخفاض قيمة الأصول طويلة الأجل، بما يجعل العلاقة بين أسعار الفائدة والاستقرار المالي علاقة غير خطية وتعتمد على هيكل الأصول والالتزامات (Porcellacchia, 2022).

■ **سعر الصرف:** يعد سعر الصرف من أبرز المتغيرات الكلية التي تعكس قوة الاقتصاد واستقراره النقدي، إذ يشكل حلقة وصل بين القطاعين المالي والحقيقي من خلال تأثيره المباشر في تكلفة التمويل الخارجي،

وقيمة الموجودات المقومة بالعملات الأجنبية، ومستوى التنافسية التجارية للدولة. لذلك، يعتبر كأحد المؤشرات الرئيسة المؤثرة في الاستقرار المالي للمصارف. وتشير الأدبيات إلى أن تأثير سعر الصرف في الاستقرار المالي ليس ثابت بالاتجاه، إذ يختلف باختلاف هيكل وطبيعة الاقتصاد. فمن جهة، أشارت دراسات عديدة إلى وجود تأثير سلبي لسعر الصرف في الاستقرار المالي، إذ يؤدي ارتفاع سعر الصرف أي انخفاض قيمة العملة المحلية إلى زيادة أعباء الديون بالعملات الأجنبية، مما يرفع من معدلات التعثر ويؤثر سلباً في الاستقرار المالي للمصارف (Al Homaidi et al., 2019; Pasha, 2024). ومن جهة أخرى، تشير دراسة (Winpor & Hidayat (2024 إلى أن انخفاض قيمة العملة له تأثير إيجابي في الاستقرار المالي، حيث يمكن أن يسهم في تحفيز الصادرات وتقليل الواردات مما يؤدي إلى زيادة الطلب الكلي وتحسن الأداء الاقتصادي العام، الأمر الذي ينعكس إيجاباً على الاستقرار المالي للمصارف.

2.1.3. المحددات على مستوى القطاع المصرفي

يُعد القطاع المصرفي بمؤسساته وسياساته بيئة حاسمة لتحديد مستوى الاستقرار المالي، حيث تتأثر قدرة المصارف على الصمود أمام المخاطر النظامية ليس فقط بعوامل الاقتصاد الكلي، بل أيضاً بخصائص البيئة المصرفية. وتشير الأدبيات إلى أن كفاءة النظام المصرفي، ومدى تركزه، وآليات الرقابة المصرفية، تلعب أدواراً رئيسية في تعزيز أو تقويض الاستقرار المالي. ومن أبرز المحددات على هذا المستوى:

- **حجم الائتمان الممنوح للقطاع الخاص:** يعد حجم الائتمان الممنوح للقطاع الخاص من المؤشرات الجوهرية في تقييم عمق النظام المالي وديناميكية الإقراض، ويستخدم على نطاق واسع في الأدبيات باعتباره أحد محددات الاستقرار المالي للمصارف. وتُظهر نتائج الأدبيات تبايناً واضحاً في أثر هذا المتغير على الاستقرار المالي. فمن جهة، تشير بعض الدراسات إلى أن الزيادة المفرطة في الائتمان الخاص مقارنة بحجم الاقتصاد ترتبط غالباً بانخفاض مستويات الاستقرار المالي، إذ توصل Siddik & Kabiraj (2018) بالاستناد إلى بيانات 217 دولة اعتماداً على قواعد بيانات البنك الدولي، إلى

أن ارتفاع نسبة الائتمان الخاص إلى الناتج المحلي الإجمالي يؤدي إلى انخفاض مؤشر Z-score، مما يعكس تراجعاً في متانة القطاع المصرفي. وهو ما تؤكدته نتائج (Caporale et al., 2025)، والتي درست أثر مخاطر المناخ في الاستقرار المالي للقطاع المصرفي الأوروبي، باستخدام بيانات 41 دولة أوروبية خلال الفترة (2000-2021)، وبعد ضبط مجموعة من العوامل المتعلقة بالاقتصاد الكلي والخصائص المالية للمصارف. استخدمت الدراسة في التحليل ثلاث نماذج تغطي الدول الأوروبية ككل، والدول الأعضاء في الاتحاد الأوروبي، والدول غير الأعضاء. وأظهرت النتائج أن ارتفاع الائتمان الممنوح للقطاع الخاص يرتبط بانخفاض الاستقرار المالي في جميع الدول ولا سيما في دول الاتحاد الأوروبي.

ومن جهة أخرى، أظهرت بعض الدراسات وجود أثر إيجابي لحجم الائتمان الممنوح للقطاع الخاص في الاستقرار المالي، إذ يشير قندوز وآخرون (2022) في دراسة تناولت محددات الاستقرار المالي لـ 136 مصراً في 14 دولة عربية واعتمدت مؤشر Z-score لقياس الاستقرار المالي، إلى أن ارتفاع الائتمان الممنوح للقطاع الخاص كنسبة من الناتج المحلي الإجمالي يسهم في تعزيز متانة القطاع المصرفي. من جانب آخر، تشير نتائج دراسة (Wahyuningsih et al., 2025) المطبقة على اقتصادات ASEAN+3 التي تضم عشر دول من رابطة دول جنوب شرق آسيا إضافة إلى الصين واليابان وكوريا الجنوبية خلال الفترة (2004 - 2021)، إلى أن أثر الائتمان الممنوح للقطاع الخاص كنسبة من الناتج المحلي الإجمالي على الاستقرار المالي لا يتسم بعلاقة خطية واضحة، وأن هذا المتغير لا يُظهر تأثيراً جوهرياً في مؤشر Z-score المستخدم لقياس الاستقرار المالي المصرفي في تلك الاقتصادات.

- **تنافسية القطاع المصرفي:** تعد التنافسية في القطاع المصرفي أحد المفاهيم الأساسية في تحليل أداء الأنظمة المالية، إذ تعكس درجة القوة السوقية للمصارف وقدرتها على تحديد الأسعار وهوامش الربح، ومدى انفتاح السوق أمام دخول وخروج المؤسسات المالية. وفي سياق الأدبيات، أظهرت النتائج تباين في العلاقة بين التنافسية والاستقرار المالي. فمن جهة، يمكن أن يؤدي اشتداد المنافسة إلى تحسين الكفاءة التشغيلية وتعزيز جودة الخدمات المالية، ومن جهة أخرى قد يحدّ من هوامش الربح ويدفع المصارف إلى تبني استراتيجيات أكثر ميلاً إلى المخاطرة. تشير دراسة (Hope et al., 2013) إلى وجود علاقة إيجابية قوية بين القوة السوقية للمصارف والاستقرار المالي، وذلك باستخدام بيانات عشرة بلدان إفريقية خلال الفترة 2005-2010. وقد اعتمدت الدراسة على مؤشر Lerner و Herfindahl-Hirschman لقياس التنافسية، مقابل مؤشر Z-score ونسب القروض المتعثرة لقياس الاستقرار المالي، وأظهرت النتائج أنّ مؤشرات القوة السوقية ترتبط إيجابياً بالاستقرار المالي، بما يدعم فرضية الهشاشة الناتجة عن المنافسة (Competition-fragility hypothesis). في المقابل، أشارت دراسة (Fu et al., 2014) باستخدام بيانات عن 14 اقتصاداً في منطقة آسيا والمحيط الهادي خلال الفترة 2003-2010، إلى أنّ ارتفاع التركيز المصرفي يعزز الهشاشة المالية، في حين أنّ انخفاض القوة السعرية للبنوك يزيد تعرضها للمخاطر، وذلك بعد ضبط في عدد من العوامل الاقتصادية الكلية، والمصرفية، والتنظيمية، والمؤسسية. من جانب آخر، تُظهر بعض الأدبيات أنّ العلاقة ليست خطية بالضرورة، فقد أظهرت دراسة (González et al., 2017) وجود علاقة على شكل (U-shape) بحيث يكون تأثير المنافسة على المخاطر إيجابياً عند مستويات معينة وسلبياً عند مستويات أخرى.

3.1.3 المحددات على مستوى المصارف

تُعد الخصائص الفردية للمصارف من أكثر العوامل تأثيراً على الاستقرار المالي، حيث تنعكس السياسات الإدارية، ونوعية الموجودات، ومستويات السيولة ورأس المال، على قدرة كل مصرف على مقاومة الصدمات وتحقيق التوازن بين الربحية والمخاطرة. وقد أولت الأدبيات اهتماماً متزايداً لهذا المستوى من التحليل، باعتباره يكشف الفوارق الجوهرية بين المصارف حتى داخل نفس البيئة التنظيمية. من أبرز هذه المحددات:

■ **حجم المصرف:** يُعد حجم المصرف من المحددات الرئيسية للاستقرار المالي للمصارف. وتشير الأدبيات إلى أن العلاقة بين حجم المصرف ومستوى استقراره تعتمد على فرضيتين رئيسيتين: فرضية التركيز والاستقرار وفرضية التركيز والهشاشة. تستند فرضية التركيز والاستقرار إلى القيمة الامتيازية والتي تم اقتراحها لأول مرة من قبل (Keeley 1990) والتي تشير إلى أن المصارف الكبيرة والتي تسيطر على الحصة السوقية الأكبر، تكون أكثر حذراً في تحمل المخاطر وتركز على عدد أقل من القروض ذات الجودة المرتفعة مما يزيد من العائد على الاستثمار الفردي ويعزز السلامة المالية للمصرف (Boot & Thakor, 2002). ووفق هذه الفرضية، تتمتع المصارف الكبيرة بقوة سوقية تسمح لها بتحقيق هوامش ربح مرتفعة من خلال أسعار فائدة أعلى مما يوفر هوامش رأسمالية ويقلل من هشاشتها أمام الصدمات الكلية وأزمات السيولة، كما تتمكن من تنويع مخاطر محافظها الائتمانية بسبب وفورات الحجم (Berger & Bouwman, 2013). في المقابل، تقدم فرضية التركيز والهشاشة وجهة نظر معاكسة، مفادها أن المصارف الكبيرة يتولد لديها اعتقاد بأنها أكبر من أن تغشل وتستغل قوتها الاحتكارية من خلال فرض أسعار فائدة أعلى على القروض، مما يؤدي إلى مخاطر أخلاقية تتمثل في إقصاء الشريحة الأقل مخاطرة من العملاء ويجعل من الصعب على المقترضين سداد قروضهم مما يزيد من مخاطر التعثر (Mirzaei et al., 2013). ولضمان الاستقرار المالي، تحصل هذه المصارف على ضمانات أو دعم حكومي كما

لوحظ خلال الأزمة المالية العالمية، لكن هذه الحماية تعزز الحافز على المخاطر المرتفعة مما يزيد من هشاشة القطاع المصرفي (Moch, 2013).

وفي سياق الأدبيات التطبيقية، أشارت عدة دراسات إلى وجود تأثير إيجابي لحجم المصرف على استقراره المالي (Adusei, 2015; Pham et al., 2021; Phan et al., 2019)، في حين وجدت دراسات أخرى تأثير سلبي لحجم المصرف على استقراره المالي (Ali & Puah, 2018; Nguyen et al., 2018; Parida & Padhi, 2024).

■ **كفاية رأس المال:** تشكل كفاية رأس المال أحد أهم محددات الاستقرار المالي، إذ تمثل الحد الأدنى لرأس المال المقرر للمصارف عند تحمل المخاطر، ويُعبّر عنها بنسبة رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر، والمحددة بنسبة 8% وفقاً لاتفاقية بازل I وII. في حين اقترحت بازل III نهجاً أكثر صرامة استجابةً لتداعيات الأزمة المالية، حيث رفعت الحد الأدنى من 8% إلى 10.5%. وبحسب نظرية العازل الرأسمالي التي طورها (Calem & Rob, 1996)، على المصارف أن تحتفظ بمستوى إضافي من رأس المال لتقليل احتمال الانخفاض عن الحد الأدنى القانوني المطلوب وبشكل خاص إذا كانت النسبة متقلبة بشكل كبير. وفي سياق الأدبيات، أشارت دراسة (Kamran et al., 2019) إلى أن زيادة كفاية رأس المال تؤدي إلى زيادة الاستقرار المالي في المصارف الباكستانية خلال الفترة (2007 – 2016)، ولكن زيادة النسبة بشكل مرتفع جداً يكون له أثر سلبي على الاستقرار المالي. كما قامت دراسة (Olawale, 2024) بفحص العلاقة بين كفاية رأس المال والاستقرار المالي في المصارف النيجيرية في ظل بيئة اقتصادية متقلبة خلال الفترة (2005 – 2020)، وبينت النتائج وجود علاقة إيجابية بين كفاية رأس المال والاستقرار المالي للمصارف.

■ **جودة الأصول:** تعد جودة الأصول أمراً بالغ الأهمية للاستقرار المالي للمؤسسات المالية، حيث أنّ ضمان الحد الأدنى من القروض المتعثرة مهم للتعافي الاقتصادي والنمو في أي دولة، كما تعتبر القروض المتعثرة سبباً رئيسياً للآزمات الاقتصادية والمصرفية المستمرة. وتعتبر نسبة القروض المتعثرة إلى إجمالي القروض، ونسبة مخصصات القروض إلى القروض المتعثرة من أكثر المؤشرات استخداماً لقياس جودة الأصول. وفي سياق الأدبيات التطبيقية، قامت دراسة (Adebanjo, 2024) بدراسة تأثير إدارة مخاطر الائتمان على الاستقرار المالي للمصارف في المملكة المتحدة. وقد تم استخدام مقاييس إدارة مخاطر الائتمان، مثل نسبة إجمالي الموجودات المعرضة للمخاطر إلى إجمالي الموجودات، ونسبة إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع، ونسبة القروض المتعثرة، ونسبة تغطية القروض. تم تطبيق الدراسة على أكبر خمسة مصارف في المملكة المتحدة، وبينت النتائج أن إدارة مخاطر الائتمان والممثلة بالمقاييس أعلاه لها تأثير كبير مشترك في الاستقرار المالي للمصارف البريطانية. كما قامت دراسة (Anh & Phuong, 2021) بدراسة تأثير مخاطر الائتمان في الاستقرار المالي للمصارف التجارية الفيتنامية خلال الفترة (2010 – 2019). أظهرت نتائج التحليل وجود تأثير سلبي للقروض المتعثرة في الاستقرار المالي للمصارف، حيث كلما ارتفعت القروض المتعثرة، انخفض الاستقرار المالي. في المقابل، أظهرت دراسة (Koskei, 2020) وجود علاقة إيجابية وذات دلالة إحصائية بين نسبة القروض المتعثرة والاستقرار المالي للمصارف التجارية في كينيا خلال الفترة (2015 – 2019).

■ **الربحية:** تشير الأدبيات إلى وجود أدلة متباينة حول تأثير الربحية في الاستقرار المالي. فعلى صعيد العلاقة بين الربحية والمخاطر، توصل بعض الباحثين إلى أن ارتفاع الربحية يؤدي إلى زيادة القيمة الامتيازية للمصرف، أي الربحية المستقبلية المتوقعة على المدى الطويل، الأمر الذي يجعل المصارف أقل ميلاً لتحمل المخاطر. يستند هذا التوجه إلى أن تحقيق أرباح مرتفعة يعزز من القيمة الامتيازية للمصرف ويزيد من التكلفة الكامنة المترتبة على خسارته لمكانته في السوق أو تعرضه للإفلاس، مما

يدفعه إلى اتباع سياسات أكثر تحفظاً في إدارة المخاطر بما يعزز الاستقرار المالي (Berger et al., 1990; Keeley, 2008). في المقابل، تشير دراسات أخرى مثل دراسة (Martynova et al., 2015) إلى أن ارتفاع الربحية قد يؤدي إلى نتائج معاكسة، حيث يؤدي تحقيق مستويات مرتفعة من الأرباح إلى التخفيف من قيود الرفع المالي وبالتالي إلى زيادة المخاطرة. من جانب آخر، أشارت دراسة (Meiselman et al., 2020) بالتطبيق على عينة من المصارف خلال الأزمة المالية العالمية 2007-2008 وأزمة الادخار والقروض في ثمانينيات القرن الماضي، أن ارتفاع الربحية قبل وقوع الأزمة يعد مؤشراً على ارتفاع مخاطر الذيل النظامية وانعكاسها على قيمة أسهم المصارف خلال فترة الأزمة، ويكون هذا الارتباط أكثر وضوحاً عندما تنتج الأرباح السابقة للأزمة من أنشطة الدخل غير الفوائد أو عندما تُوزع هذه الأرباح في شكل عوائد للمساهمين أو على شكل تعويضات إدارية.

■ **السيولة:** تعد السيولة من العوامل الرئيسية التي تساهم في استقرار النظام المصرفي، إذ تكمن المصارف من الوفاء بالتزاماتها والحفاظ على ثقة المتعاملين والأسواق. وقد ازداد الاهتمام بمخاطر السيولة بعد الأزمة المالية العالمية، التي كشفت عن نقاط ضعف أساسية في الطريقة التي اعتادت المصارف على استخدامها لإدارة مراكز السيولة لديها، وهناك اتفاق واسع على أن نقص السيولة كان السبب الجذري للأزمة والاضطرابات المستمرة في النظام المالي العالمي. وفي هذا السياق، بادرت لجنة بازل للرقابة المصرفية عام 2010 إلى إدخال إطار تنظيمي متكامل للسيولة ضمن اتفاقية بازل III، بهدف تعزيز قدرة المصارف على مواجهة الأزمات التمويلية قصيرة وطويلة الأجل وقد تضمن هذا الإطار معيارين رئيسيين؛ نسبة تغطية السيولة التي تهدف إلى ضمان احتفاظ المصارف بموجودات سائلة عالية الجودة تكفي لتغطية صافي التدفقات النقدية الخارجة خلال فترة 30 يوماً من الضغط المالي، ونسبة التمويل المستقر الصافي، التي تُعنى بتعزيز استقرار هيكل التمويل على المدى المتوسط والطويل.

وفي سياق الأدبيات التي تناولت تأثير مخاطر السيولة في الاستقرار المالي للمصارف، أظهرت دراسة (Bragaglia, 2021) علاقة إيجابية بين نسبة التمويل المستقر والاستقرار المالي للمصارف، حيث كلما ارتفعت نسبة التمويل المستقر تحسن الاستقرار المالي، ولكن هناك نقطة يتراجع فيها الاستقرار مع زيادة النسبة. وفي ورقة عمل نشرها البنك المركزي الأوروبي على عينة من 16,061 مصرفاً من 27 دولة خلال الفترة 2013-2023، أظهرت النتائج وجود علاقة إيجابية بين السيولة والاستقرار المالي (Población García & Suárez, 2025). كما قامت دراسة (Obeid, 2021) ببناء نموذج انحدار لوجستي للتنبؤ بإفلاس المصارف، بالاعتماد على بيانات 40 مصرفاً تجارياً في المنطقة العربية خلال الفترة (2005 – 2015)، حيث تم استخدام مؤشرات السلامة المالية في نظام (CAMEL) للتنبؤ بإفلاس المصارف، بالإضافة إلى متغير الناتج المحلي الإجمالي بهدف تحديد أثر المخاطر الاقتصادية. أظهرت النتائج وجود علاقة إيجابية ذات دلالة إحصائية بين متغير السيولة واحتمال عدم إفلاس المصرف واستمراره في العمل. حيث إن وجود مستويات عالية من السيولة (الموجودات السائلة) يُبقي المصرف قادراً على الوفاء بالتزاماته بشكل مستمر. بالمقابل، أشارت دراسات أخرى مثل دراسة (Ayinuola & Gumel, 2023) والتي درست أثر مخاطر السيولة والائتمان على الاستقرار المالي للمصارف في نيجيريا خلال الفترة (2010 – 2021)، إلى وجود تأثير سلبي للسيولة على استقرار المصارف.

■ **الرافعة المالية:** تعد الرافعة المالية من المؤشرات الجوهرية في تقييم الاستقرار المالي للمصارف، إذ تعكس مدى اعتماد المصرف على رأس المال لتمويل التسهيلات. وقد اكتسب هذا المؤشر أهمية خاصة في أعقاب الأزمة المالية العالمية، بعدما تبين أن الإفراط في الرفع المالي كان من أبرز أسباب هشاشة الأنظمة المصرفية. ولهذا السبب، أدرجت لجنة بازل للرقابة المصرفية في اتفاقية بازل III نسبة الرفع المالي التنظيمية كأحد أدوات الضبط الكلي الجديدة، والتي تُقاس من خلال نسبة رأس المال الأساسي من الشريحة الأولى إلى إجمالي التعرضات، بحد أدنى قدره 3%. وقد تم تعزيز تطبيق هذه النسبة لاحقاً

في الإصلاحات المعروفة ببازل IV، بوصفها أداة احترازية للحد من تراكم المديونية وتعزيز متانة النظام المصرفي.

وفي سياق الأدبيات، تناولت دراسة (Acosta-Smith et al, 2017) التوازن بين القدرة الإضافية على استيعاب الخسائر واحتمال ارتفاع المخاطر المرتبطة بتطبيق نسبة الرفع المالي بموجب اتفاقية بازل III. وباستخدام نموذج نظري مصغر، أظهرت الدراسة أنّ شرط نسبة الرفع المالي يمكن أن يحفز المصارف الملزمة به على زيادة مخاطرها. ومع ذلك، ينبغي أن تتفوق فوائد زيادة رأس المال وبالتالي زيادة القدرة على استيعاب الخسائر، على هذه الزيادة في المخاطرة، مما يؤدي إلى مصارف أكثر استقراراً. وقد تم اختبار هذه التوقعات النظرية وتأكيداتها من خلال تحليل تجريبي على عينة كبيرة من مصارف الاتحاد الأوروبي. وأشارت النتائج إلى أن شرط نسبة الرفع المالي سيؤدي إلى انخفاض كبير في احتمال تعثر المصارف ذات الرفع المالي المرتفع. كما تناولت دراسة (Shahriar et al., 2023) الاستقرار المالي للمصارف في 12 دولة من غرب آسيا خلال الفترة (2004 – 2018) وأظهرت النتائج أن الرفع المالي مقاساً بنسبة إجمالي المطلوبات إلى إجمالي الموجودات تؤثر بشكل سالب ومعنوي في الاستقرار المالي.

■ **الكفاءة التشغيلية:** تعكس الكفاءة التشغيلية قدرة المصرف على تحقيق أعلى ناتج ممكن من الخدمات والإيرادات باستخدام أقل قدر من الموارد. وتعتمد الكفاءة التشغيلية على مدى فعالية الإدارة في توظيف الموجودات، وضبط التكاليف التشغيلية، وتنويع مصادر الدخل بما يضمن استدامة الربحية على المدى الطويل. وتكتسب الكفاءة أهمية خاصة في القطاع المصرفي نظراً لارتباطها المباشر بقدرة المصرف على تحمل المخاطر والحفاظ على الاستقرار المالي. فالمصرف الأكثر كفاءة يكون أكثر قدرة على إدارة موارده بكفاءة، وتخصيص رأس ماله بشكل أفضل، وبالتالي يكون أقل عرضة للتعثر. في المقابل، قد يؤدي

السعي المفرط نحو الكفاءة إلى تقليص النفقات على إدارة المخاطر والرقابة، مما يزيد من احتمال تعرض المصرف للصدمات المالية.

وفي سياق الأدبيات قامت دراسة (Alber, 2016) بدراسة تأثير الكفاءة على الاستقرار المالي وتأثير الاستقرار المالي على الكفاءة على عينة من 15 دولة من الشرق الأوسط وشمال أفريقيا خلال الفترة (2004 – 2013). استخدمت الدراسة طريقة مغلف البيانات وهي أسلوب رياضي غير معلمي يعتمد على البرمجة الخطية لقياس الكفاءة النسبية لكل وحدة قرار مثل المصارف، مقارنةً بأفضل الممارسات بين أقرانها. وأظهرت النتائج تأثير معنوي وسالب في الاتجاهين، أي أن الكفاءة الأعلى ارتبطت باستقرار أقل، والمصارف التي تركز على الكفاءة تتجاهل بعض جوانب الاستقرار. كما أظهرت دراسة (Shahriar et al., 2023) وجود تأثير إيجابي لنسبة المصروفات من غير الفائدة في الاستقرار المالي للمصارف في 12 دولة من غرب آسيا خلال الفترة (2004 – 2018). في المقابل، أشارت دراسة (Al Marhoobi, 2024) على عينة من 88 مصرفاً في دول مجلس التعاون الخليجي، إلى وجود تأثير سلبي لمؤشر الكفاءة مقاساً بنسبة التكلفة إلى الدخل في الاستقرار المالي، أي أن انخفاض النسبة يعزز من الاستقرار المالي. كما أشارت دراسة (Obeid, 2022) على عينة من 60 مصرف تجاري في المنطقة العربية خلال الفترة (2000-2010)، إلى وجود تأثير سلبي لمؤشر الكفاءة مقاساً بنسبة التكلفة إلى الدخل في الاستقرار المالي.

2.3. مؤشرات السلامة المالية الصادرة عن صندوق النقد الدولي

أطلق صندوق النقد الدولي في أواخر تسعينيات القرن الماضي مبادرة شاملة لإنشاء نظام موحد لجمع ونشر مؤشرات السلامة المالية، بهدف مراقبة متانة القطاع المالي على المستوى الكلي من منظور الرقابة الاحترازية النظامية. تضمّنت هذه المؤشرات جوانب رئيسية مثل كفاية رأس المال، جودة الأصول، الربحية، السيولة، والحساسية لمخاطر السوق، وشكّلت الأساس لعمليات التقييم الوقائي المبكر للقطاع المصرفي

والمالي. وقد مثل دليل تجميع مؤشرات السلامة المالية لعام 2006 مرجعاً أساسياً لتوحيد منهجيات الإحصاء والرقابة، حيث أسهم هذا الدليل في ترسيخ قناعة لدى صانعي السياسات بأهمية المؤشرات في رصد اتجاهات المتانة المالية وتوجيه تحليلات وسياسات الاستقرار المالي، مما انعكس في تزايد عدد الدول التي بدأت تجمع وتبلغ هذه المؤشرات بانتظام. إلا أن الأزمة المالية العالمية (2007-2008) كشفت عن ثغرات مهمة في البيانات المالية على مستوى النظام، وأظهرت الحاجة إلى تعزيز نطاق ودقة جمع بيانات القطاع المالي، لا سيما تلك المتعلقة بمخاطر الذيل والمؤشرات الاقتصادية الكلية المترابطة. واستجابة لذلك، أطلق صندوق النقد الدولي ومجلس الاستقرار المالي عدة مبادرات، أبرزها مبادرة فجوات البيانات التي تبنتها مجموعة العشرين (G20)، والتي استهدفت توسيع نطاق البيانات وتوحيدها وفق معايير دولية جديدة. كما تمت مراجعة القائمة الأصلية لمؤسسات الخدمات المالية وتحديثها لتشمل أدوات وإحصاءات تُتيح قياس التركزز والمخاطر النظامية بشكل أدق، مع تعزيز تغطية مؤسسات الخدمات المالية غير المصرفية. وقد جرى تنفيذ هذه الجهود بالتعاون الوثيق مع الخبراء الوطنيين والدوليين، وهيئات المعايير العالمية، والإدارات المتخصصة في صندوق النقد الدولي، وجميع الدول المبلغة لمؤشرات السلامة المالية (International Monetary Fund, 2019).

وفي هذا الإطار، جاء دليل تجميع مؤشرات السلامة المالية لعام 2019 كنسخة محدثة وشاملة، حيث وسّع نطاق التغطية ليشمل الوسطاء الماليين الآخرين، وصناديق أسواق المال، وشركات التأمين، وصناديق التقاعد، والشركات غير المالية، والأسر. أوصى هذا الدليل بتجميع 50 مؤشراً رئيسياً، من بينها 13 مؤشراً جديداً، تغطي عناصر متقدمة في رأس المال، السيولة، جودة الأصول، ومقاييس التركزز والتوزيع. تهدف هذه الإضافات إلى تعزيز البعد الاستشرافي لمؤشرات السلامة المالية، وتحسين قدرة صانعي السياسات على رصد المخاطر النظامية واتخاذ إجراءات وقائية فعالة، بما يرسخ التركيز على استقرار النظام المالي العالمي كهدف رئيسي للسياسات الاقتصادية الكلية.

في سياق مؤسسات تلقي الودائع، أوصى الدليل بتجميع 17 مؤشراً أساسياً للسلامة المالية، وهو الحد الأدنى الذي يغطي أهم مقاييس السلامة المالية. ومع ذلك، ولإجراء تقييم أشمل لصحة القطاع المالي، ينبغي استكمالها بمؤشرات إضافية للسلامة المالية. يعرض الجدول (2) ملخص عن تلك المؤشرات:

الجدول (2): مؤشرات السلامة المالية الأساسية والإضافية الصادرة عن صندوق النقد الدولي

المؤشرات الأساسية	
كفاية رأس المال	- رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر - الشريحة الأولى من رأس المال إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر - القروض بعد خصم المخصصات إلى رأس المال التنظيمي - رأس المال الأساسي من الشريحة الأولى لرأس المال إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر - الشريحة الأولى من رأس المال إلى الموجودات
جودة الأصول	- القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض - تركيز القروض حسب النشاط الاقتصادي - المخصصات إلى القروض غير العاملة
العائدات والربحية	- العائد على الموجودات - العائد على حقوق الملكية - هامش الفائدة إلى إجمالي الدخل - مصروفات غير الفائدة إلى إجمالي الدخل
السيولة	- الموجودات السائلة إلى إجمالي الموجودات - الموجودات السائلة إلى المطلوبات قصيرة الأجل - نسبة تغطية السيولة للمؤسسات التي طبقت معايير السيولة وفق

بازل III

- صافي نسبة التمويل المستقر للمؤسسات التي طبقت معايير السيولة وفق بازل III	
- صافي المركز المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال	الحساسية لمخاطر السوق
المؤشرات الإضافية	
- التعرضات الكبيرة إلى الشريحة الأولى من رأس المال - التوزع الجغرافي للقروض إلى إجمالي القروض - المركز الإجمالي للموجودات في المشتقات المالية إلى رأس المال - المركز الإجمالي للمطلوبات في المشتقات المالية إلى رأس المال - الدخل من التداول إلى إجمالي الدخل - نفقات الموظفين إلى مصروفات غير الفائدة - هامش سعر الفائدة بين معدل الإقراض المرجعي ومعدل الودائع المرجعي - هامش سعر الفائدة بين الحد الأعلى والأدنى لمعدل الإقراض بين المصارف - ودائع العملاء إلى إجمالي القروض - القروض الممنوحة بالعملات الأجنبية إلى إجمالي القروض - المطلوبات بالعملات الأجنبية إلى إجمالي المطلوبات - نمو الائتمان الممنوح للقطاع الخاص	

Source: Financial Soundness Indicators Compilation Guide. IMF (2019)

توضح مراجعة استخدام دليل مؤشرات السلامة المالية أن عدداً كبيراً من الدول قد دمجت فعلياً المؤشرات الأساسية والإضافية ضمن أطرها التحليلية سواء لتقييم المخاطر والسلامة المالية في القطاع المصرفي أو لتقييم المخاطر الكلية، مع وجود بعض التباينات من حيث المؤشرات المعتمدة والغرض المستخدم. فعلى

سبيل المثال، اعتمدت دول مثل أستراليا وبلجيكا والبرازيل وهونغ كونغ واندونيسيا وكوريا معظم المؤشرات الأساسية المتعلقة برأس المال وجودة الأصول والربحية والسيولة في مراجعة القطاع المالي والمصرفي، إضافةً إلى مؤشرات أخرى مثل أسعار العقارات ومؤشر خدمة الدين للأسر والشركات والرفع المالي لتقييم المخاطر. بالمقابل، تبنت دولاً مثل الأرجنتين والصين وألمانيا وإيطاليا وهولندا وسنغافورة وإسبانيا وسويسرا والمملكة المتحدة بعض المؤشرات الأساسية ضمن تقييم مخاطر القطاع المصرفي، وبعض المؤشرات الإضافية في نطاق تقييم المخاطر الاقتصادية الكلية. من جانب آخر، لم تستخدم مؤشرات السلامة المالية على نطاق واسع في بعض الدول مثل اليابان والمكسيك، بل تم استخدامها كمدخلات لاختبارات الضغط. وفي روسيا، فإن مؤشرات السلامة المالية غير مُدرجة بشكل محدد، ونادراً ما يشار إليها، حيث يعتمد البنك المركزي الروسي على التحليل الذي يستخدم عموماً نسباً أكثر تفصيلاً ومناهج بديلة. وفي الولايات المتحدة الأمريكية، لم يدرج مكتب البحوث المالية المؤشرات بشكل كامل، بل أدرج بعض المؤشرات الأساسية (رأس المال، الربحية، والسيولة) والمؤشرات الإضافية (مؤشر خدمة الدين للأسر والشركات) ضمن 56 مؤشراً رئيسياً، كما أدرج مجلس مراقبة الاستقرار المالي العديد من المؤشرات الأساسية (رأس المال، جودة الأصول، والربحية) وبعض المؤشرات الإضافية (مؤشر خدمة الدين للأسر، وأسعار العقارات) عند تقييم التطورات المالية. (IMF, 2019)

وعلى الرغم من التحديات التي واجهت الدول العربية في اعتماد هذه المؤشرات والمتمثلة بشكل رئيسي في جمع البيانات اللازمة لاحتساب المؤشرات ومدى مطابقة الطرق الفعلية المستخدمة لاحتساب مع تلك الموصى بها من قبل صندوق النقد الدولي، فإن معظم الدول العربية تبنت هذه المؤشرات من خلال تقارير دورية متفاوتة في توقيت إصدارها بحسب كل دولة. فحسب الاستبيان المرسل من صندوق النقد العربي إلى المصارف المركزية ومؤسسات النقد العربية في إحدى عشر دولة عربية شملت (الإمارات والبحرين وتونس والجزائر والسعودية والسودان وعمان والكويت ولبنان والمغرب واليمن)، تقوم المصارف المركزية أو

المؤسسة ذاتها بإعداد المؤشرات بالاعتماد على الأدلة الدولية وبشكل خاص الدليل الصادر عن صندوق النقد الدولي عام 2019 مع وجود بعض التباينات من حيث المؤشرات المعتمدة. على سبيل المثال، تبنت الإمارات والسعودية والسودان معظم المؤشرات التي حددها صندوق النقد الدولي، في حين أضافت دول أخرى مثل البحرين والجزائر وعمان والكويت بعض المؤشرات الأخرى. وبالإضافة إلى المؤشرات الرئيسية، تقوم كل من الإمارات والسعودية والبحرين ولبنان بتجميع مؤشرات السلامة المالية الإضافية الخاصة بالسياسية الاحترازية الكلية مثل أسواق العقارات والأسهم وقطاع الشركات غير المالية وقطاع الأفراد (عبيد وآخرون، 2023).

وفي سياق الأدبيات التطبيقية، اعتمدت دراسات عديدة على هذه المؤشرات في التنبؤ بفشل المصارف، حيث هدفت دراسة (Almahadin et al., 2020) إلى اختبار العلاقة بين الاستقرار المالي وسلامة النظام المصرفي في الأردن. ولهذا الغرض، استخدمت الدراسة مؤشر (Z-score) كمتغير تابع يعبر عن الاستقرار المالي للمصارف ومجموعة من المتغيرات التفسيرية شملت نسبة كفاية رأس المال ونسبة القروض المتعثرة ومعدل نمو ودائع العملاء ونسبة الائتمان المحلي إلى الناتج المحلي الإجمالي وسعر الفائدة الحقيقي ومعدل نمو نصيب الفرد من الناتج المحلي الإجمالي. أظهرت النتائج أن غالبية مؤشرات السلامة المالية لها تأثير إيجابي على الاستقرار المالي، مما يؤكد أن القطاع المصرفي السليم يلعب دوراً حيوياً في الحفاظ على استقرار النظام المالي. كما أشارت النتائج إلى أن سياسة أسعار الفائدة الثابتة هي أحد المتطلبات الأساسية للحفاظ على استقرار النظم المالية.

كما هدفت دراسة (Obeid, 2022) إلى تسليط الضوء على أهمية قيام المصارف المركزية ببناء أنظمة إنذار مبكر لتقليل تكاليف إجراءات حل المصارف الضعيفة. تم الحصول على البيانات من التقارير السنوية المنشورة لستون مصرفاً تجارياً في المنطقة العربية للفترة (2000-2010). استخدمت الدراسة

نموذج الانحدار اللوجستي للتنبؤ بأداء المصارف أو توقع احتمال فشلها وبناء نظام إنذار مبكر، وحددت بعض المؤشرات المالية مثل نسبة كفاية رأس المال، السيولة، نسبة التكلفة إلى الدخل، العائد على الموجودات، ونسبة القروض المتعثرة، كما تم إدراج متغير الناتج المحلي الإجمالي لقياس المخاطر الاقتصادية. أظهرت النتائج إمكانية استخدام مؤشرات السلامة المالية بكفاءة للتنبؤ بفشل المصارف، وأن متغيري معدل العائد على الموجودات ونسبة كفاية رأس المال كان لهما التأثير الأكبر على احتمال بقاء المصرف، بينما لم يوجد أي دلالة إحصائية لمتغير الناتج المحلي الإجمالي.

من جانب آخر، قدمت دراسة (Ooft & Baank, 2024) مقياسين للاستقرار المالي (مؤشر الاستقرار المالي الإجمالي ومؤشر الاستقرار المصرفي) للاتحاد النقدي لكوراساو وسانت مارتن، مع التركيز بشكل رئيسي على القطاع المصرفي. يتألف مؤشر الاستقرار المالي الإجمالي من مؤشر التطور المالي ومؤشر السلامة المالية ومؤشر الهشاشة المالية ومؤشر المناخ الاقتصادي العالمي، بينما يمثل مؤشر الاستقرار المصرفي أبعاد السلامة المالية للمصارف والمتمثلة في كفاية رأس المال وجودة الأصول والربحية والسيولة. تمت مقارنة المؤشرين بفترة تدهور الأوضاع المالية الكلية الناجمة عن جائحة (Covid-19)، وكان التطور في المؤشرات متوافقاً مع التوقعات. واستناداً إلى تحليلات المتانة، توصلت الدراسة إلى أن المؤشرات مناسبة لقياس وتتبع الاستقرار المالي داخل الاتحاد النقدي لكوراساو وسانت مارتن.

4. النماذج المستخدمة في قياس الاستقرار المالي للمصارف

تُعد النماذج الكمية إحدى الركائز الأساسية في الأدبيات المالية لتقييم الاستقرار المالي للمصارف، إذ تهدف هذه النماذج إلى توفير مؤشرات موضوعية تعكس قدرة المصرف على الاستمرار في أداء وظائفه الحيوية، كالإقراض وتوفير السيولة، حتى في ظل الصدمات الاقتصادية والمالية. وتتنوع هذه النماذج من حيث الخلفية النظرية والمنهجية الإحصائية المستخدمة مثل نموذج Z-score، ونموذج Merton وامتداده KMV.

1.4. نموذج Z-Score

يُعد نموذج Z-Score من أقدم وأكثر النماذج استخداماً في قياس الاستقرار المالي للمصارف. اقترح Boyd & Graham (1986) لأول مرة استخدام مؤشر Z-score كمقياس لاحتمال الإفلاس في الشركات القابضة المصرفية، ثم تم استخدامه لاحقاً في دراسة (Boyd & Graham, 1988) ودراسة (Boyd et al., 1993) لدراسة مخاطر الفشل المترتبة على السماح للشركات القابضة المصرفية بالاندماج مع شركات مالية أخرى. وفي الفترة نفسها، قدّم Hannan & Hanweck (1988) مؤشر المخاطر الذي اعتبر مكافئاً لمؤشر Z-score.

لاحقاً، استخدمته دراسة (Nicoló, 2000) لاختبار العلاقة بين حجم المصرف وكل من القيمة الامتيازية ومخاطر الإعسار في عينة من المصارف في 54 دولة صناعية، في حين اعتمده Stiroh (2004a, 2004b) في دراسة تأثير الاعتماد على الدخل من غير الفوائد على مخاطر الإفلاس.

وقد تم استخدام هذا المؤشر على نطاق واسع في تحليل العلاقة بين التركيز والاستقرار المالي، كما في دراسات (Beck et al., 2013; Fiordelisi & Mare, 2013; Jiménez et al., 2013; Yeyati, 2007) (& Micco).

يعود انتشار استخدام هذا المؤشر إلى علاقته الواضحة والسببية باحتمال إفلاس المصرف، أي احتمال أن تصبح قيمة موجوداته أقل من قيمة ديونه. وفيما يلي الصيغة الرياضية المستخدمة في قياس مؤشر Z-Score:

$$Z = \frac{ROA + \frac{\text{Equity}}{\text{Assets}}}{\sigma_{ROA}}$$

حيث:

ROA: معدل العائد على الموجودات

$$\frac{Equity}{Assets} : \text{نسبة حقوق الملكية إلى الموجودات}$$
$$\sigma_{ROA} : \text{الانحراف المعياري للعائد على الموجودات}$$

وكلما ارتفعت قيمة Z-Score، زادت المسافة بين الأداء المالي الحالي للمصرف والنقطة التي يصبح فيها متعثراً، مما يعني استقراراً مالياً أعلى.

وبسبب الالتواء في توزيع قيم المؤشر الناتج عن طبيعة مكوناته واختلاف تباين الأرباح بين المصارف، أوصى (2008) Laeven & Levine باستخدام اللوغاريتم الطبيعي للمؤشر لتحسين خصائصه الإحصائية وتقليل التحيز في التقدير. من جهة أخرى، دعم كل من (2014) Fang et al. و (2015) Kuhnert استخدام المقلوب (Inverse Z-Score) كتقديراً مباشراً لاحتمال التعثر، حيث تشير القيم المرتفعة للمقلوب إلى ارتفاع مخاطر الإفلاس.

وعليه، يعتبر مؤشر Z-score من أكثر المقاييس بساطة ووضوحاً في التقدير، إذ يعتمد على بيانات محاسبية يمكن الحصول عليها بسهولة، مما يتيح تطبيقه حتى في المصارف التي لا تتوفر لها بيانات سوقية. ومن أبرز محدداته أنه يستخدم على مستوى كل مصرف على حدة، ولا يأخذ في الاعتبار احتمال انتقال العدوى أو الترابط بين المصارف، الأمر الذي قد يحد من قدرته على قياس المخاطر النظامية على مستوى القطاع المصرفي ككل.

2.4. نموذج Merton

يُعد نموذج (1974) Merton من النماذج الهيكلية لتقدير مخاطر الإفلاس، ويستند إلى نظرية تسعير الخيارات المالية (Black & Scholes, 1973). تم استخدام هذا النموذج في الأصل لتقييم احتمال تعثر الشركات، إلا أنه جرى توسيعه لاحقاً ليشمل تحليل مخاطر المصارف وتقييم الاستقرار المالي. يفترض

النموذج أن التخلف عن السداد يحدث عندما تصبح القيمة السوقية لموجودات الشركة أدنى من التزاماتها المالية. حيث ينظر إلى حملة الأسهم على أنهم يمتلكون فعلياً خياراً مالياً على موجودات الشركة بسعر تنفيذ يعادل القيمة الاسمية للالتزامات، حيث ينفذ المساهمون خيارهم (أي يختارون شراء الموجودات بدفع الدين) فقط إذا كانت القيمة السوقية للموجودات في تاريخ الاستحقاق أكبر من قيمة الدين، أما إذا كانت أقل، فإنهم لا ينفذون الخيار ويتخلف المصرف عن السداد، وينتقل إلى حالة التعثر.

يُفترض النموذج أن القيمة السوقية لموجودات المصرف تتبع حركة براونية هندسية مع تقلب عائد الموجودات ويتم احتساب المسافة إلى التعثر من خلال المعادلة التالية:

$$DD = \frac{\ln \frac{V_A}{D} + \left(\mu - \frac{1}{2} \sigma_A^2 \right) T}{\sqrt{T} \sigma_A}$$

DD المسافة إلى التعثر

V_A : القيمة السوقية لموجودات المصرف

D : القيمة السوقية للديون عند الاستحقاق

μ : معدل العائد على الموجودات

σ_A : الانحراف المعياري للعائد على الموجودات

T : الأجل الزمني للدين

بعد احتساب المسافة إلى التعثر، يتم تحويلها إلى احتمال تعثر باستخدام التوزيع الطبيعي من خلال الصيغة التالية:

$$PD = N(-DD)$$

وامتداداً لنموذج Merton، طوّرت شركة KMV الأمريكية في التسعينيات قبل أن تستحوذ عليها وكالة التصنيف Moody's نموذج KMV. حيث يعتمد النموذج على نفس الافتراضات التي يقوم عليها نموذج

Merton، لكنه يُستخدم على نطاق واسع في تحليل الملاءة المالية والاستقرار المالي للمصارف. يتم وفق هذا النموذج قياس المسافة إلى التعثر بنفس الآلية المتبعة في نموذج Merton، إلا أن نموذج KMV يختلف من حيث الطريقة التي يتم بها تحويل المسافة إلى التعثر إلى احتمال تعثر، فبدلاً من الاعتماد على التوزيع الطبيعي، يستخدم النموذج قاعدة بيانات تاريخية كبيرة تربط بين المسافة إلى التعثر الفعلية وحالات التخلف عن السداد المسجلة فعلياً من خلال بناء دالة تجريبية تحول المسافة إلى التعثر إلى تكرار تعثر متوقع، مما يجعله أكثر واقعية في تمثيل سلوك الأسواق وأكثر دقة في التنبؤ باحتمال التعثر.

من أهم مزايا النموذج أنه يأخذ في الحسبان المعلومات السوقية (مثل أسعار الأسهم)، وبالتالي يعكس تقيماً ديناميكياً للمخاطر، كما يرتبط بنظرية اقتصادية قوية تعتمد على تسعير الخيارات. فعلى سبيل المثال، استخدمت دراسة (Roshandel et al., 2024) نموذج KMV-Merton لقياس مخاطر الائتمان في المصارف الإيرانية خلال الفترة 2008-2018. وقد أظهرت النتائج تفوق نموذج KMV في قياس مخاطر التعثر مقارنة بنموذج Z-score. في المقابل، قد لا يعطي النموذج تقدير موثوق في الأجل المتوسط والطويل، وهذا ما توصلت إليه دراسة (Jo et al., 2022) والتي تناولت المصارف الأمريكية خلال الفترة 2010-2014 لقياس قدرة احتمال التعثر وفق نموذج Merton على التنبؤ بفشل المصارف. وأظهرت النتائج أن النموذج لا يُعدّ إحصائياً كافياً للتنبؤ بالتعثر على الآفاق المتوسطة والطويلة، في حين يكتسب أهمية كبيرة عند أفق التنبؤ القصير (سنة أشهر).

5. خلاصة

تناول هذا المبحث مفهوم الاستقرار المالي على المستويين الكلي والجزئي، موضحاً دوره المحوري في تعزيز صلابة النظام المالي ورفع قدرته على امتصاص الصدمات ومواجهة الاختلالات الدورية. كما استعرض المبحث محددات الاستقرار المالي عبر ثلاثة مستويات تمثلت في الاقتصاد الكلي، والقطاع المصرفي، والمصارف ذاتها، استناداً إلى الأدبيات التي درست أثر كل محدد في دعم الاستقرار أو تقويضه. وتم التمييز بين المحددات المتداولة في الأدبيات، وتلك المعتمدة من قبل الجهات الدولية، مثل مؤشرات السلامة المالية الصادرة عن صندوق النقد الدولي، لما لها من دور محوري في تقييم المخاطر النظامية وتعزيز الرقابة الاحترازية الكلية، إضافة إلى دورها في توفير إطار مقارنة بين الدول.

كما قدّم المبحث عرضاً لأبرز الأدوات المستخدمة في قياس الاستقرار المالي للمصارف، مثل نموذج Z -score القائم على البيانات المحاسبية، ونموذج Merton-KMV المستند إلى المعلومات السوقية. وقد تم توضيح الأسس النظرية التي يقوم عليها كل نموذج والصيغ الرياضية الخاصة بهما، إضافة إلى استعراض أهم الأدبيات التي اعتمدت هذين النموذجين في تحليل الاستقرار المالي للمصارف وتقييم قدرتها على تحمّل المخاطر.

المبحث الرابع: المنطق الضبابي: المفهوم، الاستخدامات ومنهجية التطوير

1. مقدمة

شهدت العقود الأخيرة تطوراً ملحوظاً في الأدوات والأساليب الكمية المستخدمة في تحليل البيانات ودعم القرار، في ظل بيئة اقتصادية تتسم بتزايد التعقيد والتقلب وارتفاع مستويات عدم اليقين. وقد دفع هذا الواقع الباحثين إلى تجاوز النماذج التقليدية التي تفترض علاقات خطية بين المتغيرات، والبحث عن أطر رياضية أكثر مرونة قادرة على استيعاب الغموض والتعبير عن العلاقات غير المحددة بدقة.

في هذا السياق، برز المنطق الضبابي كأحد أهم الأساليب في تمثيل المعرفة غير الدقيقة ومعالجة المفاهيم الغامضة التي يصعب التعبير عنها بلغة المنطق التقليدي الثنائي. ويتميز هذا المنطق بقدرته على محاكاة التفكير البشري في التعامل مع المعلومات الناقصة أو المتناقضة، من خلال إتاحة درجات انتماء تتراوح بين الصواب والخطأ بدلاً من الاقتصار على القيم الحدية. وقد مكّنه ذلك من تقديم حلول أكثر واقعية للأنظمة التي تتعامل مع الغموض، سواءً في تحليل البيانات أو في أنظمة اتخاذ القرار.

وقد أتاح المنطق الضبابي تطوير الأنظمة الخبيرة الضبابية التي تحول المعرفة البشرية إلى قواعد استدلالية لغوية من نمط "إذا... فإن"، تُستخدم لتقييم الحالات وتصنيفها في بيئات تتسم بعدم اليقين أو نقص المعلومات. ومع تطور تقنيات الذكاء الاصطناعي وازدياد توافر البيانات، ظهر اتجاه يعتمد على بناء الأنظمة الضبابية انطلاقاً من البيانات نفسها بدلاً من الاعتماد فقط على الخبرة البشرية، وذلك من خلال استخدام خوارزميات التحسين الميتا-استكشافية لاستخلاص القواعد الضبابية وضبط دوال الانتماء تلقائياً.

بناءً على ذلك، يتناول هذا المبحث الخلفية النظرية للمنطق الضبابي، من حيث نشأته وتطوره التاريخي، والأسس الفلسفية والرياضية، وآليات بناء نظام ضبابي، إضافةً إلى استعراض الاتجاهات التطبيقية الحديثة، بما في ذلك الأنظمة الضبابية المعتمدة على خوارزميات التحسين الميّا-استكشافية.

2. لمحة تاريخية عن 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 سلماً متكاملاً من القيم المتوسطة، وبذلك يُعدّ كلاهما من الرواد الأوائل الذين أشاروا إلى وجود درجات متعددة بين الصواب والخطأ. كما قدم كل من David Hume و Immanuel Kant تحليلاً مفصلاً لهذه المفاهيم حيث تبني Hume ما يُعرف بمنطق الحس المشترك، بينما رأى Kant أن الرياضيين وحدهم هم القادرون على تقديم تعريفات دقيقة جداً، مشيراً إلى وجود تناقضات ضمن المنطق الكلاسيكي (المعروف أيضاً بالمنطق الرياضي). 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. ويمكن أيضاً اعتبار Georg Cantor صاحب نظرية المجموعات التقليدية، ممهداً لنظرية المجموعات الضبابية التي قدّمها لاحقاً زاده، وكذلك Charles Sanders Peirce من خلال نظرية عدم اليقين التي وضعها. أما الفيلسوف النمساوي Ludwig Wittgenstein فقد درس المعاني المختلفة للكلمات، ولاحظ أن الكلمة الواحدة يمكن أن تعبّر عن حالات مختلفة. كما ابتكر المنطقي البولندي Jan Lukasiewicz أول منطق يتناول الغموض، وهو المنطق ثلاثي القيم الذي تُمثّل فيه القيم بثلاث درجات (0, 1/2, 1) بما يقابل الخطأ، الممكن، والصواب. ثم عمّم لاحقاً هذا المنطق إلى منطق رباعي القيم ثم إلى المنطق متعدد القيم حيث أدخل مفهوم درجات العضوية لكل عنصر في المجموعة المقابلة له (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، وقد جمع زاده في أفكاره بين أعمال العديد من العلماء في تخصصات مختلفة 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.

ظهرت لاحقاً مجموعات بحثية متخصصة في المنطق الضبابي داخل بعض الجامعات اليابانية الصغيرة، مثل دراسات Terano & Shibata في طوكيو، و Tanaka & Asai في أوساكا، الذين قدّموا إسهامات مهمة، وطوروا النظرية وتطبيقاتها (Garrido, 2011). كما قدّم Takagi & Sugeno أول مقارنة لبناء القواعد الضبابية من البيانات المتعلمة (Takagi & Sugeno, 1985).

3. مفهوم المنطق الضبابي واستخداماته

يُعَدّ المنطق الضبابي إطاراً رياضياً للتعامل مع الغموض وعدم الدقة في تمثيل المعلومات، ويقوم على فكرة أن الحقيقة ليست ثنائية (صحيحة/خاطئة)، بل يمكن التعبير عنها بدرجات متصلة بين 0 و 1 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 مرتفعة نسبياً"). ومع تزايد توافر البيانات وتطور تقنيات الذكاء الاصطناعي، تطوّر هذا النهج ليشمل أنظمة معتمدة على البيانات، حيث يتم استخراج القواعد الضبابية وضبط دوال الانتماء آلياً باستخدام خوارزميات تحسين تطويرية قائمة على الاستكشاف والتجربة التكرارية، أو عبر دمج المنطق

الضبابي مع الشبكات العصبية والتعلم العميق بهدف تحقيق توازن بين الدقة والشفافية في سياق الذكاء الاصطناعي التفسيري.

وفي سياق استخدامات المنطق الضبابي، قدّمت دراسة (Liu & Liao, 2016) تحليلاً شاملاً لتطور الأبحاث المرتبطة بصنع القرار المستند إلى الأنظمة الضبابية خلال الفترة 1970-2015، بالاعتماد على 13,901 سجلاً علمياً مستخرجاً من قاعدة بيانات Web of Science. وأظهرت النتائج أن الإنتاج العلمي في هذا المجال كان محدوداً خلال السبعينيات والثمانينيات، ثم شهد نمواً متسارعاً منذ منتصف التسعينيات، وصولاً إلى زيادة أسية في عدد المنشورات بعد عام 2000، وهو ما يعكس تصاعد الاهتمام بالمنطق الضبابي كإطار منهجي لمعالجة مشكلات اتخاذ القرار في البيئات التي تتسم بعدم اليقين.

ففي مجال الهندسة البيئية أشارت نتائج دراسة (Bressane et al., 2024) إلى أن النماذج المعتمدة على المنطق الضبابي تتفوق على الأساليب التقليدية في البيئات التي يهيمن عليها عدم اليقين من خلال استخدام 27 دراسة قارنت بين التعلم الآلي الضبابي وطرائق أخرى عبر مجموعة متنوعة من التطبيقات ضمن نطاق الهندسة البيئية. وفي مجال العمليات الصناعية والتحكم، أظهرت نتائج دراسة (Belman-Flores et al., 2022) أن استخدام المتحكمات الضبابية في منظومات التكيف أدى إلى تحقيق كفاءة حرارية أفضل مقارنة بالمتحكمات التقليدية، كما يمكن تحسين الأداء بشكل أكبر عند دمج المتحكم مع الشبكات العصبية الاصطناعية أو الخوارزميات الجينية. وبينت عمليات المحاكاة الحاسوبية والتحقق التجريبي أن استخدام المتحكمات الضبابية قد ساهم في خفض استهلاك الطاقة. كما طوّرت دراسة (Cioccolanti et al., 2021) متحكماً ضبابياً باستخدام بيئة محاكاة هندسية بهدف التعرف على نوع المستخدم من خلال أنماط استهلاك الطاقة باستخدام شبكة عصبية، إضافة إلى تحسين آلية تتبع الأحمال الحرارية عبر قواعد ضبابية تنظّم التبديل بين أوضاع التشغيل المختلفة. وأظهرت نتائج المحاكاة أن

المتحكم الضبابي يزيد من مساهمة نظام التخزين الحراري، ويقلل عدد التبديلات التشغيلية، كما يؤدي عند ربطه بمستخدم منزلي إلى زيادة في الإنتاج الكهربائي والحراري الكلي. وتشير الدراسة إلى أن هذا النهج في التحكم يمتلك قدرة واضحة على تحسين كفاءة الطاقة في أنظمة الطاقة الشمسية الحرارية عند دمجها في البيئة العمرانية.

وفي مجال الاتصالات وتبادل البيانات، جمعت دراسة (Yu, 2024) بين خوارزمية الوقواق القياسية وشبكة عصبية ضبابية لتصميم نظام للوعي بالموقف في الشبكات الحاسوبية. ويستخدم النظام تحليل المكونات الرئيسية لخفض أبعاد البيانات الأصلية، ثم يضيف ضوضاء غوسية لإدخال قدر مناسب من العشوائية. وقد أثبتت الاختبارات أن النموذج حقق تأثيراً كبيراً في تحسين بيانات الشبكة الحقيقية، إذ بلغت نسبة التحسن حوالي 81.2% مقارنة بخوارزمية الوقواق القياسية. وفي التكرار رقم 220 من مجموعة الاختبار، وصل مقدار دالة الخسارة إلى الصفر، مما مكن النموذج من التنبؤ بحالة الشبكة بمعدل دقة وصل إلى 98%. كما يتميز النظام المصمم بدقة أعلى في التعرف وزمن معالجة أقل، مما يمنحه قابلية للتطبيق في الشبكات الحاسوبية.

وفي المجالات الطبية، يتميز المنطق الضبابي بكفاءته في معالجة المعلومات الغامضة وغير الدقيقة الشائعة في التشخيص الطبي. وقد أثبت نظام الخبراء القائم على المنطق الضبابي كفاءته في هذا المجال، إذ يوفر تقرير تقييم واضح للبيانات الطبية. كما يوفر نظام الخبراء الضبابي وسيلة سريعة وسهلة للتشخيص الطبي حتى في غياب الطبيب أو الخبير. وفي هذا السياق اقترحت دراسة (Shatnawi et al., 2021) نظاماً ضبابياً للكشف عن فيروس (Covid-19)، استناداً إلى أعراض تشمل الحمى والإنفلونزا والسعال الجاف والبرد وصعوبة التنفس والتهاب الحلق والصداع. وبالاعتماد على دالة الانتماء الغوسية، تم تصميم نموذج يتضمن 13 قاعدة لغوية ضبابية لمساعدة الطبيب في تحديد الأمراض. كما

طورت دراسة (Nilashi et al., 2017) نظاماً ضبابياً لتصنيف سرطان الثدي باستخدام تقنيات التجميع وإزالة التشويش والتصنيف. استخدمت الدراسة طريقة تعظيم التوقعات لتجميع البيانات في مجموعات متشابهة، وأشجار التصنيف والانحدار لإنشاء القواعد الضبابية. وأظهرت النتائج أن النموذج حسن من دقة التنبؤ بسرطان الثدي بشكل ملحوظ.

وفي مجال العلوم المالية والمصرفية، أشارت دراسة (Sanchez-Roger et al., 2019) إلى استخدام المنطق الضبابي في مجموعة واسعة من المجالات المالية، إلا أن استخدامه ما يزال أقل انتشاراً مقارنة بمجالات أخرى مثل أنظمة التحكم والهندسة والعلوم البيئية. وتظهر النتائج أن المنطق الضبابي فعال بشكل خاص في التعامل مع عدم اليقين والغموض، وهما سمتان أساسيتان في التحليل المالي. كما أكدت الدراسة أن دمج المنطق الضبابي مع تقنيات الذكاء الاصطناعي الأخرى مثل الشبكات العصبية والبرمجة التطورية يحقق أداء أفضل من الطرق التقليدية، وأن النهج الهجين بين المنطق الضبابي والشبكات العصبية يُعد الأكثر انتشاراً ويقدم النتائج الأكثر تفوقاً.

4. منهجية بناء نظام ضبابي

يعتمد بناء أي نظام ضبابي على مجموعة من الأدوات الأساسية والمراحل المتكاملة، التي تمكنه من معالجة المعلومات غير الدقيقة أو الغامضة بطريقة تحاكي التفكير البشري. وتُعد هذه الأدوات بمثابة البنية التحتية لأي نموذج ضبابي، كما أن ترتيب استخدامها يعكس مراحل تطوير النظام.

1.4. تحديد المجموعات الضبابية

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).

2.4. تصميم دوال الانتماء

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 أهمها: الدالة المثلثية، شبه المنحرفة، الغوسية، الجرسية المعممة، والسيغمودية (Jang et al., 1997).

■ الدالة المثلثية (Triangular): تأخذ هذه الدالة شكل مثلث يُحدد بنقطة ذروة وقاعدة. تمتلك حدوداً خطية لتمثيل حدود المجموعة الضبابية، وتأخذ الدالة الصيغة الرياضية التالية:

$$f(x, a, b, c) = \max \left\{ \min \left(\frac{x - a}{b - a}, \frac{c - x}{c - b} \right), 0 \right\}$$

تمثل a و c حدود القاعدة، في حين تمثل b ذروة المثلث.

■ الدالة شبه المنحرفة (Trapezoidal): تشبه الدالة المثلثية لكنها تحتوي على منطقة مسطحة. توفر هذه الدالة مرونة أكبر من الدالة المثلثية لأنها تسمح بوجود نطاق من القيم ذات الانتماء الكامل، وعلى غرار الدالة المثلثية تمتلك هذه الدالة حدوداً خطية لتمثيل حدود المجموعة الضبابية وتأخذ الصيغة الرياضية التالية:

$$f(x, a, b, c, d) = \max \left\{ \min \left(\frac{x - a}{b - a}, 1, \frac{d - x}{d - c} \right), 0 \right\}$$

تمثل a و d حدود القاعدة العليا والدنيا، في حين تمثل b و c بداية ونهاية المنطقة المسطحة ذات الانتماء الكامل.

نظراً لبساطة الصيغ الرياضية والكفاءة الحسابية لكلٍ من دوال الانتماء المثلثية وشبه المنحرفة، فقد تم استخدامهما على نطاق واسع، ولا سيما في التطبيقات التي تتطلب معالجة فورية. ومع ذلك، وبما أن هذه الدوال تتكوّن من مقاطع خطية مستقيمة، فإنها لا تكون ناعمة عند نقاط الزوايا المحددة بواسطة معلماتها.

- الدالة الغوسية (Gaussian): تتميز هذه الدالة بأن تتغير درجة الانتماء فيها يتم عبر حدود غير خطية، وتأخذ الدالة الصيغة الرياضية التالية:

$$f(x, \sigma, c) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}$$

حيث تشير σ إلى الانحراف المعياري، و c ثابتاً يستخدم لملاءمة منحنى الدالة والتحكم بشكلها.

- الدالة الجرسية المعممة (Generalized Bell): تعد الدالة الجرسية المعممة تعميماً للدالة الغوسية، بحيث تسمح بالتحكم في شكل المنحنى بشكل أكثر مرونة من حيث عرض القاعدة وحدة المنحنى ودرجة الانحدار. تجمع هذه الدالة بين مزايا الدالة الغوسية المتمثلة في الانسيابية والنعومة والدالة شبه المنحرفة من خلال التحكم بالعرض، وتأخذ الصيغة الرياضية التالية:

$$f(x, a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}}$$

يشير المعامل c إلى مركز المنحنى، ويشير المعامل a إلى عرض المنحنى والمعامل b إلى حدة الانحدار.

تمتلك الدالة الجرسية معاملاً إضافياً واحداً مقارنة بالدالة الغوسية، وهو ما يمنحها درجة حرية أعلى في ضبط حدة الانحدار عند نقاط الانتقال. ونظراً لما تتميز به دوال الانتماء الغوسية والجرسية

المعممة من نعومة وسهولة في الصياغة الرياضية، أصبحت من أكثر الدوال استخداماً في توصيف المجموعات الضبابية. غير أنّ كلا الدالتين لا يمكنهما تمثيل دوال انتماء غير متماثلة، وهي خاصية تتطلبها بعض التطبيقات، وهو ما توفره الدالة السيغمويدية التي تمكّن من نمذجة الانحدارات غير المتماثلة بكفاءة أعلى.

■ الدالة السيغمويدية (Sigmoidal): تأخذ هذه الدالة شكلاً منحنياً شبيهاً بحرف S، وتُستخدم في الحالات التي تتطلب انتقالاً تدريجياً وسلساً من حالة إلى أخرى، وتأخذ الصيغة الرياضية التالية:

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

حيث يشير b إلى الإزاحة الأفقية عن نقطة الصفر ويحدد a انحدار الدالة.

تكون الدالة السيغمويدية مفتوحة بطبيعتها إما نحو اليمين أو نحو اليسار، الأمر الذي يجعلها مناسبة لتمثيل مفاهيم لغوية مثل كبير جداً أو سلبي جداً. وتُستخدم هذه الدالة على نطاق واسع كدوال تنشيط في الشبكات العصبية الاصطناعية. تم إدراج الرسوم البيانية لدوال الانتماء في الملحق (1).

3.4. بناء القواعد الضبابية

تشكّل عملية بناء القواعد الضبابية جوهر عملية الاستدلال في أنظمة المنطق الضبابي، إذ تتألف من مجموعة من القواعد الشرطية من نوع "إذا... فإن" (IF-THEN) 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. توجد منهجيتان رئيسيتان لبناء القواعد:

▪ النهج المعتمد على المعرفة البشرية (Knowledge-based)

يتم بناء القواعد وفق هذا النهج بالاعتماد على خبرة المختصين ومعرفتهم بالمجال، ويُستخدم هذا النهج في الأنظمة التي تتطلب وضوحاً وتفسيراً لعملية اتخاذ القرار. وقد مثل عمل Mamdani و Assilian (1975) أول تطبيق عملي لهذا الاتجاه من خلال تصميم نظام تحكم لغوي يعتمد على قواعد من نوع "إذا... فإن" مشتقة من خبرة بشرية مباشرة. ويُستخدم هذا النهج على نطاق واسع في المجالات التي تتطلب الشفافية في تفسير النتائج. (Mamdani & Assilian, 1975)

▪ النهج القائم على البيانات (Data-driven)

يتم وفق هذا النهج توليد القواعد أو تحسينها تلقائياً بالاعتماد على بيانات تاريخية، 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، مما يجعله مناسباً للأنظمة الديناميكية، وإن كان أقل شفافية من النهج المعتمد على المعرفة البشرية.

4.4. عملية الاستدلال الضبابي

تشير إلى الطريقة المستخدمة لتطبيق القواعد الضبابية على البيانات الفعلية للوصول إلى نتيجة ضبابية. ويوجد نموذجان رئيسيان:

1.4.4. نموذج Mamdani

يعد نموذج Mamdani من أقدم وأكثر نماذج الاستدلال الضبابي استخداماً، وقد تم تطويره من قبل Mamdani & Assilian (1975) استناداً إلى نظرية المجموعات الضبابية التي أسسها Lotfi Zadeh (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، حيث استخدمه الباحثان لمحاكاة أسلوب التفكير البشري في التحكم بمحرك بخاري.

ومنذ ذلك الحين، أصبح النموذج مرجعاً أساسياً في تصميم أنظمة التحكم الذكية، وواحداً من أكثر النماذج انتشاراً في الأدبيات.

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 (Cordón et al., 2001):

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

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:

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

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

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

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

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

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 يمتدج 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:

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

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

$$\mu_{B'_i}(y) = I(\mu_{A_i}(x_0), \mu_{B_i}(y))$$

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:

$$\mu_{B'}(y) = G\{\mu_{B'_1}(y), \mu_{B'_2}(y), \dots, \mu_{B'_m}(y)\}$$

تتمثل أهم مزايا النموذج 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. كما يمتاز بإمكانية دمج المعرفة البشرية مع البيانات الكمية في نموذج واحد، وهو ما يفسر اعتماده الواسع في تصميم أنظمة التحكم الصناعي والأنظمة المالية الذكية.

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.

2.4.4. نموذج Takagi–Sugeno

يعد نموذج Takagi–Sugeno من النماذج المتقدمة في الاستدلال الضبابي، وقد تم تطويره من قبل Sugeno و Takagi في عام 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 (Cordón et al., 2001):

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

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، وتمثل $\vec{p} = (p_0, p_1, \dots, p_n)$ 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 النهائية الصغرى كما يلي:

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

حيث تمثل $\mu_{A_{i1}}(x)$ دالة الانتماء للمجموعة الضبابية A_{i1}

يكمن الاختلاف الجوهرى بين هذا النموذج ونموذج Mamdani في أن عملية الاستدلال لا تنتهي بمخرج ضبابي يحتاج إلى إلغاء الضبابية، بل ينتج النظام مخرجاً عددياً بشكل مباشر من خلال تجميع الدوال الخطية أو الثابتة، 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.

5.4. إزالة الضبابية

بخلاف نموذج Sugeno الذي يعطي مخرجات عددية من خلال دوال خطية أو ثابتة، فإن نموذج Mamdani ينتج مخرجات ضبابية تعتمد على دوال عضوية تتطلب خطوة إلغاء الضبابية، حيث تكون نتيجة الاستدلال عبارة عن مجموعة ضبابية تتطلب تحويلها إلى قيمة عددية قابلة للاستخدام في التنبؤ أو اتخاذ القرار. توجد عدة طرق لإزالة الضبابية (Ross, 2010)، من أبرزها:

▪ طريقة مركز الثقل (Centroid Method):

تُعد الأكثر شيوعاً واستخداماً، حيث تقوم بحساب مركز الكتلة للمساحة تحت منحنى دالة الانتماء. وتوفر هذه الطريقة توازناً بين الدقة والحساسية، ما يجعلها ملائمة في التطبيقات التي تتطلب مخرجات مستقرة وواقعية.

▪ طريقة القيمة القصوى (Maximum Membership Principle):

تعتمد على اختيار القيمة التي تحقق أعلى درجة انتماء في المجموعة الناتجة. تتميز هذه الطريقة بالبساطة والسرعة الحسابية، لكنها قد تهمل معلومات مهمة في حال تداخل دوال الانتماء مما يجعلها مناسبة في الأنظمة ذات القواعد القليلة وغير المتشابكة.

▪ طريقة المتوسط المرجح (Weighted Average):

تقوم هذه الطريقة بحساب المتوسط المرجح للقيم الناتجة وفقاً لدرجات الانتماء المقابلة. تجمع هذه الطريقة بين البساطة والدقة، وتستخدم في الحالات التي تتطلب مخرجات متوازنة دون الحاجة إلى حسابات تكاملية معقدة.

▪ طريقة متوسط القيم العظمى (Mean Max)

تقوم هذه الطريقة بحساب متوسط جميع القيم التي تمتلك أعلى درجة انتماء في المجموعة الضبابية الناتجة عن عملية الاستدلال. تبدأ هذه الطريقة بتحديد القيمة العظمى للعضوية، ثم تُستخرج جميع النقاط التي تحقق هذه الدرجة القصوى، وبعد ذلك يُحسب متوسطها الحسابي ليُستخدم كناتج نهائي للنظام. تجمع هذه الطريقة بين البساطة والاستقرار، إذ تتفادى عشوائية اختيار قيمة واحدة كما في طريقة العضوية القصوى، ويُقدّم تمثيلاً أكثر واقعية للناتج عند وجود أكثر من قمة في دالة الانتماء. تُستخدم عادةً في التطبيقات التي تتسم بدوال عضوية متماثلة نسبياً ولا تتطلب حسابات تكاملية معقدة.

5. المنطق الضبابي وخوارزميات التحسين الميتا-استكشافية

شهدت أنظمة المنطق الضبابي في السنوات الأخيرة تطوراً ملحوظاً بفضل دمجها مع خوارزميات التحسين الميتا-استكشافية، وذلك بهدف رفع كفاءة النماذج وتحسين دقة مخرجاته. فالنظام الضبابي التقليدي، رغم قدرته العالية على تمثيل المعرفة البشرية والتعامل مع البيانات غير الدقيقة، يعتمد بدرجة كبيرة على خبرة المصمم في تحديد دوال الانتماء وصياغة القواعد، وهو ما قد يحد من كفاءته في البيئات المعقدة أو المتغيرة. يمثل الدمج بين المنطق الضبابي وهذه الخوارزميات ما يُعرف بالأنظمة الضبابية الهجينة، والتي تتميز بقدرتها على توليد القواعد الضبابية تلقائياً وضبط معلمات دوال الانتماء بطريقة آلية وفعالة، مما يرفع من دقة النموذج وقابليته للتكيف مع البيانات. وفيما يلي عرض لأكثر الخوارزميات استخداماً في هذا السياق:

■ **الخوارزميات التطورية (Evolutionary Algorithms):** تحاكي هذه الخوارزميات مبادئ

الانتقاء الطبيعي والتطور الوراثي في البحث عن الحلول المثلى، وتعد الخوارزمية الجينية والبرمجة الجينية، واستراتيجيات التطور، والبرمجة التطورية من أشهر هذه الخوارزميات.

■ **خوارزميات الذكاء الجماعي (Collective Intelligence Algorithms):** تعتمد هذه

الخوارزميات على سلوك الجماعات في الطبيعة كأسراب الطيور أو الأسماك في البحث التعاوني عن الحلول المثلى، وتعد خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات وخوارزمية مستعمرة النمل وخوارزمية النحل من أشهر هذه الخوارزميات.

ورغم تعدد خوارزميات التحسين الميتا-استكشافية، يركز هذا المبحث على الخوارزمية الجينية وخوارزمية تحسين أسراب الجسيمات بوصفهما الأكثر شيوعاً عند تطوير الأنظمة الضبابية في التطبيقات المالية والمصرفية، ولأن الدراسة التطبيقية تعتمد عليهما بصورة مباشرة في تطوير النموذج.

1.5. الخوارزمية الجينية

يُعدّ Holland المؤسس الفعلي للخوارزميات الجينية، إذ وضع في أواخر ستينيات القرن الماضي الإطار النظري للأنظمة التكيفية وخطط التكيف. وقد طوّر طلابه هذا الإطار من خلال تطبيقات مبكرة شملت نماذج كيميائية وتمثيلات بيولوجية وخطط تكيفية متنوعة (Holland, 1975).

تعتبر الخوارزمية الجينية استراتيجية تكيفية وتقنية تحسين شاملة. وهي خوارزمية تطويرية تنتمي إلى مجال الحوسبة التطورية، وتشترك في خصائصها مع خوارزميات تطويرية أخرى مثل البرمجة الجينية، واستراتيجيات التطور، والبرمجة التطورية. تستمد الخوارزمية الجينية إلهامها من علم الوراثة السكانية، بما في ذلك مبادئ الوراثة وترددات الجينات، ومن التطور على مستوى الجماعة، إضافةً إلى الفهم المنדلي لبنية المادة الوراثية مثل الكروموسومات، الجينات، وآلياتها مثل إعادة التركيب والطفرات. وتمثل هذه العناصر ما يُعرف بالتركيب الحديث لعلم الأحياء التطوري، حيث يسهم أفراد الجماعة في نقل مادتهم

الوراثية والتي تسمى بالنمط الجيني إلى الأجيال اللاحقة بنسبة تتناسب مع مدى ملائمة النمط الظاهري لديهم للبيئة. وينشأ الجيل التالي من خلال عملية التكاثر التي تتضمن إعادة تركيب بين المادتين الوراثيتين لفردين من السكان، مع إدخال طفرات تمثل أخطاء نسخ عشوائية تسمى بالطفرات، ويؤدي هذا التكرار المستمر للعملية إلى تحسين درجة التكيف بين الأنماط الظاهرية للأفراد في الجماعة والبيئة المحيطة (Brownlee, 2011).

تعتمد الخوارزمية الجينية في آلياتها الأساسية على مبادئ نظرية داروين في التطور التي أكدت بشكل أساسي على حقيقة أن وجود جميع الكائنات الحية يقوم على قاعدة "البقاء للأصلح". كما افترض داروين أن سلالات أو فئات جديدة من الكائنات الحية تنشأ من خلال عمليات التكاثر والطفرات بين الكائنات الحية (Forrest, 1993). وقد جرى تحويل هذه المفاهيم في نظرية التطور إلى خوارزميات للبحث عن حلول للمشكلات بطريقة أكثر طبيعية، حيث تُنشأ بدايةً مجموعة من الحلول الممكنة، ثم تُقِيم وفق دالة اللياقة. ويتم اختيار أفضلها، واستبعاد غير الملائم منها، قبل أن تخضع الحلول المختارة لعمليات إعادة التركيب والطفرات لتكوين جيل جديد من المتوقع أن يحقق أداء أفضل. وتتكرر عملية إنتاج الأجيال وتقييمها إلى أن يتحقق شرط التقارب. وتمتاز هذه المنهجية بقدرتها على استكشاف طيف واسع من الحلول الممكنة، بدلاً من حصر البحث في نطاق ضيق، مما يجعلها قادرة على التعامل مع فضاءات بحث كبيرة ومعقدة (Ross, 2010).

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 منظماً لبنية قاعدة ضبابية واحدة أو مجموعة قواعد مترابطة. وفي هذا الإطار يقابل كل جين p_i مكوناً محدداً من القاعدة، مثل اختيار المتغير اللغوي، أو تعيين مجموعة ضبابية معينة، 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، تُشفّر مكونات القاعدة باستخدام سلاسل ثنائية، ويُطبّق 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 تكميم ثنائي 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 تُحول 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 التمرکز 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 مطبّعة، 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 المعلومات ضمن دوال الانتماء المرتبطة بالقواعد المثبتة سابقاً. وتُطبَّق عمليات الانتقاء والتزاوج والطفرة بالطريقة نفسها، بحيث يُنظر إلى كل مجموعة معلومات 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 معلومات دوال الانتماء دون تغيير في بنية قواعد النظام.

تُظهر الخوارزمية الجينية كفاءة عالية في التعامل مع المسائل غير الخطية وغير القابلة للاشتقاق، وفي المساحات البحثية متعددة الأبعاد وغير المنتظمة، والمسائل ذات القيود المعقدة أو المتغيرات المتقطعة. إضافةً إلى ذلك، فإن استخدامها لمجموعة حلول في وقت واحد يجعلها قادرة على استكشاف فضاء الحلول بشكل متوازي، مما يقلل احتمالية الوقوع في الحلول المحلية.

2.5. خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات

تُعد خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات من أبرز خوارزميات الذكاء الجماعي ضمن عائلة الخوارزميات المعتمدة على الذكاء الحسابي، وقد طُوِّرت 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 حيز 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 موضع كل جسيم تبعاً بالاعتماد على سرعته، وأفضل موضع عالمي معروف في فضاء المسألة، وأفضل موضع معروف للجسيم نفسه. ومن ثم يتم تقييم دالة الهدف بعد كل عملية تحديث للموضع. ومع مرور الوقت، ومن خلال مزيج من الاستكشاف والاستغلال للمواضع 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 بدلاً من الكروموسوم. يمثل كل جسيم حلاً محتملاً لبنية القواعد الضبابية، ويُعبّر عنه بمتجه موضع كما يلي (Haupt & Haupt, 2004):

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

حيث يمثل كل بعد x_{id} مكوناً محدداً من مكونات القاعدة الضبابية، مثل اختيار المتغير اللغوي أو المجموعة الضبابية المرتبطة به. وتُقيّم 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 تمثل $x_{i,d}^{local\ best}$ 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، تمثل أبعاد الجسيم x_{id} معلمات عديدة مستمرة، مثل مواقع التمرکز 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 قيمة المعلمة الحقيقية، و x_{id} القيمة المطبّعة للجسيم، بينما p_{hi} و p_{lo} 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 تغيير في بنية قواعد النظام.

تتميز خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات بقدرتها العالية على الوصول إلى الحلول المثلى بسرعة مع بساطة في التنفيذ وقلة عدد المعاملات المطلوب ضبطها مقارنة بالخوارزمية الجينية. كما أنها فعّالة في التعامل مع مسائل التحسين غير الخطية، ومتعددة الأبعاد، وغير القابلة للاشتقاق، مما يجعلها مناسبة لتحسين معلمات دوال الانتماء أو قواعد الاستدلال الضبابي في أنظمة المنطق الضبابي. إضافةً إلى ذلك، فإن طبيعتها التعاونية تجعلها أقل عرضة للانحصار في الحلول المحلية مقارنة بخوارزميات البحث الفردية.

6. المنطق الضبابي والتصنيف الائتماني

يُعد التصنيف الائتماني أحد الأسس الجوهرية لإدارة المخاطر الائتمانية في المؤسسات المالية، إذ يُستخدم لتقدير احتمال تعثر المقترضين ولتخصيص رأس المال وفقاً لمستوى المخاطر. وقد تطورت هذه النماذج تطوراً كبيراً مع تزايد الحاجة إلى أدوات أكثر دقة ومرونة، خاصةً بعد تطبيق اتفاقيات بازل ومعيّار إعداد التقارير المالية الدولي IFRS 9، التي تتطلب تقديراً داخلياً لاحتمال التعثر بناءً على معلومات كمية ونوعية في آن واحد. في هذا الإطار، يعد المنطق الضبابي كأحد الأساليب البديلة للنماذج الإحصائية،

لما يتمتع به من قدرة على تمثيل الغموض وعدم اليقين الكامن في البيانات، خاصة في البيئات التي تعاني من ضعف جودة المعلومات أو محدودية البيانات التاريخية.

تعتمد أنظمة التصنيف الائتماني الضبابي على بناء قواعد استدلال منطقية تعتمد على المتغيرات المالية وغير المالية للمقترض، مثل نسبة كفاية رأس المال، نسبة الديون المتعثرة، معدل العائد على الموجودات، وغيرها، لكنها تمثلها بصيغة لغوية ضبابية بدلاً من حدود عددية قطعية. فعلى سبيل المثال، بدلاً من القول بأن "نسبة القروض المتعثرة أقل من 5%"، يمكن صياغة القاعدة على النحو: "إذا كانت نسبة القروض المتعثرة منخفضة وكانت السيولة مرتفعة، فإن درجة المخاطر منخفضة"، مع السماح بدرجات متفاوتة من الانتماء. ومن أبرز خصائص المنطق الضبابي في هذا المجال أنه لا يتطلب افتراضات مسبقة حول توزيع المتغيرات أو استقلاليتها، كما هو الحال في النماذج الإحصائية. بالإضافة إلى ذلك، فإن قدرة المنطق الضبابي على التعامل مع الغموض اللغوي تجعله أكثر واقعية في نمذجة العوامل النوعية مثل سمعة العميل أو التاريخ الائتماني، والتي يصعب التعبير عنها عددياً بدقة.

وفي سياق الأدبيات، طورت دراسة (Karbassi Yazdi et al., 2019) نموذجاً ضبابياً لتصنيف الشركات ومن ثم تقدير المخاطر واحتمال التعثر. اعتمدت الدراسة على تقنية Delphi لاستخلاص أهم المتغيرات المؤثرة في التصنيف الائتماني، حيث اختارت 19 متغيراً من أصل 23 متغيراً مستمدة من منهجية Moody's. وتم تحديد دوال الانتماء الخاصة بتصنيف الائتماني، ثم تقسيم مخرجات دوال الانتماء إلى سبع فئات تصنيفية. واعتماداً على هذه المتغيرات والمدى الخاص بكل منها، تم تطوير قواعد من نوع IF-THEN لقياس مخرجات النظام الضبابي، بما يوضح كيفية تأثير المتغيرات المختارة في التصنيف الائتماني وكيفية تخصيص التصنيف لكل فئة وفق درجات الانتماء.

كما استخدمت دراسة (Maraj & Kuka, 2019) المنطق الضبابي للتنبؤ بإفلاس المستهلكين في ألبانيا، استخدمت متغيرات التركيبة السكانية، والتمويل، والضمان المالي. وبناءً على هذه المدخلات الثلاثة، يقوم النموذج بالتنبؤ بالنتائج النهائي لمخاطر الائتمان. واقترحت دراسة (Sartova et al. (2023 نموذجاً ضبابياً لتحديد الجدارة الائتمانية، بالاعتماد على مجموعة من المؤشرات المالية لتقييم التصنيف الائتماني والتي تشمل التاريخ الائتماني، والوضع المالي، والتركيب السكاني للمقترضين، وملكية العقارات. وخلصت الدراسة إلى أن النموذج القائم على المنطق الضبابي يكون أكثر فعالية في ظل عدم اليقين وعدم اكتمال المعلومات.

وفي سياق تقييم الجدارة الائتمانية للمصارف، اقترحت دراسة (Darwish & Abdelghany, 2016) نموذجاً قائماً على المنطق الضبابي باستخدام أسلوب Mamdani يمكن استخدامه للمساعدة في تحديد تصنيف مخاطر الائتمان المصرفي والتنبؤ به. تصنيف مخاطر الائتمان هو أسلوب لقياس الجدارة الائتمانية للشركات والمصارف من خلال تحليل بياناتها التاريخية. اعتمد المقياس على مقياس تصنيف Moody's كمخرج للنموذج المقترح، وعلى النسب المالية المستخدمة في المصارف التجارية المصرية (الربحية، القدرة على سداد الديون، الكفاءة التشغيلية، والسيولة) 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 قامت بعض الأدبيات بتحليل الاستقرار المالي للمصارف باستخدام المنطق الضبابي، باعتباره أحد المؤشرات الرئيسية التي تعكس احتمال تعثر المصرف وقدرته على الوفاء بالتزاماته. وفي هذا السياق، اقترحت دراسة (Trifonova & Zlateva, 2012) نموذجاً ضبابياً لتحليل وتقدير استقرار النظام المصرفي في بلغاريا بالاعتماد على مؤشرين رئيسيين هما كفاية رأس المال والسيولة. وأظهرت النتائج أن

النموذج المقترح يمثل أداة موثوقة لتقدير استقرار النظام المصرفي في بلغاريا في ظل الوضع المالي العالمي غير المستقر. كما بينت النتائج أن استقرار المصارف الكبرى في بلغاريا يمثل استقراراً أعلى للنظام المصرفي بأكمله، وهذا يشير إلى قدرة كفاية رأس المال لتلك المصارف على امتصاص الصدمات الاقتصادية السلبية. كما أوضحت الدراسة أن القيم المتوسطة للقطاع المصرفي في بلغاريا أكثر ملاءمة بشكل ملحوظ مقارنة بتلك الموجودة على مستوى النظام الأوروبي. وفي الاتجاه ذاته، 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 شهدتها النظام المصرفي الأوكراني.

أما على صعيد النماذج الهجينة، فقد طبقت دراسة (Santana et al., 2018) المنطق الضبابي لإنشاء قواعد تصنيف لمنح الائتمان، حيث استخدمت المتغيرات اللغوية لمساعدة محل الائتمان على تفسير المعلومات المتاحة. جمعت منهجية الدراسة بين استخدام المنطق الضبابي والشبكة العصبية وتقنية تحسين السكان المتغيرة للحصول على قواعد تصنيف ضبابية فعالة. وقد تم اختبار قواعد التصنيف باستخدام ثلاث قواعد بيانات لمؤسسات مالية في الإكوادور. وأظهرت النتائج أن النموذج الهجين المقترح يتفوق على النماذج السابقة وفقاً لمعايير الدقة وعدد القواعد وطول مقدمة القاعدة.

كما اقترحت دراسة (Huang et al., 2025) نموذجاً هجيناً باستخدام شبكة عصبية ضبابية محسنة بالخوارزمية الجينية لتعزيز عملية التعرف على المخاطر المصرفية، بهدف تحسين تصنيف المخاطر المتعلقة بالمصارف من خلال دمج قدرة المنطق الضبابي على التكيف 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 نماذج الانحدار اللوجستي وآلة المتجهات الداعمة، وعلى خوارزميات التحسين الأخرى مثل أسراب الجسيمات وخوارزمية المحاكاة.

تظهر هذه الأدبيات أن تطبيقات المنطق الضبابي في القطاع المصرفي لا تقتصر على تصنيف مخاطر الائتمان للمقترضين، بل تمتد لتشمل تصنيف المصارف واستقرارها المالي وقدرتها على الاستجابة للآزمات، مما يؤكد قدرتها على الجمع بين التفسير والكفاءة الحسابية في بيانات تتسم بالغموض وعدم اليقين.

وفي المحصلة، توفر أنظمة التصنيف الائتماني المعتمدة على المنطق الضبابي بديلاً فعالاً للنماذج التقليدية، خاصة في البيانات التي تتطلب توازناً بين الشفافية والمرونة والدقة، حيث تسمح بتخصيص قواعد تقييم مرنة قابلة للتعديل والتفسير، مما يجعلها أداة مثالية للاستخدام في النماذج الداخلية لتقدير الخسائر الائتمانية المتوقعة وفقاً لمتطلبات المعيار IFRS 9، لا سيما في الأسواق الناشئة ذات البيانات المتقلبة والمحدودة.

7. خلاصة

تناول هذا المبحث المنطق الضبابي باعتباره إطاراً مرناً قادراً على تمثيل الغموض وعدم اليقين في البيانات، واستعرض تطوره التاريخي واستخداماته التطبيقية الواسعة في العديد من المجالات، بما في ذلك الهندسة البيئية، والعمليات الصناعية وأنظمة التحكم، والاتصالات وتبادل البيانات، والعلوم الطبية، إضافة إلى العلوم المالية والمصرفية. وأظهرت الأدبيات أن هذه التطبيقات تشترك في مواجهة مشكلات تتسم بالغموض، وعدم اليقين، والعلاقات غير الخطية، حيث يحقق المنطق الضبابي أداءً أكثر استقراراً ومرونة مقارنة بالأساليب التقليدية.

من جانب آخر، تم توضيح منهجية بناء نظام ضبابي، بدءاً من تحديد المجموعات الضبابية وتصميم دوال الانتماء، مروراً ببناء القواعد الضبابية، وصولاً إلى آليات الاستدلال وفق أسلوب Mamdani و Takagi-Sugeno.

كما تطرّق المبحث إلى النماذج الهجينة القائمة على دمج المنطق الضبابي مع خوارزميات التحسين الميتا-استكشافية، ولا سيما الخوارزميات التطورية مثل الخوارزمية الجينية وخوارزميات الذكاء الجماعي مثل خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات، مع عرض الأسس النظرية لهما. وأخيراً، استعرض المبحث الأدبيات المتعلقة باستخدام المنطق الضبابي في التصنيف الائتماني، بما يشمل نماذج تصنيف الشركات، والأفراد، والمصارف. وأظهر التحليل أن المنطق الضبابي يوفر بديلاً قابلاً للتفسير للنماذج الإحصائية، وأن دمجها مع الخوارزميات الذكية يعزّز من قدرته التنبؤية وملاءمته لتطبيقات التصنيف الائتماني في البيئات المصرفية.

وعليه، شكّل هذا المبحث، مع المباحث السابقة، الأساس النظري الذي ستُبني عليه الدراسة التطبيقية، والتي ستقدّم نموذج تصنيف ائتماني هجين مدفوع بالبيانات بالاعتماد على المنطق الضبابي وخوارزميات الذكاء الاصطناعي، يتيح تقدير احتمال تعثر المصارف السورية الخاصة بموثوقية، لاستخدامه في قياس الخسائر الائتمانية المتوقعة على التعرضات تجاه المصارف وفق متطلبات المعيار IFRS 9.

الفصل الثاني: الدراسة التطبيقية

يتناول هذا الفصل الدراسة التطبيقية، ويشتمل على أربعة مباحث. يتناول المبحث الأول الإطار المنهجي للدراسة، فيما يستعرض المبحث الثاني الدراسة الوصفية، أما المبحث الثالث فيتناول تطوير نموذج التصنيف الائتماني، وأخيراً يتناول المبحث الرابع تقدير احتمال التعثر وتصنيف المصارف السورية التقليدية الخاصة.

المبحث الأول: الإطار المنهجي للدراسة

1. مقدمة

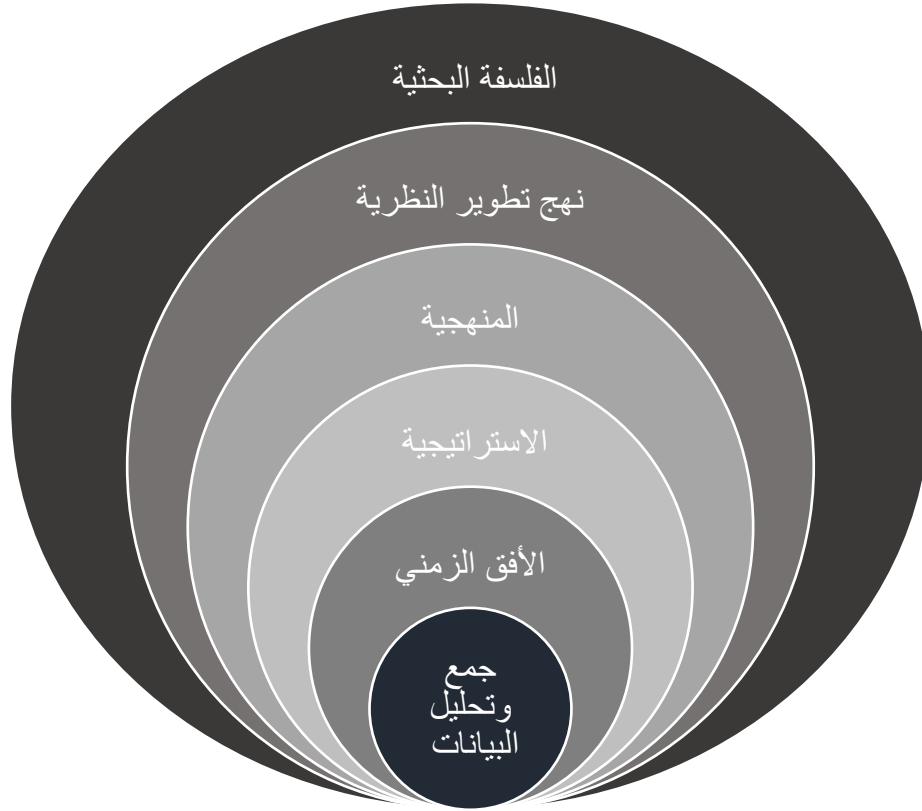
يُعد تحديد الإطار المنهجي للدراسة أحد المكونات الأساسية لأي دراسة علمية، حيث يمثل الركيزة التي تستند إليها جميع الإجراءات البحثية بدءاً من تحديد الفلسفة التي توجه الباحث في تفسير الظواهر محل الدراسة، وصولاً إلى الأساليب والتقنيات المستخدمة في جمع البيانات وتحليلها. فالإطار المنهجي لا يقتصر على كونه مخططاً تنظيمياً، بل يُعد أداة لضمان الاتساق بين مشكلة الدراسة وأهدافها من جهة، والخطوات الإجرائية التي يتم اتباعها من جهة أخرى، بما يسهم في تعزيز موثوقية النتائج.

تتبع أهمية الإطار المنهجي من دوره في توضيح المنطلقات الفكرية التي تستند إليها الدراسة، وبيان المبررات العلمية لاختيار الفلسفة والمنهج وأسلوب التحليل، بما يضمن الشفافية في القرارات المنهجية المتخذة. كما يتيح هذا الإطار للباحث تحديد العلاقة بين المستوى النظري والدلالات التطبيقية للدراسة، وهو ما يعد أمراً ضرورياً في البحوث التطبيقية التي تسعى إلى تقديم حلول عملية لمشكلات واقعية.

وفي هذا السياق، اعتمدت الدراسة على النموذج الشهير الذي طوره (Saunders et al. 2019) الموضح في الشكل (2) والمتمثل في البصلة البحثية، حيث يعد من أكثر النماذج استخداماً في تصميم الأطر المنهجية للبحوث وبشكل خاص في العلوم الإدارية. يتميز هذا النموذج بشموله لجميع المستويات المختلفة للعملية البحثية، حيث يبدأ من المستوى الفلسفي الذي يحدد طبيعة المعرفة وكيفية اكتسابها، مروراً بالنهج المعتمد لتطوير النظرية ومنهجية الدراسة، وصولاً إلى أساليب جمع وتحليل البيانات. يسمح هذا النموذج بتوضيح كل قرار منهجي في ضوء أهداف الدراسة والمحددات المرتبطة بها. وبناءً على ذلك،

سيتناول هذا المبحث عرضاً تفصيلياً لمستويات الإطار المنهجي مع تبرير علمي لاختيار كل مستوى في سياق إشكالية الدراسة وأهدافها.

الشكل (2): نموذج البصلة البحثية



المصدر: Saunders et al., 2019

2. الفلسفة البحثية

تعد الفلسفة البحثية الركيزة الأساسية التي تحدد الإطار المنهجي للدراسة، إذ تشتق منها الافتراضات التي تحكم طبيعة الواقع، وكيفية اكتساب المعرفة، ودور القيم في البحث العلمي. وقد تبنت هذه الدراسة الفلسفة الوضعية (Positivism)، التي تُعد من أكثر الفلسفات البحثية شيوعاً في الدراسات الكمية، حيث تقوم على فكرة أن الواقع موضوعي ومستقل عن إدراك الباحث، وأنه يسير وفقاً لأنماط وقوانين منتظمة ويمكن فهمه من خلال الملاحظة والتجريب (Omodan, 2022).

ينسجم هذا التوجه مع طبيعة الدراسة، التي تستند إلى تحليل بيانات مالية كمية مستخرجة من التقارير المالية للمصارف السورية الخاصة والتقارير الصادرة عن الجهات الرسمية، بهدف تطوير نموذج تصنيف ائتماني مدفوع بالبيانات بالكامل. يتطلب هذا الهدف الاعتماد على إطار فلسفي يركز على القياس الكمي والتحليل الموضوعي للوصول إلى نتائج دقيقة وقابلة للتحقق، وهو ما توفره الفلسفة الوضعية. إضافة إلى ذلك، فإن الفلسفة الوضعية تتسق مع تبني النهج الاستنباطي والمنهج الكمي، مما يعزز الترابط بين مكونات الإطار المنهجي للدراسة (Zalaghi & Khazaei, 2016). يرتبط تبني الفلسفة الوضعية بثلاثة أبعاد رئيسية:

▪ الأنطولوجيا (Ontology):

يشير عنصر الأنطولوجيا إلى الفحص الفلسفي لطبيعة الواقع الوجود والجوهر الأساسي للأشياء. وهو يستلزم استكشاف أسئلة حول ما هو موجود وهل وجوده مستقل أو مرتبط بالمعتقدات البشرية. تُمثل الأنطولوجيا عنصر مهم يُفسر من خلاله الباحثون دراساتهم ويحددون نهجهم في فهم تعقيدات الواقع (Kivunja & Kuyini, 2017). في سياق هذه الدراسة، يعني ذلك أن المؤشرات المالية التي تمثل المتغيرات التفسيرية (مثل كفاية رأس المال، جودة الأصول، السيولة، والربحية) والمتغير الهدف (الاستقرار المالي) موجودة في الواقع المالي للمصارف، وهي معطيات يمكن رصدها بشكل كمي من التقارير المالية المنشورة. انعكس هذا الافتراض في تصميم الدراسة، حيث لم يتم الاعتماد على آراء أو انطباعات شخصية لجمع البيانات مثل المقابلات، بل تم الاكتفاء بالبيانات المنشورة التي تعكس الواقع الفعلي للمصارف. وبالتالي، تنطلق الدراسة من قناعة بأن الحقائق المالية يمكن قياسها بدقة، وأن النماذج المدفوعة بالبيانات قادرة على تفسير العلاقات بينها بعيداً عن التأثيرات الذاتية (Junjie & Yingxin, 2022).

▪ الإبستمولوجيا (Epistemology):

تتعلق الإبستمولوجيا بطبيعة المعرفة العلمية وكيفية اكتسابها، وتبحث في الأسئلة الأساسية حول كيفية وصول الباحثين إلى معرفة ما يدعون معرفته وما يشكل معرفة صحيحة. وتُعدّ الاعتبارات المعرفية بالغة الأهمية في تشكيل الأساليب والمناهج التي يستخدمها الباحثون للتحقيق في الظواهر وفهمها (Rehman & Alharthi, 2016). وفي إطار الفلسفة الوضعية التي تستند إليها هذه الدراسة، تتحقق المعرفة من خلال الملاحظة والتجريب باستخدام الأساليب الكمية، بعيداً عن التفسيرات الذاتية أو الانطباعات الشخصية. يتجلى هذا البعد في الدراسة التطبيقية، حيث اعتمدت الدراسة على البيانات المالية التاريخية للمصارف السورية التقليدية الخاصة لتحديد مدخلات النموذج، ومن ثم إدخالها ضمن قواعد استدلالية للوصول إلى تقديرات دقيقة للجدارة الائتمانية. وبذلك، فإن المعرفة التي تبنيها هذه الدراسة لا تقوم على التفسير الذاتي، وإنما على الأدلة التجريبية.

▪ الأكسيولوجيا (Axiology):

تتعلق الأكسيولوجيا بدور القيم في البحث العلمي، حيث تشير إلى الاعتبارات الفلسفية ودراسة القيم والأخلاقيات ودور المعتقدات الشخصية في إجراء الدراسة وتفسير نتائجها (Setiawan & Syamsuddin, 2022) ويكتسب علم القيم أهمية خاصة حيث يمكن أن تلعب توجهات الباحث وقيمه دوراً هاماً في فهم الظاهرة المدروسة، فمن خلال الاعتراف بالاعتبارات الأخلاقية ومعالجتها، يمكن للباحثين تعزيز النزاهة والشفافية، والمساهمة في تفسير نتائج الدراسة (Killam, 2013). وفي سياق الفلسفة الوضعية يقتضي ذلك أن تكون عملية البحث موضوعية ومحيدة تماماً، بحيث لا تتأثر النتائج بالقيم الشخصية أو التوجهات الذاتية للباحث. وقد التزمت هذه الدراسة بهذا المبدأ من خلال الاعتماد على بيانات مالية تخضع لرقابة الجهات التنظيمية والمعايير المحاسبية، الأمر الذي يضمن حيادية الباحث. كما أن اختيار النهج المدفوع بالبيانات لتصميم النموذج المقترح، يعكس حرص الباحث على استخدام

أدوات علمية تقلل من أي تدخل ذاتي يغير من نتائج الدراسة. وبالتالي، ينحصر هدف الدراسة في تقديم نتائج قابلة للتحقق والتكرار، بعيداً عن أي تحيزات شخصية.

تم استبعاد الفلسفات الأخرى مثل الفلسفة التفسيرية، التي تركز على الأساليب النوعية، نظراً لعدم توافقها مع طبيعة الدراسة التي تتطلب التحليل الكمي والنمذجة المدفوعة بالبيانات. كما تم استبعاد الفلسفة البراغماتية، لكونها تقوم على المزج بين المناهج النوعية والكمية، في حين أن هذه الدراسة تركز على النهج الكمي فقط.

وبناءً على ما سبق، فإن تبني الفلسفة الوضعية يمثل الخيار الأمثل لهذه الدراسة، لأنها تتيح التعامل مع الظواهر الاقتصادية والمالية باعتبارها حقائق قابلة للقياس، وتوفر إطاراً يسمح بتحقيق أهداف الدراسة بطريقة موضوعية. مما يضمن الحصول على نتائج دقيقة وقابلة للتحقق والتعميم.

3. النهج المعتمد في تطوير النظرية

تتبنى هذه الدراسة النهج الاستنباطي، وهو أحد المناهج الأساسية في البحث العلمي، الذي يقوم على الانتقال من القواعد النظرية والمبادئ العامة إلى اختبارها في بيئة واقعية من خلال جمع البيانات وتحليلها باستخدام أدوات علمية دقيقة. يقوم هذا النهج على صياغة الفرضيات استناداً إلى النظريات القائمة، ثم اختبارها بالاعتماد على بيانات كمية يمكن قياسها وتحليلها، بهدف الوصول إلى نتائج موضوعية قابلة للتعميم (Zalaghi & Khazaei, 2016) ويُعد النهج الاستنباطي الخيار الأنسب للأبحاث الكمية التي تستند إلى الأدلة التجريبية بعيداً عن التفسيرات الذاتية (Bryman & Bell, 2015).

تبرز ملاءمة هذا النهج مع هدف الدراسة المتمثل بتطوير نموذج كمي قائم على إطار نظري يتمثل في المعيار IFRS 9، وآليات تطوير نماذج التصنيف الائتماني الواردة في الأدبيات. كما يتماشى هذا النهج

مع الفلسفة الوضعية التي تستند إليها الدراسة، والتي تفترض إمكانية دراسة الظواهر الاقتصادية باستخدام المناهج العلمية القائمة على القياس والتحليل الكمي (Saunders et al., 2019). وقد تم استبعاد النهج الاستقرائي الذي يركز على توليد نظريات جديدة، حيث لا يتناسب مع طبيعة الدراسة التي تهدف إلى اختبار وتطبيق إطار نظري قائم في سياق عملي (Kim, 2021).

بناءً على ما سبق، إن اختيار النهج الاستنباطي يتيح الانتقال من النظرية إلى التطبيق العملي، ويضمن الاتساق بين مكونات الإطار المنهجي للدراسة. كما يساهم في تحقيق درجة عالية من الدقة والموضوعية، من خلال الاعتماد على نهج مدفوع بالبيانات لتطوير النموذج ويعزز القدرة على توليد نتائج قابلة للتحقق والتكرار.

4. منهجية الدراسة

اعتمدت هذه الدراسة على المنهج الكمي في جمع البيانات، ومن ثم تحليل هذه البيانات لاستخلاص استنتاجات موضوعية. يتميز هذا المنهج بقدرته على تحقيق الموضوعية والدقة، وهو ما يتماشى مع الفلسفة الوضعية التي ترى أن الظواهر الاقتصادية والمالية يمكن قياسها بشكل موضوعي (Park et al., 2020). وانطلاقاً من هذا المبدأ، تم تصميم الدراسة بحيث تستند إلى بيانات مالية تاريخية، ومن ثم يتم إخضاع هذه البيانات لخوارزميات ذكية لتطوير النموذج المقترح ومن ثم الوصول إلى نتائج قابلة للتعميم والتكرار.

يستند اختيار هذا النهج إلى مجموعة من المبررات العلمية والمنهجية. أولاً، طبيعة البيانات المستخدمة في البحث، إذ تعتمد الدراسة على بيانات مالية مستخرجة من التقارير المالية الربعية للمصارف السورية الخاصة وتقارير الجهات الرسمية، وهي بيانات كمية بطبيعتها. ثانياً، يرتبط الهدف الرئيسي للدراسة بتقييم الجدارة الائتمانية بالاعتماد على مؤشرات مالية مثل كفاية رأس المال، جودة الأصول، السيولة، والربحية،

وهي جميعها متغيرات كمية لا تتطلب جمع بيانات نوعية. ثالثاً، يفرض استخدام المنطق الضبابي المدفوع بالبيانات التعامل مع بيانات كمية يتم إدخالها في صورة متغيرات لغوية يمكن تحويلها إلى مجموعات ضبابية ومعالجتها من خلال قواعد استدلالية، لإنتاج مخرجات كمية قابلة للتحويل إلى درجات تصنيفية تدعم تقدير احتمال التعثر.

أما فيما يتعلق بالمناهج الأخرى، التي تجمع بين الأسلوبين الكمي والنوعي فقد تمّ استبعادها انسجاماً مع هدف الدراسة المتمثل في تطوير نموذج مدفوع بالبيانات بالاعتماد على المتغيرات المالية القابلة للقياس الموضوعي مع استبعاد المتغيرات النوعية مثل آراء الخبراء.

وبناءً على ما سبق، فإن اعتماد المنهج الكمي يعد ضرورة لتحقيق الاتساق مع الفلسفة البحثية والنهج الاستنباطي وضمان الوصول إلى نتائج دقيقة وقابلة للتحقق.

5. استراتيجية الدراسة

تعتمد هذه الدراسة على استراتيجية البحث الأرشيفي، التي تركز على تحليل البيانات الثانوية المستخرجة من السجلات الرسمية والمصادر الموثوقة. وقد تم اختيار هذه الاستراتيجية نظراً لطبيعة البيانات المطلوبة لتحقيق أهداف الدراسة. يستند اختيار هذه الاستراتيجية إلى عدة اعتبارات. أولاً، تهدف الدراسة إلى تطوير نموذج مدفوع بالبيانات، مما يجعل الاعتماد على مصادر البيانات الثانوية هو الخيار الأمثل لضمان الدقة والموثوقية. ثانياً، يتيح البحث الأرشيفي استخدام بيانات واقعية تعكس الواقع الفعلي للمصارف، وهو أمر ضروري لتقدير احتمال التعثر وفق متطلبات المعيار. ثالثاً، تتسم هذه الاستراتيجية بالكفاءة من حيث التكلفة والوقت مقارنةً باستراتيجيات أخرى مثل الاستقصاءات الميدانية أو المقابلات. وأخيراً، يتسق اعتماد هذه الاستراتيجية مع الفلسفة الوضعية والمنهج الكمي المعتمد في الدراسة.

وعلى الرغم من المزايا التي توفرها استراتيجية البحث الأرشيفي، فقد واجهت الدراسة بعض التحديات المنهجية المرتبطة بطبيعة البيانات المتاحة، أبرزها التباين في مستوى الإفصاح بين المصارف وعدم اكتمال بعض السلاسل الزمنية لفترات محددة. وللتغلب على هذه التحديات، تم الاعتماد على معالجة إحصائية تهدف إلى استكمال الفجوات وضمان تجانس البيانات، مع الالتزام بالمحافظة على دقة المعلومات بما يوفر قاعدة بيانات موثوقة ويحقق متطلبات النمذجة المدفوعة بالبيانات.

6. الأفق الزمني للدراسة

يشير مصطلح الأفق الزمني إلى الفترة التي يتم خلالها إجراء الدراسة، والفترة التي يتم فيها جمع البيانات وتحليلها وتفسيرها. ويمكن أن يختلف الأفق الزمني بناءً على طبيعة الأسئلة البحثية وأهداف الدراسة. وبحسب (Saunders et al. 2019)، هناك أفقان زمنيان: أفق زمني مقطعي وأفق زمني طولي. يتضمن الأفق الزمني الطولي إجراء البحوث على مدى فترة زمنية ممتدة، مما يتيح للباحثين رصد التغيرات والاتجاهات والتطورات مع مرور الوقت، ويعد هذا النهج ضرورياً لفهم الأنماط الكامنة في البيانات على مدى فترة زمنية ممتدة. في حين يتضمن الأفق الزمني المقطعي جمع البيانات في نقطة زمنية محددة وبالتالي، لا تتضمن الدراسات المقطعية تتبع التغيرات أو التطورات بمرور الوقت، بل تساعد على رصد التغيرات وفهم الأنماط الكامنة على مدى فترة زمنية قصيرة (Aburas, 2020).

اعتمدت هذه الدراسة على الأفق الزمني الطولي، الذي يقوم على تحليل بيانات تغطي فترة زمنية ممتدة لعشر سنوات من عام 2013 وحتى عام 2023، باستخدام البيانات الربعية، مما أتاح الحصول على 484 مشاهدة تمثل قاعدة بيانات مناسبة لتطبيق منهجيات النمذجة المدفوعة بالبيانات، كما تمكن الخوارزميات المستخدمة من التعلم واستخلاص الأنماط الفعلية الكامنة في البيانات المالية للمصارف محل الدراسة. كما تم تقسيم المشاهدات إلى 80% لتدريب النموذج و20% لاختباره. ويعود اختيار هذه الفترة إلى أن تطوير نموذج مدفوع بالبيانات يتطلب توفر عدد كافٍ من المشاهدات لضمان كفاءة التعلم

واستخلاص الأنماط الكامنة في البيانات، وهو ما يستدعي الاعتماد على أطول فترة زمنية ممكنة تتسم بتوافر البيانات واتساقها. كما يعتمد احتساب مؤشر الاستقرار المالي (Z-score) المستخدم كمتغير مرجعي في الدراسة على مكونات يتم احتسابها استناداً إلى متوسط حسابي يمتد لأربع سنوات سابقة. وبناءً عليه، فإن اعتماد الفترة بدءاً من عام 2013 يشمل وجود بيانات تاريخية تعود إلى عام 2009، بما يتزامن مع فترة تأسيس أحد المصارف المشمولة بالدراسة.

7. مجتمع وعينة الدراسة

يتكوّن مجتمع الدراسة من جميع المصارف التقليدية الخاصة العاملة في الجمهورية العربية السورية وقد شملت النمذجة كامل مجتمع الدراسة والمكون من أحد عشر مصرفاً.

8. جمع البيانات

اعتمدت الدراسة على البيانات الثانوية والتي تمثلت في نوعين رئيسيين: أولاً: البيانات المصرفية على مستوى الوحدات الفردية، والتي تم جمعها من التقارير المالية الربعية المنشورة للمصارف السورية الخاصة التقليدية. تضمنت هذه التقارير البيانات المالية الأساسية اللازمة لاستخراج مؤشر الاستقرار المالي والمتغيرات التفسيرية، وتم الحصول على هذه التقارير من الموقع الرسمي لهيئة الأوراق والأسواق المالية السورية. ثانياً: البيانات القطاعية والاقتصادية، حيث تم الحصول عليها من التقارير الصادرة عن المكتب المركزي للإحصاء ومصرف سورية المركزي. وبعد جمع البيانات، تم تنظيمها ضمن قاعدة بيانات شاملة، مع التأكد من اتساقها وإجراء المعالجات الأولية باستخدام برمجيات التحليل الإحصائي، بما يتيح جاهزيتها للاستخدام في المراحل اللاحقة.

9. متغيرات الدراسة وطرق قياسها

تستند هذه الدراسة إلى مجموعة من المتغيرات التي تم اختيارها بناءً على مؤشرات السلامة المالية الصادرة عن صندوق النقد الدولي والأدبيات التي تناولت محددات الاستقرار المالي للمصارف.

تم اعتماد مؤشر الاستقرار المالي Z-score وفقاً لمنهجية (Yeyati & Micco (2007، بوصفه مؤشراً مرجعياً للجدارة الائتمانية، 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 البنوي لأحدث 16 ربعاً (أربع سنوات)

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

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

في حين تم تقسيم المتغيرات التفسيرية إلى ثلاثة مستويات رئيسية موضحة في الجدول (3) أدناه:

الجدول (3): متغيرات الدراسة وطرق القياس

مستوى المصرف		
رمز المتغير	المتغير	طريقة القياس
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

NPLRC	القروض غير العاملة بعد خصم المخصصات إلى رأس المال التنظيمي	صافي التسهيلات الائتمانية المباشرة غير العاملة إلى رأس المال التنظيمي
NPLTL	القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض	التسهيلات الائتمانية المباشرة غير العاملة إلى إجمالي التسهيلات المباشرة
LPNPL	المخصصات إلى القروض غير العاملة	مخصص تدني التسهيلات المباشرة غير العاملة إلى إجمالي التسهيلات الائتمانية المباشرة غير العاملة
CRR	تركز القروض حسب النشاط الاقتصادي	الاقراض الموجه لأكبر قطاعين إلى إجمالي الاقراض لجميع القطاعات باستثناء القطاع المالي
NICGI	المصروفات التشغيلية إلى الدخل التشغيلي	المصروفات التشغيلية بعد استبعاد تكوين واسترداد المخصصات إلى القيمة المطلقة للدخل التشغيلي بعد استبعاد أرباح/خسائر تقييم القطع البنوي
ECTOC	نفقات الموظفين إلى المصروفات التشغيلية	نفقات الموظفين إلى المصروفات التشغيلية بعد استبعاد تكوين واسترداد المخصصات
ROA	معدل العائد على الموجودات	صافي الربح بعد استبعاد أرباح/خسائر تقييم القطع البنوي إلى متوسط إجمالي الموجودات
ROE	معدل العائد على حقوق الملكية	صافي الربح بعد استبعاد أرباح/خسائر تقييم القطع البنوي إلى متوسط إجمالي حقوق الملكية
NIGI	هامش الفائدة إلى الدخل التشغيلي	الفوائد الدائنة مطروحاً منها الفوائد المدينة إلى القيمة المطلقة للدخل التشغيلي بعد استبعاد أرباح/خسائر تقييم القطع البنوي
NITIF	هامش الفائدة إلى هامش الفائدة وهامش الرسوم	الفوائد الدائنة مطروحاً منها الفوائد المدينة إلى هامش الفائدة وهامش الرسوم
LATA	الموجودات السائلة إلى إجمالي الموجودات	النقد والأرصدة لدى مصرف سورية المركزي (باستثناء احتياطي الودائع لدى مصرف سورية المركزي)

		والأرصدة لدى المصارف التي تستحق خلال 3 أشهر إلى إجمالي الموجودات
LASTL	الموجودات السائلة إلى الودائع قصيرة الأجل	النقد والأرصدة لدى مصرف سورية المركزي (باستثناء احتياطي الودائع لدى مصرف سورية المركزي) والأرصدة والودائع لدى المصارف تستحق خلال 3 أشهر إلى أرصدة وودائع المصارف التي تستحق خلال 3 أشهر والودائع تحت الطلب وودائع التوفير
TLDR	إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع	إجمالي التسهيلات الائتمانية المباشرة إلى إجمالي وودائع العملاء
EM	مضاعف حقوق الملكية	إجمالي الموجودات إلى إجمالي حقوق الملكية
STM	نسبة المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي	القيمة الأكبر بين القيمة المطلقة لصافي المركز المفتوح بالعملات الأجنبية الموجب والقيمة المطلقة لصافي المركز المفتوح بالعملات الأجنبية السالب إلى رأس المال التنظيمي
مستوى القطاع المصرفي		
CGPS	الائتمان الممنوح إلى القطاع الخاص إلى الناتج المحلي الإجمالي	الائتمان الممنوح للقطاع الخاص إلى الناتج المحلي الإجمالي
مستوى الاقتصاد الكلي		
INF	معدل التضخم	نسبة التغير في مؤشر أسعار المستهلكين
EG	معدل النمو الاقتصادي	نسبة التغير في الناتج المحلي الإجمالي
FX	سعر الصرف	اللوغاريتم الطبيعي لسعر صرف الليرة السورية مقابل الدولار الأمريكي

المصدر: من إعداد الباحث

10. منهجية تطوير النموذج وتقدير احتمال التعثر

اعتمدت الدراسة على منهجية متعددة المراحل في تطوير النموذج المقترح. وقد شملت هذه المراحل تهيئة البيانات، الدراسة الوصفية، اختيار محددات الجدارة الائتمانية كمدخلات للنموذج، تطوير نموذج التصنيف الضبابي لتقييم الجدارة الائتمانية، اشتقاق الدرجات التصنيفية، ومن ثم تقدير احتمال التعثر كما يلي:

أولاً: 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 الاتساق 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.

ثانياً: الدراسة الوصفية

تم في هذه المرحلة إجراء التحليل الإحصائي الوصفي لجميع المتغيرات بهدف تقديم صورة شاملة عن خصائص البيانات واختبار مدى تجانسها بين المصارف وعبر الزمن. 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 والفروقات بين المصارف وتحديد السمات الأولية للتوزيعات الإحصائية.

ثالثاً: تحديد مدخلات النموذج

انطلاقاً من هدف الدراسة المتمثل في تطوير نموذج تصنيف ائتماني مدفوع بالبيانات يهدف إلى تصنيف المصارف بالاستناد إلى مؤشر الجدارة الائتمانية في نقطة زمنية محددة، فإن اختيار المتغيرات لا يستند إلى تفسير العلاقات السببية، وإنما إلى قدرتها على التمييز بين مستويات المخاطر وتعزيز أداء النموذج واستقراره. ونظراً لارتفاع تقلب المؤشرات المالية والاقتصادية خلال فترة الدراسة، وما يترتب عليه من عدم استقرار العلاقات بين المتغيرات وصعوبة تحقيق افتراضات نماذج القياس الاقتصادي، اعتمدت الدراسة على منهجيات متقدمة لاختيار مدخلات النموذج.

وفي هذا الإطار، تم اعتماد منهجية من مرحلتين لاختيار مدخلات النموذج، حيث تم في المرحلة الأولى اعتماد أساليب الفترة القائمة على نظرية المعلومات، وتحديد خوارزمية الحد الأدنى من الازدواجية والحد الأقصى من الصلة بنسختها المعتمدة على معيار الفرق، نظراً لقدرتها على تقدير الأهمية المعلوماتية للمتغيرات وتقليل التكرار فيما بينها، وذلك بهدف اختيار قائمة أولية من المتغيرات المدروسة والمحددة استناداً إلى الأدبيات والأطر الدولية المعتمدة. وقد شملت هذه المتغيرات ثلاثة مستويات (المستوى المصرفي والمستوى القطاعي والمستوى الاقتصادي الكلي) باعتبارها متغيرات محتملة التأثير في الاستقرار المالي، وقد تم اعتمادها كمحددات للجدارة الائتمانية في ضوء اعتماد مؤشر الاستقرار المالي (Z-score) مؤشراً مرجعياً لتقييم الجدارة الائتمانية للمصارف.

أما في المرحلة الثانية، فقد تم الاعتماد على أساليب التغليف من خلال توظيف خوارزميات البحث والتحسين ولا سيما الخوارزمية الجينية بوصفها آلية بحث وتحسين لاختيار مجموعات المتغيرات وخوارزميات التعلم الآلي ولا سيما خوارزمية الغابة العشوائية بهدف قياس الأداء التفسيري لمجموعات مختلفة من المتغيرات وتحديد المجموعة الأكثر قدرة على تفسير الجدارة الائتمانية. يسمح هذا الدمج

بالانتقال من مجموعة كبيرة من المتغيرات الأولية إلى مجموعة نهائية مختصرة وقابلة للتفسير، تمثل مدخلات النموذج الضبابي.

■ المرحلة الأولى: تحديد المتغيرات الأولية باستخدام أساليب الفترة الإحصائية

تعد خوارزمية الحد الأدنى من الازدواجية - الحد الأقصى من الصلة من أكثر الطرق شيوعاً ضمن أساليب الفترة القائمة على نظرية المعلومات. استناداً إلى الإطار النظري الذي قدّمته دراسة (Peng et al., 2005) في أحد أهم المراجع المؤسسة لموضوع اختيار السمات بالاعتماد على المعلومات المتبادلة، تعتمد هذه الخوارزمية على مبدأ جوهري يقوم على تحقيق توازن بين معيارين متعارضين ظاهرياً عند اختيار المتغيرات التفسيرية وهما تعظيم درجة ارتباط المتغيرات التفسيرية بالمتغير الهدف، وتقليل التكرار والاعتمادية بين المتغيرات.

تقوم هذه الخوارزمية على استخدام المعلومات المتبادلة لقياس قوة العلاقة بين كل متغير تفسيري وبين المتغير الهدف، وفي الوقت نفسه قياس التشابه الإحصائي بين كل متغير تفسيري والمتغيرات التي تم اختيارها سابقاً. وبذلك تعمل الخوارزمية على اختيار المتغير الذي يحقق أكبر زيادة في الصلة بالمتغير الهدف، مع أقل زيادة ممكنة في الازدواجية المعلوماتية. تم تطبيق الخوارزمية بنسختها المعتمدة على معيار الفرق (MID) الذي يهدف إلى تعظيم:

(Relevance – Redundancy)

تعتمد هذه الخوارزمية من الناحية الحسابية على خوارزمية اختيار تزايدية، حيث يتم اختيار المتغير الأول بناءً على أعلى قيمة للمعلومات المتبادلة مع المتغير الهدف، ثم يتم في كل خطوة اختيار المتغير الذي يحقق أفضل قيمة لدالة الفرق. وتتميز هذه الآلية بقدرتها على تجنب التقدير غير الدقيق للتوزيع الاحتمالي متعدد الأبعاد، إذ تستبدله بحساب معلومات متبادلة ثنائية المتغيرات فقط، مما يجعل هذه الطريقة أكثر استقراراً وملاءمة للبيانات ذات الحجم المتوسط أو المحدود. توفر هذه الطريقة قائمة مرشحة من المتغيرات

ذات خصائص تفسيرية قوية، وقابلة لاحقاً للاستخدام في مرحلة الاختيار المبني على أساليب التغليف للحصول على مجموعة صغيرة ومدمجة من المتغيرات.

■ المرحلة الثانية: تحديد المتغيرات النهائية باستخدام أساليب التغليف

تعد أساليب التغليف من أكثر المنهجيات دقة ومرونة في تحديد المتغيرات التفسيرية ذات القدرة الأكبر في تفسير المتغير الهدف، حيث إنها تعتمد على خوارزمية تعلم آلي لاختبار جودة كل مجموعة فرعية من المتغيرات. وقد وضع (Guyon & Elisseeff, 2003) الأساس النظري لهذا النوع من الأساليب عندما صنفوا تقنيات الاختيار إلى أساليب الفلتر (Filter) وأساليب التغليف (Wrapper) والأساليب المدمجة (Embedded)، مشيرين إلى أن أسلوب التغليف يمتاز بدقة أعلى لأنه يختار المتغيرات بناءً على قدرتها على تحسين أداء النموذج.

قدم (Siedlecki & Sklansky, 1989) أول استخدام للخوارزمية الجينية في سياق اختيار السمات، حيث أثبتا قدرة الخوارزمية على استكشاف مساحات الحلول الكبيرة بكفاءة أعلى من طرق البحث التقليدية، وذلك لاعتمادها على آليات التطور البيولوجي الأساسية، بما في ذلك الانتقاء والتزاوج والطفرات. في هذا السياق، يتم تمثيل كل توليفة ممكنة من المتغيرات بكروموسوم ثنائي، ثم يتم تقييم كل كروموسوم باستخدام دالة لياقة تعتمد على الأداء التنبؤي لنموذج تعلم آلي يتم تدريبه على مجموعة المتغيرات التي يحددها الكروموسوم. ومن ثم يتم اختيار المجموعة ذات اللياقة الأعلى للانتقال إلى الجيل التالي.

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 أدائه 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. وعليه، يجمع هذا الأسلوب بين قدرة الخوارزمية الجينية على استكشاف فضاء واسع من التركيبات واحتمالات التفاعل، وقدرة الغابة العشوائية على تحديد القدرة التفسيرية لكل مجموعة من المتغيرات. وتُعد هذه المزايا متوافقة مع طبيعة البيانات المالية ذات السلوك غير الخطي والعلاقات المتداخلة.

رابعاً: تصميم النماذج الضبابية

تم في هذه المرحلة تصميم شبكة ضبابية هرمية من نوع Takagi-Sugeno، حيث تم 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 المتمثل بمؤشر الجدارة الائتمانية. تم تصميم دوال الانتماء الخاصة بالمدخلات بالاعتماد على القيم الفعلية للبيانات التاريخية لكل متغير، 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 ومنع تضخم عدد القواعد الضبابية. بعد ذلك، تم توليد القواعد الضبابية باستخدام الخوارزمية الجينية (GA)، وخوارزمية تحسين أسراب الجسيمات (PSO). ومن ثم تمت المعاييرة باستخدام الخوارزميات ذاتها. ودمج خوارزميات التوليد والمعايرة، تم الحصول على أربعة نماذج ضبابية مختلفة. يظهر الجدول (4) مصفوفة تشكيل النماذج الأربعة:

الجدول (4): مصفوفة تشكيل النماذج الضبابية

مرحلة توليد القواعد / مرحلة المعاييرة	الخوارزمية الجينية	خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات
الخوارزمية الجينية	GA-GA	GA-PSO
خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات	PSO-GA	PSO-PSO

المصدر: من إعداد الباحث

يعد هذا النهج ضرورياً في سياق النماذج الضبابية المدفوعة بالبيانات، إذ أن جودة القواعد المستخلصة ومدى دقة المعلمات المحسنة قد تختلف باختلاف الخوارزمية المستخدمة، مما يستوجب اختبار عدة نماذج للوصول إلى النموذج الأكثر كفاءة.

خامساً: اختبار النماذج الضبابية وتحديد النموذج الأمثل

تم في هذه المرحلة اختبار صلاحية النماذج باستخدام مجموعة من المؤشرات التي تقيس جوانب مختلفة من جودة الأداء وقابلية التعميم على عينات لم تستخدم في التدريب. وشملت اختبارات التحقق الكمي المطبقة على عينة الاختبار، كلاً من الجذر التربيعي لمتوسط مربعات الخطأ (RMSE) والمتوسط المطلق للأخطاء (MAE)، ومعامل التحديد (R^2)، وذلك لتقييم قدرة النموذج 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 عینتي التدريب والاختبار، 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.

سادساً: اختبار استقرار الأداء وقابلية التعميم

بعد اختيار النموذج الأمثل، تم التحقق من استقرار أدائه عبر الزمن، وذلك من خلال إعادة تدريبه على البيانات الممتدة من عام 2013 حتى عام 2021، ومن ثم اختبار أدائه على بيانات عامي 2022 و2023، بهدف تقييم قدرته على الحفاظ على مستوى أداء مستقر في ظل التغيرات الزمنية.

كما تم اختبار قابلية تعميم النموذج عبر المصارف من خلال تطبيق منهجية التحقق المتقاطع (K-fold cross-validation) باستخدام خمس طيات (5-fold)، حيث يتم في كل طية تدريب النموذج على جميع المصارف باستثناء مصرفين، ومن ثم تقييم أدائه وفحص فرط المطابقة على هذين المصرفين. وقد نتج عن هذا الاختبار خمسة نماذج مستقلة تم تحليل نتائجها لتقييم قابلية التعميم عبر المصارف.

سابعاً: اشتقاق التصنيفات الائتمانية

بعد التحقق من استقرار الأداء وقابلية التعميم، تم استخدام خرج النموذج لاشتقاق درجات تصنيفية من خلال تحويله إلى سبع درجات باستخدام التقسيم القائم على الكوانتايلات. ونظراً لأن هذه الدرجات مشتقة من متغير كمي مستمر، تم التحقق من أن عملية التحويل لم تؤدي إلى فقدان في المعلومات أو تشويه في البنية الرتبوية الكامنة في مؤشر الجدارة الائتمانية، وذلك من خلال اختبار وجود علاقة رتبوية ذات دلالة إحصائية بين مؤشر الجدارة الائتمانية الكمي والدرجات التصنيفية المشتقة منه.

كما تم اختبار متانة النتائج من خلال فحص العلاقة بين هذه الدرجات ومؤشر بديل لم يستخدم في تطوير النموذج، يتمثل في مؤشر الاستقرار المالي (Z-score) والمحتسب بمنهجية مختلفة، حيث يعتمد على استخدام الانحراف المعياري التراكمي بدلاً من الانحراف المعياري لنافذة زمنية متحركة، وذلك بهدف التحقق من قدرة النموذج على الحفاظ على الترتيب النسبي للمخاطر الائتمانية بشكل مستقل عن المؤشر المرجعي المستخدم في مرحلة التطوير.

ثامناً: تقدير ومعايرة احتمال التعثر

تم في هذه المرحلة توظيف درجات التصنيف المشتقة من النموذج لتقدير احتمال التعثر بالاعتماد على سلاسل ماركوف متقطعة الزمن (Discrete-Time Markov Chains)، والقائمة على نماذج انتقال التصنيف المفتوحة ونموذج المعايرة اللوجستي. كما تم التحقق من وجود علاقة ذات دلالة إحصائية بين الدرجات التصنيفية واحتمالات التعثر المقدرة، بما يدعم استخدامها وفق متطلبات المعيار IFRS 9 وتعليمات مصرف سورية المركزي.

تمت معالجة البيانات وإجراء الدراسة الوصفية وتطبيق الخوارزمية الجينية وخوارزمية الغابة العشوائية وتقدير احتمال التعثر باستخدام برمجية RStudio، في حين تم تطوير النماذج الضبابية باستخدام MATLAB.

11. خلاصة

تناول هذا المبحث الإطار المنهجي للدراسة من خلال توضيح الفلسفة البحثية التي تستند إليها، والنهج المعتمد في تطوير النظرية، واستراتيجية الدراسة وأساليب جمع البيانات ومتغيرات الدراسة مع بيان أسلوب القياس المعتمد لكل متغير. كما تناول المبحث منهجية تطوير النموذج، بدءاً من مرحلة تهيئة البيانات، وتحديد مدخلات النموذج، وصولاً إلى تصميم النماذج الضبابية واختبارها لتحديد النموذج الأمثل والتحقق

من استقرار أدائه عبر الزمن وقابليته للتعميم عبر المصارف. كما تناول المبحث آلية اشتقاق الدرجات التصنيفية من النموذج وتوظيفها في تقدير احتمال التعثر. وبالتالي، شكل هذا المبحث منهجية متكاملة تضمن اتساق مراحل الدراسة التطبيقية بدءاً من الأساس الفلسفي وصولاً إلى تطوير النموذج وتقدير احتمال التعثر وفق متطلبات المعيار IFRS 9.

المبحث الثاني: الدراسة الوصفية

1. مقدمة

تُعد الدراسة الوصفية مرحلة أساسية في الأبحاث التي تعتمد على النهج المدفوع بالبيانات، حيث تهدف إلى تقديم صورة شاملة عن خصائص البيانات، وتساهم في الكشف عن الاتجاهات العامة وتحديد السمات الأولية للتوزيعات الإحصائية. بالإضافة إلى تحليل التطور الزمني لمتغيرات الدراسة، وتحليل تباينها بين الوحدات المدروسة.

تتضمن هذه الدراسة توصيف بيانات أحد عشر مصرفاً خلال الفترة الممتدة من الربع الأول 2013 وحتى الربع الرابع 2023، وتشمل قاعدة البيانات مؤشر الاستقرار المالي باعتباره المؤشر المرجعي المستخدم في تدريب ومعايرة النموذج، إضافةً إلى 21 متغيراً تفسيرياً موزعة على ثلاثة مستويات: المستوى المصرفي، المستوى القطاعي، والمستوى الاقتصادي الكلي.

2. التحليل الإحصائي الوصفي

يشمل التحليل الإحصائي الوصفي عرض المتوسطات الحسابية والانحرافات المعيارية والقيم العليا والدنيا لمتغيرات الدراسة. كما يتضمن التحليل تتبع تطور هذه المتغيرات عبر الزمن وتباينها بين المصارف، ويعد ارتفاع التباين بين المصارف مؤشراً على اختلاف السياسات والهياكل التشغيلية، في حين يشير ارتفاع التباين عبر الزمن إلى أسباب تتعلق بالظروف الاقتصادية العامة أو بتغيرات داخلية في سياسات المصرف ذاته عبر الزمن. أما في الحالات التي تكون فيها مستويات التباين متقاربة، فإن ذلك يُفسّر على أنه ناتج عن مزيج من العوامل الداخلية والخارجية. يوضح الجدول (5) أدناه الإحصاءات الوصفية لمتغيرات الدراسة.

الجدول (5): الإحصاءات الوصفية لمتغيرات الدراسة

المتغير	المتوسط الحسابي	الانحراف المعياري	القيمة الدنيا	القيمة العظمى	الانحراف المعياري بين المقاطع	الانحراف المعياري داخل المقاطع
مؤشر الاستقرار المالي (Z-Score)	47.969	70.433	.306	491.440	60.204	40.731
حجم المصرف	25.661	1.162	23.241	29.457	.547	1.038
رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر	.532	.691	.024	3.349	.689	.213
صافي القروض غير العاملة إلى رأس المال التنظيمي	.155	.280	0	2.198	.137	.248
القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض	.384	.208	.045	.948	.173	.126
المخصصات إلى إجمالي القروض غير العاملة	.803	.184	.291	1	.103	.156
تركز القروض حسب النشاط الاقتصادي	.790	.084	.575	.997	.046	.072
المصروفات التشغيلية إلى الدخل التشغيلي	1.018	1.15	.139	8.757	.678	.955
نفقات الموظفين إلى المصروفات التشغيلية	.514	.111	.167	.787	.092	.069
معدل العائد على الموجودات	-.001	.009	-.038	.029	.003	.008
معدل العائد على حقوق الملكية	-.013	.076	-.564	.398	.030	.070
هامش الفائدة إلى الدخل التشغيلي	.515	.526	-4.087	1.325	.299	.442
هامش الفائدة إلى هامش الفائدة والرسوم	.629	.480	-3.681	1.075	.293	.390
الموجودات السائلة إلى إجمالي الموجودات	.518	.199	.062	.930	.161	.126
الموجودات السائلة إلى الودائع قصيرة الأجل	1.323	.468	.309	3.010	.306	.366
إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع	.458	.248	.033	1.576	.188	.171
مضاعف حقوق الملكية	6.007	4.871	1.22	37.061	3.612	3.441
المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي	1.536	1.324	.540	10.834	.835	1.058
الائتمان الممنوح للقطاع الخاص إلى الناتج المحلي الإجمالي	.066	.015	.026	.084	0	.0153
معدل النمو الاقتصادي	-.049	.086	-.263	.019	0	.086
معدل التضخم	.613	.502	-.020	1.884	0	.502
لوغاريتم سعر صرف الليرة السورية مقابل الدولار الأمريكي	6.55	1.228	4.462	9.449	0	1.228

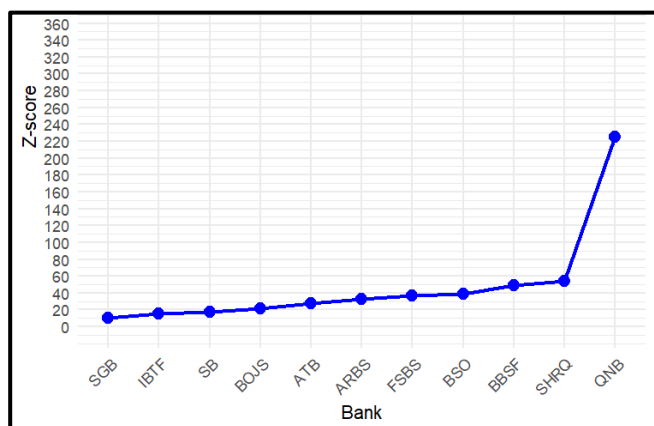
المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

1.2. مؤشر الاستقرار المالي

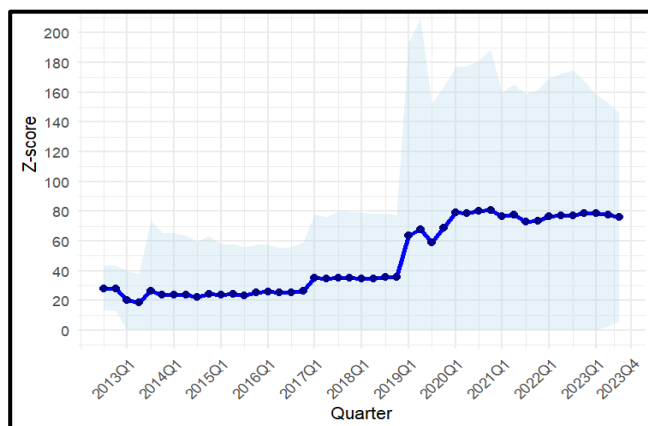
أظهرت النتائج الوصفية أن المتوسط العام لمؤشر (Z-Score) بلغ حوالي 48 نقطة، بانحراف معياري مرتفع قدره 70.43، مما يشير إلى وجود تباين واسع في مستويات الاستقرار المالي بين المصارف وعبر الزمن. وقد تراوحت القيم بين حد قدره 0.31 وحد أقصى بلغ 491.44؛ كما بلغ الانحراف المعياري بين المقاطع 60.20 مقابل 40.73 داخل المقاطع. يظهر الشكل (3) تطور متوسط المؤشر عبر الزمن حيث بدأ عند 28 نقطة في بداية الدراسة، ثم شهد حالة من الاستقرار حتى الربع الأول من عام 2019 ضمن حدود 28 - 35 نقطة. بعد ذلك، ارتفع إلى حدود 63 نقطة في الربع الثاني من عام 2019، بسبب تسجيل بنك قطر الوطني مستويات مرتفعة جداً من الاستقرار مقارنة ببقية المصارف، ويعود السبب إلى ارتفاع معدل العائد على موجوداته من 0.03% إلى 0.15% بالتزامن مع انخفاض الانحراف المعياري. عاود المؤشر الارتفاع مجدداً في الربع الثاني من عام 2020 إلى حدود 79 نقطة، نتيجة ارتفاع صافي ربح الفترة بعد استبعاد أرباح القطع البنوي لبنك قطر الوطني إلى أكثر من الضعف، مما أدى إلى ارتفاع الأرباح المحتجزة ونسبة حقوق الملكية إلى الموجودات، ثم بقي مستقراً عند هذه الحدود حتى نهاية الدراسة. وتُشير المنطقة الزرقاء المظلمة حول الخط البياني إلى مدى التباين بين المصارف، حيث أظهرت وجود تباين واسع بمستوى الاستقرار المالي بين المصارف منذ الربع الرابع من عام 2014 حتى الربع الأول من عام 2019، كما ظهر هذا التباين بشكل مرتفع جداً منذ الربع الثاني من عام 2019 حتى نهاية الدراسة. كما يظهر الشكل (4) اختلاف متوسط المؤشر لكل مصرف على حدة بشكل واضح، مما يعكس تبايناً في مستويات الاستقرار المالي بين المصارف. سجل بنك قطر الوطني مستويات مرتفعة جداً عند حدود تجاوزت 200 نقطة، كما سجل بنك الشرق وبنك بيمو السعودي الفرنسي مستويات مرتفعة عند حدود 50 نقطة، مما يشير إلى متانة مالية أعلى وقدرة أفضل على امتصاص الخسائر مقارنة ببقية المصارف. في المقابل، سجل بنك سورية والخليج والبنك الدولي للتجارة والتمويل قيمياً أقل، إذ كان المتوسط لهما في حدود 10-16 نقطة، ما يعكس استقرار مالي ضعيف نسبياً مقارنة ببقية المصارف. ويعود السبب إلى انخفاض

صافي الأرباح التشغيلية مع ارتفاع تقلب العوائد بالتزامن مع ارتفاع الاعتماد على الودائع لتمويل التسهيلات مقارنةً بحقوق الملكية. وتم إدراج مؤشر الاستقرار المالي لكل مصرف على حدة في الملحق (2).

الشكل (4): متوسط مؤشر Z-Score حسب المصرف



الشكل (3): تطور متوسط مؤشر Z-Score عبر الزمن



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

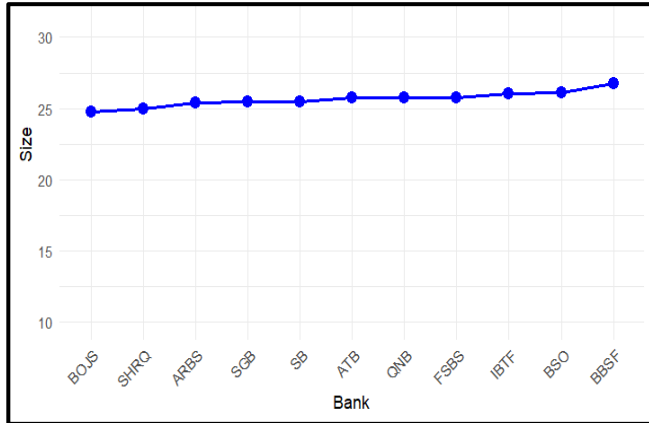
2.2. المتغيرات المصرفية

1.2.2. حجم المصرف

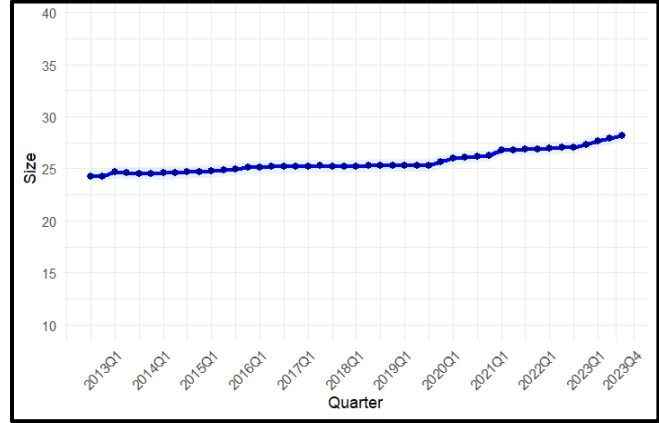
أظهرت النتائج الوصفية أن المتوسط العام للوغاريتم إجمالي الموجودات خلال الفترة المدروسة بلغ 25.66 بانحراف معياري منخفض نسبياً قدره 1.16، مما يدل على وجود تجانس نسبي بين المصارف وعبر الزمن. وقد تراوحت القيم بين حد أدنى مقداره 23.24 وحد أعلى بلغ 29.46؛ كما بلغ الانحراف المعياري بين المقاطع 0.55 مقابل 1.04 داخل المقاطع. يظهر الشكل (5) استقرار متوسط المؤشر عبر الفترات الزمنية مع وجود ارتفاع طفيف، مما يعكس استقراراً في أحجام المصارف. ورغم وجود ميل نحو الارتفاع بعد عام 2020، إلا أن هذا الارتفاع يعود بشكل رئيسي إلى إعادة تقييم الموجودات والتي مصدرها القطع البنوي والودائع بالقطع الأجنبي، حيث ارتفع سعر الصرف من 436 في الربع الأول 2020 إلى 12,562 في نهاية فترة الدراسة. وتُشير المنطقة الزرقاء المظلمة حول الخط البياني إلى مدى التباين بين المصارف، حيث أظهرت تباين منخفض جداً بمستوى الحجم بين المصارف خلال فترة الدراسة. كما يظهر

الشكل (6) أن متوسط المؤشر لكل مصرف على حدة متقارب جداً، مما يعكس تجانساً واضحاً في حجم الموجودات عبر مختلف المصارف ويدل على أن القطاع المصرفي السوري يتسم بدرجة عالية من التماثل في الهياكل الحجمية نتيجة البيئة التنظيمية الموحدة، وتشابه القيود المفروضة على القطاع. تم إدراج مؤشر حجم المصرف لكل مصرف على حدة في الملحق (3).

الشكل (6): متوسط حجم المصرف حسب المصرف



الشكل (5): تطور متوسط حجم المصرف عبر الزمن



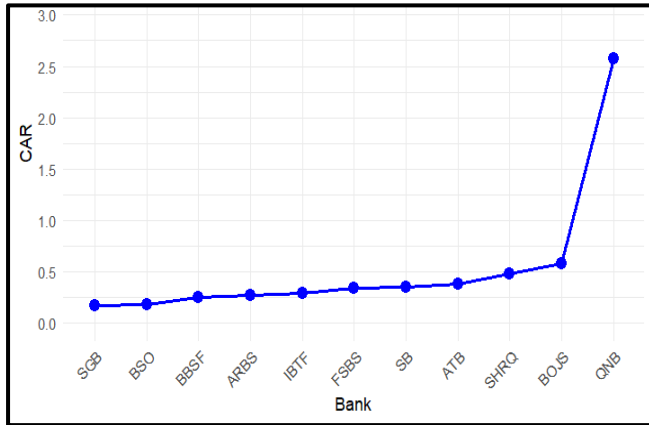
المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

2.2.2. رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر

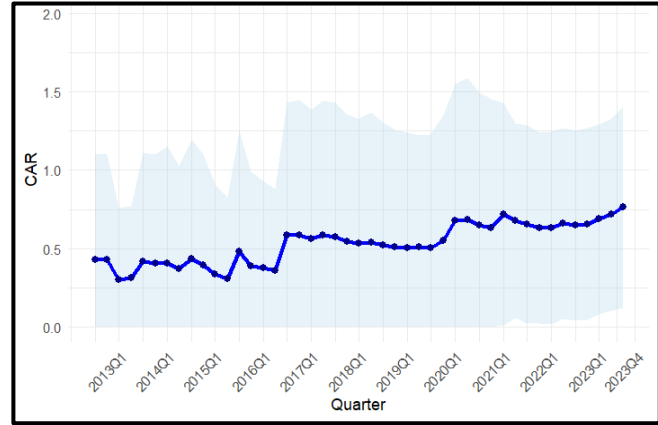
أظهرت النتائج الوصفية أن المتوسط العام للمؤشر خلال الفترة المدروسة بلغ 53% بانحراف معياري مرتفع قدره 69%، وهو ما يدل على وجود تباين كبير بين المصارف وعبر الزمن. وقد تراوحت القيم بين حد أدنى مقداره 2% وحد أقصى بلغ 335%. كما بلغ الانحراف المعياري بين المقاطع 69% مقابل 21% داخل المقاطع. يظهر الشكل (7) أن متوسط المؤشر قد سجل مستويات أقل من 50% مع وجود بعض التقلبات حتى الربع الثالث من عام 2016، ثم ارتفع مع نهاية عام 2016 وبقي مستقراً حتى نهاية عام 2019 نتيجة استقرار أسعار الصرف. ثم عاود الارتفاع مجدداً نتيجة ارتفاع أسعار صرف العملات الأجنبية مقابل الليرة السورية والذي انعكس على إعادة تقييم القطع البنوي الذي يندرج ضمن رأس المال الأساسي. وبالتالي، يعكس التطور الزمني للمؤشر محافظة المصارف على كفاية رأس المال ضمن حدود آمنة، وهو ما يعد مؤشراً إيجابياً على قدرتها على امتصاص الصدمات ومواجهة المخاطر، وهذا يعود إلى

سمّاح مصرف سورية المركزي الحفاظ على الجزء الموجود من رأس المال بالقطع الأجنبي. وتشير المنطقة الزرقاء المظلمة حول الخط البياني إلى مدى التباين بين المصارف، حيث أظهرت وجود تباين واسع بين المصارف في قيم المؤشر خلال فترة الدراسة. كما يظهر الشكل (8) أن متوسط المؤشر لكل مصرف على حدة تراوح بين 17% و 58%، وهو ما يعكس فروقات متوسطة في هيكل رأس المال لدى أغلب المصارف. إلا أن بنك قطر الوطني تميّز بنسبة مرتفعة جداً مقارنة ببقية المصارف، حيث تجاوز متوسطه 250%، مما يشير إلى قوة قاعدته الرأسمالية، ويعود السبب إلى ارتفاع حجم القطع البنوي لديه مقارنة ببقية المصارف، وتبني سياسة تحفظية في حجم الموجودات المرجحة بالمخاطر. تم إدراج مؤشر رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر لكل مصرف على حدة في الملحق (4).

الشكل (8): متوسط رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر حسب المصرف



الشكل (7): تطور متوسط رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر عبر الزمن



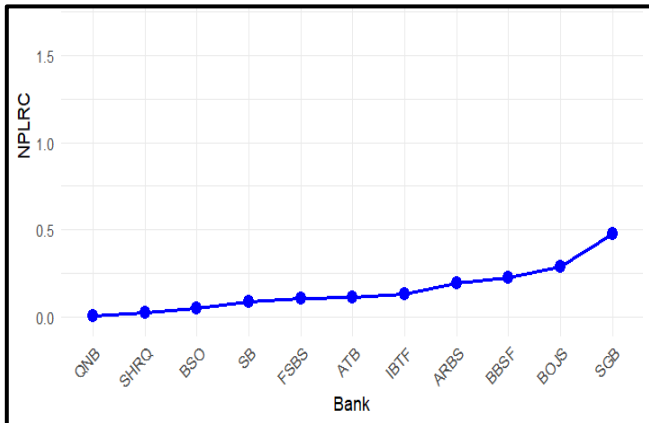
المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

3.2.2. صافي القروض غير العاملة إلى رأس المال التنظيمي

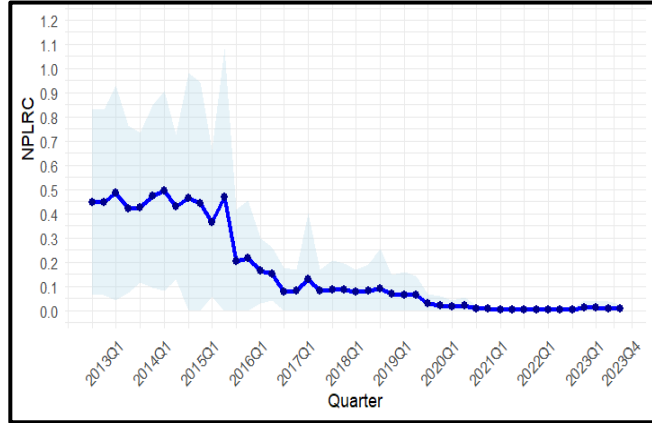
أظهرت الإحصاءات الوصفية أن المتوسط العام للمؤشر بلغ نحو 16% مع انحراف معياري مرتفع عند 28%، ما يشير إلى تباين ملحوظ بين المصارف وعبر الزمن. وقد تراوحت القيم بين حد أدنى مقداره 0% وحد أقصى بلغ 219%. كما بلغ الانحراف المعياري بين المقاطع نحو 14% مقابل 25% داخل المقاطع. يظهر الشكل (9) تراجع متوسط المؤشر من مستويات مرتفعة قاربت 45% في بداية الفترة إلى مستويات شبه معدومة في نهاية الفترة. يشير هذا الانخفاض إلى تحسن في قدرة المصارف السورية على

تغطية القروض المتعثرة بالمخصصات نتيجة الأثر التراكمي لتطبيق معيار إعداد التقارير المالية الدولي IFRS 9 من حيث تغطية كامل الديون المتعثرة غير المغطاة بضمانات مقبولة والتي تجاوزت فترة استحقاقها 360 يوم، والإطفاء التدريجي للضمانات بالنسبة للديون المتعثرة المغطاة بضمانات مقبولة، بالتزامن مع ارتفاع رأس المال التنظيمي نتيجة إعادة تقييم القطع البنوي حيث ارتفع سعر صرف الدولار من 87 في الربع الأول من عام 2013 إلى 12,562 في نهاية فترة الدراسة. وتشير المنطقة الزرقاء المظلمة حول الخط البياني إلى مدى التباين بين المصارف، حيث أظهرت وجود تباين واسع بين المصارف في مستويات المؤشر في الفترة (2013-2015). ثم أخذ التباين بالانخفاض بدءاً من عام 2016، ليصل إلى مستويات شبه معدومة بعد عام 2020. كما يظهر الشكل (10) تقارب متوسط المؤشر لكل مصرف على حدة عند مستويات منخفضة (1% - 13%). سجل كل من بنك قطر الوطني وبنك الشرق مستويات منخفضة جداً من المؤشر، في حين سجلت مصارف أخرى مثل البنك العربي وبنك بيمو السعودي الفرنسي وبنك الأردن مستويات أعلى نسبياً. كما سجل المؤشر أعلى قيمة له في مصرف سورية والخليج (48%) الذي يظهر بوضوح كحالة متطرفة مقارنة ببقية المصارف وهو ما يشير إلى ضعف في تكوين المخصصات مقابل القروض المتعثرة مقارنةً بحجم رأس المال التنظيمي. تم إدراج مؤشر صافي القروض غير العاملة إلى رأس المال التنظيمي لكل مصرف على حدة في الملحق (5).

الشكل (10): متوسط صافي القروض غير العاملة إلى رأس المال التنظيمي حسب المصرف



الشكل (9): تطور متوسط صافي القروض غير العاملة إلى رأس المال التنظيمي عبر الزمن

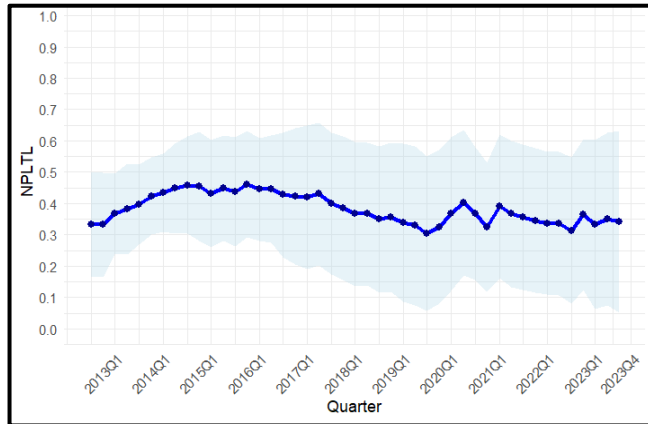


المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

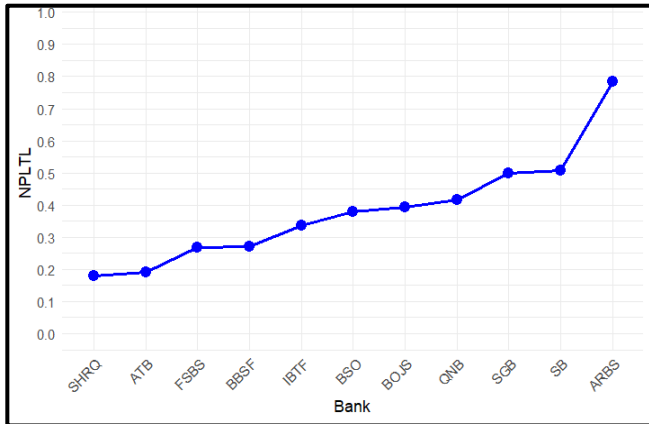
4.2.2. القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض

أظهرت الإحصاءات الوصفية أن المتوسط العام للمؤشر بلغ نحو 38% مع انحراف معياري مرتفع عند 21%، ما يشير إلى تباين ملحوظ في مستويات القروض المتعثرة بين المصارف وعبر الزمن. وقد تراوحت القيم بين حد أدنى مقداره 4% وحد أقصى بلغ 95%. كما بلغ الانحراف المعياري بين المقاطع 17% مقابل 13% داخل المقاطع. يظهر الشكل (11) أن متوسط المؤشر حافظ على مستويات مرتفعة نسبياً، إذ تراوحت قيمته بين 30% و45% خلال فترة الدراسة، ويعود السبب إلى ضعف تحصيل الديون المتعثرة وتراكم الفوائد المعلقة، بالإضافة إلى استمرار الضغوط الناتجة عن البيئة الاقتصادية الكلية غير المستقرة. كما يبين الرسم اتجاه تصاعدي في المؤشر خلال السنوات الأولى (2013-2015). ابتداءً من عام 2016، بدأ المؤشر بالميل نحو الانخفاض التدريجي حتى عام 2019، وهو ما يمكن تفسيره بتحسن نسبي في سياسات إدارة الائتمان من حيث إعادة جدولة للديون المتعثرة وزيادة حجم القروض المنتجة، أما في السنوات الأخيرة (2020-2023) فقد عاودت الارتفاع ويعود السبب بشكل رئيسي إلى تطبيق المعيار IFRS 9، حيث ألزمت المصارف وبأثر رجعي عند التطبيق الأولي على تصنيف الديون المستحقة لأكثر من 90 يوم كديون متعثرة مقابل الممارسات السابقة حيث كانت 180 يوماً. وتشير المنطقة الزرقاء المظلمة حول الخط البياني إلى مدى التباين بين المصارف، حيث أظهرت وجود تباين واسع بين المصارف في حجم الديون المتعثرة، مما يعكس تباين سياسات الإقراض وإدارة المخاطر الائتمانية. كما يظهر الشكل (12) تفاوتاً ملحوظاً بين المصارف من حيث متوسط المؤشر عبر الفترات الزمنية. حيث سجل كل من بنك الشرق وبنك الائتمان الأهلي مستويات منخفضة نسبياً من القروض المتعثرة (أقل من 20%). في المقابل، سجلت مصارف أخرى مثل البنك العربي نسباً مرتفعة وصلت إلى نحو 79%، ما يشير إلى ارتفاع مستوى التعثر الائتماني لديها، ويعكس ضعف إدارة المخاطر الائتمانية من حيث معالجة القروض المتعثرة. تم إدراج مؤشر القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض لكل مصرف على حدة في الملحق (6).

الشكل (11): تطور متوسط القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض عبر الزمن



الشكل (12): متوسط القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض حسب المصرف



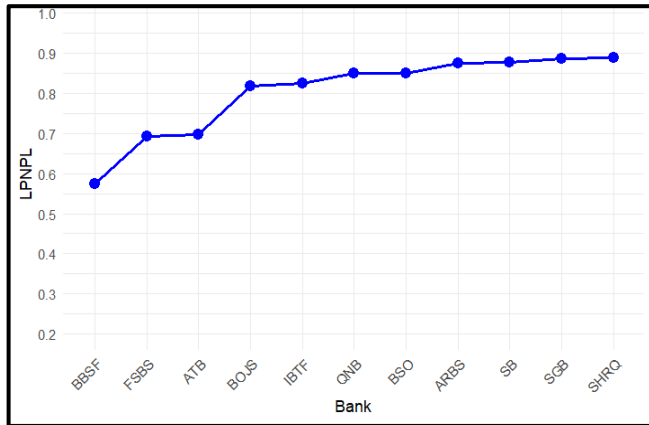
المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

5.2.2. المخصصات إلى القروض غير العاملة

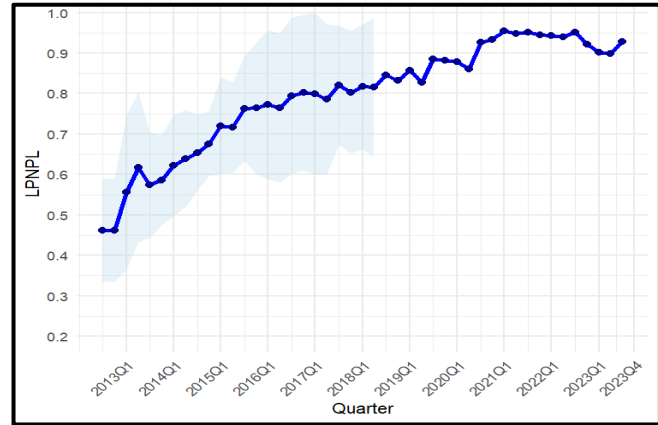
أظهرت الإحصاءات الوصفية أن المتوسط العام بلغ نحو 80% مع انحراف معياري بلغ 18%، وهو ما يشير إلى درجة تباين متوسطة بين المصارف وعبر الزمن. تراوحت القيم بين حد أدنى عند 29% وحد أقصى عند 100%. كما بلغ الانحراف المعياري بين المقاطع 10% مقابل 15% داخل المقاطع. يوضح الشكل (13) أن متوسط المؤشر اتخذ اتجاهًا تصاعدياً، ليصل إلى حدود 80% بنهاية عام 2017، وبعد عام 2019 سجل نسباً أعلى ليصل إلى مستويات تفوق 90% في نهاية فترة الدراسة. ويعود السبب بشكل رئيسي إلى الأثر التراكمي لتطبيق المعيار IFRS 9 حيث ألزمت المصارف وبأثر رجعي عند التطبيق الأولي، تغطية كامل الديون المصنفة ضمن المرحلة الثالثة لأكثر من 360 يوم وغير المغطاة بضمانات مقبولة، مقابل الممارسات السابقة حيث كانت 450 يوماً، بالتزامن مع عملية إطفاء قيمة الضمانة المقبولة حيث كانت قد تجاوزت الأربع سنوات عند التطبيق وبالتالي لا يمكن تخفيض قيمتها من قيمة التعرض بالنسبة لجزء التعرضات المتعثرة المغطى بضمانات مقبولة. وتشير المنطقة الزرقاء المظلمة حول الخط البياني إلى وجود تباين واسع بين المصارف في مستويات التغطية حتى الربع الثالث من عام 2018، ثم أصبحت التباينات شبه معدومة حتى نهاية فترة الدراسة، مما يعكس تجانس في سياسات تكوين المخصصات في تلك الفترة. كما يظهر الشكل (14) أن متوسط المؤشر لكل مصرف على حدة قد سجل

مستويات تفوق 75% لمعظم المصارف، مما يعكس قدرة عالية للقطاع على التحوط للمخاطر الائتمانية. سجلت بعض المصارف نسباً تجاوزت 85% مثل بنك الشرق وشهبا بنك وبنك سورية والخليج. في المقابل، سجلت مصارف أخرى مثل بنك بيمو السعودي الفرنسي وفرنسبنك وبنك الائتمان الأهلي نسباً أدنى، ويعود هذا التباين إلى عمر الديون المتعثرة ونوعية الضمانات المقبولة بالإضافة إلى وجود ديون متعثرة جديدة والتي تخضع لتكوين المخصصات بشكل تدريجي. تم إدراج مؤشر المخصصات إلى القروض غير العاملة لكل مصرف على حدة في الملحق (7).

الشكل (14): متوسط المخصصات إلى القروض غير العاملة حسب المصرف



الشكل (13): تطور متوسط المخصصات إلى القروض غير العاملة عبر الزمن



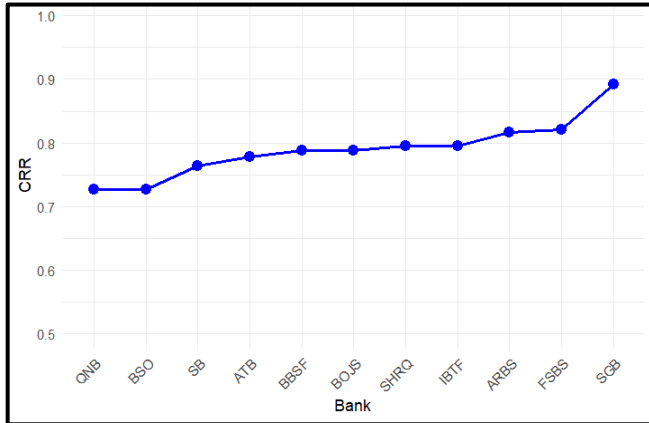
المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

6.2.2. تركيز القروض حسب النشاط الاقتصادي

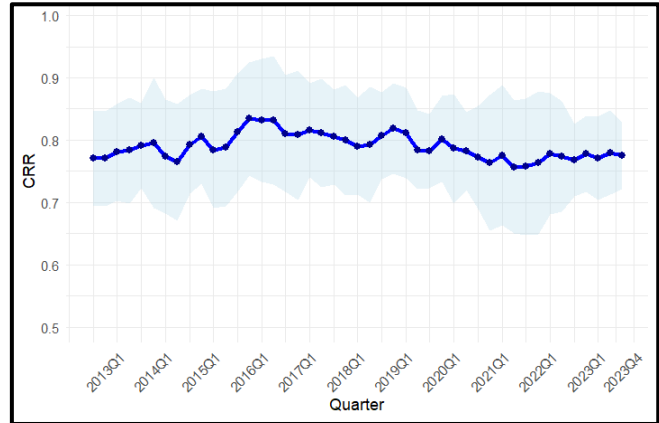
أظهرت الإحصاءات الوصفية أن المتوسط العام بلغ نحو 79%، مع انحراف معياري بلغ 8%، وهو ما يشير إلى درجة تباين متوسطة بين المصارف وعبر الزمن. وقد تراوحت النسبة بين حد أدنى 57% وحد أقصى 99%. كما بلغ الانحراف المعياري بين المقاطع 4% مقابل 7% داخل المقاطع. يظهر الشكل (15) وجود تركيز ائتماني ضمن قطاعات اقتصادية محددة خلال فترة الدراسة، حيث بقي متوسط المؤشر مرتفعاً في حدود (75% - 83%). ويعود السبب إلى تركيز المنح بشكل أساسي في القطاعات التجارية والصناعية مقارنةً بقطاعات أخرى كالقطاعات الخدمية والزراعية والعقارية وقطاع قروض التجزئة وذلك

بسبب حالة عدم الاستقرار الاقتصادي السائدة خلال فترة الدراسة، حيث انخفض توجه المصارف للمنح ضمن هذه القطاعات نتيجة المخاطر المرتفعة المرتبطة بها. وتشير المنطقة الزرقاء المظلمة حول الخط البياني إلى مدى التباين بين المصارف، حيث أظهرت وجود تباين بين المصارف في مستويات التركيز الائتماني. كما يظهر الشكل (16) متوسط التركيز لكل مصرف على حدة. ويُلاحظ أن المؤشر بقي عند مستويات مرتفعة نسبياً تجاوزت 75% لدى معظم المصارف. سجل بنك سورية والخليج أعلى مستويات التركيز عند حدود 90%، ما قد يعكس اعتماده على قطاعات محددة في منح الائتمان. في المقابل، أظهرت مصارف مثل بنك قطر الوطني وبنك سورية والمهجر مستويات تركيز أقل نسبياً عند حدود 73%، ما يشير إلى تنوع أوسع في توزيع التسهيلات بين القطاعات الاقتصادية. وتجدر الإشارة أنه في عام 2023، صدر القرار رقم 204 على أن تلتزم المصارف في توجيه التسهيلات الائتمانية إلى القطاعات الإنتاجية بنسبة لا تقل عن 75% من محفظة التسهيلات الائتمانية المباشرة، مما يبرر نسب التركيز بعد هذا التاريخ، في حين لم يتم هذا التوجيه في الفترات السابقة. تم إدراج مؤشر تركيز القروض حسب النشاط الاقتصادي لكل مصرف على حدة في الملحق (8).

الشكل (16): متوسط تركيز القروض حسب النشاط الاقتصادي حسب المصرف



الشكل (15): تطور متوسط تركيز القروض حسب النشاط الاقتصادي عبر الزمن



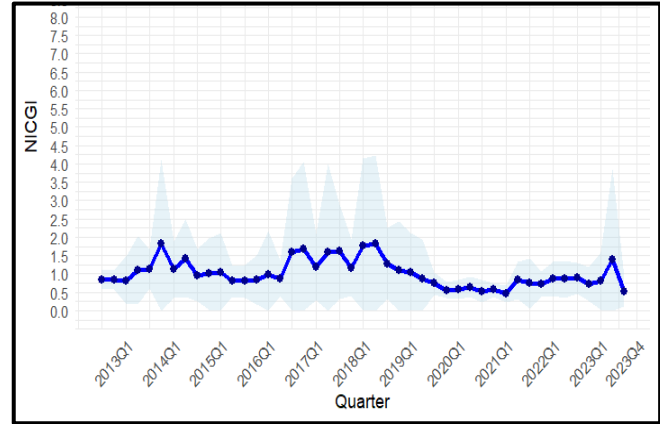
المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

7.2.2. المصروفات التشغيلية إلى الدخل التشغيلي

أظهرت الإحصاءات الوصفية أن المتوسط العام للمؤشر بلغ نحو 101%، مع انحراف معياري مرتفع بلغ 115%، وهو ما يعكس تبايناً كبيراً بين المصارف وعبر الزمن. وقد تراوحت النسبة بين حد أدنى 13% وحد أقصى 875%. كما بلغ الانحراف المعياري بين المقاطع 67% مقابل 95% داخل المقاطع. يظهر الشكل (17) أن متوسط المؤشر بدأ عند حدود 84% في بداية الدراسة ووصل إلى حدود 52% مع وجود فترات من التقلب ما بين الارتفاع والانخفاض. يظهر الرسم البياني ارتفاع متوسط المؤشر مع بعض الانخفاضات ضمن الفترة الممتدة من نهاية عام 2016 ولغاية الربع الثالث من عام 2018 حيث وصل إلى حدود 182%، ويعود ذلك بشكل رئيسي إلى بنك سورية والخليج الذي سجل مستويات مرتفعة جداً وصلت إلى حدود 864% في الربع الثالث من عام 2018. وبعد ذلك، بدأ متوسط المؤشر بالانخفاض بدءاً من نهاية عام 2018 حيث وصل إلى حدود 56% في الربع الأول من عام 2020 بسبب انخفاض النسبة لدى بنك سورية والخليج إلى حدود 76%. وتشير المنطقة الزرقاء المظلمة حول الخط البياني إلى مدى التباين بين المصارف، حيث أظهرت وجود تباين في مستويات المؤشر حتى نهاية عام 2019، ثم تضيق تدريجياً في السنوات اللاحقة. كما يظهر الشكل (18) اختلاف متوسط المؤشر بين المصارف، مما يعكس اختلافاً في عملية إدارة المصروفات التشغيلية وتوليد الدخل، غير أن مصرف سورية والخليج يشكل استثناءً واضحاً، حيث سجل متوسطاً أعلى من بقية المصارف، مما يدل على ارتفاع المصروفات التشغيلية وانخفاض مستويات الدخل التشغيلي بشكل ملحوظ عبر الفترات المختلفة. تم إدراج مؤشر المصروفات التشغيلية إلى الدخل التشغيلي لكل مصرف على حدة في الملحق (9).

الشكل (17): تطور متوسط المصروفات التشغيلية إلى

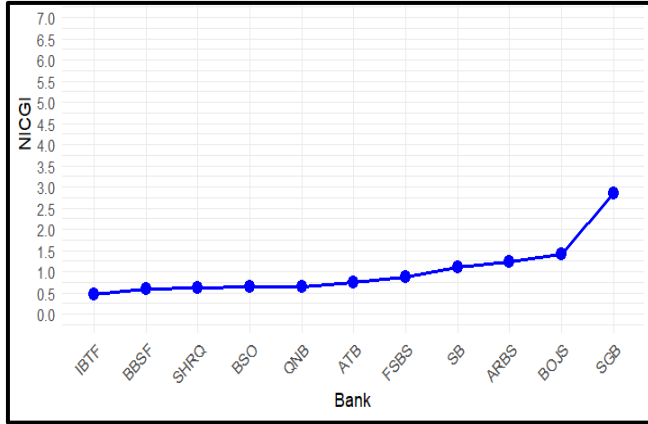
الدخل التشغيلي عبر الزمن



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

الشكل (18): متوسط المصروفات التشغيلية إلى

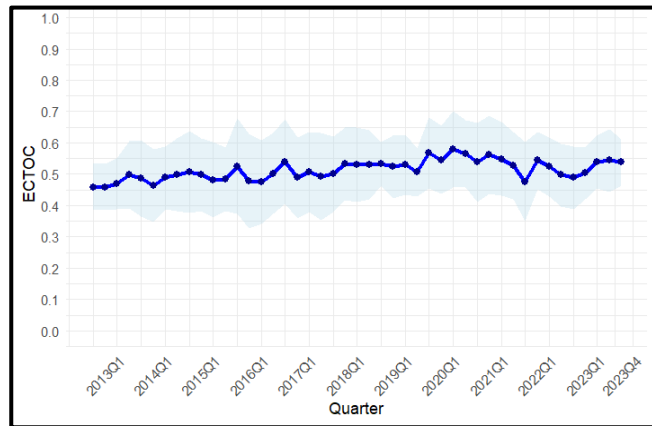
الدخل التشغيلي حسب المصرف



8.2.2. نفقات الموظفين إلى المصروفات التشغيلية

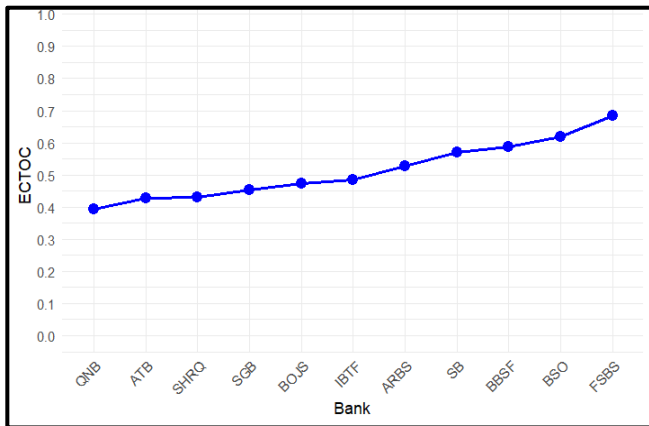
أظهرت الإحصاءات الوصفية أن المتوسط العام للمؤشر بلغ 51%، مع انحراف معياري بلغ 11%، وهو ما يعكس تبايناً متوسطاً بين المصارف وعبر الزمن. وقد تراوحت النسبة بين حد أدنى 17% وحد أقصى 79%. كما بلغ الانحراف المعياري بين المقاطع 9% مقابل 7% داخل المقاطع. يظهر الشكل (19) أن متوسط المؤشر اتسم بالاستقرار النسبي عند مستويات تتراوح بين 45% و60% مع وجود بعض التقلبات. ويعود هذا الارتفاع إلى أن فترة الدراسة كانت مصحوبة بمستويات مرتفعة من التضخم، ومحاولة المصارف الحفاظ على الموارد البشرية في ظل ارتفاع معدل الدوران. وتشير المنطقة الزرقاء المظلمة حول الخط البياني إلى مدى التباين بين المصارف، حيث أظهرت وجود تباين بين المصارف مما يشير إلى اختلافات في هيكل الرواتب والأجور في القطاع المصرفي. كما يظهر الشكل (20) اختلاف متوسط المؤشر بين المصارف، حيث سجلت بعض المصارف مستويات تجاوزت حدود 60% مثل بنك سورية والمهجر وفرنسبنك، في حين سجلت مصارف أخرى مستويات تقل عن 45% مثل بنك قطر الوطني وبنك الائتمان الأهلي وبنك الشرق. أما بقية المصارف فتركز حول المتوسط (45%-60%)، ما يعكس تجانساً نسبياً في سياسة الرواتب والأجور لديها. تم إدراج مؤشر نفقات الموظفين إلى المصروفات التشغيلية لكل مصرف على حدة في الملحق (10).

الشكل (19): تطور متوسط نفقات الموظفين إلى المصروفات



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

الشكل (20): متوسط نفقات الموظفين إلى المصروفات



9.2.2. معدل العائد على الموجودات

أظهرت النتائج الإحصائية أن المتوسط العام للمؤشر بلغ نحو 0,1%، مع انحراف معياري بلغ 0,8%. وقد تراوحت النسبة بين حد أدنى -3% وحد أقصى 3%. كما بلغ الانحراف المعياري بين المقاطع 0,3% مقابل 0,8% داخل المقاطع. يوضح الشكل (21) أن متوسط المؤشر بقي قريباً من الصفر، مع ميل طفيف نحو القيم السالبة في بعض الفترات، ويعود السبب إلى انخفاض الأرباح التشغيلية الناتجة بشكل أساسي من محافظ قروض معظمها بالليرة السورية مقابل ارتفاع المصروفات التشغيلية نتيجة ارتفاع التضخم. كما أن فوائض السيولة موجودة على شكل أرصدة وودائع لأجل لدى المصارف عوضاً عن استثمارها ضمن قروض منتجة أو أدوات مالية تحقق عوائد أعلى، وذلك بسبب صعوبة توظيف القطع الأجنبي في قروض لمشاريع استثمارية نتيجة الظروف الاقتصادية السائدة خلال فترة الدراسة، مع وجود فرق بين سعر الصرف الرسمي وسعر السوق الموازي والذي أدى إلى مخاطر قانونية متمثلة بالتشريعات التي تعتمد الليرة السورية عملة الإبراء. بالإضافة إلى التعليمات الرقابية التي ألزمت المستوردين بإعادة سداد قروض تمويل المستوردات بالقطع الأجنبي من خلال قنوات خارجية في ظل عدم وجود مصارف مراسلة، وكذلك تفضيل المقترضين الحصول على التسهيلات بالليرة السورية لجدواها الاقتصادية في ظل انخفاض سعر صرف الليرة السورية. ومن جانب آخر، فإن إعادة تقييم الموجودات والتي مصدرها بشكل

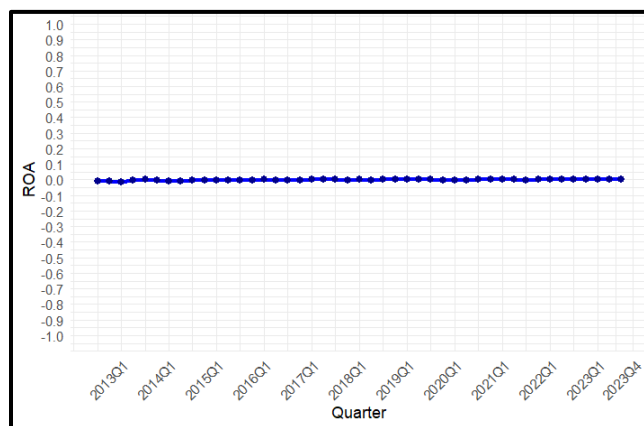
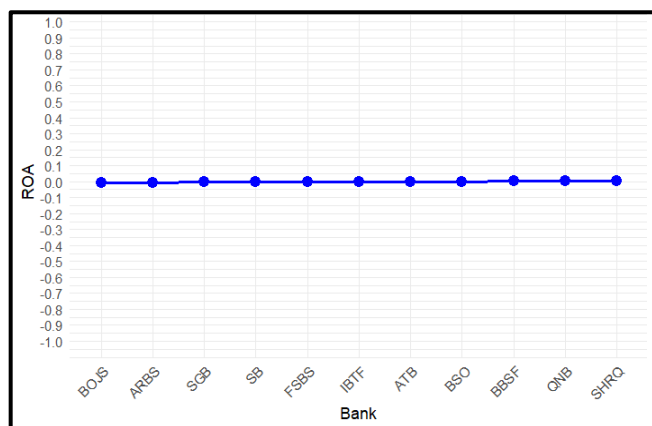
أساسي القطع البنوي والودائع بالقطع الأجنبي أدى إلى ارتفاع الموجودات بشكل كبير في ظل ارتفاع أسعار الصرف. كما يظهر الشكل (22) تقارب مستويات المؤشر لجميع المصارف دون تفوق لمصرف على آخر، ويعود السبب إلى تشابه الظروف الاقتصادية والقيود المفروضة على القطاع ككل. تم إدراج مؤشر معدل العائد على الموجودات لكل مصرف على حدة في الملحق (11).

الشكل (21): تطور متوسط معدل العائد على الموجودات

الشكل (22): متوسط معدل العائد على الموجودات

حسب المصرف

عبر الزمن



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

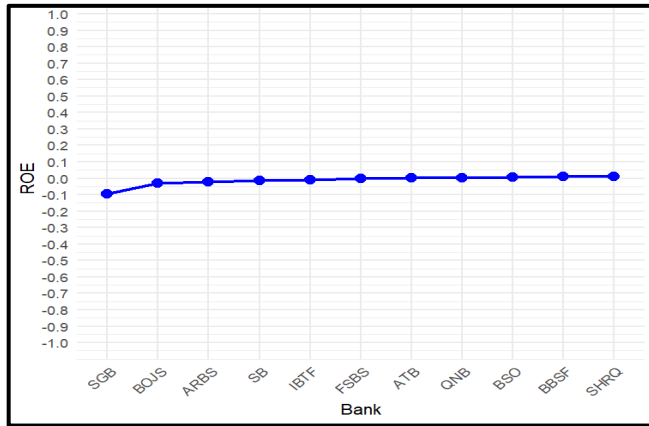
10.2.2. معدل العائد على حقوق الملكية

أظهرت النتائج الإحصائية أن المتوسط العام للمؤشر بلغ نحو -1%، مع انحراف معياري بلغ حوالي 7%. وقد تراوحت النسبة بين حد أدنى -56% وحد أقصى 39.7%. كما بلغ الانحراف المعياري بين المقاطع 3% مقابل 7% داخل المقاطع. يظهر الشكل (23) أن متوسط المعدل بقي قريباً من الصفر، مع ميل طفيف نحو القيم السالبة في بعض الفترات. ويعود السبب إلى انخفاض الأرباح التشغيلية الصافية نتيجة الأسباب المشروحة في الفقرة السابقة، كما أن إعادة تقييم الموجودات والتي مصدرها بشكل أساسي القطع البنوي والودائع بالقطع الأجنبي والذي انعكس في حقوق الملكية ضمن بند الأرباح غير المحققة، أدى إلى ارتفاع حقوق الملكية بشكل كبير في ظل ارتفاع أسعار الصرف. كما يظهر الشكل (24) أن جميع المصارف تحقق مستويات متقاربة جداً، دون وجود فوارق واضحة أو مصرف يتفوق بشكل جوهري

على المصارف الأخرى. ويعود السبب إلى تشابه الظروف الاقتصادية والقيود المفروضة على القطاع المصرفي ككل. تم إدراج مؤشر معدل العائد على حقوق الملكية لكل مصرف على حدة في الملحق (12).

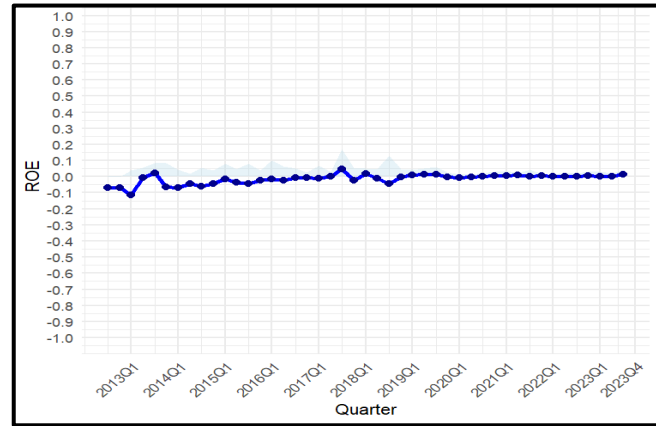
الشكل (24): متوسط معدل العائد على حقوق

الملكية حسب المصرف



الشكل (23): تطور متوسط معدل العائد على حقوق

الملكية خلال فترة الدراسة



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

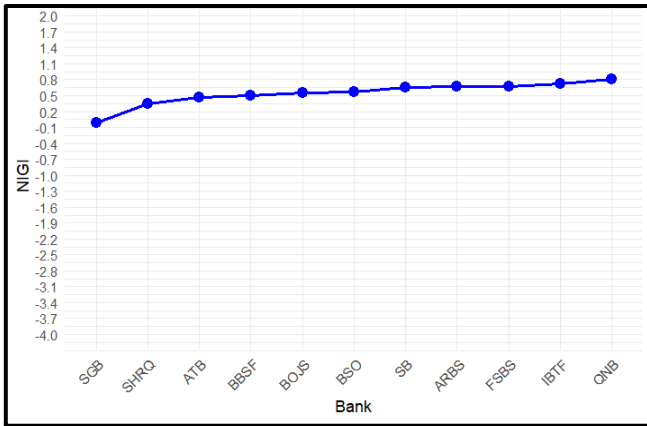
11.2.2. هامش الفائدة إلى الدخل التشغيلي

أظهرت الإحصاءات الوصفية أن المتوسط العام بلغ نحو 51%، مع انحراف معياري مرتفع بلغ 52%، ما يعكس وجود تباينات بين المصارف وعبر الزمن. وقد تراوحت النسبة بين حد أدنى بلغ -408% وحد أقصى بلغ 132%. كما بلغ الانحراف المعياري بين المقاطع 30% مقابل 44% داخل المقاطع. يظهر الشكل (25) وجود تقلبات في متوسط المؤشر، مع تسجيل انخفاضات ملحوظة في بعض الفترات (الربع الأول من عام 2017، والربع الثاني من عام 2018 والربع الثالث من عام 2023). ويعود السبب في ذلك إلى بنك سورية والخليج الذي سجل مستويات منخفضة جداً وسالبة. تشير المنطقة الزرقاء المظلمة حول الخط البياني إلى مدى التباين بين المصارف، حيث أظهرت وجود تباين واسع النطاق بشكل واضح في عامي 2017 و2018 و2023، بسبب تسجيل بنك سورية والخليج لمستويات منخفضة جداً مقارنةً ببقية المصارف في تلك الفترات، في حين بقيت فترات أخرى ضمن نطاق ضيق نسبياً. كما يظهر الشكل (26) اختلاف المصارف نسبياً من حيث متوسط المؤشر، حيث سجل بنك سورية والخليج أدنى نسبة بلغت -0.3%، ويعود السبب إلى تسجيل هامش فائدة سالب في العديد من الفترات. في حين سجل بنك

قطر الوطني أعلى نسبة عند حدود 81%، نتيجة لوجود استثمارات في سندات خارجية بالقطاع الأجنبي ذات عائد مقبول نسبياً ساهم برفع مستويات المؤشر، بينما تراوحت قيم بقية المصارف بين (35% - 73%) تبعاً لنموذج أعمال كل مصرف على حدة. تم إدراج مؤشر هامش الفائدة إلى الدخل التشغيلي لكل مصرف على حدة في الملحق (13).

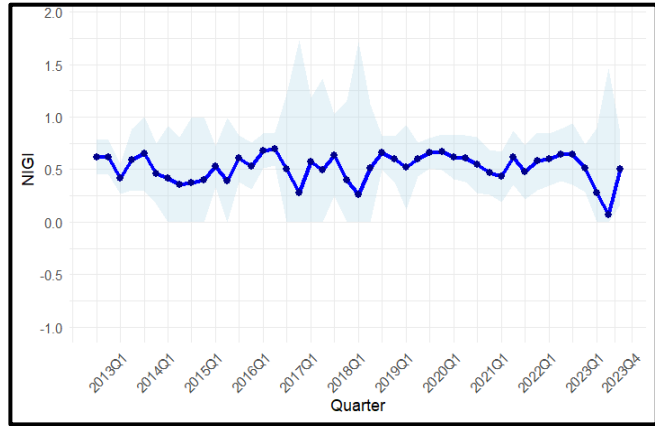
الشكل (26): متوسط هامش الفائدة إلى إجمالي

الدخل التشغيلي حسب المصرف



الشكل (25): تطور متوسط هامش الفائدة إلى إجمالي

الدخل التشغيلي عبر الزمن



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

12.2.2. هامش الفائدة إلى هامش الفائدة وهامش الرسوم

أظهرت الإحصاءات الوصفية أن المتوسط العام بلغ نحو 62%، مع انحراف معياري مرتفع بلغ 48%، ما يعكس وجود تباينات بين المصارف وعبر الزمن. وقد تراوحت النسبة بين حد أدنى بلغ -368% وحد أقصى بلغ 107%. كما بلغ الانحراف المعياري بين المقاطع 29% مقابل 39% داخل المقاطع. يظهر الشكل (27) وجود تقلبات دورية في المؤشر، مع تسجيل انخفاضات ملحوظة في بعض الفترات (الربع الثالث من عام 2014، والربع الأول من عام 2017، والربع الثالث من عام 2018، والربع الثالث من عام 2023). ويعود السبب إلى بنك سورية والخليج حيث سجل هوامش سالبة مرتفعة جداً في تلك الفترات. وتشير المنطقة الزرقاء المظلمة حول الخط البياني إلى مدى التباين بين المصارف، حيث أظهرت وجود تباين واسع النطاق في العديد من الفترات ويعود السبب إلى تسجيل بنك سورية والخليج هوامش سالبة مقارنة ببقية المصارف التي حققت نسباً موجبة. كما يظهر الشكل (28) اختلاف المصارف نسبياً

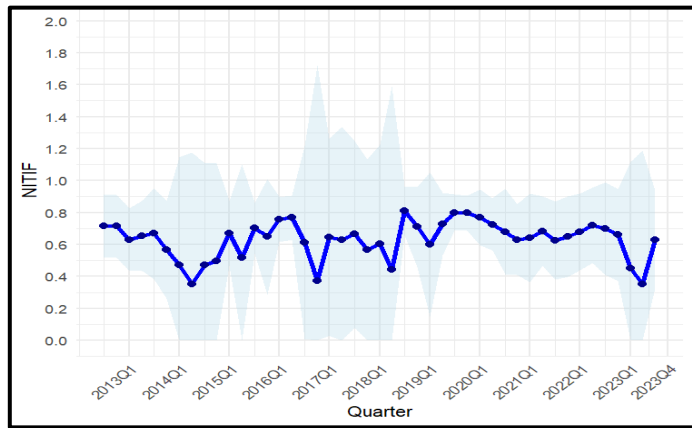
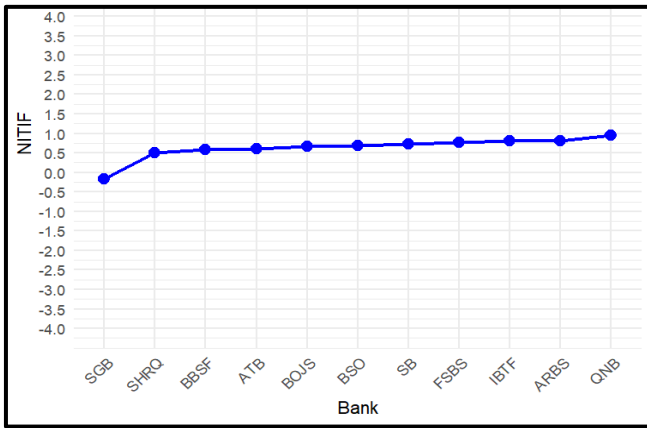
من حيث قيم المؤشر، حيث سجل بنك سورية والخليج أدنى نسبة بلغت -0.17%، في حين سجل بنك قطر الوطني أعلى نسبة عند حدود 94%، ويعود السبب إلى اعتماده على رأس المال أكثر كمصدر للاستثمارات التي تحقق فوائد أكثر من اعتماده على الودائع لأجل المكلفة للفوائد مما رفع من هامش الفائدة. بينما تراوحت قيم بقية المصارف بين (50% - 81%). تم إدراج مؤشر هامش الفائدة إلى مجموع هامش الفائدة وهامش الرسوم لكل مصرف على حدة في الملحق (14).

الشكل (28): متوسط هامش الفائدة إلى مجموع

هامش الفائدة وهامش الرسوم حسب المصرف

الشكل (27): تطور متوسط هامش الفائدة إلى مجموع

هامش الفائدة وهامش الرسوم عبر الزمن



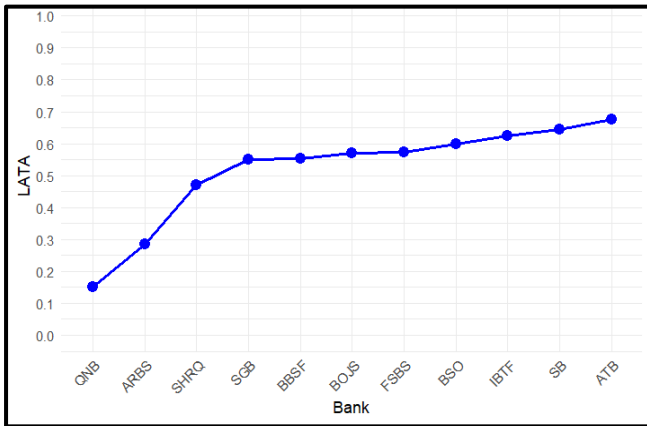
المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

13.2.2. الموجودات السائلة إلى إجمالي الموجودات

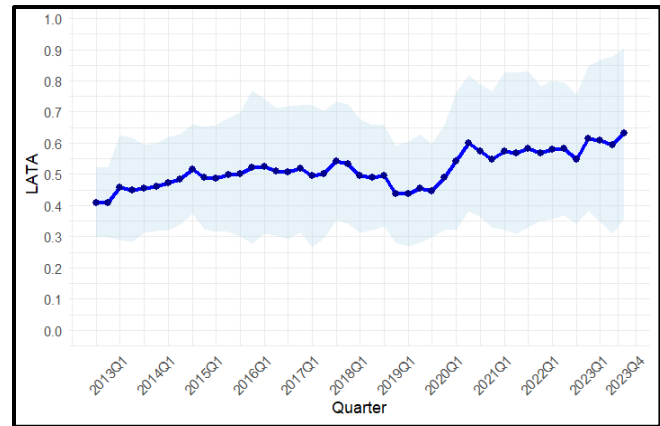
أظهرت الإحصاءات الوصفية أن المتوسط العام بلغ 52%، مع انحراف معياري مرتفع بلغ 20%، وهو ما يعكس تبايناً متوسطاً بين المصارف. وقد تراوحت النسبة بين حد أدنى 6% وحد أقصى 93%. كما بلغ الانحراف المعياري بين المقاطع 16% مقابل 13% داخل المقاطع. يظهر الشكل (29) اتجاه تصاعدي تدريجي لمتوسط المؤشر، حيث بدأت النسبة عند حدود 41% عام 2013 وبقيت ضمن هذه الحدود حتى نهاية عام 2019. كما أخذ المؤشر بالارتفاع بدءاً من عام 2020 حتى وصل إلى حدود 60% في نهاية فترة الدراسة، ويعود ذلك إلى قيام المصارف بعد تطبيق المعيار IFRS 9 بتحويل الودائع التي تزيد فترة استحقاقها عن ثلاثة أشهر إلى فترات استحقاق أقل من ثلاثة أشهر لتجنب تشكيل مخصصات مرتفعة على تلك الودائع. وتشير المنطقة الزرقاء المظلمة حول الخط البياني إلى مدى التباين

بين المصارف، حيث أظهرت وجود تباين واسع نسبياً يعكس تفاوتاً في سياسات إدارة السيولة بين المصارف. كما يظهر الشكل (30) وجود اختلافات واضحة في مستوى الموجودات السائلة بين المصارف، حيث سجل بنك قطر الوطني والبنك العربي نسب دون حدود 30%، نتيجة التوجه إلى الاستثمار بسندات صادرة عن مصارف خارجية. في المقابل، أظهر كل من بنك الائتمان الأهلي وشهبا بنك مستويات أعلى من الموجودات السائلة نتيجة توجه هذه المصارف لربط الودائع على فترات أقل من ثلاثة لتخفيض أعباء تشكيل المخصصات. تم إدراج مؤشر الموجودات السائلة إلى إجمالي الموجودات لكل مصرف على حدة في الملحق (15).

الشكل (30): متوسط الموجودات السائلة إلى إجمالي الموجودات حسب المصرف



الشكل (29): تطور متوسط الموجودات السائلة إلى إجمالي الموجودات عبر الزمن



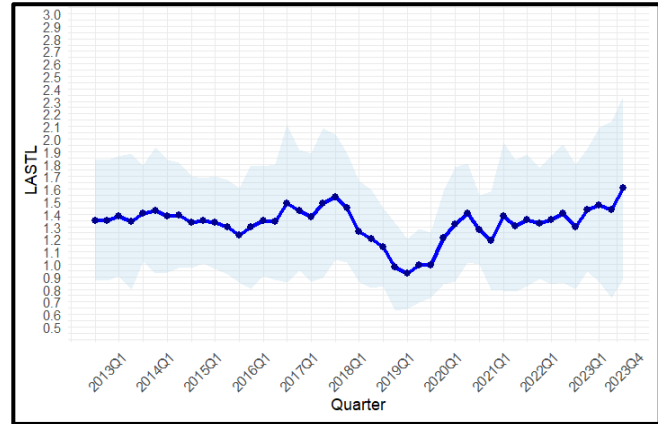
المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

14.2.2. الموجودات السائلة إلى الودائع قصيرة الأجل

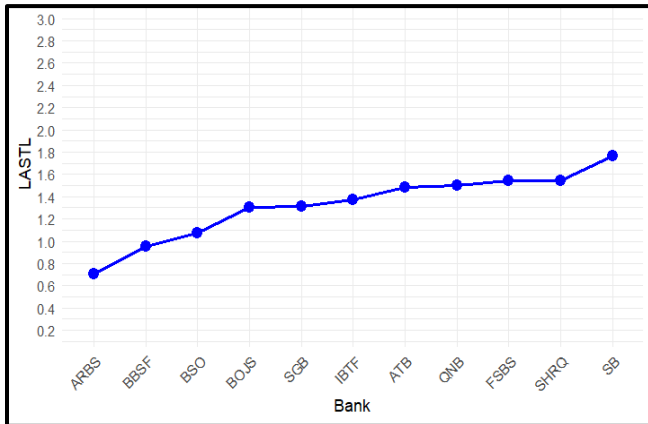
أظهرت الإحصاءات الوصفية أن المتوسط العام بلغ حوالي 132%، مع انحراف المعياري بلغ 47%، ما يعكس وجود تباين واسع بين المصارف وعبر الزمن. تراوحت النسبة بين 31% كحد أدنى و 301% كحد أقصى. كما بلغ الانحراف المعياري بين المقاطع 31% مقابل 37% داخل المقاطع. يُظهر الشكل (31) أن متوسط المؤشر تجاوز حدود 100% في معظم الفترات، مما يشير إلى قدرة القطاع على مواجهة السحوبات الفورية وهو مستوى مرتفع يعكس سياسة سيولة محافظة. يتضح من الرسم أن المتوسط بدأ عند متوسط 135% وبقي عند هذا المستوى مع بعض الانخفاضات حتى نهاية عام 2015، ثم أخذ بالارتفاع

حتى وصل إلى حدود 154% في نهاية عام 2017. بعد ذلك، بدأ بالانخفاض حتى وصل إلى نحو 99% في نهاية عام 2019، ويعود سبب الانخفاض إلى استقرار سعر الصرف مما أدى إلى انخفاض رغبة العملاء على الاقتراض بمعدلات فوائد مرتفعة نسبياً في ظل انخفاض معدل التضخم، الأمر إلى أدى انخفاض رغبة المصارف على استقطاب ودائع لأجل أو تجديدها والتوجه لقبول حسابات جارية وودائع توفير، بالإضافة إلى توجه بعض المصارف لاستقطاب ودائع من مصارف ذات استحقاقات 3 أشهر أو أقل لكلفتها المنخفضة مما أدى إلى زيادة الالتزامات قصيرة الأجل. ومن ثم عاودت الارتفاع (2020-2023)، ليصل إلى حدود 161% في نهاية فترة الدراسة، ويعود السبب إلى توجه المصارف إلى توظيف الفوائض على شكل ودائع وخاصة لدى المصارف الخارجية وعلى فترات 3 أشهر أو أقل لتجنب أعباء تكوين المخصصات في ظل تطبيق المعيار IFRS 9، بالتزامن مع ارتفاع القيمة الدفترية لهذه الودائع نتيجة إعادة التقييم الناجم عن ارتفاع أسعار الصرف، الأمر الذي أدى إلى زيادة الموجودات السائلة بنسبة أكبر من زيادة المطلوبات قصيرة الأجل وعليه إلى زيادة النسبة. وتشير المنطقة الزرقاء المظلمة حول الخط البياني إلى مدى التباين بين المصارف، حيث أظهرت وجود تباين واسع نسبياً في معظم الفترات مما يعكس تفاوتاً في سياسات إدارة السيولة بين المصارف. كما يُظهر الشكل (32) وجود اختلافات واضحة بين المصارف في متوسط نسبة تغطية الودائع قصيرة الأجل من خلال الموجودات السائلة، حيث سجل البنك العربي مستويات أقل مقارنةً ببقية المصارف، نتيجة اعتماده على الودائع من المصارف قصيرة الأجل بسبب كلفتها المنخفضة بالمقارنة مع ودائع العملاء. في المقابل، سجل شهما بنك متوسط مرتفع يفوق 170%، قد تعكس ضعف في إدارة السيولة وعدم توظيف الفوائض المتوفرة على مدى متوسط أو طويل الأجل لتحقيق عوائد أعلى. تم إدراج مؤشر الموجودات السائلة إلى الودائع قصيرة الأجل لكل مصرف على حدة في الملحق (16).

الشكل (31): تطور متوسط الموجودات السائلة إلى الودائع قصيرة الأجل عبر الزمن



الشكل (32): متوسط الموجودات السائلة إلى الودائع قصيرة الأجل حسب المصرف



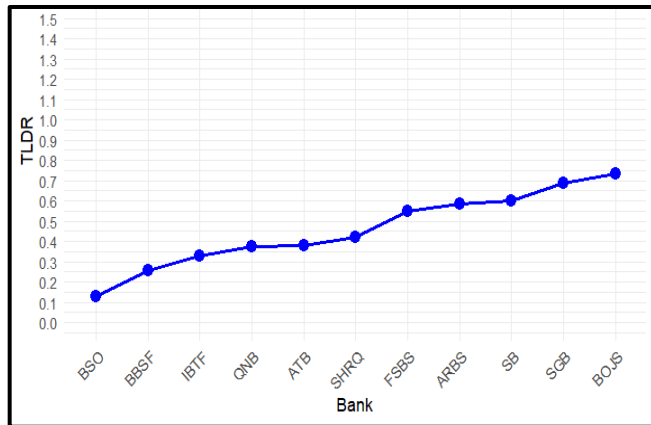
المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

15.2.2. إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع

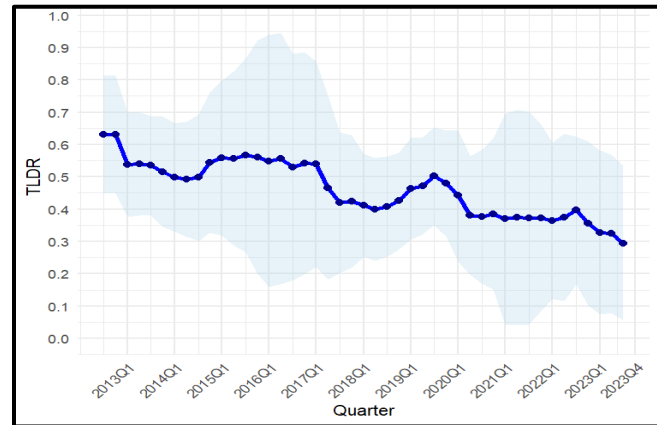
أظهرت الإحصاءات الوصفية أن المتوسط العام بلغ 45% بانحراف المعياري 25% مما يعكس تبايناً واضحاً بين المصارف والفترات. تراوحت النسبة بين 3% كحد أدنى و157% كحد أقصى. كما بلغ الانحراف المعياري بين المقاطع 19% مقابل 17% داخل المقاطع. يُظهر الشكل (33) أن متوسط المؤشر يظهر اتجاهاً تنازلياً حيث بدأ عند مستوى مرتفع في الربع الأول من عام 2013، بحدود 63% ووصل إلى حدود 29% في نهاية عام 2023. شهدت الفترة ما قبل عام 2020، فترات متعاقبة ما بين الارتفاع والانخفاض مع الحفاظ على الاتجاه العام المنخفض، ويعود السبب إلى تباين توجهات العملاء نحو الاقتراض في هذه الفترات حيث تأثر المتوسط بالانخفاض بسبب تجنب العملاء الاقتراض في ظل استقرار سعر الصرف الرسمي مع ارتفاع كلفة الفوائد، وتأثر بالارتفاع نتيجة انخفاض سعر صرف الليرة السورية مما يجعل الاقتراض بالليرة السورية مجدي اقتصادياً، أما بعد عام 2020 استمر المتوسط بالانخفاض بسبب ارتفاع القيمة الدفترية لودائع العملاء بالقطع الأجنبي نتيجة إعادة تقييمها وفق أسعار صرف مرتفعة بينما معظم محافظ القروض ممنوحة بالليرة السورية. تشير المنطقة الزرقاء المظلمة حول المتوسط، إلى وجود تبايناً واسعاً خلال الفترة 2015-2017، وخلال الفترة من عام 2021 وحتى نهاية

فترة الدراسة، ويعود السبب إلى اختلاف سياسات إدارة السيولة بين المصارف من جهة، واختلاف نسبة الودائع بالقطع الأجنبي من إجمالي الودائع والمعاد تقييمها في ظل ارتفاع أسعار الصرف من جهة أخرى. كما يظهر الشكل (34) تباين واسع في متوسط نسبة الإقراض إلى الودائع بين المصارف، إذ تراوح المتوسط بين نحو 13% و 73%. سجلت بعض المصارف مثل بنك سورية والخليج وبنك الأردن نسب أعلى مقارنة ببقية المصارف لجهة استغلال أكبر للسيولة المتوفرة ونسب أقل من الودائع بالقطع الأجنبي، في حين أظهر بنك سورية والمهجر نسبة أقل نتيجة لوجود نسب مرتفعة من ودائع العملاء بالقطع الأجنبي من إجمالي ودائع العملاء. تم إدراج مؤشر إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع لكل مصرف على حدة في الملحق (17).

الشكل (34): متوسط إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع حسب المصرف



الشكل (33): تطور متوسط إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع عبر الزمن



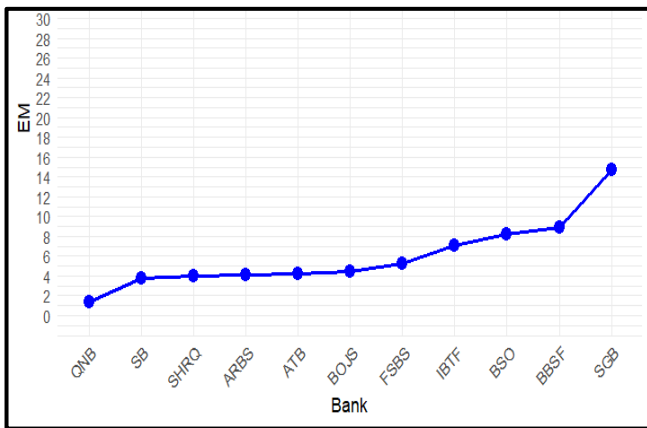
المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

16.2.2. مضاعف حقوق الملكية

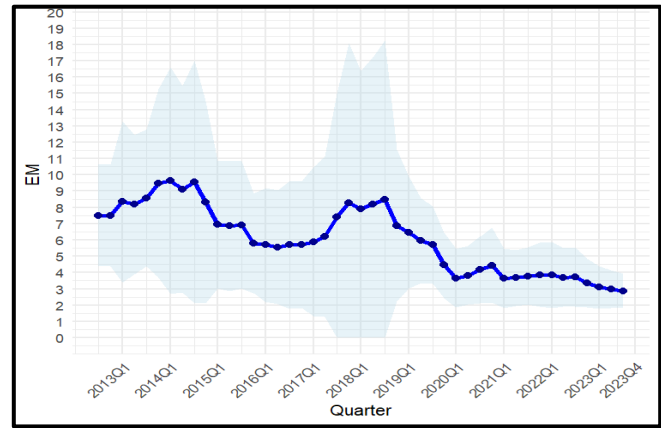
أظهرت الإحصاءات الوصفية أن المتوسط العام بلغ نحو 600% بانحراف معياري مرتفع قدره 487%، ما يعكس تبايناً كبيراً عبر المصارف والفترات. تراوحت النسبة بين 122% كحد أدنى و 3,706% كحد أقصى. كما بلغ الانحراف المعياري بين المقاطع 361% مقابل 344% داخل المقاطع. يُظهر الشكل (35) أن متوسط مؤشر قد اتبع مساراً تنازلياً واضحاً خلال فترة الدراسة. سجل المتوسط مستويات مرتفعة نسبياً خلال الفترة (2013-2014)، حيث تراوحت قيم مضاعف حقوق الملكية حول مستويات تقارب 7-

10، ويعود السبب إلى بنك سورية والخليج الذي سجل متوسط بلغ 1948% في تلك الفترة. ثم بدأ بالانخفاض في بداية عام 2015، واستمر بالانخفاض حتى الربع الثالث من العام 2016، نتيجة انخفاض متوسط المؤشر لبنك سورية والخليج في تلك الفترة إلى حدود 1485%. ومع نهاية عام 2016 أخذ المؤشر بالارتفاع التدريجي حتى وصل إلى حدود 849% في نهاية عام 2018 بسبب تسجيل بنك سورية والخليج مضاعف قدره 3706%. ومنذ بداية العام 2019 حتى نهاية فترة الدراسة، شهد المؤشر انخفاضاً متسارعاً نتيجة ارتفاع سعر الصرف بشكل كبير والذي أثر بشكل مباشر على إعادة تقييم مركز القطع البنوي ضمن حقوق الملكية. تشير المنطقة الزرقاء إلى تباين واضح بين المصارف في بعض الفترات ولا سيما 2013 و 2014 و 2018، مما يشير إلى وجود تباين في استراتيجيات هيكل الالتزامات وحجم حقوق الملكية. كما يظهر الشكل (36) أن قيمة المؤشر تتراوح بين نحو 200% وصولاً إلى ما يقارب 1400%. تظهر بعض المصارف مثل بنك قطر الوطني قيمةً منخفضة (أقل من 4)، ويعود السبب إلى ارتفاع حجم القطع البنوي لديه مقارنةً ببقية المصارف. في المقابل، تظهر مصارف أخرى مثل بنك سورية والخليج قيمةً مرتفعة بشكل واضح تتجاوز 14، ويعود السبب إلى ارتفاع حجم المطلوبات لديه بشكل كبير مقارنةً بحجم حقوق الملكية. تم إدراج مؤشر مضاعف حقوف الملكية لكل مصرف على حدة في الملحق (18).

الشكل (36): متوسط مضاف حقوق الملكية حسب المصرف



الشكل (35): تطور متوسط مضاعف حقوق الملكية عبر الزمن



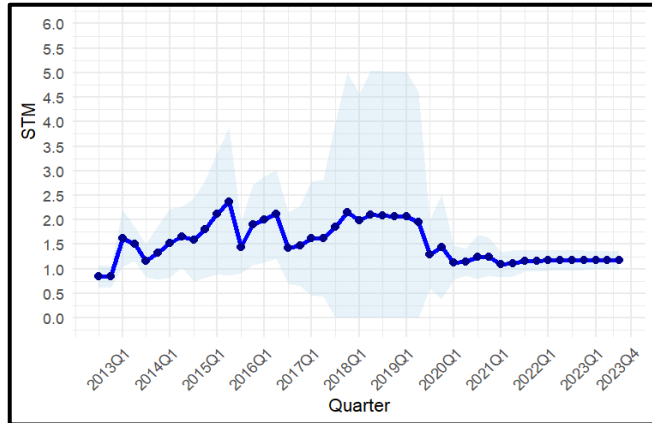
المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

17.2.2. المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي

أظهرت الإحصاءات الوصفية أنّ المتوسط العام بلغ نحو 153% بانحراف معياري مرتفع قدره 132%، ما يعكس تبايناً مرتفعاً عبر المصارف والفترات. تراوحت النسبة بين 54% كحد أدنى و108% كحد أقصى. كما بلغ الانحراف المعياري بين المقاطع 83% مقابل 105% داخل المقاطع. يُظهر الشكل (37) أن ارتفاع متوسط المؤشر من حوالي 84% في بداية فترة الدراسة حتى حدود 236% في الربع الثالث من عام 2015 نتيجة ارتفاع مستويات النسبة لبنك سورية والخليج حيث وصلت إلى 650% في الربع الثالث من عام 2015%. وخلال الفترة من نهاية عام 2015 حتى الربع الثالث من عام 2017، تقلب المؤشر بين الانخفاض والارتفاع، حتى استقر عند حدود 200% من بداية عام 2018 حتى الربع الثالث من عام 2019، نتيجة استقرار أسعار الصرف في هذه الفترة، بالإضافة إلى صدور قرار مصرف سورية المركزي رقم 1409 في عام 2016 الذي ساهم في خفض التقلبات من خلال خفض نسبة المراكز المفتوحة بالقطع التشغيلي من صافي الأموال الخاصة من 5% إلى 1%. بعد ذلك، انخفض المؤشر إلى حدود 1.3 وظل مستقراً عند هذا المستوى حتى نهاية فترة الدراسة. ويعود السبب إلى ارتفاع أسعار الصرف الذي أدى إلى ارتفاع رأس المال التنظيمي ومنه إلى انخفاض النسبة، على الرغم من صدور القرار 292 في عام 2019 الذي تضمن رفع نسبة الحد الأعلى للمراكز المفتوحة بالقطع التشغيلي من 1% إلى 2%. وتشير المنطقة المظلمة حول المتوسط إلى وجود تباين واسع نسبياً بين المصارف خلال الفترة (2014 - 2016)، ثم اتسع هذا التباين بشكل كبير خلال الفترة (2017 - 2019)، وهو ما يشير إلى تفاوت ملحوظ في سياسات إدارة المراكز المفتوحة بالعملات الأجنبية. إلا أنّ الفترة اللاحقة (2020-2023) اتسمت بتراجع كبير في التباين بين المصارف، مما يشير إلى انخفاض أثر مراكز القطع المفتوحة مقابل حجم رأس المال التنظيمي المعاد تقييمه. كما يظهر الشكل (38) وجود تقارب في قيم المؤشر لجميع المصارف باستثناء بنك سورية والخليج حيث سجل متوسط قدره 390%. تعتبر المصارف ذات القيم الأدنى مثل بنك سورية والمهجر وبنك قطر الوطني وبنك الشرق أكثر تحفظاً، إذ تحافظ على مراكز مفتوحة أقل نسبياً. أما

المصارف ذات القيم الأعلى مثل بنك سورية والخليج فتبدو أكثر انكشافاً على العملات الأجنبية، مما يجعلها أكثر عرضة لمخاطر تقلبات أسعار الصرف. تم إدراج مؤشر المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي لكل مصرف على حدة في الملحق (19).

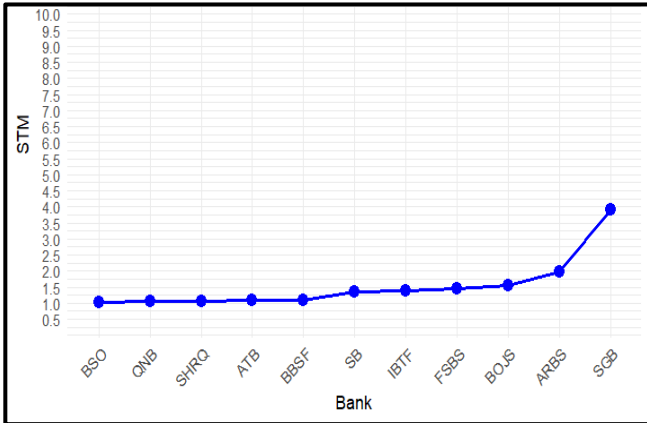
الشكل (37): تطور متوسط المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي عبر الزمن



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

الشكل (38): متوسط المركز الصافي المفتوح

بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي حسب المصرف

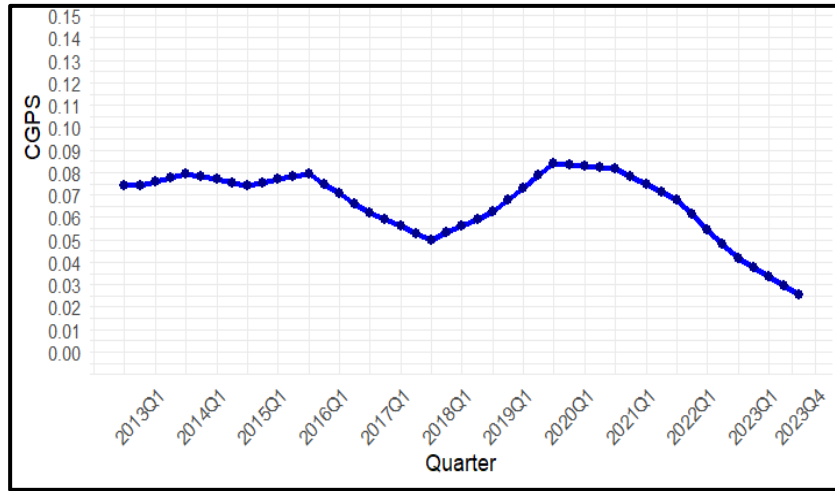


3.2. المتغيرات القطاعية

1.3.2. الائتمان الممنوح للقطاع الخاص إلى الناتج المحلي الإجمالي

أظهرت الإحصاءات الوصفية أن المتوسط العام بلغ نحو 6% بانحراف معياري قدره 1.5%، ما يعكس تبايناً واسعاً عبر الفترات. تراوحت النسبة بين 2.5% كحد أدنى و8% كحد أقصى. ويُبين الشكل (39) أن الائتمان الممنوح للقطاع الخاص كنسبة من الناتج المحلي الإجمالي شهد اتجاهًا تنازلياً واضحاً على المدى الطويل. شهدت الفترة (2013-2015) استقراراً نسبياً حول 7-8%، ثم بدأت مرحلة التراجع الواضح في عام 2016 واستمرت حتى نهاية 2017. وخلال عامي 2018 و2019 ارتفع المؤشر تدريجياً ليبلغ نحو 8%. إلا أن المؤشر عاد للانخفاض منذ بداية 2020 إلى أن وصل إلى حدود 3% في نهاية فترة الدراسة. ويعود هذا الاتجاه التنازلي إلى ارتفاع الناتج المحلي الإجمالي من جهة، وإلى محدودية مساهمة القطاع الخاص مقابل القطاع العام بوصفه المكون الأكبر للناتج المحلي الإجمالي.

الشكل (39): تطور حجم الائتمان الممنوح للقطاع الخاص خلال فترة الدراسة



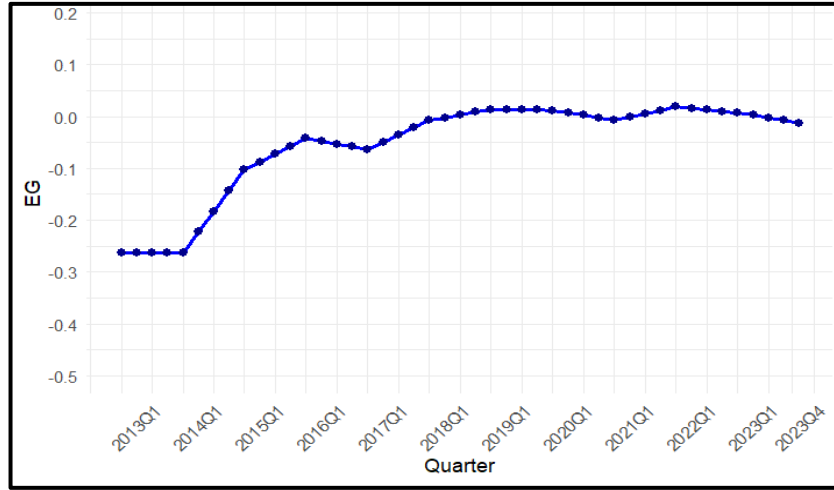
المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

4.2. المتغيرات الاقتصادية الكلية

1.4.2. معدل النمو الاقتصادي

أظهرت الإحصاءات الوصفية أنّ المتوسط العام بلغ نحو 6% بانحراف معياري قدره 1.5%، ما يعكس تبايناً واسعاً عبر الفترات. تراوحت النسبة بين 2.5% كحد أدنى و8% كحد أقصى. يظهر الشكل (40) أنّ معدل النمو الاقتصادي انتقل من مستويات انكماش بلغت نحو -0.26 في عام 2013 إلى قيم قريبة من الصفر في عام 2016، واستمر عند هذه الحدود حتى نهاية فترة الدراسة. الأمر الذي يشير إلى حالة ركود اقتصادي تتسم بضعف النشاط الإنتاجي، ويعود السبب إلى عوامل هيكلية شملت تراجع الطاقة الإنتاجية وضعف الاستثمار طويل الأجل، بالإضافة إلى صعوبة توفير مستلزمات الإنتاج الأساسية، مما انعكس على استقرار العملية الإنتاجية وحدّ من قدرة الاقتصاد على تحقيق نمو حقيقي خلال هذه الفترة.

الشكل (40): تطور معدل النمو الاقتصادي خلال فترة الدراسة



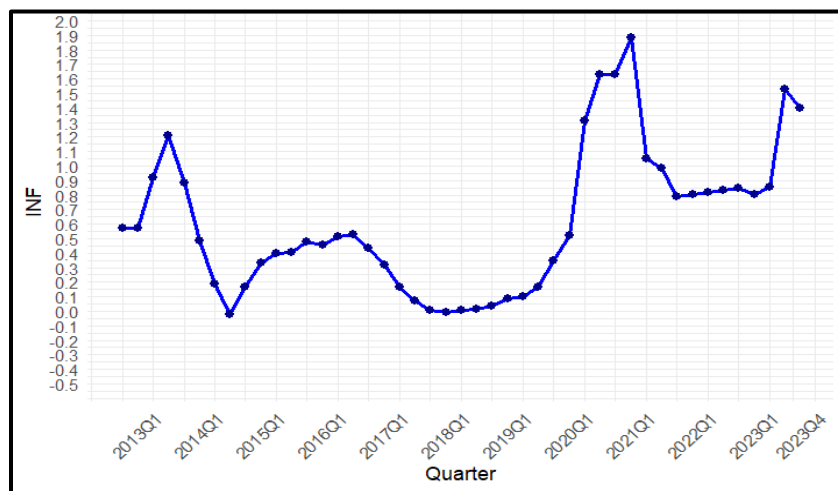
المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

2.4.2. معدل التضخم

أظهرت النتائج الوصفية أنّ المتوسط العام لمعدل التضخم بلغ حوالي 61% مع انحراف معياري مرتفع نسبياً قدره 50%، ما يشير إلى تقلبات حادة وعدم استقرار في المستوى العام للأسعار. تراوحت القيم بين -2% كحد أدنى و188% كحد أقصى. يظهر الشكل (41) أنّ معدل التضخم شهد تقلبات حادة وواضحة خلال فترة الدراسة (2013-2023). ففي بداية عام 2013 بدأ معدل التضخم عند حدود 57%، قبل أن يشهد قفزة حادة مع نهاية عام 2013 ليصل إلى نحو 121%، نتيجة تراجع قيمة العملة المحلية وارتفاع تكاليف الاستيراد، ما أدى إلى ارتفاع كبير في أسعار السلع الأساسية. بدأ تراجع المؤشر بالانخفاض في عام 2014 ليسجل أدنى قيمة له في الربع الثالث من عام 2014، ثم عاود الارتفاع حتى الربع الثالث من عام 2016 ليعود للانخفاض مجدداً ليبلغ -1% في الربع الأول من عام 2018. بعد ذلك أخذ المعدل بالزيادة بوتيرة متسارعة حتى بلغ 188% في الربع الأول من عام 2021 وهي الأعلى خلال فترة الدراسة، وفي عامي 2022 و2023 تراجع المعدل حتى وصل إلى 85% في الربع الثاني من عام 2023، قبل أن يعاود الارتفاع ليصل إلى نحو 140% في نهاية عام 2023. ويعود هذا المسار المتقلب في معدل

التضخم إلى عوامل هيكلية أثرت في الاقتصاد السوري، أبرزها التمويل بالعجز، انخفاض الإنتاج المحلي، تقلبات سعر الصرف، وضعف فعالية السياسة النقدية في ضبط الكتلة النقدية والسيولة.

الشكل (41): تطور معدل التضخم خلال فترة الدراسة



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

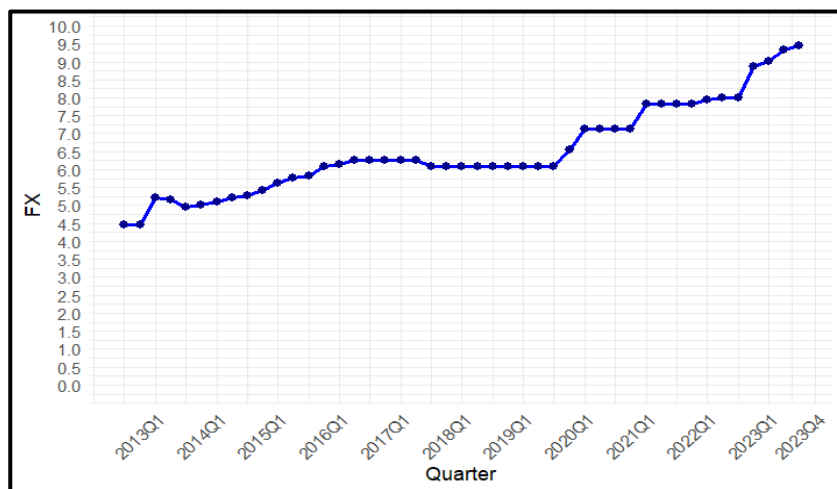
3.4.2. سعر الصرف

أظهرت النتائج الوصفية أنَّ المتوسط العام للوغاريتم سعر الصرف بلغ حوالي 6.55، مع انحراف معياري مرتفع نسبياً قدره 1.22، ما يشير إلى تقلبات حادة وعدم استقرار في أسعار الصرف. تراوحت القيم بين 4.46 كحد أدنى و 9.44 كحد أقصى. يظهر الشكل (42) وجود اتجاه تصاعدي حاد في لوغاريتم سعر الصرف على مدى فترة الدراسة، حيث ارتفع من مستويات قريبة من 4.46 في عام 2013 إلى نحو 9.44 في نهاية عام 2023، يمكن تقسيم تطور سعر الصرف الرسمي خلال فترة الدراسة إلى ثلاث مراحل. فقد شهد السعر ارتفاعاً بنسبة 289% منذ بداية الدراسة وحتى نهاية عام 2015، ثم دخل مرحلة استقرار نسبي حتى نهاية عام 2019 بزيادة إضافية قدرها 29% مقارنةً بعام 2015، قبل أن يرتفع بشكل متسارع حتى نهاية عام 2023 حيث ازداد بنسبة 2813% مقارنةً بعام 2019.

يُفسر الارتفاع في المرحلة الأولى بتراجع موارد القطع الأجنبي نتيجة انكماش الإنتاج والصادرات واتساع عجز الميزان التجاري، بالتزامن مع تصاعد الطلب على القطع الأجنبي باعتباره ملاذاً آمناً مقارنة بالليرة السورية. أما مرحلة الاستقرار النسبي خلال الفترة 2016-2019، فيمكن اعتبارها على أنها استقرار مُدار أكثر منه تحسناً هيكلياً، إذ أسهمت سياسات ضبط سوق القطع، إلى جانب انخفاض الطلب على القروض في ظل استقرار سعر الصرف وارتفاع معدلات الفائدة، في تقليص العرض النقدي والحد من وتيرة الارتفاع، رغم استمرار الاختلالات الأساسية في الاقتصاد.

وفي المرحلة الثالثة الممتدة من عام 2020 حتى 2023، انتقلت الضغوط المتراكمة من حالة الاحتواء إلى حالة فقدان السيطرة، نتيجة تآكل القدرة على التدخل وتمويل المستوردات، وضعف أدوات السياسة النقدية. كما أسهمت العقوبات الاقتصادية في إضعاف الثقة بالاقتصاد، وزيادة الميل إلى الاحتفاظ بالسيولة بالقطع الأجنبي بدلاً من الادخار بالليرة السورية ضمن المصارف. وتزامن ذلك مع الأزمة التي شهدتها الجمهورية اللبنانية، والتي أثرت في قدرة المودعين على سحب ودائعهم، ما انعكس سلباً على ثقة المودعين بالقطاع المصرفي السوري، ودفع عدداً من العملاء إلى محاولة سحب ودائعهم والتوجه نحو شراء القطع الأجنبي من السوق الموازية.

الشكل (42): تطور لوغاريتم سعر صرف الليرة السورية مقابل الدولار الأمريكي خلال فترة الدراسة



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

3. خلاصة

تناول هذا المبحث التحليل الإحصائي الوصفي لمؤشر الاستقرار المالي والمتغيرات التفسيرية البالغ عددها 21 متغيراً، موزعة على ثلاثة مستويات: المستوى المصرفي، المستوى القطاعي، والمستوى الاقتصادي الكلي. شمل التحليل عرض المتوسطات والانحرافات المعيارية والقيم العليا والدنيا، إضافةً إلى دراسة التباين بين المصارف وتتبع التطور الزمني لمتغيرات الدراسة. كما تم تفسير الاتجاهات المرصودة وربطها بالسياق الاقتصادي والظروف المرحلية التي مر بها القطاع المصرفي خلال فترة الدراسة. وبذلك، شكّل هذا المبحث الأساس لفهم خصائص البيانات، وتحديد سلوك المتغيرات، تمهيداً للانتقال إلى مراحل النمذجة اللاحقة، وبناء نموذج التصنيف الائتماني الضبابي.

المبحث الثالث: تطوير نموذج التصنيف الائتماني

1. مقدمة

يهدف هذا المبحث إلى تطوير نموذج تصنيف ائتماني بالاعتماد على المنطق الضبابي وخوارزميات الذكاء الاصطناعي. تم تحديد مدخلات النموذج بالاعتماد على منهجية من مرحلتين: تم في المرحلة الأولى اعتماد أساليب الفترة القائمة على نظرية المعلومات، وتحديد خوارزمية الحد الأدنى من الازدواجية والحد الأقصى من الصلة بنسختها المعتمدة على معيار الفرق. أما في المرحلة الثانية، فقد تم الاعتماد على أساليب التغليف من خلال توظيف خوارزميات البحث والتحسين ولا سيما الخوارزمية الجينية وخوارزميات التعلم الآلي ولا سيما خوارزمية الغابة العشوائية.

ولتطوير النموذج، تم تصميم شبكة ضبابية هرمية من نوع Takagi-Sugeno، حيث تم تحويل مدخلات النموذج إلى عقد وسيطة تعكس البيئة الداخلية والخارجية للمصرف، بحيث تعمل هذه العقد كطبقة تجميعية تربط المتغيرات الأولية بالخرج النهائي المتمثل بمؤشر الجدارة الائتمانية. وأخيراً، تم استخدام خرج النموذج لاشتقاق درجات تصنيفية، تستخدم لاحقاً في تقدير احتمال التعثر.

2. تحديد مدخلات النموذج

تم تحديد المدخلات على مرحلتين: تضمنت المرحلة الأولى استخلاص قائمة أولية من المتغيرات الأكثر ارتباطاً بمؤشر الاستقرار المالي المرجعي والأقل تكراراً فيما بينها باستخدام خوارزمية الحد الأدنى من الازدواجية والحد الأقصى من الصلة (mRMR) بنسختها المعتمدة على معيار الفرق. في حين تضمنت المرحلة الثانية اختيار المتغيرات الأكثر قدرة على تفسير مؤشر الاستقرار المالي المرجعي باستخدام الخوارزمية الجينية وخوارزمية الغابة العشوائية.

1.2. تحديد المتغيرات الأولية باستخدام خوارزمية (mRMR)

تم احتساب قيمة المعلومات التبادلية (MI) لجميع المتغيرات بهدف تقييم مستوى الصلة بينها وبين مؤشر الاستقرار المالي المرجعي (Z-Score). ومن ثم تم تطبيق خوارزمية (mRMR) لاختيار المتغيرات التي تحقق أعلى صلة وأقل ازدواجية. شمل التحليل 17 متغيراً على المستوى المصرفي، ومتغيراً واحداً على المستوى القطاعي، وثلاثة متغيرات على المستوى الاقتصادي الكلي.

أظهرت نتائج المعلومات التبادلية أن بعض المتغيرات تمتلك قدرة أعلى من غيرها على تفسير التباين في مؤشر الاستقرار المالي المرجعي (Z-Score). فقد جاءت متغيرات مثل رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر (CAR)، ومضاعف حقوق الملكية (EM)، وصافي القروض غير العاملة إلى رأس المال التنظيمي (NPLRC)، وحجم المصرف (Size) ضمن أعلى المتغيرات من حيث قيمة MI. وتشير هذه النتائج إلى أن هذه المتغيرات تحمل كمية كبيرة من المعلومات المباشرة المرتبطة بمؤشر الاستقرار، أي أنها ذات صلة قوية بالمتغير الهدف عند فحص العلاقة الثنائية فقط بين كل متغير تفسيري ومؤشر Z-Score.

إلا أن الاعتماد على MI وحده لا يكشف عما إذا كانت المتغيرات تحمل معلومات مكررة، فقد يحصل متغيران مختلفان على قيم MI عالية رغم أنهما يحملان نفس المعلومات. وبعد تطبيق خوارزمية mRMR، تغير ترتيب بعض المتغيرات مقارنة بنتائج MI، حيث تقدم متغير إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع (TLDR) من المرتبة الخامسة إلى المرتبة الثانية، والقروض غير العاملة إلى إجمالي القروض (NPLTL) من المرتبة الثالثة عشر إلى المرتبة الرابعة، وسعر الصرف (FX) من المرتبة السابعة إلى المرتبة الخامسة.

وفي المقابل، عند تطبيق (mRMR) تراجعت متغيرات ظهرت بمراتب متقدمة وفق قيم MI مثل صافي القروض غير العاملة إلى رأس المال التنظيمي (NPLRC)، وحجم المصرف (Size) ومعدل التضخم (INF) ونسبة الائتمان الممنوح للقطاع الخاص إلى الناتج المحلي الإجمالي (CGPS)، حيث إن أثرها متداخلاً بدرجة كبيرة مع متغيرات أخرى أكثر أهمية، وبالتالي لم تقدم معلومات جديدة مضافة. ويعرض الجدول (6) ترتيب المتغيرات حسب كل من قيم المعلومات التبادلية (MI) وخوارزمية mRMR في تفسير مؤشر الاستقرار المالي المرجعي (Z-Score):

الجدول (6): ترتيب المتغيرات وفق (MI) وخوارزمية (mRMR)

الرمز	المتغير	الترتيب وفق MI	الترتيب وفق MID
Size	حجم المصرف	4	10
CAR	رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر	1	1
NPLRC	صافي القروض غير العاملة إلى رأس المال التنظيمي	3	9
NPLTL	القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض	13	4
LPNPL	المخصصات إلى القروض غير العاملة	18	18
CRR	تركز القروض حسب النشاط الاقتصادي	20	11
NICGI	المصروفات التشغيلية إلى الدخل التشغيلي	17	12
ECTOC	نفقات الموظفين إلى المصروفات التشغيلية	21	16
ROA	العائد على الموجودات	14	14
ROE	العائد على حقوق الملكية	6	8
NIGI	هامش الفائدة إلى الدخل التشغيلي	19	13
NITIF	هامش الفائدة إلى هامش الفائدة وهامش الرسوم	12	19
LATA	الموجودات السائلة إلى إجمالي الموجودات	8	6
LASTL	الموجودات السائلة إلى الودائع قصيرة الأجل	16	17
TLDR	إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع	5	2
EM	إجمالي الموجودات إلى إجمالي حقوق الملكية	2	3

7	9	المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي	STM
21	15	الائتمان الممنوح للقطاع الخاص إلى الناتج المحلي الإجمالي	CGPS
15	11	معدل النمو الاقتصادي	EG
20	10	معدل التضخم	INF
5	7	سعر صرف الليرة السورية مقابل الدولار الأمريكي	FX

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

وبناءً على نتائج التحليل، تم اختيار 11 متغيراً فقط وفق ترتيب mRMR، والتي حققت قيم موجبة وفق معيار الفرق، للانتقال إلى أساليب التغليف بهدف تحديد المتغيرات الأكثر قدرة على تفسير مؤشر الاستقرار المالي المرجعي. يعرض الجدول (7) قائمة المتغيرات المرشحة وفق خوارزمية (mRMR):

الجدول (7): قائمة المتغيرات المرشحة وفق خوارزمية (mRMR)

الترتيب وفق MID	المتغير	الرمز
1	رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر	CAR
2	إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع	TLDR
3	إجمالي الموجودات إلى إجمالي حقوق الملكية	EM
4	القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض	NPLTL
5	سعر صرف الليرة السورية مقابل الدولار الأمريكي	FX
6	الموجودات السائلة إلى إجمالي الموجودات	LATA
7	المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي	STM
8	العائد على حقوق الملكية	ROE
9	صافي القروض غير العاملة إلى رأس المال التنظيمي	NPLRC
10	حجم المصرف	Size
11	تركز القروض حسب النشاط الاقتصادي	CRR

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

تم إدراج الرسوم البيانية المتعلقة بترتيب المتغيرات وفق معيار (MI) ومعيار (MID) في الملاحق (20) و(21) على التوالي.

2.2. تحديد المتغيرات النهائية باستخدام الخوارزمية الجينية وخوارزمية الغابة العشوائية

تم في هذه المرحلة توظيف الخوارزمية الجينية بهدف اختيار المتغيرات الأكثر قدرة على تفسير مؤشر الاستقرار المالي المرجعي، وذلك من خلال آلية تطويرية تعتمد على الانتقاء التكراري لأفضل الحلول. وقد استخدمت خوارزمية الغابة العشوائية بوصفها دالة للياقة، بهدف تقييم جودة كل مجموعة من المتغيرات من خلال قيمة اللياقة على مجموعة الاختبار. ولغايات التطبيق، تم إنشاء جيل ابتدائي مكون من 100 فرد، يمثل كل منهم توليفة مختلفة من المتغيرات التفسيرية. تم 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 مكون 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. يعرض الجدول (8) نتائج الخوارزمية الجينية وخوارزمية الغابة العشوائية.

الجدول (8): قائمة المتغيرات المختارة وفق الخوارزمية الجينية وخوارزمية الغابة العشوائية

الرمز	المتغير	تكرار الاختيار	المتغيرات المختارة
CAR	رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر	0.92	1
NPLRC	صافي القروض غير العاملة إلى رأس المال التنظيمي	0.01	0
NPLTL	القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض	0.91	1
CRR	تركز القروض حسب النشاط الاقتصادي	0.34	0
ROE	العائد على حقوق الملكية	0.11	0

0	0.06	الموجودات السائلة إلى إجمالي الموجودات	LATA
1	0.57	إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع	TLDR
0	0.27	حجم المصرف	Size
1	0.86	إجمالي الموجودات إلى إجمالي حقوق الملكية	EM
1	0.65	نسبة المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي	STM
1	0.92	سعر صرف الليرة السورية مقابل الدولار الأمريكي	FX

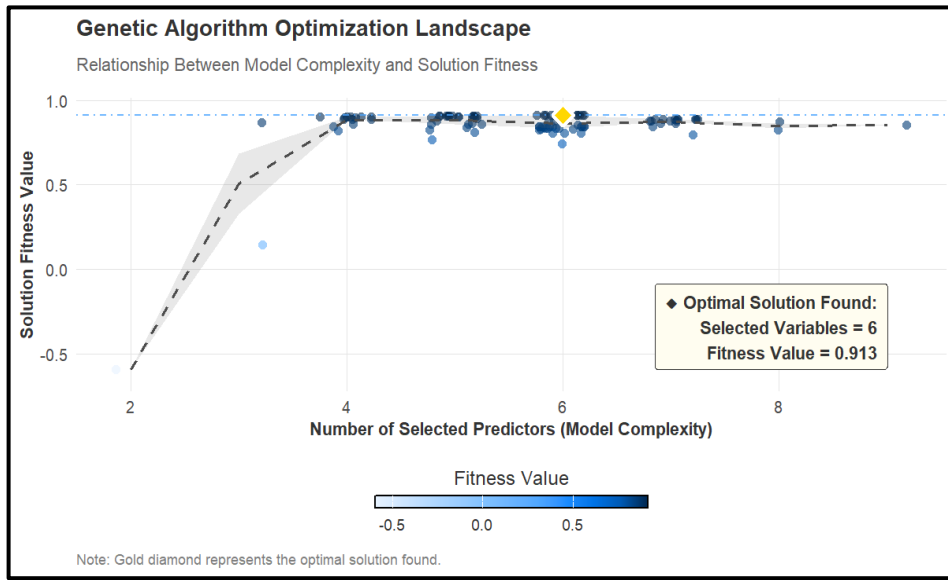
المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

يوضح الجدول (7) أعلاه اختيار ست متغيرات فقط من أصل المتغيرات المدخلة، وهي: (CAR, NPLTL, TLDR, EM, STM, FX)، وذلك استناداً إلى قيمة اللياقة البالغة (91.31%) والتي حققتها هذه المجموعة عند تقييمها من خلال خوارزمية الغابة العشوائية. وتمثل هذه المتغيرات أبعاداً رئيسية تشمل كفاية رأس المال، جودة الأصول، السيولة، والحساسية لمخاطر السوق، إضافةً إلى سعر الصرف بوصفه متغيراً كلياً يعكس الظروف الاقتصادية العامة.

يعكس هذا الاختيار قدرة أعلى لهذه المتغيرات في تفسير مؤشر الاستقرار المالي المرجعي، مقارنةً ببقية المتغيرات التي لم تُظهر تأثيراً إضافياً يرفع من جودة النموذج. كما تُظهر نسب تكرار الاختيار عبر الأجيال المتعاقبة أن المتغيرات: (CAR, NPLTL, FX) تتمتع بدرجة عالية من الاستقرار عبر الأجيال التطورية، ما يشير إلى أهميتها الجوهرية ضمن العلاقات التي تلتقطها الخوارزمية. في المقابل، جاءت متغيرات أخرى بنسب اختيار منخفضة جداً، مما يعني أن مساهمتها الهامشية في تحسين أداء النموذج كانت محدودة، أو أنها تحمل معلومات متكررة يغطيها أحد المتغيرات المختارة. ويُعدّ تكرار الاختيار مؤشراً مهماً على ثبات المتغير وأهميته التفسيرية داخل النموذج، إذ تعكس القيم المرتفعة قدرة المتغير على المساهمة في تحسين دالة اللياقة خلال عمليات التطور الجيني. يظهر الشكل (43) خريطة التحسين الناتجة عن الخوارزمية الجينية والغابة العشوائية، حيث يمثل المحور الأفقي عدد المتغيرات المختارة (K)، بينما تمثل قيم المحور

العمودي الأداء التفسيري المقاس بدالة اللياقة، ويشير الرسم البياني إلى أن أفضل أداء تفسيري تحقق عند اختيار ست متغيرات، ما يعكس نقطة توازن بين القوة التفسيرية وبساطة النموذج. كما يلاحظ أن زيادة عدد المتغيرات بعد هذا الحد لا تؤدي إلى تحسن ملموس في الأداء التفسيري، حيث يؤدي إلى تناقص قيم دالة اللياقة.

الشكل (43): خريطة التحسين الناتجة عن خوارزمية الغابة العشوائية

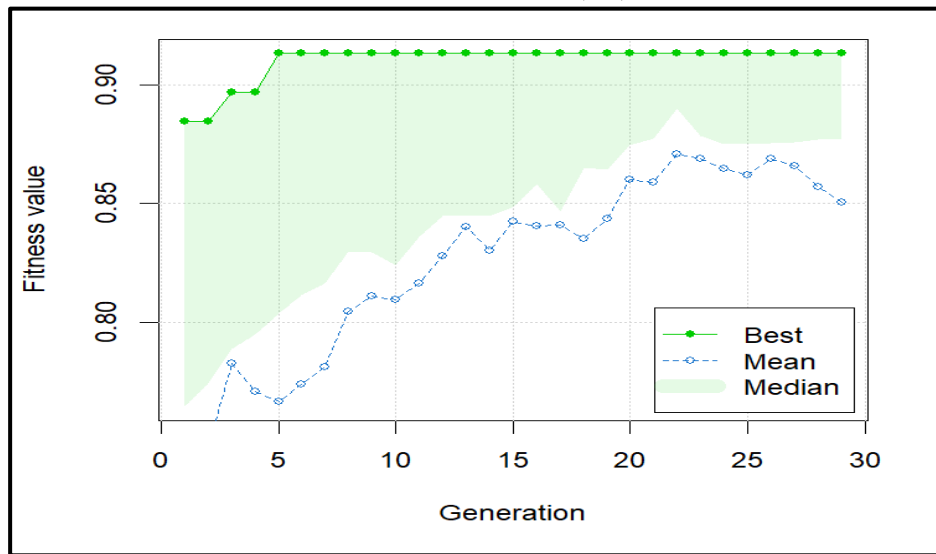


المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

وبالنظر إلى سلوك الخوارزمية الجينية عبر الأجيال، يظهر الشكل (44) تطور دالة اللياقة كنتاج لخوارزمية الغابة العشوائية. يظهر المنحنى أن قيمة أفضل لياقة ارتفعت سريعاً خلال الأجيال الأولى، ثم استقرت عند قيمة 91% بدءاً من الجيل الخامس، ما يعكس وصول الخوارزمية إلى حل ثابت لا يتحسن مع زيادة الأجيال، وبالتالي تحقيق حالة الاستقرار. ويمثل الخط الأخضر أفضل أداء تم التوصل إليه في كل جيل، بينما يعكس الخط الأزرق المتوسط الأداء لجميع الأفراد ضمن الجيل، ويظهر هذا المتوسط ارتفاعاً في الأجيال الأولى قبل أن يستقر في ضمن نطاق أقل من أفضل أداء، وهو ما يعكس الطبيعة التوزيعية للحلول داخل كل جيل. أما المنطقة المظلمة باللون الأخضر فتمثل الوسيط، الذي يحدد المستوى الوسطي لجودة الحلول، ويعطي مؤشراً على تركيز أداء المجموعة حول قيمة معينة. وتجدر

الإشارة إلى أن قيمة اللياقة البالغة (91%) تمثل قدرة النموذج على تفسير مؤشر الاستقرار المالي المرجعي بالاستناد إلى عينة الاختبار التي لم تستخدم في تدريب النموذج، وبالتالي فهي تعبر عن الأداء التفسيري الحقيقي للنموذج، مما يعزز من موثوقية المتغيرات المختارة ويدل على استقرار العلاقات التي تلقتها خوارزمية الغابة العشوائية. تم إدراج الرسوم البيانية المتعلقة باختيار المتغيرات والخريطة الحرارية للمتغيرات عبر الأجيال الجينية في الملاحق (22) و (23) على التوالي.

الشكل (44): تطور دالة اللياقة عبر الأجيال



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

ولضمان موثوقية النتائج، تم إعادة تشغيل الخوارزمية 50 مرة مع تغيير البذرة العشوائية في كل تشغيل، مع الإبقاء على بنية النموذج، ودالة اللياقة، وإبقاء عينة التدريب والاختبار وإعدادات التشغيل دون تغيير. يظهر الجدول (9) معدل تكرار كل متغير عبر جميع التشغيلات.

الجدول (9): معدل تكرار اختيار المتغيرات وفق الخوارزمية الجينية عبر التشغيلات المتعددة

الرمز	المتغير	معدل تكرار الاختيار
CAR	رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر	98%
NPLRC	صافي القروض غير العاملة إلى رأس المال التنظيمي	0%

100%	القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض	NPLTL
0%	تركز القروض حسب النشاط الاقتصادي	CRR
0%	العائد على حقوق الملكية	ROE
0%	الموجودات السائلة إلى إجمالي الموجودات	LATA
52%	إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع	TLDR
14%	حجم المصرف	Size
98%	إجمالي الموجودات إلى إجمالي حقوق الملكية	EM
52%	نسبة المركز الصافي المفتوح بالعملة الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي	STM
92%	سعر صرف الليرة السورية مقابل الدولار الأمريكي	FX

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

يُظهر الجدول (9) معدلات تكرار اختيار المتغيرات التفسيرية وفق الخوارزمية الجينية عبر التشغيلات المتعددة، بما يوفر مؤشراً على مدى استقرار كل متغير وأهميته النسبية في تفسير المتغير الهدف. وتبين النتائج أن متغير إجمالي القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض (NPLTL) قد تم اختياره في جميع التشغيلات (100%)، مما يعكس دوره الجوهرى والثابت في تفسير الاستقرار المالي ضمن العينة المدروسة. كما سجل كل من رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر (CAR) ومضاعف حقوق الملكية (EM) وسعر الصرف (FX) معدلات تكرار مرتفعة بلغت 98% و98% و92% على التوالي، وهو ما يشير إلى الأهمية الكبيرة لهذه المتغيرات في تحديد مستويات الاستقرار المالي للمصارف. في المقابل، حقق متغيري إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع (TLDR) والمركز الصافي المفتوح بالعملة الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي (STM) معدلات تكرار متوسطة، بما يعكس أهمية متوسطة مقارنةً بالمتغيرات السابقة. ومن جانب آخر، سجل متغير حجم المصرف (Size)، معدل تكرار منخفض بلغ 14%، وهو ما يشير إلى ضعف قدرته على تفسير التغيرات في مؤشر الاستقرار. كما لم تسجل باقي المتغيرات المتمثلة بتركز القروض حسب النشاط الاقتصادي (CRR) والعائد على حقوق الملكية (ROE)

وصافي القروض غير العاملة إلى رأس المال التنظيمي (NPLRC) والموجودات السائلة إلى إجمالي الموجودات (LATA) أي ظهور في عمليات الاختيار، وهو ما يشير إلى انعدام أهميتها في تفسير مؤشر الاستقرار المالي المرجعي، أو أنها تحمل معلومات متكررة يغطيها أحد المتغيرات المختارة.

ويلاحظ 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 المرجعي. 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 المؤشر المرجعي بين المصارف. وعليه، يمكن تفسير عدم اختيار بعض المتغيرات ليس بالضرورة بوصفه دليلاً على عدم أهميتها النظرية، بل نتيجة لطبيعة البيانات المتاحة التي حدّت من قدرتها على الإسهام التفسيري أو تحسين دالة اللياقة مقارنة 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 النقاط 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 والمعمدة 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.

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 بالعملة 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 مؤشر الاستقرار المالي المرجعي.

وبناءً على نتائج التحليل واختبار الموثوقية أعلاه، وفي ضوء اعتماد مؤشر الاستقرار المالي (Z-score) مؤشراً مرجعياً لتقييم الجدارة الائتمانية للمصارف، يتم قبول الفرضية الأولى حيث يمكن تحديد مجموعة من المحددات المصرفية والقطاعية والاقتصادية الكلية الأكثر قدرة على تفسير الجدارة الائتمانية للمصارف السورية التقليدية الخاصة باستخدام أساليب الفترة والتغليب، واعتمادها كمدخلات في نموذج التصنيف المقترح.

3. بناء الشبكة الضبابية

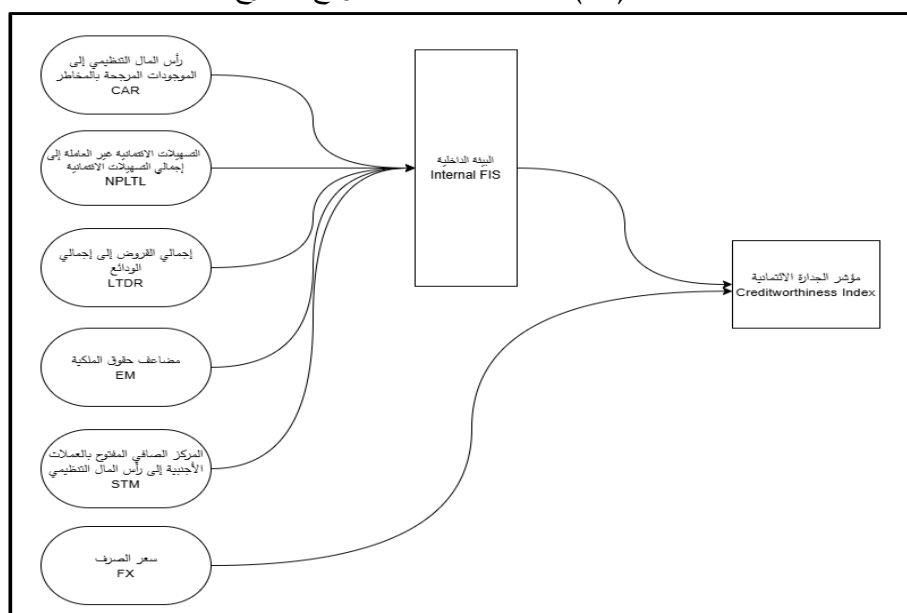
تم في هذه المرحلة تصميم شبكة ضبابية هرمية من نوع Takagi-Sugeno، حيث تم تحويل المدخلات المتمثلة بالمتغيرات المصرفية والقطاعية والكلمية المستخرجة من المرحلة السابقة إلى عقد وسيطة تعكس البيئة الداخلية والخارجية للمصرف، بحيث تعمل هذه العقد كطبقة تجميعية تربط المتغيرات الأولية بالخرج النهائي المتمثل بمؤشر الجدارة الائتمانية. وبالتالي، تتألف الشبكة الضبابية من ثلاثة مستويات كالتالي:

المستوى الأول: يمثل هذا المستوى جميع المتغيرات المستخلصة من الخوارزمية الجينية وخوارزمية الغابة العشوائية، على المستوى المصرفي والقطاعي والاقتصادي الكلي. تشكل هذه المتغيرات العقد الأساسية في الشبكة، حيث تدخل مباشرة في عملية تحويلها إلى قيم لغوية عبر دوال الانتماء.

المستوى الثاني: تم في هذا المستوى 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.

المستوى الثالث: يمثل هذا المستوى العقدة النهائية في الشبكة الضبابية، حيث يتم إنتاج مؤشر الجدارة الائتمانية عبر عشر دوال خطية، تستخدم لاحقاً لاشتقاق درجات تصنيفية. يوضح الشكل (45) الشبكة الضبابية للنموذج المقترح.

الشكل (45): الشبكة الضبابية للنموذج المقترح



المصدر: من إعداد الباحث

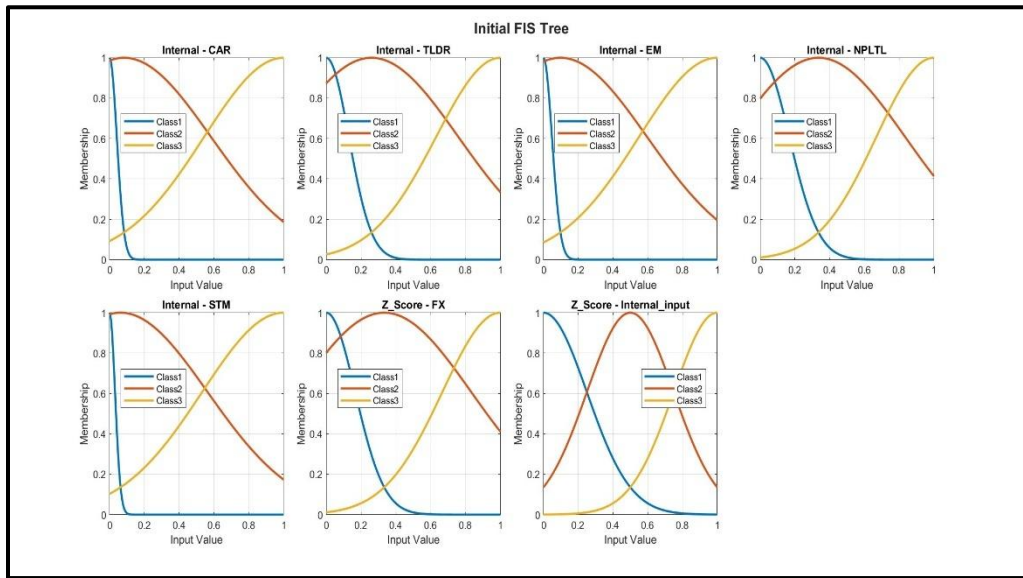
4. تصميم دوال الانتماء

تم تصميم دوال الانتماء الخاصة بمدخلات النموذج بالاعتماد على القيم الفعلية للبيانات التاريخية لكل متغير، 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. أما بالنسبة للمخرج النهائي، فقد تم تصميمه من خلال إنشاء عشر دوال خطية تمثل مستويات الجدارة الائتمانية، تستخدم لاشتقاق درجات تصنيفية.

يوضح الشكل (46)، البنية الأولية لشجرة نظام الاستدلال الضبابي من خلال عرض دوال الانتماء الغوسية المعتمدة في مرحلة تحديد المجموعات الضبابية للمتغيرات الداخلة في النموذج. وقد تم تطبيع جميع المتغيرات إلى المجال $[0,1]$ بهدف توحيد نطاق القياس بين المؤشرات المختلفة وضمان قابلية المقارنة بينها. وتم تقسيم كل متغير إلى ثلاث مجموعات لغوية تمثل مستويات متدرجة من قيمة المتغير (منخفضة، متوسطة، مرتفعة). كما يعرض الشكل دوال الانتماء الخاصة بالمستويات الأعلى من الشبكة، بما يعكس التصميم الهرمي للشبكة الضبابية الذي يهدف إلى تبسيط بنية القواعد الضبابية. وتجدر الإشارة إلى أن هذه الدوال تمثل مرحلة أولية قبل تنفيذ مرحلة المعايرة، حيث يتم لاحقاً تعديل معالمها وفق الخوارزميات المعتمدة، بما يحقق أعلى مستوى ممكن من الدقة وقابلية التعميم واستقرار الأداء عند التطبيق خارج العينة. كما يُلاحظ من الرسوم البيانية وجود انتقال تدريجي بين الفئات نتيجة التداخل الجزئي فيما بينها. كما يتضح أنّ تغطية المجال تمت بصورة شبه كاملة عبر تدرج الانتماء من القيم القريبة من الصفر إلى القيم القريبة من الواحد، وهو ما يضمن أنّ كل قيمة مدخلة بعد التطبيع تمتلك درجة انتماء ضمن

واحدة أو أكثر من المجموعات اللغوية. إضافةً إلى ذلك، فإن تركز المجموعة المتوسطة في منتصف المجال يعكس اعتماد تمثيل وسيط للقيم المتوسطة، في حين تتركز المجموعتان المنخفضة والمرتفعة بالقرب من حدود المجال بما يعكس طبيعة القيم المتطرفة. تم إدراج مجالات دوال الانتماء لكل متغير في الملحق (24).

الشكل (46): دوال الانتماء الأولية



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات MATLAB

5. توليد قواعد الاستدلال الضبابية

بعد الانتهاء من تصميم بنية الشبكة الضبابية ودوال الانتماء، تأتي المرحلة الأساسية المتمثلة في توليد قواعد الاستدلال الضبابية والتي تشكل محور النموذج. تم استخدام الخوارزمية الجينية لتوليد القواعد الضبابية، من خلال تهيئة مجتمع ابتدائي من الكروموسومات، بحيث يمثل كل كروموسوم بنية متكاملة للقواعد، ويتم تقييم أداء كل كروموسوم من خلال دالة لياقة تقيس كفاءة النظام في تمثيل بيانات التدريب. وبعد ذلك، يتم تطبيق معاملات الانتقاء والتزاوج والطفرة، بهدف تطوير بنية القواعد وتحسين أدائها. 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 و 100 فرد ضمن كل جيل. كما تم استخدام خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات لتوليد القواعد الضبابية، من خلال تهيئة مجتمع ابتدائي من الجسيمات، بحيث يمثل كل جسيم بنية متكاملة للقواعد. 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 وموضعه 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. تم تقسيم العينة إلى قسمين: 80% للتدريب وتُستخدم في مرحلة توليد القواعد ومعايرة النموذج، 20% لاختبار النموذج. 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 أنّ 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 ضرورياً لضمان الوصول إلى الحلول المثلى بدلاً من الحلول المحلية. يعرض الجدول (10) عينة من القواعد الضبابية المولدة باستخدام الخوارزمية الجينية والبالغ عددها 207، وعينة من القواعد الضبابية المولدة باستخدام خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات والبالغ عددها 226. تم إدراج كامل القواعد الضبابية المولدة بالخوارزمية الجينية وخوارزمية تحسين أسراب الجسيمات في الملاحق (25) و(26) على التوالي.

الجدول (10): 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 الباحث بالاعتماد على مخرجات MATLAB

6. معايير النماذج

بعد الانتهاء من توليد قواعد الاستدلال الضبابية باستخدام الخوارزمية الجينية وخوارزمية تحسين أسراب الجسيمات، تأتي مرحلة معايرة النموذج التي تهدف إلى تعزيز الأداء التفسيري للنموذج. تشمل المعايرة على تحسين مكونين داخل نظام الاستدلال الضبابي من نوع Takagi-Sugeno، وهي:

■ تحسين معاملات دوال الانتماء

يتم بموجب هذا التحسين إعادة تشكيل حدود المستويات اللغوية للمدخلات لتعكس الأنماط الفعلية في البيانات التاريخية، وبالتالي تحسين قدرة النماذج على التمييز بين الحالات المختلفة للمتغيرات.

■ تحسين معاملات المخرجات الخطية

يتم بموجب هذا التحسين 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 تنفيذ المعايرة باستخدام منهجين مختلفين: معايرة باستخدام الخوارزمية الجينية لتعزيز قدرة النموذج على التعميم عبر تعديل شكل دوال الانتماء ومعاملات المخرجات. ومعايرة باستخدام خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات بهدف تسريع التقارب والوصول إلى أفضل مجموعة معلمات بأقل عدد ممكن من التكرارات بناءً

على سرعة هذه الخوارزمية في تتبع الحلول المثلى. ومن خلال دمج طريقتي استخراج القواعد مع طريقتي المعايرة، تم الحصول على أربعة نماذج ضبابية مستقلة:

- نموذج قائم على الخوارزمية الجينية لتوليد القواعد ومعايرة النموذج (GA-GA)
- نموذج قائم على خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات لتوليد القواعد ومعايرة النموذج (PSO-PSO)
- نموذج قائم على الخوارزمية الجينية لتوليد القواعد وخوارزمية تحسين أسراب الجسيمات لمعايرة النموذج (GA-PSO)
- نموذج قائم على خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات لتوليد القواعد والخوارزمية الجينية لمعايرة النموذج (PSO-GA)

تم في الخوارزمية الجينية ضبط معدل التزاوج عند 80% ومعدل الطفرة عند 5%، مع تحديد حد أقصى للتطور مقداره 100 جيل و 100 فرد ضمن كل جيل، أما في خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات، فقد 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. تم إدراج معاملات دوال الانتماء للنماذج الأربعة والرسوم البيانية للدوال بعد المعايرة في الملاحق (27)، (28)، (29)، (30)، (31) على التوالي.

7. اختبار النماذج الضبابية وتحديد النموذج الأمثل

تم في هذه المرحلة اختبار صلاحية النماذج باستخدام مجموعة من المؤشرات التي تقيس جوانب مختلفة من جودة الأداء وقابلية التعميم على عينات لم تستخدم في التدريب. وشملت اختبارات التحقق الكمية المطبقة على عينة الاختبار، كلاً من الجذر التربيعي لمتوسط مربعات الخطأ (RMSE)، المتوسط 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 عينتي التدريب والاختبار، كما تم إجراء تحليل الحساسية بطريقة

Sobol لتقييم استقرار أداء النماذج وتحليل الأثر المباشر لكل متغير على تباين مخرجات النماذج، إضافةً إلى تأثيراته غير المباشرة من خلال التفاعلات مع المتغيرات الأخرى.

1.7. اختبارات التحقق الكمية

يقيس الجذر التربيعي لمتوسط مربعات الأخطاء (RMSE) مدى اقتراب القيم الناتجة عن النموذج من القيم المرجعية على عينة الاختبار، أما المتوسط المطلق للأخطاء (MAE) فيقيس متوسط الانحراف المطلق بين القيم الناتجة من النموذج 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 كلاً من RMSE و MAE إلى ارتفاع أداء النموذج وانخفاض الفجوة بين القيم الناتجة من النموذج والقيم المرجعية. من جانب آخر، يعكس معامل التحديد (R^2) نسبة التباين في المؤشر المرجعي التي يمكن تتبعها من خلال مخرجات النموذج بالاعتماد على المتغيرات المدخلة، ويشير ارتفاع معامل التحديد إلى قدرة النموذج على تمثيل سلوك المؤشر المرجعي خارج عينة التدريب. يوضح الجدول (10) نتائج اختبارات التحقق الكمية للنماذج الأربعة

الجدول (11): نتائج اختبارات التحقق الكمية للنماذج الضبابية

المؤشر	GA-GA	PSO-PSO	GA-PSO	PSO-GA
RMSE	%5.69	%4.44	%5.50	%5.96
MAE	%4.01	%3.58	%3.78	%3.95
R^2	%82.41	%89.28	%83.57	%80.74

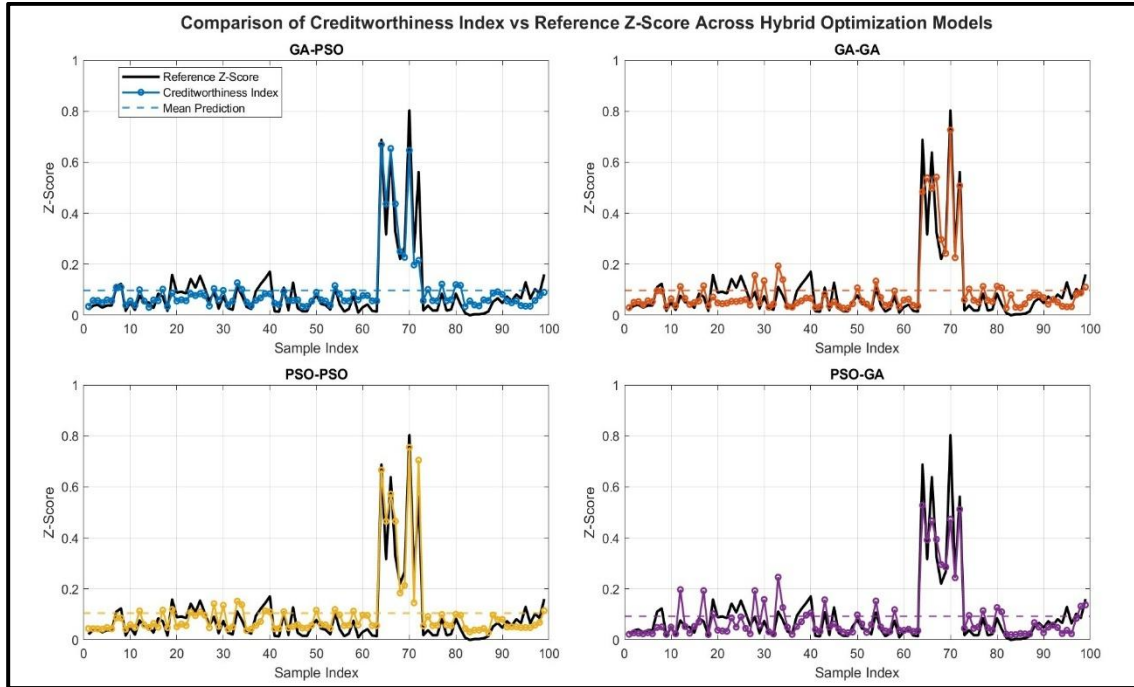
المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات MATLAB

تشير نتائج الجدول (11) إلى وجود تباينات بين النماذج الضبابية الأربعة من حيث مستويات الدقة والقدرة التفسيرية، بما يعكس أثر اختلاف خوارزميات التوليد والمعايرة في تحسين البنية الداخلية للنموذج. فقد حقق نموذج PSO-PSO أفضل أداء إجمالي، إذ سجل أدنى قيم لكل من RMSE و MAE، إلى جانب أعلى معامل تحديد R^2 ، الأمر الذي يدل على قدرة أعلى لخوارزمية تحسين أسراب الجسيمات في

استكشاف فضاء الحلول وتحسين المعلمات، كما يشير إلى كفاءة النموذج في تفسير تباين المؤشر المرجعي التي يمكن تتبعه من خلال مخرجات النموذج بالاعتماد على المتغيرات المدخلة، بالإضافة إلى قدرته على التقاط الأنماط العامة والتقلبات داخل البيانات. كما أظهرت نتائج النماذج **GA-GA** و **GA-PSO** و **PSO-GA** و **PSO-PSO** أداء مرتفع ولكن بمستويات أقل من نموذج **PSO-PSO**، وهو ما يشير إلى انخفاض كفاءة الخوارزمية الجينية سواءً في مرحلة توليد القواعد أو في مرحلة المعايرة، نظراً للبطء في تحسين المعلمات أو توقفها عند حلول شبه مثلى داخل فضاء عالي التعقيد، الأمر الذي يجعل هذه التوليفات أقل ملاءمة لطبيعة البيانات المدروسة.

كما يظهر الشكل (47) اتساقاً واضحاً بين القيم الفعلية لمؤشر الاستقرار المالي المرجعي ومخرجات النماذج الضبابية، ولا سيما في المستويات المنخفضة التي تمثل معظم مشاهدات العينة. إذ تعكس المنحنيات قدرة النماذج على التقاط السلوك الأساسي للسلسلة والمحافظة على الاتجاه العام، وهو ما يتسق مع النتائج الكمية التي أشارت إلى ارتفاع معاملات التحديد وانخفاض قيم كل من **RMSE** و **MAE**. ويظهر الفارق الجوهري بين النماذج عند القيم المرتفعة في نهاية السلسلة، حيث يتبين أن نموذج **PSO-GA** يميل إلى عدم قدرته على تمثيل القمم الحادة بدقة، الأمر الذي يفسّر انخفاض معامل التحديد لديه مقارنة ببقية النماذج. في المقابل، يظهر النموذجان **GA-PSO** و **PSO-PSO** مرونة أعلى في تتبع القيم وتمثيل أقرب للواقع عند نقاط الصعود المفاجئ، وهو ما يعكس قدرة خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات على تحسين القواعد الضبابية وتعزيز الأداء التفسيري للنموذج. أما نموذج **GA-GA** فيظهر أداءً مرتفعاً من حيث النقاط للمستويات المستقرة والقدرة الجيدة على تمثيل الارتفاعات، وإن كان بدرجة أقل من النموذجين السابقين.

الشكل (47): مقارنة أداء النماذج الضبابية



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات MATLAB

2.7. فحص فرط المطابقة

للتحقق من قابلية تعميم النماذج خارج عينة التدريب، تم فحص فرط المطابقة (Overfitting)، من خلال مقارنة مؤشرات الأداء بين عينتي التدريب والاختبار. يوضح الجدول (12) نتائج فحص فرط المطابقة للنماذج الأربعة.

الجدول (12): نتائج فحص فرط المطابقة للنماذج الضبابية

المؤشر	GA-PSO	PSO-PSO	GA-GA	PSO-GA
(RMSE_training – RMSE_testing)	%0.65	%1.39	%0.86	%1.87
(R ² _training – R ² _testing)	%1.51–	%5.44–	%2.82–	%9.79–

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات MATLAB

يظهر الجدول (12) نتائج فحص فرط المطابقة، حيث تم احتساب الفروق بين أداء النماذج في عينتي التدريب والاختبار على أساس (التدريب – الاختبار). وقد جاءت فروقات الجذر التربيعي لمتوسط مربعات الأخطاء (RMSE) موجبة وقيم صغيرة، مما يشير إلى تقارب الأداء بين العينتين. في المقابل، جاءت

فروقات معامل التحديد المعدل R^2 سالبة وصغيرة في معظم النماذج باستثناء نموذج (PSO-GA) حيث سجل فرق مرتفع مقارنة بباقي النماذج. وتشير هذه النتائج إلى غياب دلائل على فرط المطابقة، بما يعزز موثوقية استخدام النماذج وقدرتها على التعميم خارج عينة التدريب.

3.7. اختبار الحساسية

تم استخدام مؤشري Sobol من الرتبة الأولى (First-Order Sobol Index – S1) والرتبة الكلية (Total-Order Sobol Index – ST) 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. تشير قيم S1 في الجدول (13) إلى أن معظم المتغيرات قد سجلت مستويات مرتفعة، مما يعكس أهمية هذه المتغيرات في تفسير الجدارة الائتمانية للقطاع المصرفي، في حين جاءت الحساسية المباشرة لمتغير رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر منخفضة نسبياً. في المقابل، تشير قيم ST في الجدول (14) إلى اتساع التأثيرات الكلية مقارنة بالتأثيرات الفردية، وهو ما يعكس وجود تفاعلات غير خطية بين المتغيرات داخل النموذج. في المقابل، سجلت معظم المتغيرات 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 في جميع النماذج ومتغير مضاعف حقوق الملكية في نموذج (PSO-GA)، حيث ارتفعت قيم هذه المتغيرات في ST رغم ضعف تأثيرها 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، سواءً عبر تأثيراتها المباشرة أو من خلال تفاعلها مع متغيرات أخرى. تم إدراج الرسم البياني الخاص باختبار Sobol في الملحق (32).

الجدول (13): نتائج اختبارات الحساسية وفق مؤشر First-Order Sobol Index (S1)

المتغير	GA-GA	PSO-PSO	GA-PSO	PSO-GA
رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر	0.2296	0.3452	0.3183	0.5637
القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض	0.9267	0.8145	0.7852	0.9151
إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع	0.9530	0.9224	0.9050	0.9353
مضاعف حقوق الملكية	0.8074	0.8520	0.9346	0.4290
المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي	0.9665	0.8359	0.9565	0.9652
سعر الصرف	0.8775	0.7740	0.6887	0.8901

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات MATLAB

الجدول (14): نتائج اختبارات الحساسية وفق مؤشر Total-Order Sobol Index

المتغير	GA-GA	PSO-PSO	GA-PSO	PSO-GA
رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر	0.4085	0.5538	0.5904	0.7506
القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض	0.9843	0.9623	0.9407	0.9614
إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع	0.9811	0.9944	0.9739	0.9786
مضاعف حقوق الملكية	0.9078	0.9925	0.9798	0.6127
المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي	0.9757	0.9543	0.9873	0.9877
سعر الصرف	0.9015	0.8396	0.8196	0.9355

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات MATLAB

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 الرأس مالية 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 آنٍ 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 اختبارات التحقق الكمية المطبقة على عينة الاختبار، أظهرت النتائج دقة مرتفعة للنماذج في تمثيل سلوك المؤشر المرجعي، واختبار فرط المطابقة الذي أظهر قدرة النماذج على التعميم خارج عينة التدريب، واختبار (Sobol) الذي أظهر استقرار أداء النماذج ومساهمة فعالة للمتغيرات الداخلة في تفسير تباين مؤشر الجدارة الائتمانية. وبمقارنة النماذج الأربعة، يمثل النموذج القائم على توليد القواعد الضبابية ومعايرة النموذج باستخدام خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات (PSO-PSO) النموذج الأفضل من حيث نتائج جميع الاختبارات مجتمعة.

8. اختبار استقرار الأداء وقابلية التعميم

تم التحقق من استقرار أداء النموذج (PSO-PSO) عبر الزمن، وذلك من خلال تدريبه على البيانات الممتدة من عام 2013 حتى عام 2021، ومن ثم اختبار أدائه على بيانات عامي 2022 و2023. يعرض الجدول (15) قيم مؤشرات الأداء لكل ربع سنة خلال فترة الاختبار.

الجدول (15): نتائج اختبار استقرار أداء النموذج (PSO-PSO) عبر الزمن

الفترة الزمنية	RMSE	MAE
Q1-2022	8.6%	6.5%
Q2-2022	10%	7.4%
Q3-2022	10%	7.1%
Q4-2022	10.4%	7.1%
Q1-2023	8.8%	6.7%
Q2-2023	8.3%	6%
Q3-2023	8.3%	6.4%
Q4-2023	10.6%	7.6%

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات MATLAB

تشير نتائج اختبار الاستقرار الزمني إلى أنَّ النموذج يحافظ على مستوى أداء مستقر نسبياً عبر الفترات الزمنية المختلفة، حيث تراوحت قيم RMSE بين (8.3% - 10.6%) وقيم MAE بين (6% - 7.6%) خلال فترة الاختبار. ولم تظهر النتائج وجود اتجاه تصاعدي واضح في الخطأ عبر الزمن، مما يدل على قدرة النموذج على التكيف مع التغيرات في البيئة الاقتصادية دون تدهور ملحوظ في الأداء. وعلى الرغم من تسجيل بعض الارتفاعات الطفيفة في الخطأ خلال بعض الفترات، إلا أن ذلك يمكن تفسيره في ضوء التغيرات أو الصدمات الحاصلة في البيئة الاقتصادية السورية، دون أن يؤدي إلى تدهور ملحوظ في الأداء

العام للنموذج، مما يدعم استقرار النموذج. وبذلك، يمكن اعتبار النموذج قادراً على توفير تقييم موثوق للجدارة الائتمانية للمصارف حتى في ظل بيئة اقتصادية غير مستقرة.

كما تم اختبار قابلية تعميم النموذج عبر المصارف من خلال تطبيق منهجية التحقق المتقاطع (K-fold cross-validation) باستخدام خمس طيات (5-fold)، حيث يتم في كل طية تدريب النموذج على جميع المصارف باستثناء مصرفين، ومن ثم تقييم أدائه وفحص فرط المطابقة على هذين المصرفين. وقد نتج عن هذا الاختبار خمسة نماذج مستقلة تم تحليل نتائجها لتقييم قابلية التعميم عبر المصارف. يعرض الجدول (16) نتائج اختبارات الأداء للنماذج الخمسة.

الجدول (16): نتائج اختبارات أداء النموذج (PSO-PSO) عبر الطيات المختلفة

المؤشر	Fold 1	Fold 2	Fold 3	Fold 4	Fold 5	Average
RMSE	3.8%	4.0%	7.0%	6.8%	4.5%	5.2%
MAE	2.9%	3.6%	5.8%	4.0%	3.8%	4.0%
(RMSE_Gap)	2.5%	1.6%	-1.2%	-1.3%	0.9%	0.5%
(MAE_Gap)	1.0%	0.4%	-2.0%	-0.7%	-0.4%	-0.3%

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات MATLAB

تشير نتائج اختبار التحقق المتقاطع في الجدول (16) إلى أنّ النموذج يتمتع بمستوى أداء مستقر نسبياً عبر الطيات المختلفة، حيث تراوحت قيم RMSE بين (3.8% - 7.0%) بمتوسط بلغ (5.2%)، في حين تراوحت قيم MAE بين (2.9% - 5.8%) بمتوسط (4.0%). وتعكس هذه القيم مستوى دقة مقبول في تقدير مؤشر الجدارة الائتمانية عند تطبيق النموذج على مصارف جديدة لم تدخل ضمن عملية التدريب.

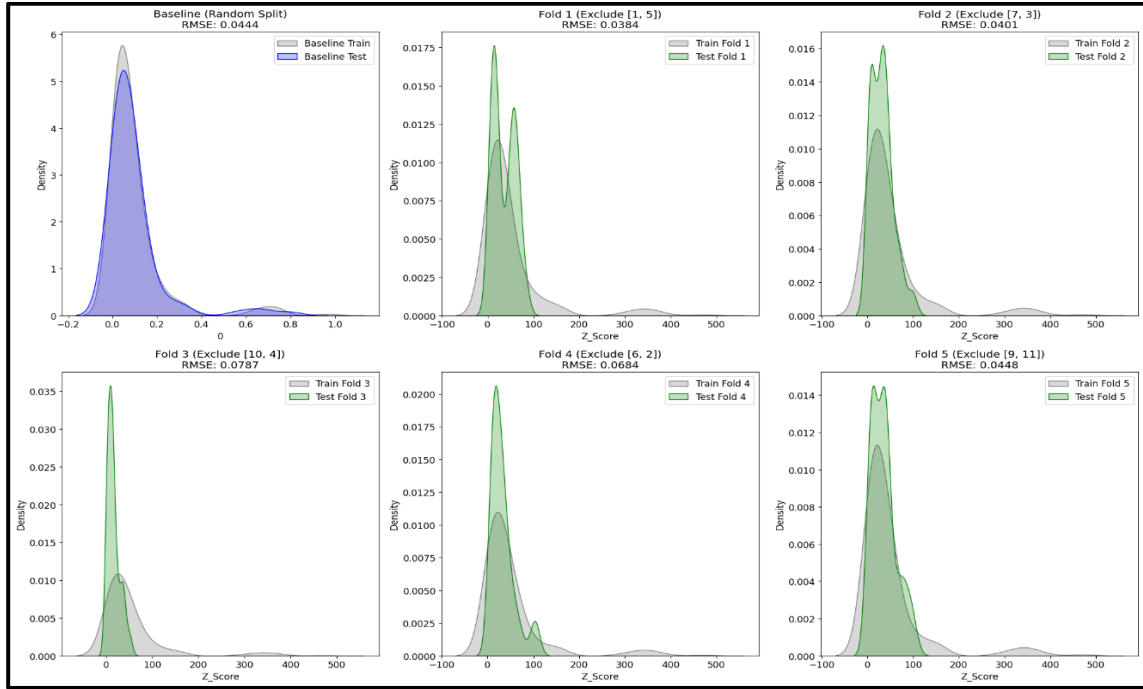
وفيما يتعلق بفجوة الخطأ، فقد تم احتسابها على أساس الفرق بين خطأ التدريب وخطأ الاختبار، حيث تشير القيم الموجبة إلى أن أداء النموذج على بيانات الاختبار كان أفضل من أدائه على بيانات التدريب. وقد تراوحت قيم RMSE_Gap بين (-1.3% - -2.5%)، و MAE_Gap بين (-2.0% - -1.0%)، مما يدل على تقارب أداء النموذج بين عینتي التدريب والاختبار. كما بلغ متوسط RMSE_Gap حوالي (0.5%) ومتوسط MAE_Gap نحو (-0.3%)، وهي قيم منخفضة وقريبة من الصفر، مما يشير إلى عدم وجود فرط مطابقة.

من جانب آخر، تُظهر منحنيات تقدير كثافة النواة في الشكل (48)، توزيع مؤشر الاستقرار المالي المرجعي Z-score في ظل التقسيم العشوائي للعينات مقارنةً بالتقسيم وفق الطيات الخمس، حيث يُظهر التقسيم العشوائي تطابقاً شبه تام بين توزيعي بيانات التدريب والاختبار، مما يعكس قدرة هذا التقسيم على تمثيل الخصائص الإحصائية العامة للعينات. وبالمقارنة مع التقسيم وفق الطيات، ارتفعت دقة التقييم في الطيات الأولى والثانية والخامسة، حيث تتركز منحنيات بيانات الاختبار للمصارف المستبعدة في هذه الطيات ضمن نطاقات الكثافة العالية لبيانات التدريب، مع درجة عالية من التداخل بين توزيع مؤشر الاستقرار المالي المرجعي (Z-score) في عینتي التدريب والاختبار، وهو ما يشير إلى تقارب الخصائص الإحصائية للمتغير المرجعي وانخفاض انزياح التوزيع (distribution shift).

أما في الطيتين الثالثة والرابعة، فيظهر انزياح واضح لمنحنى الاختبار نحو نطاقات القيم المنخفضة لمؤشر الاستقرار المالي المرجعي، مما يعكس اختلافاً في توزيع المتغير المرجعي بين عینتي التدريب والاختبار. وبالرجوع إلى الخصائص المالية للمصارف المستبعدة في هذه الطيات، يمكن ملاحظة أنها تمثل حالات ذات خصائص مختلفة نسبياً عن عينة التدريب، وهو ما يتزامن مع هذا الانزياح في التوزيع

ويؤدي إلى زيادة صعوبة التقييم وارتفاع قيمة الخطأ إلى نحو 7%. ومع ذلك، حافظ النموذج على قدرة جيدة في تتبع الاتجاه العام، مما يعكس مرونة المنطق الضبابي في التعامل مع الحالات غير النمطية.

الشكل (48): توزيع مؤشر الاستقرار المالي المرجعي باستخدام تقدير كثافة النواة وفق التقسيم العشوائي والطيات الخمس



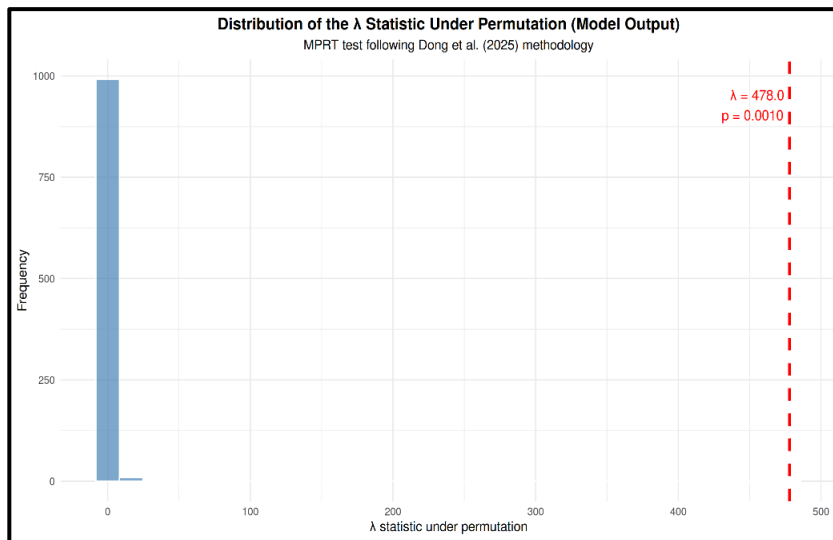
المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

تدعم هذه النتائج قابلية تعميم النموذج على مصارف جديدة خارج عينة التدريب، كما جاءت متوسطات قيم الأخطاء متسقة مع مستويات الخطأ الناتجة عن تدريب النموذج بالاعتماد على التقسيم العشوائي للعينة، حيث بلغت قيمة RMSE نحو (4.44%)، وقيمة MAE حوالي (3.58%). وعليه يتم قبول الفرضية الفرعية الثانية حيث يحقق النموذج المطور باستخدام المنطق الضبابي وخوارزميات التحسين الميتا-استكشافية لتقييم الجدارة الائتمانية للمصارف السورية التقليدية الخاصة استقراراً في الأداء عبر الزمن وقابلية للتعميم عبر المصارف.

9. اشتقاق الدرجات التصنيفية

بعد التحقق من استقرار الأداء عبر الزمن وقابلية التعميم عبر المصارف، تم استخدام خرج النموذج لاشتقاق درجات تصنيفية من خلال تحويله إلى سبع درجات باستخدام التقسيم القائم على الكوانتايلات. ونظراً لأنّ هذه الدرجات مشتقة من متغير كمي مستمر، تم التحقق من أن عملية التحويل لم تؤد إلى فقدان في المعلومات أو تشويه في البنية الرتبوية الكامنة في مؤشر الجدارة الائتمانية، وذلك باستخدام اختبار الرتب القائم على التباديل للبيانات المختلطة (Mixed-data Permutation-based Rank Test - MPRT). وقد أظهرت نتائج الاختبار رفض الفرضية الصفرية القائلة بغياب بنية رتبوية غير عشوائية، وذلك من خلال مقارنة القيمة المشاهدة لإحصائية الاختبار λ مع توزيعها الصفري المتولد عبر 1000 إعادة ترتيب عشوائي. يوضح الشكل (49) توزيع إحصاء الاختبار تحت فرضية العدم، حيث تتركز القيم الناتجة عن إعادة المعاينة حول مستويات منخفضة قريبة من الصفر، وهو السلوك المتوقع في حالة غياب علاقة رتبوية حقيقية بين المتغيرين. في المقابل، تظهر القيمة المشاهدة لإحصاء الاختبار ($\lambda = 478$) في الطرف الأيمن المتطرف، ما يشير إلى أنّ احتمال الحصول على قيمة مماثلة تحت فرضية العدم ضعيف جداً ($p = 0.0010$). وبالتالي يتم رفض فرضية العدم إحصائياً.

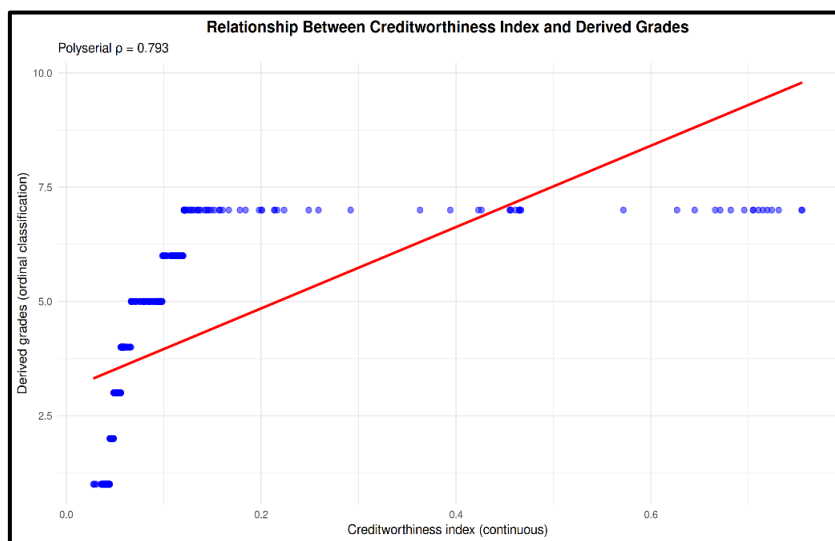
الشكل (49): توزيع إحصاء اختبار λ



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

ومن جانب آخر، أظهر الارتباط البوليسيري (Polyserial Correlation) المقدّر بطريقة الاحتمال الأعظمي وجود علاقة رتبية قوية بين التمثيل المستمر والتصنيف الفئوي، حيث بلغ معامل الارتباط $p=0.793$. ويظهر الخط الأحمر في الشكل (50) الاتجاه العام للعلاقة، حيث يشير إلى أن التحويل حافظ على العلاقة الأحادية الرتبية بين المتغيرين، أي أنّ زيادة المؤشر المستمر تقابلها زيادة منتظمة في الدرجة التصنيفية، كما يبين الرسم أنّ عملية التحويل لم تغيّر ترتيب المشاهدات إلا داخل حدود الفئة نفسها، إذ تتبع معظم النقاط اتجاهًا تصاعدياً واضحاً. تشير هذه النتائج إلى وجود درجة عالية من الاتساق بين القيم المستمرة والتصنيف الرتبي، وأنّ التقسيم القائم على الكوانتايلات يمثل تقريباً رتبياً ذو دلالة إحصائية لمتغير كامن مستمر، دون أن يؤدي إلى فقدان جوهري في المعلومات أو إلى إضعاف البنية الترتيبية في البيانات.

الشكل (50): العلاقة بين مؤشر الجدارة الائتمانية والدرجات التصنيفية



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

ولاختبار متانة النتائج، تم التحقق من قدرة النموذج على الحفاظ على الترتيب النسبي للجدارة الائتمانية بشكل مستقل عن المؤشر المرجعي المستخدم في عملية التطوير، وذلك من خلال فحص وجود ارتباط رتبي ذو دلالة إحصائية بين الدرجات التصنيفية المشتقة من النموذج والدرجات التصنيفية المشتقة من مؤشر بديل للجدارة الائتمانية لم يستخدم في عملية التطوير، باستخدام معامل ارتباط سبيرمان المصحّح

لترتب كما هو موضح في الجدول (17). وقد تم احتساب المؤشر البديل بالاعتماد على مؤشر الاستقرار المالي (Z-score) وفق منهجية مختلفة، حيث يعتمد على استخدام الانحراف المعياري التراكمي بدلاً من الانحراف المعياري لنافذة زمنية متحركة.

الجدول (17): نتائج اختبار معامل ارتباط سبيرمان المصحح للترتب

الاختبار	معامل الارتباط	p-value
ارتباط الدرجات التصنيفية المشتقة من النموذج مع الدرجات التصنيفية وفق المؤشر البديل	0.7518	0.000

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات MATLAB

تظهر النتائج أن معامل الارتباط الرتبي البالغ (75.18%)، يعكس مستوى مرتفع من الاتساق بين الدرجات التصنيفية المشتقة من النموذج المقترح والدرجات التصنيفية وفق المؤشر البديل، كما أن قيمة (p-value) أقل من مستوى الدلالة المعتمد (1%)، مما يشير إلى الدلالة الإحصائية لمعامل الارتباط.

وعليه، يتم قبول الفرضية الفرعية الثالثة حيث توجد علاقة رتبية ذات دلالة إحصائية بين مؤشر الجدارة الائتمانية الكمي ودرجات التصنيف الرتبية المشتقة منه.

10. خلاصة

تناول هذا المبحث تطوير نموذج تصنيف ائتماني هجين مدفوع بالبيانات، يعتمد على المنطق الضبابي وخوارزميات الذكاء الاصطناعي. وقد تم التطوير عبر سلسلة من المراحل. تم في المرحلة الأولى الاعتماد على خوارزمية mRMR لاستخلاص قائمة أولية من المتغيرات الأكثر ارتباطاً بمؤشر الاستقرار المالي بوصفه مؤشراً مرجعياً للجدارة الائتمانية، مع مراعاة الحد من التكرار المعلوماتي بين المتغيرات. وفي المرحلة الثانية، تم استخدام الخوارزمية الجينية مع خوارزمية الغابة العشوائية لتحديد المتغيرات الأكثر قدرة على التفسير. تم بعد ذلك بناء شبكة ضبابية هرمية من نوع Takagi-Sugeno من خلال تحويل

المدخلات المتمثلة بالمتغيرات المصرفية والقطاعية والكلية المستخرجة من المراحل السابقة إلى عقد وسيطة تعكس البيئة الداخلية والخارجية للمصرف، بحيث تعمل هذه العقد كطبقة تجميعية تربط المتغيرات الأولية بالخرج النهائي المتمثل بمؤشر الجدارة الائتمانية.

وفي مرحلة استخراج القواعد، تم الاعتماد على خوارزميات التحسين الميتا-استكشافية، ولا سيما الخوارزمية الجينية وخوارزمية تحسين أسراب الجسيمات لتوليد قواعد الاستدلال بشكل آلي، الأمر الذي يضمن اعتماد قاعدة معرفية مستمدة من الأنماط الكامنة في البيانات. ومن خلال الدمج بين طريقتي التوليد والمعايرة، تم تطوير أربعة نماذج ضبابية. بعد ذلك، تم تقييم النماذج الأربعة باستخدام اختبارات التحقق الكمية، واختبار فرط المطابقة واختبار الحساسية. وقد أظهرت النتائج تبايناً في الأداء بين النماذج الأربعة، مما أتاح اختيار النموذج (PSO-PSO) كأفضل نموذج. ومن ثم تم التحقق من استقرار أداء النموذج عبر الزمن من خلال تدريبه على بيانات الفترة (2013-2021) واختباره على بيانات (2022-2023)، باستخدام مؤشرات الخطأ (RMSE و MAE). كما تم اختبار قابلية تعميمه عبر المصارف من خلال تطبيق منهجية التحقق المتقاطع (K-fold)، حيث تم في كل طية استبعاد مصرفين من عملية التدريب وتقييم الأداء عليهما، إضافة إلى فحص فجوة الخطأ للتحقق من عدم وجود فرط مطابقة.

بعد ذلك، تم استخدام خرج النموذج لاشتقاق درجات تصنيفية من خلال تحويله إلى سبع درجات تصنيفية باستخدام التقسيم القائم على الكوانتايلات، وأشارت النتائج إلى وجود درجة عالية من الاتساق بين القيم المستمرة والتصنيف الرتبي، وأن التقسيم القائم على الكوانتايلات يمثل تقريباً رتبياً ذو دلالة إحصائية لمتغير كامن مستمر، دون أن يؤدي إلى فقدان جوهري في المعلومات أو إلى إضعاف البنية الترتيبية في البيانات. وعليه، يمثل النموذج المقترح أداة تطبيقية فعالة لتصنيف المصارف السورية التقليدية الخاصة.

المبحث الرابع: تقدير احتمال التعثر وتصنيف المصارف السورية التقليدية الخاصة

1. مقدمة

يهدف هذا المبحث إلى تقدير احتمال التعثر وفق متطلبات المعيار IFRS 9 وعرض التصنيف الائتماني للمصارف السورية التقليدية الخاصة باستخدام النموذج المطور، إلى جانب إجراء تحليل عينة من المصارف، وذلك من خلال ربط مخرجات التصنيف بالخصائص المالية للمصارف محل الدراسة وتفسير الفروقات التصنيفية فيما بينها.

2. تقدير احتمال التعثر

انسجماً مع متطلبات معيار IFRS 9 القائم على نموذج المراحل الثلاث، تمت موازنة درجات التصنيف المشتقة من النموذج مع مرحلتي التصنيف الأولى والثانية فقط كما هو موضح في الجدول (18). ويعود ذلك إلى أن البيانات التاريخية للمصارف محل الدراسة لا تتضمن حالات تعثر فعلي يمكن تصنيفها ضمن المرحلة الثالثة. فالدخول في هذه المرحلة يتطلب تحقق أحداث تعثر حقيقية، مثل إعلان الإفلاس، أو الاندماج القسري، أو الحراسة القضائية، أو غيرها من المؤشرات الدالة على التعثر الفعلي.

الجدول (18): موازنة درجات التصنيف مع المراحل الثلاث

المرحلة	التعرضات تجاه المصارف	الدرجات التصنيفية
الأولى	تشمل التعرضات تجاه المصارف التي لم تشهد تدهوراً جوهرياً في مخاطر الائتمان منذ الاعتراف الأولي.	1، 2، 3، 4
الثانية	تشمل التعرضات تجاه المصارف التي شهدت تدهوراً جوهرياً في مخاطر الائتمان.	5، 6، 7

المصدر: من إعداد الباحث

ولتقدير احتمال التعثر، تم الاعتماد على سلاسل ماركوف متقطعة الزمن (Discrete-Time Markov Chains)، والقائمة على نماذج انتقال التصنيف المفتوحة، باعتبارها منهجية تراعي الطبيعة الخاصة للمصارف مقارنة بالشركات، إذ أنّ تعثر المصارف لا يُعد حدثاً نهائياً، وذلك نتيجة وجود آليات داعمة تقلّل من احتمال الانهيار الكامل وتزيد فرص التعافي، مثل الدور الرقابي للجهات التنظيمية، وإجراءات التدخل المبكر، وتوافر أدوات دعم السيولة، وإمكانية إعادة هيكلة المركز المالي. وعليه، فإنّ هذا النهج يأخذ بعين الاعتبار إمكانية التعافي والعودة من درجات تصنيف متدنية إلى درجات أعلى خلال الفترات اللاحقة. تمثل هذه التقديرات احتمالات التعثر عبر الدورة الاقتصادية (Through-The-Cycle - TTC)، لكونها مبنية على سلوك انتقال تاريخي مرصود عبر فترة زمنية ممتدة، تعابر لاحقاً لاستخدامها في قياس الخسائر الائتمانية المتوقعة وفق متطلبات المعيار IFRS 9. كما تم اعتماد نهج إعادة بناء التصنيفات بأثر رجعي عبر تثبيت حدود الدرجات التصنيفية المستخرجة من التوزيع الكلي للفترة (2013-2023)، وذلك بسبب محدودية حجم العينة بما لا يسمح بإعادة اشتقاق حدود تصنيفية مستقرة لكل فترة زمنية على حدة، ولتقادي التشوهات الناجمة عن تغير الحدود النسبية للكوانتاليات عبر الزمن والتي تؤدي إلى عدم اتساق تعريف الحالة التصنيفية بين الفترات، بما يضعف قابلية المقارنة الزمنية. وقد أتاح هذا النهج الحفاظ على معنى ثابت للدرجة التصنيفية عبر الزمن، بما يضمن أن التغيرات المرصودة تعكس تحولاً حقيقياً في الجدارة الائتمانية وليس تغييراً في أداة القياس. وفيما يلي مراحل التطبيق للوصول إلى احتمالات التعثر:

أولاً: استخراج مصفوفة احتمالات الانتقال الربع سنوية والسنوية الأصلية

تم تعريف فضاء الحالات (State Space) على أنه مجموعة درجات التصنيف السبع المعتمدة، مع اعتماد نموذج انتقال مفتوح (Non-Absorbing) يأخذ بعين الاعتبار إمكانية التعافي. وقد تم تقدير مصفوفة احتمالات الانتقال الربع سنوية الأصلية الموضحة في الجدول (19) باستخدام مقدر الاحتمال الأعظمي (Maximum Likelihood Estimator) وفق الصيغة التالية:

$$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{\sum_{j=1}^7 N_{ij}}$$

حيث إن:

P_{ij} احتمال الانتقال من الدرجة i إلى الدرجة j خلال ربع سنة.

N_{ij} عدد الانتقالات الفعلية المرصودة من الدرجة i إلى الدرجة j .

$\sum_{j=1}^7 N_{ij}$ إجمالي عدد الانتقالات من الدرجة i إلى جميع الدرجات.

الجدول (19): مصفوفة احتمالات الانتقال الربع سنوية الأصلية

From/To	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7
G1	0.9219	0.0781	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
G2	0.1250	0.8438	0.0312	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
G3	0.0147	0.1471	0.8088	0.0294	0.0000	0.0000	0.0000
G4	0.0000	0.0000	0.1143	0.7286	0.1571	0.0000	0.0000
G5	0.0000	0.0000	0.0435	0.2319	0.6377	0.029	0.058
G6	0.0000	0.0000	0.0145	0.0000	0.1304	0.7101	0.1449
G7	0.0000	0.0000	0.0000	0.0145	0.0000	0.1884	0.7971

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

وللحصول على مصفوفة احتمالات الانتقال السنوية تم رفع مصفوفة احتمالات الانتقال الربعية للقوة 4

لنتنتج لدينا مصفوفة احتمالات الانتقال السنوية الأصلية الموضحة في الجدول (20):

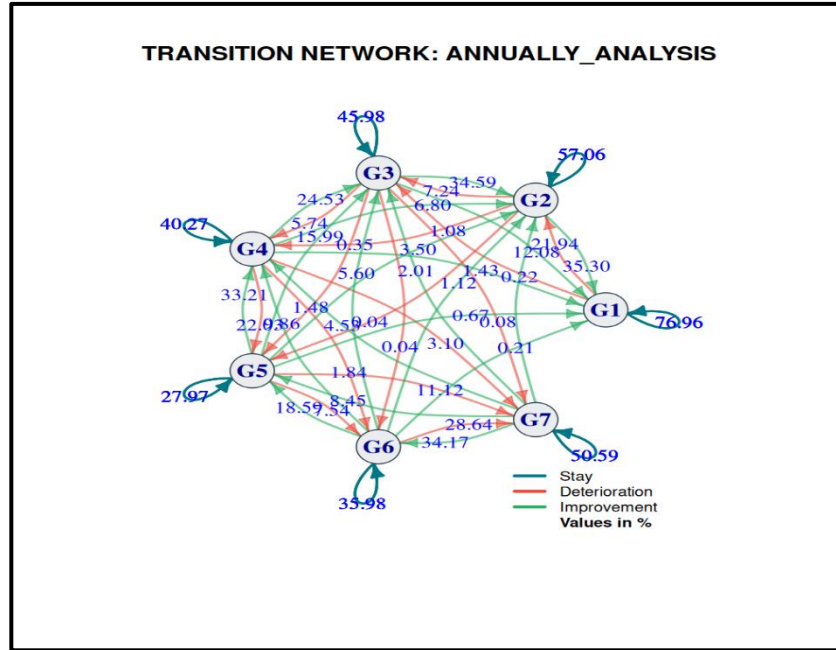
الجدول (20): مصفوفة احتمالات الانتقال السنوية الأصلية

From/To	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7
G1	0.7696	0.2194	0.0108	0.0002	0.0000	0.0000	0.0000
G2	0.3530	0.5706	0.0724	0.0035	0.0004	0.0000	0.0000
G3	0.1208	0.3459	0.4598	0.0574	0.0148	0.0004	0.0008
G4	0.0143	0.0680	0.2453	0.4027	0.2203	0.0184	0.0310
G5	0.0067	0.0350	0.1599	0.3321	0.2797	0.0754	0.1112
G6	0.0021	0.0112	0.0560	0.0986	0.1859	0.3598	0.2864
G7	0.0003	0.0022	0.0201	0.0453	0.0845	0.3417	0.5059

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

يوضح الشكل (51) شبكة احتمالات الانتقال السنوية المستخرجة مباشرة من مصفوفة احتمالات الانتقال التاريخية بين درجات التصنيف الائتماني (G1-G7)، حيث تمثل العقد الدرجات التصنيفية، بينما تعبّر الأسهم الموجهة عن احتمالات الانتقال بينها خلال سنة واحدة. وتُظهر الحلقات الذاتية احتمالات البقاء داخل الدرجة نفسها. وقد بلغت احتمالات الاستقرار الذاتي فيها 0.7696 للدرجة G1، و0.5706 للدرجة G2، و0.4598 للدرجة G3، و0.4027 للدرجة G4، و0.2797 للدرجة G5، و0.3598 للدرجة G6، و0.5059 للدرجة G7. كما سجلت بعض الانتقالات البعيدة قيماً احتمالية منخفضة أو متباينة مثل $G2 \rightarrow G7$ بنحو 0.000008، و $G3 \rightarrow G7$ بنحو 0.0008، و $G4 \rightarrow G7$ بنحو 0.0310، إضافة إلى فجوات صفيرية في مسارات مثل $G1 \rightarrow G7$. ويعود هذا السلوك إلى طبيعة المصفوفة الأصلية، التي تعكس التكرارات التاريخية الفعلية للانتقالات، وقد تتأثر بمحدودية حجم العينة أو بندرة بعض الانتقالات.

الشكل (51): شبكة احتمالات الانتقال السنوية



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

ثانياً: معايرة مصفوفة احتمالات الانتقال السنوية

لضمان اتساق احتمالات التعثر المستخرجة ومعالجة القيم الصفريّة أو المتناهية الصغر، لا سيما في الدرجات التصنيفية العليا، تم إخضاع مصفوفة احتمالات الانتقال لعملية تنعيم (Smoothing) باستخدام نموذج الانحدار اللوجستي (Logistic Regression)، بوصفه إطاراً قياسيًّا لإعادة معايرة الاحتمالات والحد من التقلبات العشوائية الناتجة عن محدودية البيانات أو ندرة حالات التعثر. ونظراً لانحصار احتمالات التعثر ضمن المجال $[0,1]$ ، تم تحويلها إلى فضاء لوغاريتم الأرجحية (Log-Odds) بما يسمح بالتعامل مع القيم المتناهية الصغر بدلاً من القيم المعدومة، وفق الصيغة التالية:

$$\ln\left(\frac{PD}{1-PD}\right) = \beta_0 + \beta_1(\text{Rating})$$

ولاستعادة احتمالات التعثر في صورتها الاحتمالية الأصلية، تم تطبيق التحويل العكسي عبر الدالة اللوجستية وفق العلاقة:

$$PD_{smoothed} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x)}}$$

وبالاستناد إلى نتائج التقدير، يمكن تمثيل العلاقة بين درجة التصنيف واحتمال التعثر بالمعادلة التالية:

$$\ln\left(\frac{PD}{1-PD}\right) = -8.173197 + 1.187327 \times (\text{Rating})$$

تشير القيمة السالبة الكبيرة لثابت المعادلة ($\beta_0 = -8.173197$) إلى أنّ احتمالات التعثر في الدرجات العليا منخفضة جداً وقريبة من الصفر، وهو ما يتوافق مع طبيعة المحافظ الائتمانية منخفضة المخاطر، في حين يعكس معامل الانحدار ($\beta_1 = 1.187327$) حساسية مرتفعة لمخاطر التعثر تجاه التغير في درجة التصنيف، حيث يؤدي كل انتقال إلى درجة أدنى إلى زيادة أرجحية التعثر بمعامل

($e^{1.1873} = 3.27$). أي أن مخاطر التعثر تتضاعف بنحو 3.27 مرة عند الانخفاض بدرجة تصنيفية واحدة. كما أظهرت نتائج تقدير النموذج معنوية إحصائية مرتفعة لمتغير التصنيف الائتماني، إذ بلغت قيمة p-value حوالي (0.00003)، ما يشير إلى وجود علاقة ذات دلالة إحصائية بين الدرجة التصنيفية واحتمال التعثر. كما بلغ معامل التحديد McFadden's R-Squared حوالي (88.95%)، وهي قيمة تعكس قوة تفسيرية مرتفعة. وعليه يتم قبول الفرضية الفرعية الرابعة حيث توجد علاقة ذات دلالة إحصائية بين الدرجات التصنيفية المشتقة من النموذج واحتمالات تعثر المصارف السورية التقليدية الخاصة المقدرة، بما يدعم استخدامها وفق متطلبات المعيار IFRS 9. يعرض الجدول (21) مصفوفة احتمالات الانتقال السنوية بعد المعاييرة.

الجدول (21): مصفوفة احتمالات الانتقال السنوية بعد المعاييرة

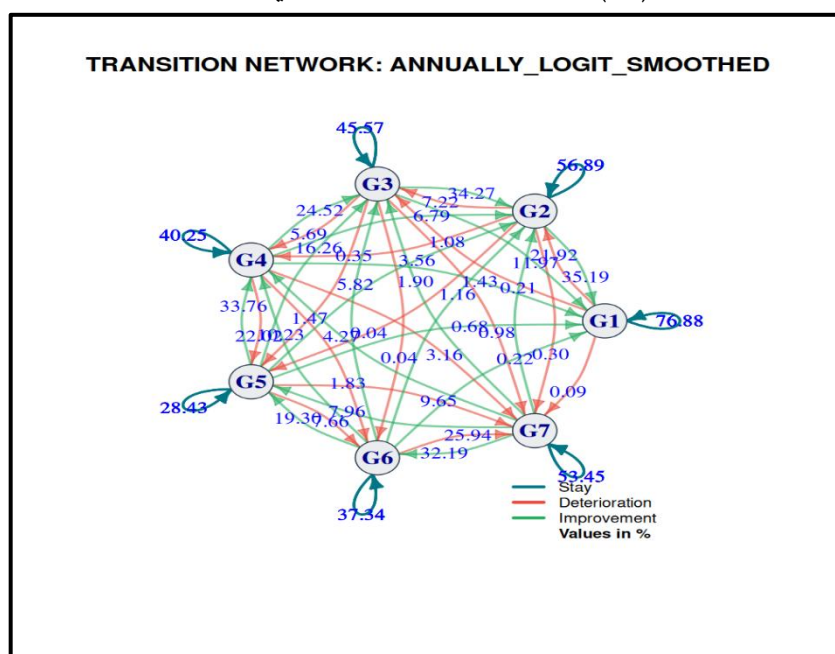
From/To	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7
G1	0.7688	0.2192	0.0108	0.0002	0.0000	0.0000	0.0009
G2	0.3519	0.5689	0.0722	0.0035	0.0004	0.0000	0.0030
G3	0.1197	0.3427	0.4557	0.0569	0.0147	0.0004	0.0098
G4	0.0143	0.0679	0.2452	0.4025	0.2202	0.0183	0.0316
G5	0.0068	0.0356	0.1626	0.3376	0.2843	0.0766	0.0965
G6	0.0022	0.0116	0.0582	0.1023	0.1930	0.3734	0.2594
G7	0.0003	0.0021	0.0190	0.0427	0.0796	0.3219	0.5345

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

يعرض الشكل (52) شبكة احتمالات الانتقال السنوية بعد المعاييرة. وبالمقارنة مع شبكة احتمالات الانتقال قبل المعاييرة في الشكل (51)، يتضح بقاء البنية العامة لمسارات الانتقال، مع ملء بعض الفجوات الصفيرية مثل $G1 \rightarrow G7$ التي ارتفعت من 0.0000 إلى 0.0009. كما ارتفع الاستقرار الذاتي للدرجات الدنيا حيث زاد $G7$ من 0.5059 إلى 0.5345، و $G6$ من 0.3598 إلى 0.3734، و $G5$ من 0.2797 إلى 0.2843، وانخفضت بعض الانتقالات البعيدة مثل $G5 \rightarrow G7$ من 0.1112 إلى 0.0965 و $G6 \rightarrow G7$ من 0.2864 إلى 0.2594. في المقابل، شهدت انتقالات بعيدة أخرى زيادات

ملحوظة مثل $G2 \rightarrow G7$ من 0.000008 إلى 0.0030، و $G3 \rightarrow G7$ من 0.0008 إلى 0.0098. ويشير هذا السلوك إلى مساهمة عملية المعايرة في معالجة ندرة الانتقالات في الدرجات العليا عبر تحويل القيم شبه الصفرية إلى احتمالات موجبة صغيرة، الأمر الذي يجعل مصفوفة احتمالات الانتقال بعد المعايرة أكثر ملاءمة للاستخدام في نماذج سلاسل ماركوف لتقدير احتمالات التعثر على فترات زمنية أطول.

الشكل (52): شبكة احتمالات الانتقال السنوية بعد المعايرة



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

ثالثاً: اشتقاق منحنى احتمال التعثر بعد المعايرة

يوضح الجدول (22) احتمالات التعثر السنوية المقابلة لكل درجة من درجات التصنيف وفق مراحل المعيار 9 IFRS، والتي تمثل احتمالات الانتقال إلى أسوأ درجة تصنيفية (الدرجة 7) في مصفوفة احتمالات الانتقال السنوية بعد المعايرة.

الجدول (22): احتمال التعثر المقابل لدرجات التصنيف

الدرجة التصنيفية	المرحلة	احتمال التعثر (12 شهراً)
G1	Stage 1	0.000924
G2	Stage 1	0.003023
G3	Stage 1	0.009842
G4	Stage 1	0.031557
G5	Stage 2	0.096515
G6	Stage 2	0.259371
G7	Stage 2	0.534467

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

وفي الحالات التي تكون فيها مدة التعرض المتبقية أقل من سنة، يتم تحجيم احتمال التعثر السنوي باستخدام منهجية "المعدل الثابت للمخاطر" (Constant Hazard Rate Model) والتي تعتمد على

المنطق الهندسي للاحتمالات الشرطية المستقلة وفق العلاقة التالية:

$$CPD(t) = 1 - (1 - PD)^t$$

حيث يمثل $(1 - PD)$ احتمال البقاء (Survival Probability) لسنة واحدة، بينما يمثل $(1 - PD)^t$ احتمال البقاء التراكمي حتى نهاية الأفق الزمني t . وبطرح الناتج من الواحد الصحيح، نحصل على احتمال حدوث التعثر لمرة واحدة على الأقل خلال الأفق الزمني المحدد.

وعند انتقال التعرض إلى المرحلة الثانية نتيجة الزيادة الجوهرية في المخاطر الائتمانية، مع تجاوز العمر المتبقي للتعرض 12 شهراً. يتم تقدير احتمال التعثر على مدى كامل عمر التعرض (Lifetime PD) من

خلال رفع مصفوفة الانتقال بعد المعايرة عبر الأفق الزمني المطلوب (n) وفق الصيغة التالية:

$$PD_{i,n} = M_{Smoothed}^n(i, G7)$$

حيث إن:

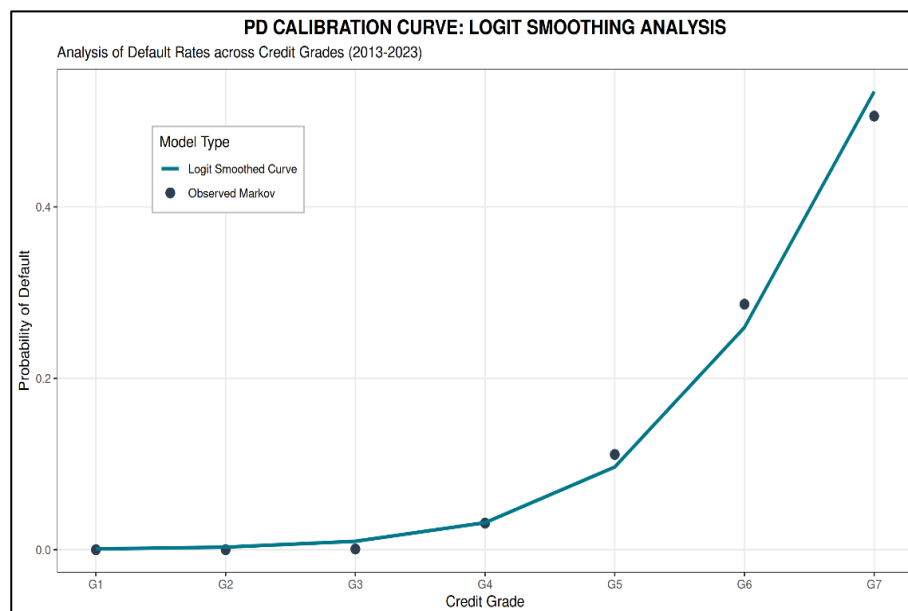
$P_{i,n}$ احتمال التعثر التراكمي للتعرض المصنف في الدرجة الائتمانية i عبر أفق زمني مقداره n سنوات

$M_{Smoothed}^n$ مصفوفة الانتقال التراكمية بعد n سنوات الناتجة عن رفع مصفوفة الانتقال السنوية بعد المعايير $M_{Smoothed}$ إلى القوة n

$(i, G7)$ عنصر الصف i والعمود $G7$ في مصفوفة الانتقال التراكمية، ويمثل احتمال الانتقال من الدرجة الائتمانية i إلى درجة التعثر $G7$ بعد n سنوات

يُظهر الرسم البياني في الشكل (53) منحنى احتمال التعثر بعد المعايير لدرجات التصنيف الائتماني G1-G7، والمعبر عنه باحتمال الوصول إلى الدرجة الأسوأ G7 خلال سنة واحدة، استناداً إلى مصفوفة احتمالات الانتقال السنوية الأصلية الواردة في الجدول (20). تمثل النقاط على الرسم الاحتمالات المشتقة من المصفوفة الأصلية، بينما يعرض الخط المنحني الاحتمالات الناتجة عن تطبيق نموذج المعايير اللوجستي. كما يظهر المنحنى زيادة غير خطية، إذ تظهر احتمالات الوصول إلى G7 منخفضة للدرجات العالية (G1-G3)، ثم ترتفع تدريجياً مع الانتقال إلى الدرجات الأضعف، قبل أن تتسارع عند الدرجتين G6 و G7 بما يعكس الزيادة الحادة في مخاطر التعثر.

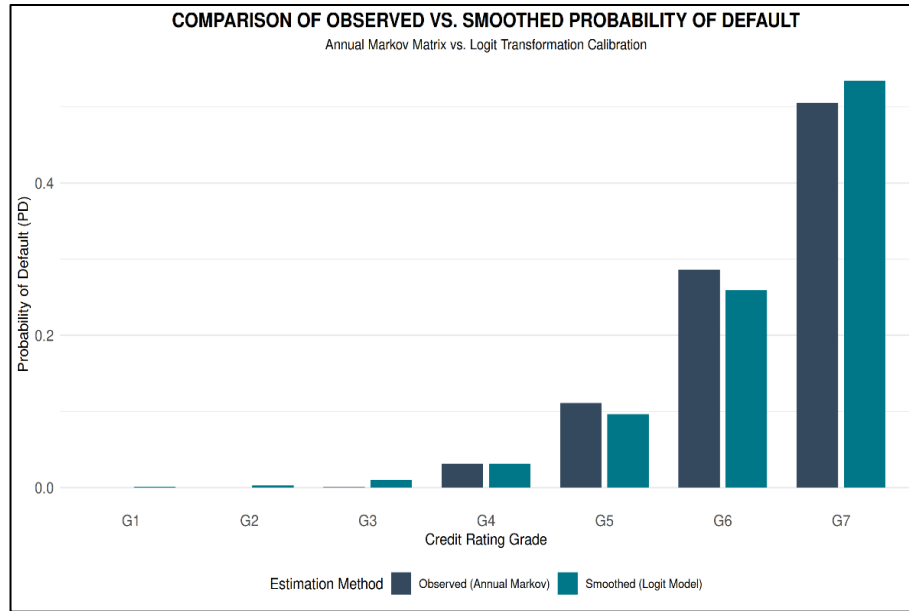
الشكل (53): منحنى احتمال التعثر بعد المعايير



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

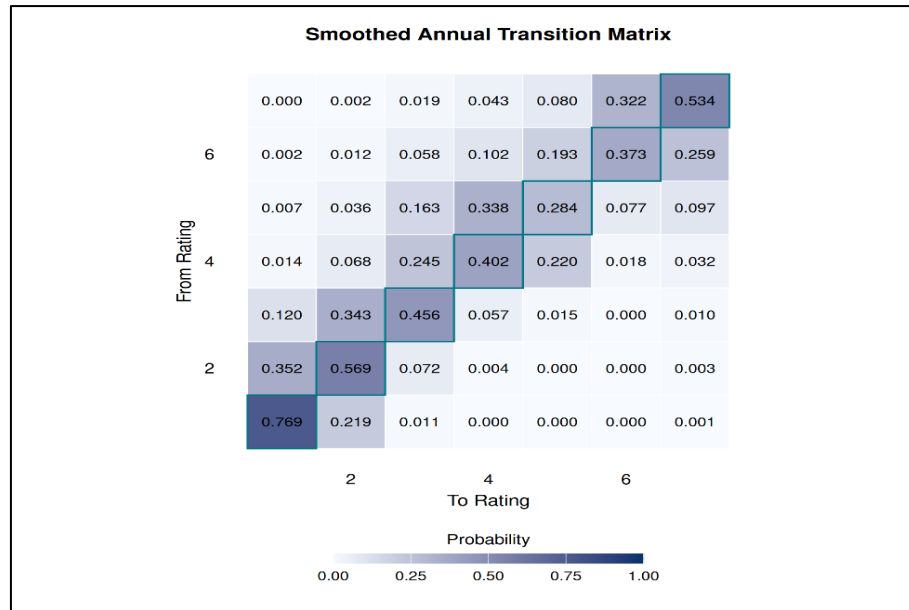
من جانب آخر، استطاع النموذج تمثيل الزيادة الجوهرية في المخاطر الائتمانية، حيث يتضح من الرسم في الشكل (54) وجود قفزة هيكلية عند الانتقال من الدرجة G4 إلى G5، حيث يتضاعف احتمال التعثر بشكل غير خطي عند ازدياد المخاطر. وتحليل مصفوفة الكثافة الاحتمالية في الشكل (55)، يتضح وجود استقرار ائتماني (Credit Stability) لكل درجة من خلال تركيز الألوان الداكنة على طول القطر الرئيسي، كما تظهر الكتل خارج القطر الرئيسي احتمالات التدهور نحو الدرجات الأدنى (Migration Down)، وبالتوازي تظهر احتمالات التعافي (Migration Up) التي تتميز بها المصفوفة غير الماصّة. يعكس التوازن على جانبي القطر الرئيسي قدرة النموذج على تمثيل دورة ائتمانية كاملة لا تنتهي بالضرورة عند التعثر المطلق.

الشكل (54): احتمال التعثر وفق نموذج Markov ونموذج Logit



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

الشكل (55): مصفوفة الكثافة الاحتمالية



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات RStudio

3. معايرة احتمال التعثر

انطلاقاً من سعي الدراسة إلى تطوير نموذج تصنيف ائتماني لتقدير احتمال التعثر وفق متطلبات المعيار IFRS 9، التي تستوجب تقدير احتمال التعثر في النقطة الزمنية (PiT)، وبالنظر إلى أن الاحتمالات المشتقة من المرحلة السابقة أقرب في طبيعتها إلى احتمال التعثر عبر الدورة الاقتصادية (TTC)، سيتم توضيح آلية التحويل إلى احتمال التعثر في النقطة الزمنية، باستخدام نموذج Vasicek وذلك نظراً لاعتماد هذا النموذج على نطاق واسع في نمذجة المخاطر الائتمانية وفي إطار اتفاقية بازل III.

يعتمد نموذج Vasicek على فرضية أن احتمال التعثر يتأثر بعاملين رئيسيين: العامل الخاص (Idiosyncratic factor) ويمثل خصائص المقترض الفردية، والعامل المشترك (Systematic factor) ويمثل العامل الاقتصادي الكلي المشترك بين جميع المقترضين (مثل الناتج المحلي الإجمالي، أسعار الفائدة، والتضخم). ويفترض النموذج أن توزيع هذه العوامل يتبع التوزيع الطبيعي القياسي، ويمكن من

خلاله التعبير عن احتمال التعثر الشرطي عند نقطة زمنية باستخدام دالة التوزيع التراكمي الطبيعية. ويتم التحكم بدرجة تأثير العامل المشترك عبر معامل الارتباط (ρ)، مما يتيح ربط مستوى المخاطر الكلي في الاقتصاد بالاحتمال الفردي للتعثر. يتم احتساب معامل الارتباط باستخدام صيغة بازل III التالية:

$$\rho = 0.12 * \left(\frac{1 - e^{-50.PD}}{1 - e^{-50}} \right) + 0.24 * \left[1 - \left(\frac{1 - e^{-50.PD}}{1 - e^{-50}} \right) \right]$$

ولتحويل احتمال التعثر عبر الدورة الاقتصادية (TTC PD)، إلى احتمال تعثر عند النقطة الزمنية (PiT PD)، تتم المعايرة باستخدام الصيغة التالية:

$$PiT PD = N(N^{-1}(TTC PD) * \sqrt{1 - \rho})$$

وللحصول على احتمال التعثر الذي يعكس الظروف المستقبلية المتوقعة، يتم إدخال العامل الاقتصادي الكلي بعد التطبيع وفق الصيغة الرياضية التالية:

$$Forward - PiT PD = N \left(\frac{N^{-1}(PiT PD) - \sqrt{\rho} * S}{\sqrt{1 - \rho}} \right)$$

حيث:

- N : دالة التوزيع التراكمي الطبيعي القياسي
- N^{-1} : معكوس التوزيع الطبيعي القياسي
- S : القيمة القياسية للعامل الاقتصادي الكلي (مثلاً: مؤشر الناتج المحلي أو أسعار الفائدة، بعد

(التطبيع)

- ρ : معامل ارتباط الأصول

تمثل عملية المعايرة خطوة ضرورية لضمان الامتثال لمتطلبات المعيار IFRS 9، ويعد استخدام نموذج Vasicek طريقة فعالة ومقبولة دولياً لهذا الغرض، خاصة إذا توفرت مؤشرات كمية للعوامل الاقتصادية

الكلية (مثل الناتج المحلي، أسعار الفائدة، البطالة، التضخم...) يمكن تطبيقها ودمجها كمدخل في المعادلة.

4. تصنيف المصارف السورية التقليدية الخاصة

يعرض الجدول (23) تصنيف المصارف السورية الخاصة باستخدام النموذج المطور لعام 2023. تشير الدرجة (G1) إلى المصارف ذات أعلى مستويات الجدارة الائتمانية، في حين تشير الدرجة (G7) إلى المصارف ذات أدنى مستويات الجدارة الائتمانية.

الجدول (23): تصنيف المصارف السورية التقليدية الخاصة

الدرجة التصنيفية	متوسط الجدارة الائتمانية	المصرف
G1	0.6810	بنك قطر الوطني - سورية
G2	0.1531	بنك الشرق
G2	0.1492	بنك الاردن - سورية
G2	0.1196	فرنسبنك - سورية
G2	0.1196	بنك بيمو السعودي الفرنسي
G2	0.1168	بنك الائتمان الأهلي
G2	0.1151	المصرف الدولي للتجارة والتمويل
G2	0.1121	بنك سورية والمهجر
G2	0.1093	بنك سورية والخليج
G2	0.1021	شها بنك
G3	0.0927	البنك العربي - سورية

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات MATLAB

تُظهر نتائج التصنيف الائتماني في الجدول (23) وجود تباين في مستويات الجدارة الائتمانية بين المصارف السورية التقليدية الخاصة خلال 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. وفي هذا السياق، تم اختيار تحليل مصرف قطر الوطني - سورية وبنك الشرق كأعلى مصرفين من حيث الدرجة التصنيفية. بالإضافة إلى تحليل البنك العربي - سورية وشهبا بنك كأدنى مصرفين من حيث الدرجة التصنيفية. يهدف هذا التحليل إلى تسليط الضوء على العوامل التي أسهمت في هذه النتائج وتقييم مخرجات النموذج في ضوء الخصائص المالية الفعلية لهذه المصارف.

الجدول (24): تحليل المؤشرات المالية لبنك قطر الوطني - سورية

المتغير	2023
رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر	233%
القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض	20%
إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع	25%
مضاعف حقوق الملكية	137%
المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي	112%

المصدر: من إعداد الباحث

تظهر بيانات الجدول (24) أن بنك قطر الوطني - سورية سجل أعلى درجة تصنيفية (الدرجة 1) في عام 2023. ويُلاحظ أن نسبة رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر بقيت عند مستويات مرتفعة جداً، حيث وصل متوسط رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر لعام 2023 إلى 233%، مقابل المتوسط العام والبالغ 71%، بما يشير إلى هامش أمان رأسمالي قوي وقدرة عالية على امتصاص الخسائر المحتملة. ويعود السبب الرئيسي إلى ارتفاع حجم القطع البنوي لديه مقارنةً ببقية المصارف، وتبني سياسة تحفظية في حجم الموجودات المرجحة بالمخاطر. كما يشير انخفاض نسبة القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض إلى ارتفاع في جودة المحفظة الائتمانية حيث وصلت إلى متوسط 20% في عام 2023 مقابل متوسط القطاع البالغ 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 ببقية المصارف حيث سجلت متوسط قدره 25% مقابل المتوسط العام البالغ 33%، وهو ما يشير إلى تمتع المصرف بسيولة مرتفعة وانخفاض نسبي في مخاطر السيولة. ويعود ذلك إلى توجيه الجزء الأكبر من فوائض السيولة في ودائع لأجل لدى المصارف الخارجية ذات تصنيف ائتماني مرتفع. ويتوافق هذا التوجه مع طبيعة الظروف الاقتصادية السائدة، والمخاطر المصحوبة بمنح التسهيلات بالعملات الأجنبية. في المقابل، سجل مضاعف حقوق الملكية 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 رأس المال، جودة الأصول، السيولة، والحساسية لمخاطر السوق.

الجدول (25): تحليل المؤشرات المالية لبنك الشرق

المتغير	متوسط 2023
رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر	97%
القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض	19%
إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع	26%
مضاعف حقوق الملكية	226%
المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي	105%

المصدر: من إعداد الباحث

تظهر بيانات الجدول (25) أنّ بنك الشرق قد حقق درجة تصنيفية مرتفعة خلال عام 2023. ويلاحظ أن نسبة رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر سجلت مستوى مرتفع بمتوسط قدره 97%

مقابل متوسط القطاع البالغ 71% خلال عام 2024، ما يدل على قوة القاعدة الرأسمالية وارتفاع القدرة على امتصاص الخسائر المحتملة، ويعكس تبني سياسة تحفظية في حجم الموجودات المرجحة بالمخاطر. كما سجلت نسبة القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض متوسط قدره 19% مقابل متوسط القطاع البالغ 35%، بما يشير إلى ارتفاع جودة المحفظة الائتمانية. في المقابل، سجلت نسبة إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع متوسط قدره 26% في عام 2023، مقابل المتوسط العام البالغ 33%، مما يشير إلى ارتفاع مستويات السيولة وتجنب التوسع الائتماني المفرط. كما سجل مضاعف حقوق الملكية متوسط قدره 226% مقابل متوسط القطاع البالغ 307%. إضافةً إلى ذلك، فإن انخفاض نسبة المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي مقابل متوسط القطاع البالغ 117%، يعكس إدارة فعالة لمخاطر سعر الصرف، في ظل بيئة اقتصادية تتسم بارتفاع درجة وتقلبات أسعار صرف الليرة السورية مقابل العملات الأجنبية. وبناءً على ذلك، يمكن تفسير ارتفاع الدرجة تصنيفية على أنها انعكاس لكفاية رأس المال وجودة المحفظة الائتمانية، بالإضافة إلى المحافظة على مستويات السيولة ومخاطر الانكشاف على مخاطر أسعار الصرف ضمن مستويات منضبطة بالمقارنة مع القطاع.

الجدول (26): تحليل المؤشرات المالية للبنك العربي - سورية

المتغير	2023
رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر	43%
القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض	92%
إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع	69%
مضاعف حقوق الملكية	205%
المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي	136%

المصدر: من إعداد الباحث

تظهر بيانات الجدول (26) أن البنك العربي - سورية سجل أدنى درجة تصنيفية في عام 2023، وهو ما يعكس انخفاض في مستوى الجدارة الائتمانية مقارنةً ببقية المصارف. ويُلاحظ أن نسبة رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر بقيت عند مستويات منخفضة نسبياً، بمتوسط قدره 43%

مقابل المتوسط العام البالغ 71%، مما يشير إلى هامش أمان رأسمالي أقل مقارنة 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 متوسط القطاع البالغ 33%، وهو ما يشير إلى ارتفاع نسبي في مخاطر السيولة، كما أن 92% من هذه القروض هي ديون متعثرة، الأمر الذي يشير إلى صعوبة أكبر في تسهيل هذه القروض. كما سجل مضاعف حقوق الملكية مستوى مرتفع نسبياً ولكن أقل من متوسط القطاع البالغ 307%. إضافةً إلى ذلك، 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، يمكن تفسير حصول المصرف على درجة تصنيفية أقل بسبب انخفاض كفاية رأس المال وجودة المحفظة الائتمانية، وارتفاع كل من مخاطر السيولة ومخاطر تقلبات أسعار الصرف.

الجدول (27): تحليل المؤشرات المالية لشهبا بنك

المتغير	2023
رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر	48%
القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض	70%
إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع	43%
مضاعف حقوق الملكية	184%
المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي	121%

المصدر: من إعداد الباحث

تظهر بيانات الجدول (27) أن شهبا بنك قد سجل درجة تصنيفية منخفضة مقارنةً ببقية المصارف. يعود هذا بالدرجة الأولى إلى انخفاض نسبة رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر، حيث سجلت متوسط قدره 48% مقابل متوسط القطاع البالغ 71%. كما سجلت نسبة القروض غير العاملة في المحفظة الائتمانية متوسط قدره 70% مقابل متوسط القطاع البالغ 35%، مما يشير إلى ارتفاع في حجم

الديون المتعثرة مقارنة ببقية المصارف. من جانب آخر، سجل مضاعف حقوق الملكية مستوى أقل من القطاع عند متوسط 184%. كما أشارت نسبة إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع إلى ارتفاع مخاطر السيولة مقارنةً بالقطاع، حيث بلغت 43% مقابل متوسط القطاع البالغ 33% كما أن 70% من القروض هي ديون متعثرة، الأمر الذي يشير إلى صعوبة أكبر في تسهيل هذه القروض. وأخيراً، يشير ارتفاع نسبة المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي مقارنةً بالقطاع إلى مخاطر أعلى لتقلبات أسعار الصرف. وبناءً على ذلك، يمكن تفسير حصول المصرف على هذه الدرجة، كنتيجة لانخفاض مستويات رأس المال وجودة المحفظة الائتمانية، بالإضافة إلى ارتفاع مخاطر السيولة ومخاطر تقلبات أسعار الصرف.

5. خلاصة

تم في هذا المبحث مواءمة الدرجات التصنيفية المشتقة من النموذج المطور مع متطلبات المعيار IFRS 9، وتعليمات مصرف سورية المركزي ومن ثم تقدير احتمال التعثر وتوضيح آلية المعايرة، كما تم عرض التصنيف الائتماني للمصارف السورية التقليدية الخاصة، إلى جانب إجراء تحليل عينة من المصارف، وذلك من خلال ربط مخرجات التصنيف بالخصائص المالية للمصارف محل الدراسة وتفسير الفروقات التصنيفية فيما بينها. أظهرت النتائج وجود علاقة ذات دلالة إحصائية بين الدرجة التصنيفية واحتمال التعثر. كما مكنت عملية التعقيم من الحصول على بنية رتبية متسقة لاحتمالات التعثر، مما يعزز من استخدام الدرجات التصنيفية المشتقة من النموذج في تقدير احتمال التعثر وفق متطلبات المعيار IFRS 9، بما يتيح استخدامه في قياس الخسائر الائتمانية على التعرضات تجاه المصارف. من جانب آخر، جاءت الدرجات التصنيفية الممنوحة للمصارف متوافقة مع المؤشرات المالية الفعلية ومستويات المخاطر التي تعكسها، دون تسجيل أي حالات تصنيف متناقضة مع الواقع المالي للمصارف.

النتائج والتوصيات

1. النتائج

استناداً إلى نتائج الاختبارات في جميع مراحل الدراسة التطبيقية بدءاً من تحديد مدخلات النموذج وصولاً إلى تطوير النموذج وإسقاطه على الواقع العملي، توصلت الدراسة إلى مجموعة من النتائج ضمن ثلاث مجموعات على النحو التالي:

أولاً: النتائج المتعلقة باختيار مدخلات النماذج الضبابية

1- تحديد أحد عشر متغيراً من بين المتغيرات المصرفية والقطاعية والاقتصادية الكلية المدروسة، والبالغ عددها واحد وعشرون متغيراً، باعتبارها الأكثر صلة بمؤشر الاستقرار المالي، بوصفه مؤشراً مرجعياً للجدارة الائتمانية، والأقل ازدواجية فيما بينها. حيث حققت هذه المتغيرات قيماً موجبة وفق معيار الفرق (MID) باستخدام خوارزمية الحد الأقصى من الصلة - الحد الأدنى من الازدواجية (mRMR)، بما يدل على ارتفاع قدرتها التفسيرية وانخفاض التكرار المعلوماتي بينها. تمثلت هذه المتغيرات في حجم المصرف، نسبة رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر، نسبة صافي القروض غير العاملة إلى رأس المال التنظيمي، ونسبة القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض، تركيز القروض حسب النشاط الاقتصادي، معدل العائد على حقوق الملكية، نسبة الموجودات السائلة إلى إجمالي الموجودات، ونسبة إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع، ومضاعف حقوق الملكية، ونسبة صافي المركز المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي وسعر صرف الليرة السورية مقابل الدولار الأمريكي.

2- تحديد ست متغيرات رئيسية بوصفها محددات أكثر استقراراً وقدرة على تفسير مؤشر الاستقرار المالي المرجعي واعتمادها كمحددات للجدارة الائتمانية، حيث تجاوز معدل ظهورها 50% من إجمالي التشغيلات المتعددة للخوارزمية الجينية (GA) والغابة العشوائية (RF). تمثلت هذه المتغيرات في نسبة رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر، ونسبة القروض غير العاملة إلى إجمالي

القروض، ونسبة إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع، ومضاعف حقوق الملكية، ونسبة صافي المركز المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي وسعر صرف الليرة السورية مقابل الدولار الأمريكي.

- 3- وجود تفاعلات غير خطية بين المتغيرات الداخلة في النماذج، حيث سجلت جميع المتغيرات قيم حساسية كلية تجاوزت قيم الحساسية المباشرة.
- 4- تمثل خوارزميات البحث والتحسين، ولا سيما الخوارزمية الجينية، أدوات ملائمة لتحديد المتغيرات الأكثر قدرة على تفسير مؤشر الاستقرار المالي المرجعي، من حيث ارتفاع متوسط دالة اللياقة واستقراره عبر التشغيلات المتعددة.

ثانياً: النتائج المتعلقة بأداء النماذج الضبابية

- 1- ارتفاع دقة النماذج الأربعة في تمثيل سلوك مؤشر الاستقرار المالي المرجعي خارج عينة التدريب مع انخفاض الفجوة بين القيم الناتجة من النموذج والقيم المرجعية، وذلك بالاستناد إلى نتائج اختبارات التحقق الكمية المتمثلة بالجذر التربيعي لمتوسط مربعات الأخطاء (RMSE)، والمتوسط المطلق للأخطاء (MAE)، ومعامل التحديد (R^2).
- 2- إمكانية تعميم النماذج واستخدامها في التقييم خارج عينة التدريب، بالاستناد إلى نتائج فحص فرط المطابقة (Overfitting).
- 3- استقرار أداء النماذج ومساهمة فعّالة للمتغيرات الداخلة في تفسير مخرجها والمتمثل بمؤشر الجدارة الائتمانية، بالاستناد إلى اختبار (Sobol) للحساسية.
- 4- صلاحية النماذج في تقييم الجدارة الائتمانية للمصارف السورية التقليدية الخاصة من خلال نتائج جميع الاختبارات المتعلقة بالدقة والاستقرار وقابلية التعميم خارج عينة التدريب.

5- كفاءة خوارزميات التحسين الميّا-استكشافية، ولا سيما خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات في تحسين جودة النموذج، حيث حقق النموذج (PSO-PSO) القائم على توليد القواعد الضبابية ومعايرة النموذج، باستخدام خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات أفضل أداء بالاستناد إلى نتائج جميع الاختبارات مجتمعة. كما حقق النموذج (PSO-PSO) استقراراً في الأداء عبر الزمن وقابلية للتعميم عبر المصارف.

ثالثاً: النتائج المتعلقة بالتصنيف الائتماني واحتمال التعثر

1- يمثل التقسيم القائم على الكوانتايلات تقريباً رتبياً ذو دلالة إحصائية لمتغير كامن مستمر، ولم تؤد عملية التجزئة إلى فقدان جوهري في المعلومات الرتبية أو إلى إضعاف البنية الترتيبية الكامنة في البيانات.

2- وجود ارتباط رتبي موجب وقوي وذو دلالة إحصائية بين التصنيفات الائتمانية المشتقة من النموذج والتصنيفات الائتمانية المستندة إلى مؤشر بديل للجدارة الائتمانية لم يستخدم في عملية التطوير، مما يدل على قدرة النموذج على الحفاظ على الترتيب النسبي للجدارة الائتمانية، ويشير إلى موثوقية الدرجات التصنيفية المشتقة منه.

3- دقة النموذج المقترح (PSO-PSO) في تصنيف المصارف محل الدراسة، حيث جاءت الدرجات التصنيفية الممنوحة للمصارف وفق النموذج متوافقة مع مؤشراتها المالية الفعلية ومستويات المخاطر التي تعكسها، دون تسجيل أي حالات تصنيف متناقضة مع الواقع المالي للمصارف.

4- وجود علاقة ذات دلالة إحصائية بين الدرجات التصنيفية واحتمال التعثر، كما أسهمت عملية المعايرة باستخدام الانحدار اللوجستي في الحصول على بنية رتبية متسقة لاحتمالات التعثر، وحدثت من القفزات غير المنتظمة، بما يتوافق مع ممارسات المعايرة المعتمدة دولياً.

ثانياً: التوصيات

استناداً إلى نتائج الدراسة، تمت صياغة مجموعة من التوصيات ضمن ثلاث مجموعات على النحو التالي:

أولاً: على مستوى المصارف

1- اعتماد النموذج المقترح كأداة مساندة في تقدير احتمال تعثر المصارف السورية الخاصة ضمن إطار المعيار IFRS 9، نظراً لقدرته على توفير تصنيف كمي موضوعي يعتمد على الأنماط الكامنة في البيانات ويراعي خصوصية القطاع المصرفي السوري.

2- اعتماد المنهجية المقترحة القائمة على نماذج انتقال التصنيف المفتوحة في تقدير احتمال التعثر، باعتبارها منهجية تراعي الطبيعة الخاصة للمصارف مقارنةً بالشركات، إذ إن تعثر المصارف لا يُعد حدثاً نهائياً، وذلك نتيجة وجود آليات داعمة تقلّل من احتمال الانهيار الكامل وتزيد فرص التعافي، مثل الدور الرقابي للجهات التنظيمية، وإجراءات التدخل المبكر، وتوافر أدوات دعم السيولة، وإمكانية إعادة هيكلة المركز المالي. وعليه، فإن هذا النهج يأخذ بعين الاعتبار إمكانية التعافي والعودة من درجات تصنيف متدنية إلى درجات أعلى خلال الفترات اللاحقة، بدلاً من افتراض مسار أحادي الاتجاه.

3- إرساء إطار حوكمة لنماذج التصنيف ضمن منظومة قياس المخاطر، بحيث يتضمن سياسات موثقة تشمل تحديد مسؤوليات التطوير والمراجعة المستقلة، وتوثيق الافتراضات ومصادر البيانات، وإجراء اختبارات تحقق دورية، ومتابعة استقرار الأداء عبر الزمن ورصد انحراف النتائج، إضافة إلى وضع آليات لإعادة المعايير والتحديث عند حدوث تغيرات هيكلية في البيئة الاقتصادية أو خصائص البيانات، بما يضمن موثوقية المخرجات وقابلية استخدامها في القرارات الائتمانية.

4- توظيف مخرجات النموذج في دعم قرارات إدارة فوائض السيولة، من خلال توجيه هذه الفوائض نحو المصارف ذات الجدارة الائتمانية الأعلى، بما يسهم في مواءمة قرارات السيولة مع مستويات المخاطر الائتمانية.

5- تحديث النموذج عند التطبيق العملي، من خلال تضمين العوامل النوعية ذات الصلة بالجدارة الائتمانية ولا سيما مؤشرات الحوكمة، وشفافية الإفصاح، ومستوى الامتثال التنظيمي، بما يعزز من شمولية التقييم ويحسن القدرة التفسيرية للنموذج.

ثانياً: على مستوى الجهات الرقابية

1- توحيد منهجية التصنيف الائتماني ومنهجية تقدير احتمال التعثر بما يشمل المفاهيم الأساسية، وأسس القياس، بالإضافة إلى متطلبات اختبارات المتانة والتحقق، بما يضمن تقليص الاختلافات بين المصارف ويعزز من جودة قياس الخسائر الائتمانية المتوقعة.

2- رفع الحد الأدنى لاحتمال التعثر على التعرضات تجاه المصارف، إلى مستوى أعلى من الحد الأدنى الرقابي استناداً إلى نتائج هذه الدراسة المدعومة بالأدلة التجريبية، بما يعزز اتساق المخصصات مع المخاطر الائتمانية الفعلية ويحد من التقليل في تقدير احتمال التعثر عند التعرضات منخفضة المخاطر.

3- توظيف النمذجة المدفوعة بالبيانات ولا سيما المنطق الضبابي المعزز بخوارزميات التحسين الميتا-استكشافية مثل الخوارزمية الجينية وخوارزمية تحسين أسراب الجسيمات، بما يدعم تحديد المصارف الأكثر عرضة للمخاطر وفق أسس كمية قابلة للتدقيق، ويمهّد لتطوير تطبيقات التكنولوجيا التنظيمية (RegTech) في المتابعة الرقابية.

4- استخدام النموذج كأساس لتطوير أنظمة إنذار مبكر للتعثر المصرفي، بما يتيح رصد التحولات في مستويات المخاطر والكشف المبكر عن الانحرافات غير الاعتيادية، وربط هذه المخرجات بأدوات رقابية أكثر شمولاً، مثل تطبيق اختبارات ضغط متعددة السيناريوهات تقوم على تقييم الأثر المشترك لمصادر المخاطر المختلفة، واتخاذ إجراءات وقائية كتشديد متطلبات السيولة أو فرض قيود على التوسع الائتماني في الحالات التي يقترب فيها القطاع من مناطق هشاشة مرتفعة.

- 5- توجيه المصارف السورية نحو اعتماد مؤشرات كمية عند تقييم الجدارة الائتمانية للمصارف السورية التقليدية الخاصة، مثل مؤشرات (CAMELS) أو مؤشرات الاستقرار المالي أو مؤشرات السلامة المالية الدولية، بما يسهم في تعزيز موضوعية التقييم. وإلزام المصارف بإجراء التصنيف الائتماني وتقدير احتمال التعثر ومن ثم الأخذ بالقيمة الأعلى بين النسبة النموذجية والحد الأدنى التنظيمي، بما يضمن مستوى متحفظ من الخسائر الائتمانية المتوقعة على التعرضات تجاه المصارف.
- 6- تحديث التعليمات التنفيذية المتعلقة بتطبيق المعيار IFRS 9 من خلال تحديد المؤشرات أو المعايير الكمية والنوعية لتحديد فيما إذا كان هناك زيادة جوهرية في المخاطر الائتمانية على التعرضات تجاه المصارف وعدم ترك التقييم لتقدير إدارات المصارف، بما يضمن الاتساق في تصنيف المراحل ودقة قياس الخسائر الائتمانية المتوقعة على هذه التعرضات.
- 7- التشديد على المصارف لتعزيز جودة الإفصاحات التي تقدمها، من خلال إلزامها بتوفير إفصاحات تفصيلية تشمل المناهج والافتراضات ومدخلات القياس وآليات التحقق المستخدمة في تقدير احتمال تعثر المصارف، بما يعزز الشفافية وقابلية المقارنة بين المصارف.
- 8- تحديث نموذج الإفصاحات من خلال تضمين بيانات عن التعرضات تجاه المصارف الخارجية، بما يعزز تقدير مخاطر الدولة ويسهم في تعزيز تقدير مخاطر التعرضات في هذه الدول. ويعزز قابلية المقارنة بين المصارف ويقلص فجوة المعلومات في السوق.
- 9- إصدار تقارير دورية شاملة عن الاستقرار المالي أو الجدارة الائتمانية للمصارف، بما ينسجم مع الممارسات المتبعة في العديد من الدول العربية، بهدف تعزيز شفافية المعلومات وتوحيد فهم تطورات القطاع المصرفي بين المشاركين في السوق.

ثالثاً: على مستوى الدراسات المستقبلية

- 1- توسيع نطاق البحث عبر اختبار خوارزميات ذكاء اصطناعي أكثر تقدماً، مثل خوارزميات التحسين التفاضلي، وخوارزميات السرب المتقدمة، أو دمج تقنيات التعلم العميق في تصميم دوال الانتماء أو توليد القواعد الضبابية، وبما يسهم في مقارنة أثر كل خوارزمية على دقة النمذجة، واستقرار النتائج، وقابلية التعميم، إضافة إلى قابلية تفسير مخرجات النموذج من قبل الجهات الرقابية.
- 2- اعتماد مؤشرات أخرى لقياس الجدارة الائتمانية، بما يسمح بفحص مدى حساسية التصنيف الناتج عن النموذج لتغير مؤشرات القياس المختارة.
- 3- تضمين المؤشرات النوعية ذات الصلة بالجدارة الائتمانية، ولا سيما مؤشرات الحوكمة، وشفافية الإفصاح، ومستوى الامتثال التنظيمي، بما يسمح من فحص أثرها على دقة نتائج التصنيف، ومقارنة أدائها مع النماذج المعتمدة على المؤشرات الكمية فقط.
- 4- مقارنة أداء النماذج المعتمدة على المنطق الضبابي بالنماذج الأعلى تعقيداً مثل نماذج التعلم العميق، ليس فقط من حيث الدقة، وإنما أيضاً من حيث قابلية التفسير والحوكمة وإمكانية الاعتماد الرقابي، وبما يضمن الاتساق مع متطلبات الشفافية وقابلية التدقيق.
- 5- إجراء تطبيقات مماثلة على مصارف في دول عربية أو أسواق ناشئة ذات خصائص هيكلية قريبة من السوق السورية، بما يتيح بناء مقارنات معيارية وتحديد ما إذا كانت محددات الجدارة الائتمانية تتغير باختلاف البيئة الاقتصادية والتنظيمية.
- 6- توظيف النمذجة المدفوعة بالبيانات ولا سيما النماذج القائمة على الذكاء الاصطناعي لتطوير نماذج تصنيف ائتماني لتقييم الجدارة الائتمانية في سياق الأفراد والشركات، وذلك عبر بناء درجات جدارة ائتمانية قادرة على التقاط الأنماط غير الخطية في بيانات العملاء، وتحسين دقة التمييز بين فئات المخاطر.

المراجع

1. المراجع العربية

1.1 المجالات والنشر

1. مجلس النقد والتسليف (2019): التعليمات الخاصة بتطبيق معيار التقارير المالية الدولي رقم 9/ ومعيار المحاسبة المالية الإسلامي رقم 30/، القرار 4/م ن، سورية.
2. قندوز، عبد الكريم، خليل، سائد، وسراج، عبد الله. (2022). محددات الاستقرار المالي للبنوك العربية. (العدد 11). صندوق النقد العربي، الإمارات العربية المتحدة.
3. عبد المنعم، هبة. (2022). تطبيق متطلبات بازل في الدول العربية. اللجنة العربية للرقابة المصرفية. صندوق النقد العربي، الإمارات العربية المتحدة.
4. عبيد، رامي، الجويني، جمال، أعطية، حبيب، خليل، سائد، سراج، عبد الله، ورجب، أحمد. (2023). مؤشرات السلامة المالية في الدول العربية. صندوق النقد العربي، الإمارات العربية المتحدة.

2. المراجع الأجنبية

1.2 الكتب

1. Bryman, A. and Bell, E. (2015) *Business Research Methods*. Oxford University Press.
2. Brownlee, J. (2011). *Clever algorithms: Nature-inspired programming recipes*. Jason Brownlee.
3. Cordón, O., Herrera, F., Hoffmann, F., & Magdalena, L. (2001). *Genetic fuzzy systems: Evolutionary tuning and learning of fuzzy knowledge bases*. World Scientific
4. Hair, J. F., Babin, B. J., Anderson, R. E., & Black, W. C. (2019). *Multivariate Data Analysis* (8th ed.). Cengage.
5. Haupt, R. L., & Haupt, S. E. (2004). *Practical Genetic Algorithms* (2nd ed.). Wiley-Interscience.
6. 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.

7. Jang, J.-S. R., Sun, C.-T., & Mizutani, E. (1997). *Neuro-fuzzy and soft computing: A computational approach to learning and machine intelligence*. Prentice Hall.
8. Killam, L. (2013). *Research terminology simplified: Paradigms, axiology, ontology, epistemology and methodology*. Laura Killam.
9. Mishkin, F. S., & Herbertsson, T. T. (2011). Financial stability in Iceland. In R. Z. Aliber & G. Zoega (Eds.), *Preludes to the Icelandic financial crisis* (pp. 107–159). Palgrave Macmillan.
10. Ross, T. J. (2010). *Fuzzy logic with engineering applications* (3rd ed.). Wiley.
11. Saaty, T. L. (1980). *The Analytic Hierarchy Process*. McGraw-Hill.
12. Saunders, M., Lewis, P., & Thornhill, A. (2019). *Research methods for business students* (8th ed.). Pearson.

2.2. المجلات والنشرات

1. Abakarim, Y., Lahby, M., & Attioui, A. (2020). Bank failure prediction: A deep learning approach. In *Proceedings of the 13th International Conference on Intelligent Systems: Theories and Applications (SITA '20)* (pp. 1–7). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3419604.3419792>
2. Aburas, M. (2020). *Critical success factors for implementing ISO 9001 in UK construction projects* [Doctoral dissertation, University of Salford]. University of Salford Repository. <https://salford-repository.worktribe.com/output/1354051/critical-success-factors-for-implementing-iso-9001-in-uk-construction-projects>
3. Acosta-Smith, J., Grill, M., & Lang, J. H. (2017). *The leverage ratio, risk-taking and bank stability* (Bank of England Staff Working Paper No. 766). Bank of England. <http://doi.org/10.2139/ssrn.3284435>
4. Adebajo, S. F. (2024). The effect of credit risk management on the financial stability of banks in the United Kingdom. *European Journal of Accounting, Auditing and Finance Research*, 12(8), 81–109. <https://doi.org/10.37745/ejaaf.2013/vol12n881109>
5. Adusei, M. (2015). The impact of bank size and funding risk on bank stability. *Cogent Economics & Finance*, 3(1). <https://doi.org/10.1080/23322039.2015.1111489>
6. Ahmed, I. E., Mehdi, R. A., & Mohamed, E. A. (2023). The role of artificial intelligence in developing a banking risk index: An application of adaptive neural network-based fuzzy inference system (ANFIS). *Artificial Intelligence Review*, 56, 13873–13895. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10473-9>

7. Alber, N. (2016, July 7-9). *Banking efficiency and financial stability: which causes which? — A panel analysis* [Paper presentation]. International Conference on Applied Economics (ICOAE 2016), Nicosia, Cyprus. <https://ssrn.com/abstract=2846683>
8. Al-Homaidi, E. A., Tabash, M.I., Farhan, N. H., & Almaqtari, F. A. (2019). The determinants of liquidity of Indian listed commercial banks: A panel data approach. *Cogent Economics & Finance*, 7(1). <https://doi.org/10.1080/23322039.2019.1616521>
9. Ali, M., & Puah, C.-H. (2018). Does bank size and funding risk effect banks' stability? A lesson from Pakistan. *Global Business Review*, 19(5), 1166–1186. <https://doi.org/10.1177/0972150918788745>
10. Allen, F., & Gale, D. (2004). Financial intermediaries and markets. *Econometrica*, 72(4), 1023–1061. <https://doi.org/10.1111/j.1468-0262.2004.00525.x>
11. Almahadin, H. A., Kaddumi, T.A., & AL-Kilani, Q. (2020). Banking soundness-financial stability nexus: empirical evidence from Jordan. *Banks and Bank Systems*, 15(3), 218–227. [http://doi.org/10.21511/bbs.15\(3\).2020.19](http://doi.org/10.21511/bbs.15(3).2020.19)
12. Al Marhoobi, S. (2024). *Determinants of bank stability: Evidence from the Gulf Cooperation Council: The influence of income diversification on banks specialization* (Policy Brief No. 3/2024). Central Bank of Oman, Financial Stability & Research Directorate. <https://cbo.gov.om/sites/assets/Documents/Global/Publications/Occassional%20Papers/PolicyBrief%203%202024.pdf>
13. Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589–609. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>
14. Anh, N. Q., & Phuong, D. N. T. (2021). The impact of credit risk on the financial stability of commercial banks in Vietnam. *Ho Chi Minh City Open University Journal of Science - Economics and Business Administration*, 11(2), 67–80. <https://doi.org/10.46223/hcmcoujs.econ.en.11.2.1421.2021>
15. Ayinuola, T. F., & Gumel, B. I. (2023). The nexus between liquidity and credit risks and their impact on bank stability. *Asian Journal of Economics, Business and Accounting*, 23(11), 15–27. <https://doi.org/10.9734/ajeba/2023/v23i11975>
16. Baker, C. (2018). *Predicting bank failures in Jamaica: a logistic regression approach*. Bank of Jamaica. https://boj.org.jm/uploads/pdf/papers_pamphlets/papers_pamphlets_Predicting_Bank_Failures_in_Jamaica_A_Logistic_Regression_Approach.pdf

17. Basel Committee on Banking Supervision. (1988). *International convergence of capital measurement and capital standards*.
<https://www.bis.org/publ/bcbs04a.pdf>
18. Basel Committee on Banking Supervision. (2004). *International convergence of capital measurement and capital standards*.
<https://www.bis.org/publ/bcbs107.pdf>
19. Basel Committee on Banking Supervision. (2010). *International convergence of capital measurement and capital standards*.
https://www.bis.org/publ/bcbs189_dec2010.pdf
20. Basel Committee on Banking Supervision. (2015). *Guidance on credit risk and accounting for expected credit losses*.
<https://www.bis.org/bcbs/publ/d350.pdf>
21. Basel Committee on Banking Supervision. (2017). *International convergence of capital measurement and capital standards*.
<https://www.bis.org/bcbs/publ/d424.pdf>
22. Beatty, A., & Liao, S. (2011). Do delays in expected loss recognition affect banks' willingness to lend? *Journal of Accounting and Economics*, 52(1), 1–20.
<https://doi.org/10.1016/j.jacceco.2011.02.002>
23. Beck, T. (2008). *Bank competition and financial stability: friends or foes?* (Policy Research Working Paper No. 4656). World Bank.
<https://doi.org/10.1596/1813-9450-4656>
24. Beck, T., De Jonghe, O., & Schepens, G. (2013). Bank competition and stability: cross-country heterogeneity. *Journal of Financial Intermediation*, 22(2), 218–244. <https://doi.org/10.1016/j.jfi.2012.07.001>
25. Belman-Flores, J. M., Rodríguez-Valderrama, D. A., Ledesma, S., García-Pabón, J. J., Hernández, D., & Pardo-Cely, D. M. (2022). A review on applications of fuzzy logic control for refrigeration systems. *Applied Sciences*, 12(3). <https://doi.org/10.3390/app12031302>
26. Berger, A. N., & Bouwman, C. H. (2013). How does capital affect bank performance during financial crises? *Journal of Financial Economics*, 109(1), 146–176. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2013.02.008>
27. Berger, A. N., Klapper, L. F., & Turk-Ariss, R. (2008). *Bank competition and financial stability* (Policy Research Working Paper No. 4696). World Bank.
<https://doi.org/10.1596/1813-9450-4696>
28. Berhane, T., Melese, T., & Seid, A. M. (2024). Performance evaluation of hybrid machine learning algorithms for online lending credit risk prediction. *Applied Artificial Intelligence*, 38(1).
<https://doi.org/10.1080/08839514.2024.2358661>

29. Black, F., & Scholes, M. (1973). The pricing of options and corporate liabilities. *Journal of Political Economy*, 81(3), 637–654. <https://doi.org/10.1086/260062>
30. Blahun, I. S., Blahun, I. I., & Blahun, S. (2020). Assessing the stability of the banking system based on fuzzy logic methods. *Banks and Bank Systems*, 15(3), 171–183. [http://doi.org/10.21511/bbs.15\(3\).2020.15](http://doi.org/10.21511/bbs.15(3).2020.15)
31. Bolton, C. (2009). *Logistic regression and its application in credit scoring*. University of Pretoria. <https://repository.up.ac.za/server/api/core/bitstreams/6551cc01-75d4-4213-9696-dc382cb38a06/content>
32. Boot, A. W. A., & Thakor, A. V. (2002). Can relationship banking survive competition? *Journal of Finance*, 55(2), 679–713. <https://doi.org/10.1111/0022-1082.00223>
33. Borio, C. (2011). *Rediscovering the macroeconomic roots of financial stability policy: journey, challenges and a way forward* (BIS Working Papers No. 354). Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/publ/work354.htm>
34. Boyd, J., & Graham, S. L. (1986). Risk, regulation, and bank holding company expansion into nonbanking. *Quarterly Review*, 10(2), 2–17. <https://doi.org/10.21034/qv.1021>
35. Boyd, J., & Graham, S. L. (1988). The profitability and risk effects of allowing bank holding companies to merge with other financial firms: A simulation study. *Quarterly Review*, 12(2), 3–20. <https://doi.org/10.21034/qv.1221>
36. Boyd, J. H., Graham, S. L., & Hewitt, R. S. (1993). Bank holding company mergers with nonbank financial firms: Effects on the risk of failure. *Journal of Banking & Finance*, 17(1), 43–63. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(93\)90079-S](https://doi.org/10.1016/0378-4266(93)90079-S)
37. Bressane, A., Garcia, A. J. S., Castro, M. V., Xerfan, S. D., Ruas, G., & Negri, R. J. (2024). Fuzzy machine learning applications in environmental engineering: Does the ability to deal with uncertainty really matter? *Sustainability*, 16(11). <https://doi.org/10.3390/su16114525>
38. Breiman, L. (1996). Bagging Predictors. *Machine Learning*, 24, 123–140. <https://doi.org/10.1023/A:1018054314350>
39. Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45, 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
40. Bragaglia, E. (2021). *Funding liquidity risk and financial stability: evidence from cooperative banks*. https://v3.globalcube.net/clients/eacb/content/medias/publications/research/Young_Researchers_Award/bragaglia_e_2021_.pdf

41. Buesa, A., Población García, F., & Tarancón, J. (2020). *Measuring the procyclicality of impairment accounting regimes: A comparison between IFRS 9 and US GAAP* (Banco de España Working Paper No. 2003). Banco de España. <http://doi.org/10.2139/ssrn.3526174>
42. Bushman, R. M., & Williams, C. D. (2015). Delayed expected loss recognition and the risk profile of banks. *Journal of Accounting Research*, 53(3), 511–553. <https://doi.org/10.1111/1475-679X.12079>
43. Calem, P. S., & Rob, R. (1996). *The impact of capital-based regulation on bank risk-taking: a dynamic model* (Finance and Economics Discussion Series 1996-12). Board of Governors of the Federal Reserve System. <http://www.federalreserve.gov/pubs/feds/1996/199612/199612pap.pdf>
44. Cantor, R. M., & Packer, F. (1995). The credit rating industry. *The Journal of Fixed Income*, 5(3), 10–34. <https://doi.org/10.3905/jfi.1995.408153>
45. Caporale, G. M., Sova, A., & Sova, R. (2025). *Climate risk and financial stability: Some panel evidence for the European banking sector* (CESifo Working Paper No. 11958). CESifo. <http://doi.org/10.2139/ssrn.5327356>
46. Caruso, E., D’Hulster, K., Kliatskova, T., & Ortiz, J. (2021). *Accounting provisioning under the expected credit loss framework: IFRS 9 in emerging markets and developing economies—A set of policy recommendations* (EFI Insight–Finance). World Bank. <https://documents1.worldbank.org/curated/en/700511616757978211/pdf/Accounting-Provisioning-Under-the-Expected-Credit-Loss-Framework-IFRS-9-in-Emerging-Markets-and-Developing-Economies-A-Set-of-Policy-Recommendations.pdf>
47. Chai, N., Sun, Y., Dong, Y., & Shi, B. (2022). Assessing and predicting small industrial enterprises’ credit ratings: A fuzzy decision-making approach. *International Journal of Forecasting*, 38(3), 1158–1172. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2022.01.006>
48. Chand, S. A., Kumar, R. R., & Stauvermann, P. J. (2021). Determinants of bank stability in a small island economy: a study of Fiji. *Accounting Research Journal*, 34(1), 22–42. <https://doi.org/10.1108/ARJ-06-2020-0140>
49. Chant, J. (2003). Financial Stability as a Policy Goal. *Essays on Financial Stability* (Technical Report No. 95, pp. 1–28). Bank of Canada. <https://doi.org/10.34989/TR-95>
50. Chen, C., Lin, K., Rudin, C., Shaposhnik, Y., Wang, S., & Wang, T. (2022). A holistic approach to interpretability in financial lending: Models, visualizations, and summary-explanations. *Decision Support Systems*, 152. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2021.113647>

51. Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 785–794). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>
52. Cioccolanti, L., De Grandis, S., Tascioni, R., Pirro, M., & Freddi, A. (2021). Development of a fuzzy logic controller for small-scale solar organic rankine cycle cogeneration plants. *Applied Sciences*, 11(12). <https://doi.org/10.3390/app11125491>
53. Cohen, B. H., & Edwards, G. A. (2017). The new era of expected credit loss provisioning. *BIS Quarterly Review*, March, 39–56. https://www.bis.org/publ/qtrpdf/r_qt1703f.pdf
54. Crockett, A. (1997). *The theory and practice of financial stability* (Essays in International Finance No. 203). International Finance Section, Department of Economics, Princeton University. <https://ies.princeton.edu/pdf/E203.pdf>
55. Crook, J. N., Edelman, D. B., & Thomas, L. C. (2007). Recent developments in consumer credit risk assessment. *European Journal of Operational Research*, 183(3), 1447–1465. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.09.100>
56. Darwish, N. R., & Abdelghany, A. S. (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.
57. Dash, C. S., Behera, A. K., Dehuri, S., & Ghosh, A. (2023). An outliers detection and elimination framework in classification task of data mining. *Decision Analytics Journal*, 6. <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2023.100164>
58. 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. In *Proceedings of the 42nd International Conference on Machine Learning* (Vol. 267, pp. 14137–14151). Proceedings of Machine Learning Research. <https://proceedings.mlr.press/v267/>
59. Durojaiye, O. M., & Sahi, R. K. (2024). Quantifying credit risk in lending industry: A Monte Carlo simulation approach. In D. C. Wyld & D. Nagamalai (Eds.), *Computer Science & Information Technology (CS & IT)*, 14(19), 123–133. <https://doi.org/10.5121/csit.2024.141911>
60. European Banking Authority. (2017). *Guidelines on credit institutions' credit risk management practices and accounting for expected credit losses* (EBA/GL/2017/06). <https://www.eba.europa.eu/search?query=EBA%2FGL%2F2017%2F06>

61. European Banking Authority. (2023). *IFRS 9 Implementation by EU Institutions (EBA/Rep/2023/36)*.
<https://www.eba.europa.eu/sites/default/files/2023-11/25b12d35-9c28-4335-a589-166c77198920/Final%20Report%20on%20IFRS9%20implementation%20by%20EU%20institutions.pdf>
62. European Systemic Risk Board. (2017). *Financial Stability Implications of IFRS 9*.
https://www.esrb.europa.eu/pub/pdf/reports/20170717_fin_stab_imp_IFRS_9.en.pdf
63. Fang, Y., Hasan, I., & Marton, K. (2014). Institutional Development and Bank Stability: Evidence from Transition Countries. *Journal of Banking & Finance*, 39, 160–176. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.11.003>
64. Financial Stability Board. (2014). *Thematic review on FSB principles for reducing reliance on CRA ratings: Peer review report*
https://www.fsb.org/uploads/r_140512.pdf
65. Fiordelisi, F., & Mare, D. S. (2013). Probability of default and efficiency in cooperative banking. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 26, 30–45. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2013.03.003>
66. Fisher, R. A. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of Eugenics*, 7, 179–188. <https://doi.org/10.1111/j.1469-1809.1936.tb02137.x>
67. Forrest, S. (1993). Genetic algorithms: Principles of natural selection applied to computation. *Science*, 261(5123), 872–878.
<https://doi.org/10.1126/science.8346439>
68. Friedman, J. H. (2002). Stochastic gradient boosting. *Computational Statistics & Data Analysis*, 38(4), 367–378. [https://doi.org/10.1016/S0167-9473\(01\)00065-2](https://doi.org/10.1016/S0167-9473(01)00065-2)
69. Fu, X., Lin, Y., & Molyneux, P. (2014). Bank competition and financial stability in Asia Pacific. *Journal of Banking and Finance*, 38, 64–77.
<https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.09.012>
70. García-Kuhnert, Y., Marchica, M., & Mura, R. (2015). Shareholder diversification and bank risk-taking. *Journal of Financial Intermediation*, 24(4), 602–635. <https://doi.org/10.1016/j.jfi.2015.03.001>
71. Garrido, A. (2011). Searching the arcane origins of fuzzy logic. *Broad Research in Artificial Intelligence and Neuroscience*, 2(2), 51-57.
<https://www.edusoft.ro/brain/index.php/brain/article/viewFile/199/327>
72. Gomaa, M., Kanagaretnam, K., Mestelman, S., & Shehata, M. (2019). Testing the efficacy of replacing the incurred credit loss model with the expected credit

- loss model. *European Accounting Review*, 28(2), 309–334. <https://doi.org/10.1080/09638180.2018.1449660>
73. Gómez-Ortega, A., Gellashvili, V., Delgado Jalón, M. L., & Rivero Menéndez, J. Á. (2022). Impact of the application of ifrs 9 on listed Spanish credit institutions: implications from the regulatory, supervisory and auditing point of view. *The Journal of Risk Finance*, 23(4), 437–455. <https://doi.org/10.1108/JRF-01-2022-0023>
 74. González, L. O., Razia, A., Búa, M. V., & Sestayo, R. L. (2017). Competition, concentration and risk taking in banking sector of MENA countries. *Research in International Business and Finance*, 42, 591–604. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2017.07.004>
 75. Gornjak, M. (2020). Literature review of IFRS 9 and its key parameters. In V. Dermol (Ed.), *Expanding horizons: Business, management and technology for better society: Proceedings of the MakeLearn and TIIM International Conference (20–22 May 2020, online conference)* (pp. 463–477). ToKnowPress. <https://toknowpress.net/ISBN/978-961-6914-26-0/141.pdf>
 76. Guyon, I., & Elisseeff, A. (2003). An introduction to variable and feature selection. *Journal of Machine Learning Research*, 3, 1157–1182. <https://www.jmlr.org/papers/volume3/guyon03a/guyon03a.pdf>
 77. Hand, D. J., & Henley, W. E. (1997). Statistical classification methods in consumer credit scoring: A review. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A: Statistics in Society*, 160(3), 523–541. <https://doi.org/10.1111/j.1467-985X.1997.00078.x>
 78. Hannan, T. H., & Hanweck, G. A. (1988). Bank insolvency risk and the market for large certificates of deposit. *Journal of Money, Credit and Banking*, 20(2), 203–211. <https://doi.org/10.2307/1992111>
 79. Hope, C. J., Gwatidzo, T., & Ntuli, M. (2013). Investigating the effect of bank competition on financial stability in ten African countries. *International Business & Economics Research Journal*, 12(7), 755–768. <https://doi.org/10.19030/iber.v12i7.7968>
 80. 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), Article e0327199. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0327199>
 81. Hussain, S., Chen, J.-H., & Hussain, T. (2024). Decision-making framework for improving bank performance in emerging markets: The analysis of AHP-TOPSIS and AHP-GRA models. *Journal of Central Banking Theory and Practice*, 13(3), 191–218. <https://doi.org/10.2478/jcbtp-2024-0027>

82. International Accounting Standards Board. (2023). *Exposure draft: Amendments to the classification and measurement of financial instruments (ED/2023/2)*. IFRS Foundation.
83. International Accounting Standards Board. (2003). *International Accounting Standard 39: Financial Instruments: Recognition and Measurement*. IFRS Foundation
84. International Accounting Standards Board. (2014). *International Financial Reporting Standard 9: Financial Instruments*. IFRS Foundation
85. International Accounting Standards Committee. (1991). *Exposure draft E40: Financial Instruments*.
86. International Accounting Standards Committee. (1994). *Exposure draft E48: Financial Instruments*.
87. International Monetary Fund. (2019). *Financial soundness indicators: compilation guide 2019*. International Monetary Fund.
<https://doi.org/10.5089/9781484396209.069>
88. Jiménez, G., Lopez, J. A., & Saurina, J. (2013). How does competition affect bank risk-taking? *Journal of Financial Stability*, 9(2), 185–195.
<https://doi.org/10.1016/j.jfs.2013.02.004>
89. Jo, K., Choi, G., Jeong, J., & Ahn, K. (2022). Forecasting bank default with the Merton model: The case of US banks. In D. Groen, C. de Mulatier, M. Paszynski, V. V. Krzhizhanovskaya, J. J. Dongarra, & P. M. A. Sloot (Eds.), *Computational Science – ICCS 2022 (Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 13350). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-08751-6_49
90. Junjie, M., & Yingxin, M. (2022). The discussions of positivism and interpretivism. *Global Academic Journal of Humanities and Social Sciences*, 4(1), 10-14. <https://doi.org/10.36348/gajhss.2022.v04i01.002>
91. Karbassi Yazdi, A., Hanne, T., Wang, Y. J., & Wee, H.-M. (2019). A credit rating model in a fuzzy inference system environment. *Algorithms*, 12(7). <https://doi.org/10.3390/a12070139>
92. Kamran, H. W., Omran, A., & Mohamed-Arshad, S. B. (2019). Risk management, capital adequacy and audit quality for financial stability: Assessment from commercial banks of Pakistan. *Asian Economic and Financial Review*, 9(6), 654–664. <https://doi.org/10.18488/journal.aefr.2019.96.654.664>
93. Karim, N. A., Alhabshi, S. M., & Abduh, M. (2016). Macroeconomics indicators and bank stability: A case of banking in Indonesia. *Buletin Ekonomi Moneter dan Perbankan*, 18(4), 431-448.
<https://doi.org/10.21098/bemp.v18i4.609>

94. Ke, G., Meng, Q., Finley, T., Wang, T., Chen, W., Ma, W., Ye, Q., & Liu, T.-Y. (2017). LightGBM: A highly efficient gradient boosting decision tree. In I. Guyon, U. von Luxburg, S. Bengio, H. Wallach, R. Fergus, S. Vishwanathan, & R. Garnett (Eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems* (Vol. 30). Curran Associates Inc.
https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2017/hash/6449f44a102fde848669bdd9eb6b76fa-Abstract.html?utm_source=chatgpt.com
95. Keeley, M. C. (1990). Deposit insurance, risk, and market power in banking. *The American Economic Review*, 80(5), 1183–1200.
<http://www.jstor.org/stable/2006769>
96. Kennedy, J., & Eberhart, R. C. (1995). Particle swarm optimization. In *Proceedings of ICNN'95 – International Conference on Neural Networks* (Vol. 4, pp. 1942–1948). IEEE. <http://doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968>
97. Khawaja, H. B.-S., & Farid, M. H. (2023). Assessing credit risks from the point of view of commercial banks. *International Journal of Financial, Administrative, and Economic Sciences*, 1(1), 8-18.
<https://www.vsrp.co.uk/index.php/ijfaes/ar/article/view/224>
98. Kim, S. M. (2021). Inductive or deductive? Research by maxillofacial surgeons. *Journal of the Korean Association of Oral and Maxillofacial Surgeons*, 47(3), 151–152. <https://doi.org/10.5125/jkaoms.2021.47.3.151>
99. Kim, J., Ng, J., Wang, C., & Wu, F. (2021). The effect of the shift to an expected credit loss model on loan loss recognition timeliness. SSRN. <http://doi.org/10.2139/ssrn.3490600>
100. Kivunja, C., & Kuyini, A. B. (2017). Understanding and applying research paradigms in educational contexts. *International Journal of Higher Education*, 6(5), 26–41. <https://doi.org/10.5430/ijhe.v6n5p26>
101. Kobra, K., Rahman, M. A., Rahman, S. M., Imran, N., & Kabir, M. (2023). An application of fuzzy logic to bank ranking: A study of the banking sector in Bangladesh. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, 12(1), 19-26. <https://www.ijrte.org/portfolio-item/D73221111422/>
102. Koskei, L. (2020). Non-performing loans and banks' financial stability in Kenya; evidence from commercial banks. *Asian Journal of Economics, Business and Accounting*, 15(3), 44-52.
<https://doi.org/10.9734/ajeba/2020/v15i330234>
103. KPMG. (2025). Expected credit loss (ECL): Turning theory into action. KPMG. <https://assets.kpmg.com/content/dam/kpmgsites/in/pdf/2025/01/expect-ed-credit-loss-ecl.pdf>
104. Laeven, L., & Levine, R. (2008). Bank governance, regulation and risk taking. SSRN. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1142967

105. Laeven, L., & Majnoni, G. (2003). Loan loss provisioning and economic slowdowns: too much, too late? *Journal of Financial Intermediation*, 12(2), 178–197. [https://doi.org/10.1016/S1042-9573\(03\)00016-0](https://doi.org/10.1016/S1042-9573(03)00016-0)
106. Liu, W., & Liao, H. (2016). A bibliometric analysis of fuzzy decision research during 1970–2015. *International Journal of Fuzzy Systems*, 19, 1–14. <https://doi.org/10.1007/s40815-016-0272-z>
107. Malik, R. F., & Hermawan, H. (2018). Credit scoring using classification and regression tree (CART) algorithm and binary particle swarm optimization. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, 8(6), 5425–5431. <http://doi.org/10.11591/ijece.v8i6.pp5425-5431>
108. Mamdani, E. H., & Assilian, S. (1975). An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man-Machine Studies*, 7(1), 1–13. [https://doi.org/10.1016/S0020-7373\(75\)80002-2](https://doi.org/10.1016/S0020-7373(75)80002-2)
109. Maraj, E., & Kuka, S. (2019). Credit risk assessment using fuzzy logic. *Journal of Multidisciplinary Engineering Science and Technology (JMEST)*, 6(6), 10239–10242. <https://www.jmest.org/wp-content/uploads/JMESTN42352980.pdf>
110. Martynova, N., Ratnovski, L., & Vlahu, R. (2015). *Bank profitability and risk-taking* (IMF Working Paper No. WP/15/249). International Monetary Fund. <https://www.imf.org/external/pubs/ft/wp/2015/wp15249.pdf>
111. Mehdi, R., Ahmed, I. E., & Mohamed, E. A. (2025). Rating the impact of risks in banking on performance: utilizing the adaptive neural network-based fuzzy inference system (ANFIS). *Risks*, 13(5), 1–23. <https://doi.org/10.3390/risks13050085>
112. Meiselman, B. S., Nagel, S., & Purnanandam, A. (2020). Judging banks' risk by the profits they report. SSRN. <http://doi.org/10.2139/ssrn.3169730>
113. Mercadier, M., Tarazi, A., Armand, P., & Lardy, J. (2025). Monitoring bank risk around the world using unsupervised learning. *European Journal of Operational Research*, 324(2), 590–615. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2025.01.036>
114. Merton, R. C. (1974). On the pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates. *The Journal of Finance*, 29(2), 449–470. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1974.tb03058.x>
115. Minsky, H. P. (1977). The financial stability hypothesis: an interpretation of Keynes and an alternative to “standard” theory. *Challenge*, 20(1), 20–27. <https://doi.org/10.1080/05775132.1977.11470296>
116. Minsky, H. P. (1986). *Global consequences of financial deregulation* (Working Paper No. 96). Department of Economics, Washington University.

https://digitalcommons.bard.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1377&context=h_m_archive

117. Mirzaei, A., Moore, T., & Liu, G. (2013). Does market structure matter on banks' profitability and stability? Emerging vs. Advanced economies. *Journal of Banking & Finance*, 37(8), 2920–2937.
<https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.04.031>
118. Mishkin, F. S. (1999). Global financial instability: framework, events, issues. *Journal of Economic Perspectives*, 13(4), 3–20.
<https://doi.org/10.1257/jep.13.4.3>
119. Moch, N. (2013). Competition in fragmented markets: New evidence from the German banking industry in the light of the subprime crisis. *Journal of Banking and Finance*, 37(8), 2908-2919.
<https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.04.029>
120. Moody's Investors Service. (2021). Banks methodology. Moody's Investors Service.
121. Moosa, I. A., Al-Saad, K., & Khatatbeh, I. N. (2024). The quantity theory of money, quantitative easing and the missing inflation phenomenon. *Journal of Central Banking Theory and Practice*, 13(2), 71–88.
<https://doi.org/10.2478/jcbtp-2024-0013>
122. Mondal, T. (2016). Sensitivity of non-performing loan to macroeconomic variables: empirical evidence from banking industry of Bangladesh. *Global Journal of Management and Business Research*, 16(C4), 31–38.
<https://journalofbusiness.org/index.php/GJMBR/article/view/2027>
123. Nguyen, D. T., Le, T. D. Q., & Tran, S. (2024). Competition and bank financial stability: evidence from an emerging economy. *Cogent Business & Management*, 11(1). <https://doi.org/10.1080/23311975.2024.2365422>
124. Nguyen, T. M. H., Do, P. H., Kaneko, T., Hisakado, M., & Nguyen, M. (2024). Merton model as a tool to detect default risk via visualized banking network: Vietnamese evidence. In *Proceedings of the 11th International Conference on Emerging Challenges: Smart Business and Digital Economy 2023 (ICECH 2023)*. *Advances in Economics, Business and Management Research*. Atlantis Press. https://doi.org/10.2991/978-94-6463-348-1_16
125. Nicolò, G. D. (2000). Size, charter value and risk in banking: An international perspective. SSRN. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.255465>
126. Nilashi, M., Ibrahim, O., Ahmadi, H., & Shahmoradi, L. (2017). A knowledge-based system for breast cancer classification using fuzzy logic method. *Telematics and Informatics*, 34(4), 133–144.
<https://doi.org/10.1016/j.tele.2017.01.007>

127. Novotny-Farkas, Z. (2016). The interaction of IFRS 9 expected loss approach with supervisory rules and implications for financial stability. *Accounting in Europe*, 13(2), 197–227.
<https://doi.org/10.1080/17449480.2016.1210180>
128. Nwafor, C. N., Nwafor, O. Z., & Brahma, S. (2024). Enhancing transparency and fairness in automated credit decisions: An explainable novel hybrid machine learning approach. *Scientific Reports*, 14.
<https://doi.org/10.1038/s41598-024-75026-8>
129. Obeid, R. (2021). *Bank failure prediction in the Arab region using logistic regression model*. (Financial Sector Development Studies No. 7–2021). Arab Monetary Fund.
<https://www.amf.org.ae/sites/default/files/publications/2021-12/bank-failure-prediction-arab-region-using-logistic-regression-model.pdf>
130. Obeid, R. (2022). Early warning of bank failure in the Arab region: A logit regression approach. *Asian Journal of Economics and Empirical Research*, 9(2), 91–99. <https://doi.org/10.20448/ajeer.v9i2.4120>
131. Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109–131.
<https://doi.org/10.2307/2490395>
132. Olawale, A. (2024). Capital adequacy and financial stability: A study of Nigerian banks' resilience in a volatile economy. *GSC Advanced Research and Reviews*, 21(1), 1-12.
https://gscarr.gsconlinepress.com/sites/default/files/fulltext_pdf/GSCARR-2024-0346.pdf
133. Omodan, B. I. (2022). A model for selecting theoretical framework through epistemology of research paradigms. *African Journal of Inter/Multidisciplinary Studies*, 4(1), 275–285.
<https://doi.org/10.51415/ajims.v4i1.1022>
134. Ooft, G., & Baank, M. (2024). Measuring financial stability in Curaçao and Sint Maarten. *Journal of Applied Finance & Banking*, 14(4), 17-32.
<https://doi.org/10.47260/jafb/1442>
135. Padoa-Schioppa, T. (2003). *Central banks and financial stability: Exploring a land in between*. In V. Gaspar, P. Hartmann, & O. Sleijpen (Eds.), *The transformation of the European financial system: Second ECB Central Banking Conference* (pp. 269–310). European Central Bank.
<https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/other/transformationeuropeanfinancialsystem.pdf#page=270>
136. Parida, T., & Padhi, D. (2018). *Does bank competition affect financial stability in the banking sector: empirical evidence from India*.

<https://www.cci.gov.in/images/economicconference/en/3-does-bank-competition-affect-financial-stability-in-banking-sector1652334935.pdf>

137. Park, Y. S., Konge, L., & Artino, A. R. (2020). The positivism paradigm of research. *Academic Medicine*, 95(5), 690–694.
<https://doi.org/10.1097/ACM.0000000000003093>
138. Pasha, A. (2024). Analyzing the impact of macroeconomic variables on financial stability: evidence from south Asian economies. *Journal of Economics and Management Sciences*, 7(2). <https://doi.org/10.30560/jems.v7n2p1>
139. Pastiranova, O., & Witzany, J. (2021). Impact of implementation of IFRS 9 on Czech banking sector. *Prague Economic Papers*, 30(4), 449–469.
<https://doi.org/10.18267/j.pep.775>
140. Peng, H., Long, F., & Ding, C. (2005). Feature selection based on mutual information criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 27(8), 1226–1238. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2005.159>
141. Petropoulos, A., Siakoulis, V., Stavroulakis, E., & Vlachogiannakis, N. E. (2020). Predicting bank insolvencies using machine learning techniques. *International Journal of Forecasting*, 36(3), 1092–1113.
<https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.11.005>
142. Pham, T., Dao, L. K., & Nguyen, V. C. (2021). The determinants of bank stability: A system GMM panel analysis. *Cogent Business & Management*, 8(1). <https://doi.org/10.1080/23311975.2021.1963390>
143. Phan, H. T., Anwar, S., Alexander, W. R. J., & Phan, H. T. M. (2019). Competition, efficiency and stability: An empirical study of East Asian commercial banks. *The North American Journal of Economics and Finance*, 50. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2019.100990>
144. Pianosi, F., Sarrazin, F., & Wagener, T. (2015). A Matlab toolbox for global sensitivity analysis. *Environmental Modelling & Software*, 70, 80–85.
<https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2015.04.009>
145. Población García, F. J., & Suárez, N. (2025). *A study on the interaction of capital, liquidity and bank stability* (ECB Working Paper Series No. 3134). European Central Bank. <http://doi.org/10.2139/ssrn.5585191>
146. Porcellacchia, D. (2022). *The tipping point: Interest rates and financial stability* (ECB Working Paper Series No. 2447). European Central Bank.
<https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecb.wp2447~d574d59ea6.en.pdf>
147. Pranith K. R., & Krishnendu, S. (2023). A credit scoring model for SMEs using AHP and TOPSIS. *International Journal of Finance & Economics*, 28, 372–391. <https://doi.org/10.1002/ijfe.2425>

148. Prokhorenkova, L., Gusev, G., Vorobev, A., Dorogush, A. V., & Gulin, A. (2018). CatBoost: Unbiased boosting with categorical features. In *Proceedings of the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2018)* (pp. 6639–6649). Curran Associates Inc. <https://dl.acm.org/doi/10.5555/3327757.3327770>
149. Rehman, A. A., & Alharthi, K. (2016). An introduction to research paradigms. *International Journal of Educational Investigations*, 3(8), 51–59. <http://www.ijeionline.com/attachments/article/57/IJEI.Vol.3.No.8.05.pdf>
150. Roshandel, M., Shams, M. F. F., Roodposhti, F. R., & Nikoomaram, H. (2024). Measuring the Credit Risk of Banks Based on Z-Score and KMV–Merton Models: Evidence from Iran. *Advances in Mathematical Finance & Applications*, 9(1), 241–260. <https://ensani.ir/file/download/article/65af96d8b4137-10192-2024-1-13.pdf>
151. Rustam, Z., Hartini, S., Islam, S. M. N., Novkaniza, F., Aszhari, F. R., & Rifqi, M. (2025). *Enhancing bankruptcy prediction of banks through advanced machine learning techniques: an innovative approach and analysis*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2510.06852>
152. Ryan, J. (2012). *The negative impact of credit rating agencies and proposals for better regulation* (SWP Working Paper FG 1, No. 01). Stiftung Wissenschaft und Politik, German Institute for International and Security Affairs. https://www.swp-berlin.org/publications/products/arbeitspapiere/The_Negative_Impact_of_Credit_Rating_Agencies_KS.pdf
153. Sanchez-Roger, M., Oliver-Alfonso, M. D., & Sanchís-Pedregosa, C. (2019). Fuzzy logic and its uses in finance: A systematic review exploring its potential to deal with banking crises. *Mathematics*, 7. <https://doi.org/10.3390/math7111091>
154. 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(Suppl.1), 39–57. <https://doi.org/10.1142/S0218488518400032>
155. Sartova, R., Mussina, A., & Uakhitova, A. (2023). Fuzzy logic application for credit risk assessment. *AIP Conference Proceedings*, 2948(1), 020013. <https://doi.org/10.1063/5.0165250>
156. Setiawan, A., & Syamsuddin, D. (2022). Multidimensional science paradigm in the philosophy integration of ontology, epistemology, and axiology. *Multidisciplinary International Journal of Research and*

Development, 1(3), 46–52.
<https://www.mijrd.com/papers/v1/i3/MIJRDV1I30006.pdf>

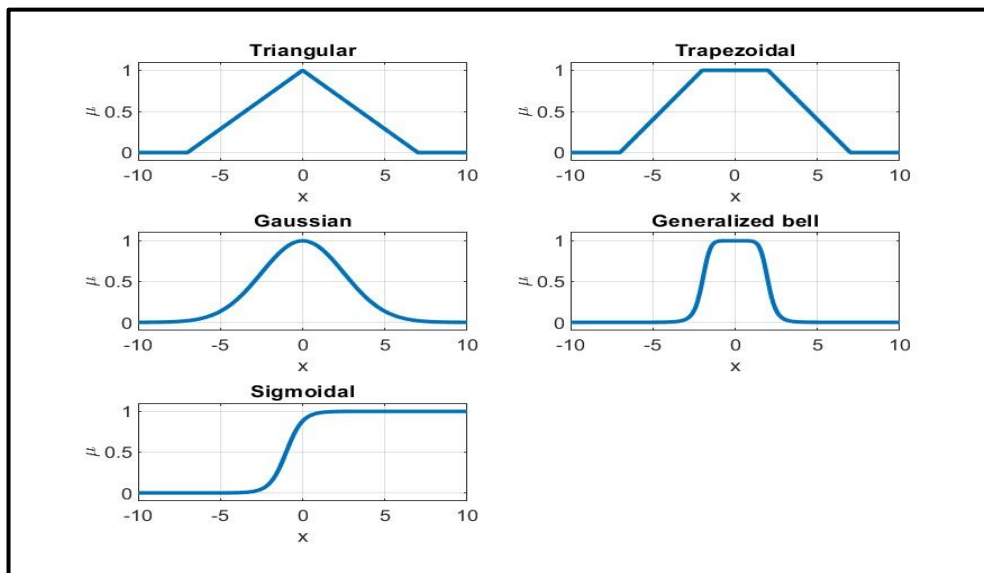
157. Sha'ari, U. A., Hamzah, S. R., Kamil, K. H., Swastika, P. (2025). Equity-based financing and credit risk: A monte Carlo analysis of economic crises in Malaysia. *Malaysian Journal of Science Health & Technology*, 11(1), 68–77.
<https://doi.org/10.33102/mjosht.v11i1.452>
158. Shafiee, M., Saleh, H., & Paydar, G. A. (2024). Predict of financial distress by logistic regression, DEA-R and CAMELS indicators. *Journal of Mathematical Extension*, 18(3), 1–29. <https://doi.org/10.30495/JME.2024.2869>
159. Shahriar, A., Mehzabin, S., Ahmed, Z., Döngül, E. S., & Azad, M. A. K. (2023). Bank stability, performance and efficiency: an experience from West Asian countries. *IIM Ranchi Journal of Management Studies*, 2(1), 31–47, <https://doi.org/10.1108/IRJMS-02-2022-0017>
160. Shatnawi, M. Q., Shatnawi, A. M., Alshara, Z., & Husari, G. (2021). Symptoms-based fuzzy-logic approach for covid-19 diagnosis. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 12(4), 444–452. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2021.0120457>
161. Siddik, M. N., & Kabiraj, S. (2018). Does financial inclusion induce financial stability? Evidence from cross-country analysis. *Australasian Accounting Business and Finance Journal*, 12(1), 33–46. <https://pdfs.semanticscholar.org/f679/21d74e40992d93ec823de3734a2de7c7c7a0.pdf>
162. Siedlecki, W. W., & Sklansky, J. (1989). A note on genetic algorithms for large-scale feature selection. *Pattern Recognition Letters*, 10(5), 335–347. [https://doi.org/10.1016/0167-8655\(89\)90037-8](https://doi.org/10.1016/0167-8655(89)90037-8)
163. S&P Global Ratings. (2024). *Guide to credit rating essentials*. https://www.spglobal.com/content/dam/spglobal/ratings/en/documents/pdfs/guide-to-credit-rating-essentials_2024.pdf
164. Stiroh, K. J. (2004a). Diversification in banking: is noninterest income the answer? *Journal of Money, Credit and Banking*, 36(5), 853–882. <https://muse.jhu.edu/article/173706/pdf>
165. Stiroh, K. J. (2004b). Do community banks benefit from diversification? *Journal of Financial Services Research*, 25, 135–160. <https://doi.org/10.1023/B:FINA.0000020657.59334.76>
166. Takagi, T., & Sugeno, M. (1985). Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 15(1), 116–132. <http://doi.org/10.1109/TSMC.1985.6313399>
167. Trifonova, S., & Zlateva, P. (2012). A fuzzy logic model for estimation of banking system stability in Bulgaria. In D. Lijan (Ed.), *Innovation, Trade and*

- Economics (ICITE 2012) (International Proceedings of Economics Development and Research*, Vol. 39, pp. 46–50). IACSIT Press.
168. Tsao, S., Chen, W. (2026). A hybrid framework integrating fuzzy logic and artificial intelligence for corporate financial management and risk prediction. *Discover Computing*, 29. <https://doi.org/10.1007/s10791-026-09969-z>
 169. Viphindartin, S., Ardhanari, M., Wilantari, R. N., Somaji, R. P., & Arianti, S. (2021). Effects of bank macroeconomic indicators on the stability of the financial system in Indonesia. *The Journal of Asian Finance, Economics and Business*, 8(1), 647–654. <https://doi.org/10.13106/jafeb.2021.vol8.no1.647>
 170. Wahyuningsih, D., Mukhlis, I., Wahyudi, I., Rosalina, L., & Prasetyo, A. S. (2025). The impact of financial inclusion on financial system stability in ASEAN +3. In *Proceedings of the 8th International Research Conference on Economic and Business (IRCEB 2024) (Advances in Economics, Business and Management Research)*. Atlantis Press. https://doi.org/10.2991/978-94-6463-722-9_20
 171. Wang, H. (2025). Application of decision tree model in personal credit scoring and its fairness optimization. *Advances in Economics, Management and Political Sciences*, 176, 109-118. <https://doi.org/10.54254/2754-1169/2025.22114>
 172. Wellink, N. (2002). *Central banks as guardians of financial stability*. (BIS Review No. 63/2002). Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/review/r021120a.pdf>
 173. 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>
 174. Winpor, B. A., & Hidayat, A. (2024). The effect of interest rates, exchange rates, and foreign direct investment on financial stability in Indonesia. *Argumenta Oeconomica Cracoviensia*, 1-2(26-27), 49–72. <https://doi.org/10.15678/AOC.2024.2603>
 175. World Bank Group. (2019). *Credit scoring approaches: Guidelines*. International Committee on Credit Reporting. <https://thedocs.worldbank.org/en/doc/935891585869698451-0130022020/original/CREDITSCORINGAPPROACHESGUIDELINESFINALWEB.pdf>
 176. Wu, Z. (2021). A bank credit risk model integrating artificial neural network. *International Journal of Neural Network*, 2(4), 17–23. <https://doi.org/10.38007/NN.2021.020403>

177. Yang, H., Li, E., Cai, Y. F., Li, J., & Yuan, G. X. (2021). The extraction of early warning features for the predicting financial distress based on XGboost model and shap framework. *International Journal of Financial Engineering*, 8(3). <https://doi.org/10.1142/S2424786321410048>
178. Yassin, A. A., Haleeb, A. M. A., Alnagar, D. K., Hussein, E. M. M., Mustafa, M. S., Elsheikh, S. M. A., Awad, W. (2024). Modeling financial risk using discriminant analysis: A predictive approach. *Pakistan Journal of Life and Social Sciences*, 22(2), 21725-21737. <https://doi.org/10.57239/PJLSS-2024-22.2.001539>
179. 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>
180. Yu, J. (2024). Application of improved CSA algorithm-based fuzzy logic in computer network control systems. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 15(8). <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2024.01508107>
181. Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3), 338–353. [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X)
182. Zadeh, L. A. (1971). Quantitative fuzzy semantics. *Information Sciences*, 3(2), 159–176. [http://doi.org/10.1016/S0020-0255\(71\)80004-X](http://doi.org/10.1016/S0020-0255(71)80004-X)
183. Zalaghi, H., & Khazaei, M. (2016). The role of deductive and inductive reasoning in accounting research and standard setting. *Asian Journal of Finance and Accounting*, 8(1), 23–37. <https://doi.org/10.5296/ajfa.v8i1.8148>
184. Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59–82. <https://doi.org/10.2307/2490859>

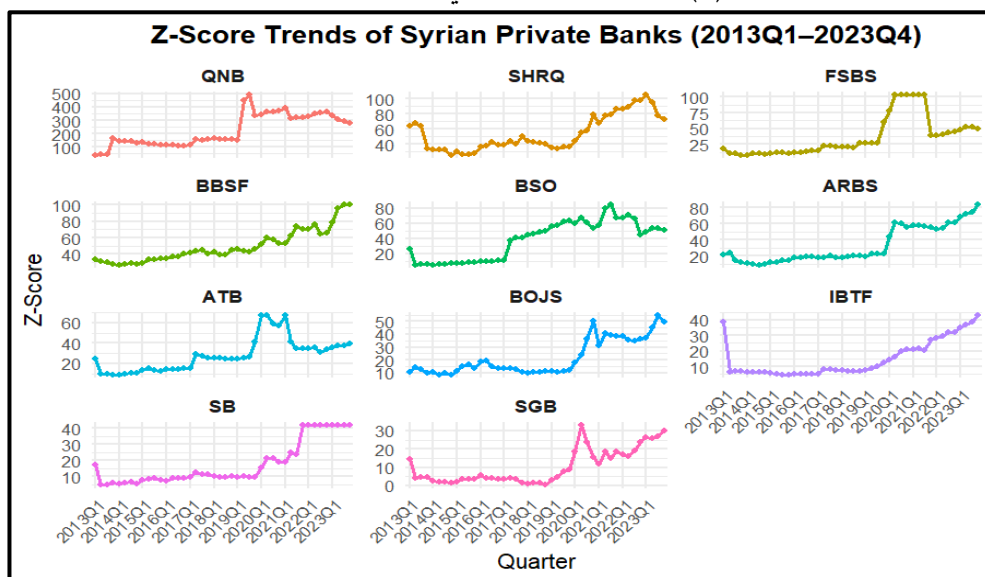
الملاحق

الملحق (1): الرسوم البيانية لدوال الانتماء



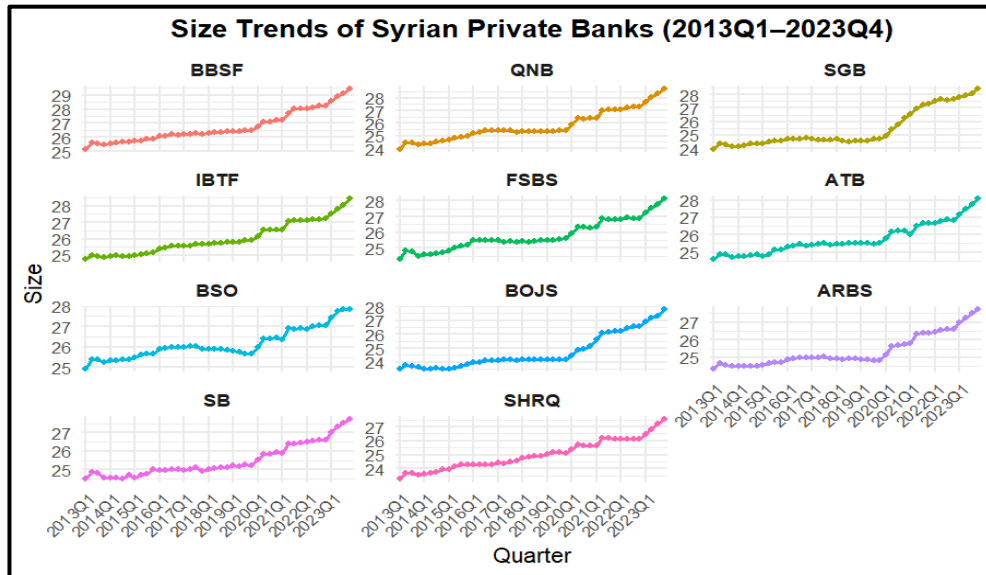
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (2): مؤشر الاستقرار المالي لكل مصرف على حدة



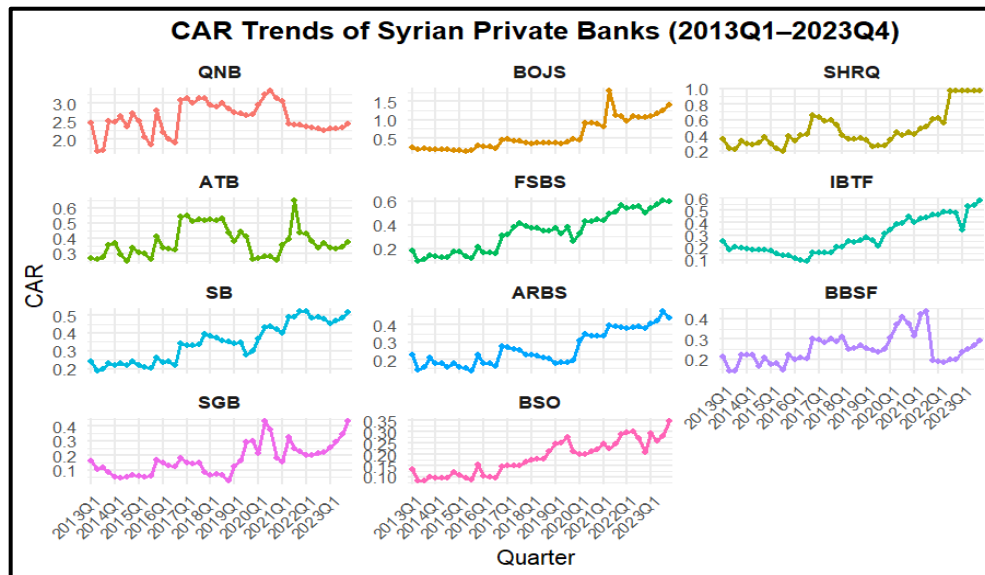
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (3): حجم المصرف لكل مصرف على حدة



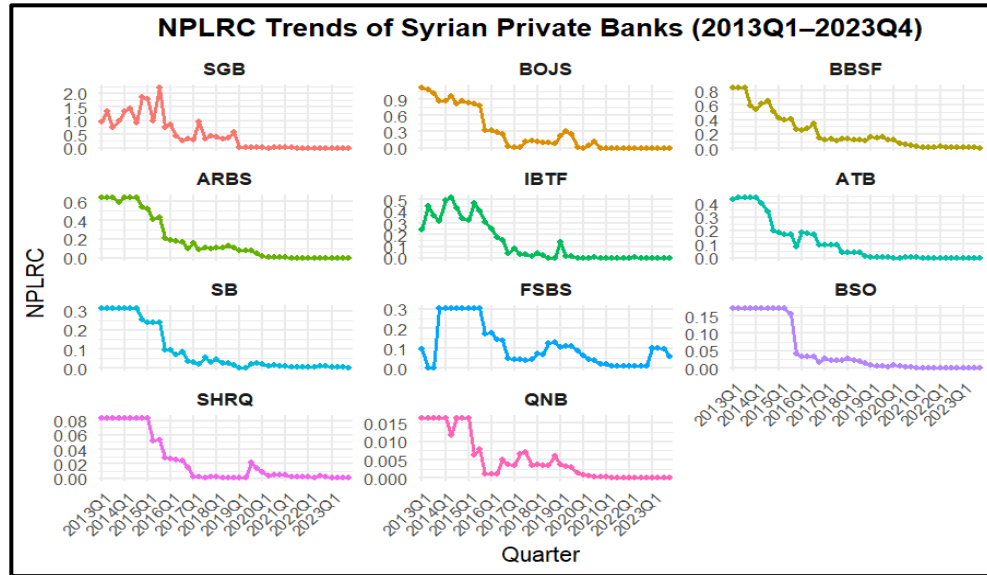
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (4): رأس المال التنظيمي إلى الموجودات المرجحة بالمخاطر لكل مصرف على حدة



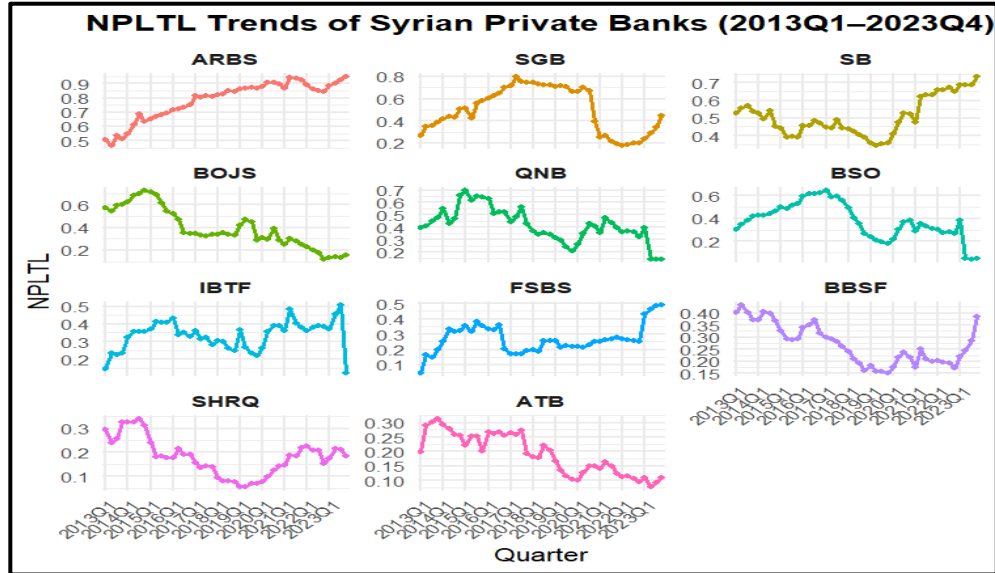
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (5): صافي القروض غير العاملة إلى رأس المال التنظيمي لكل مصرف على حدة



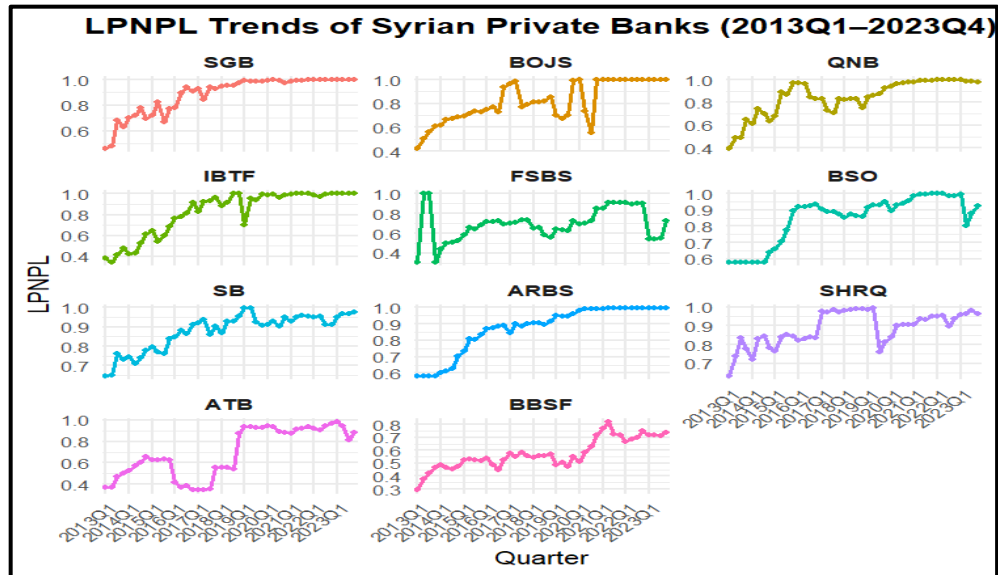
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (6): القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض لكل مصرف على حدة



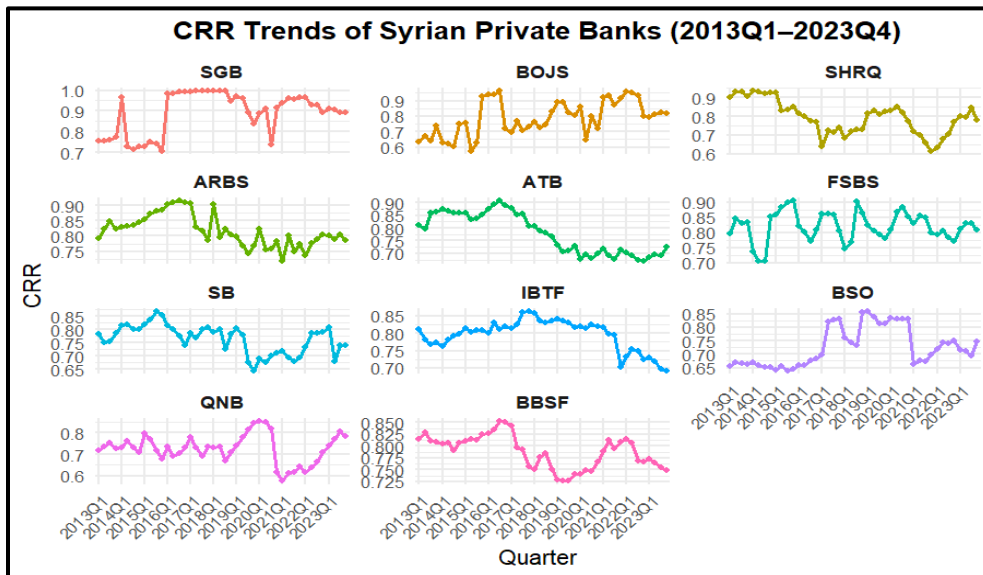
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (7): المخصصات إلى القروض غير العاملة لكل مصرف على حدة



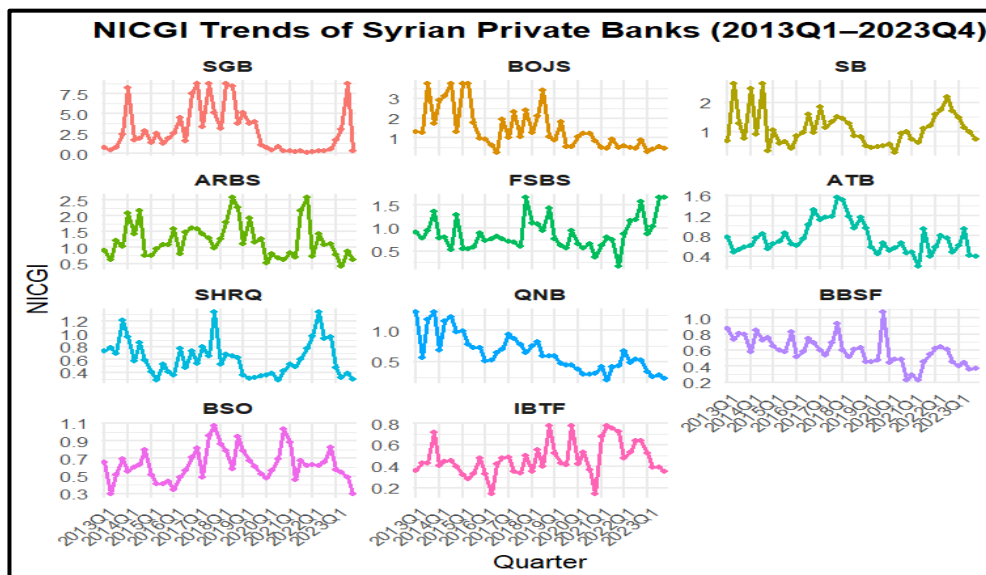
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (8): تركيز القروض حسب النشاط الاقتصادي لكل مصرف على حدة



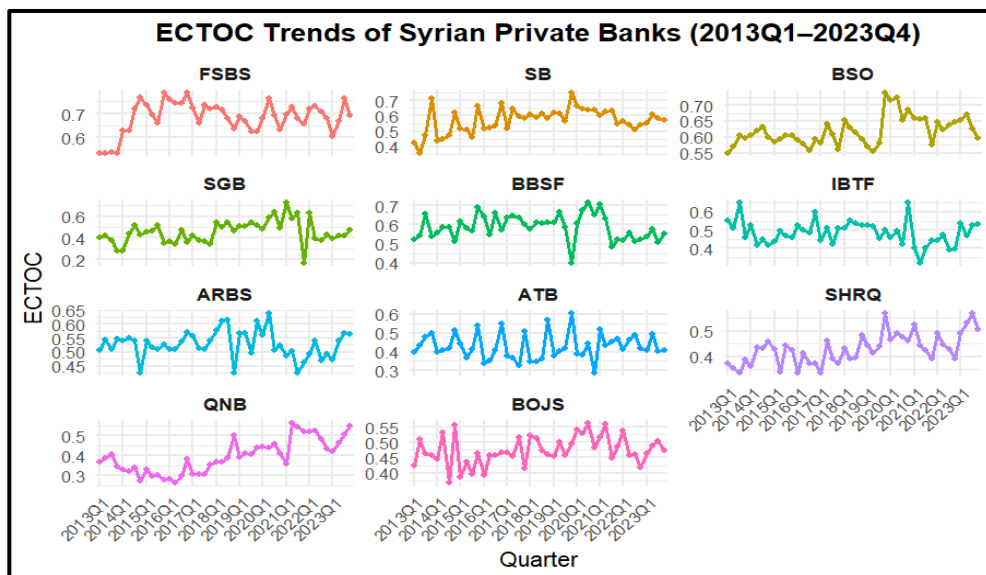
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (9): المصروفات التشغيلية إلى الدخل التشغيلي لكل مصرف على حدة



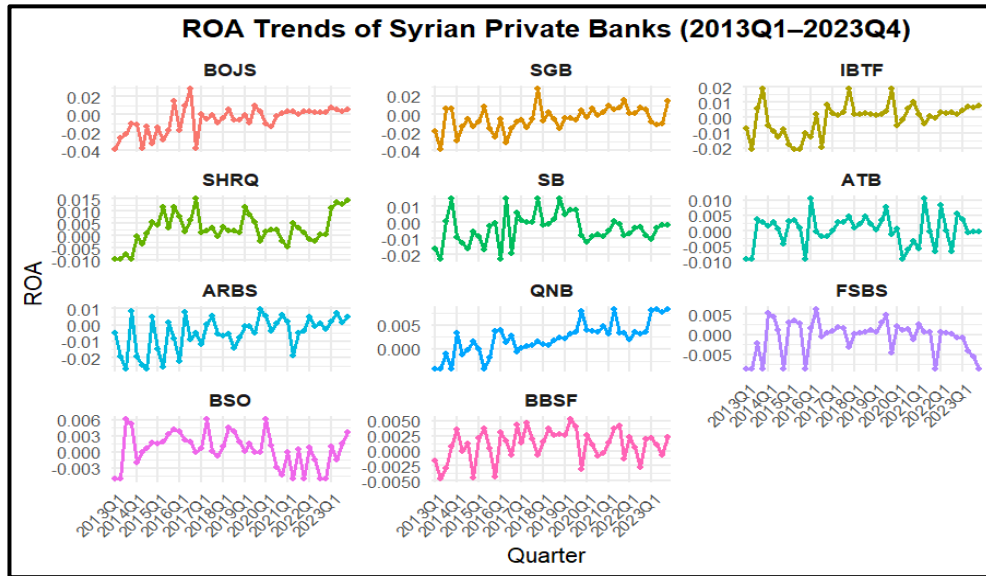
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (10): نفقات الموظفين إلى المصروفات التشغيلية لكل مصرف على حدة



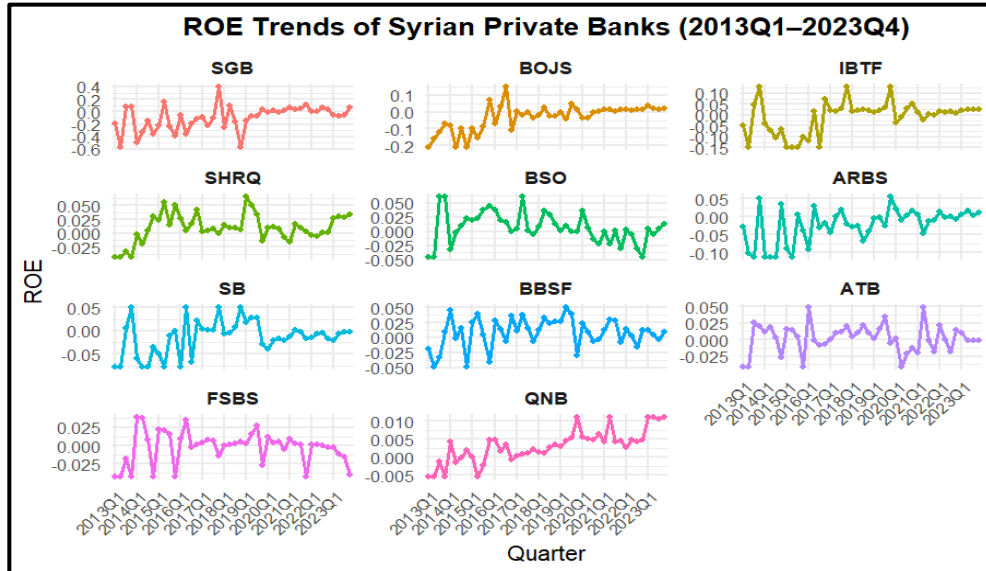
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (11): معدل العائد على الموجودات لكل مصرف على حدة



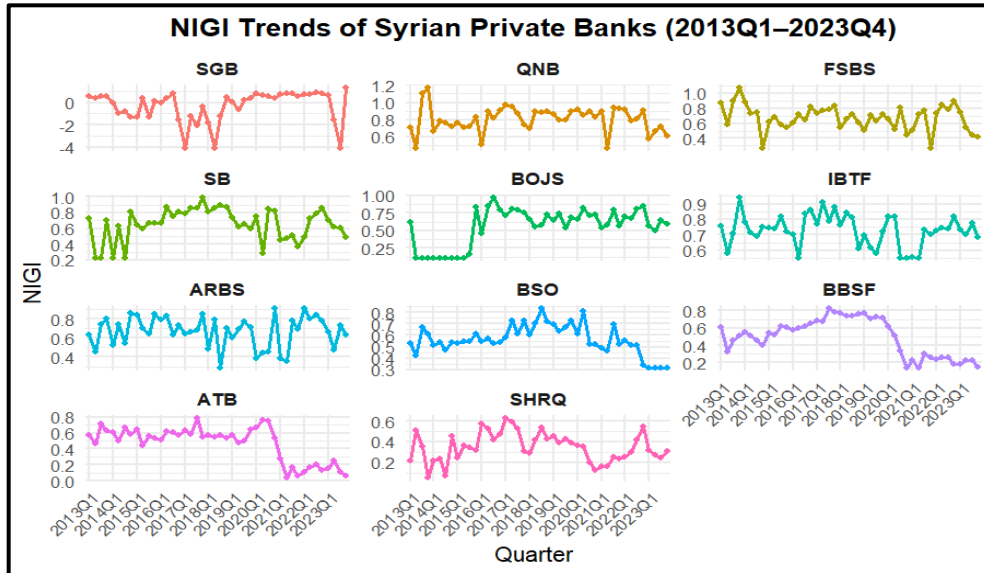
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (12): معدل العائد على حقوق الملكية لكل مصرف على حدة



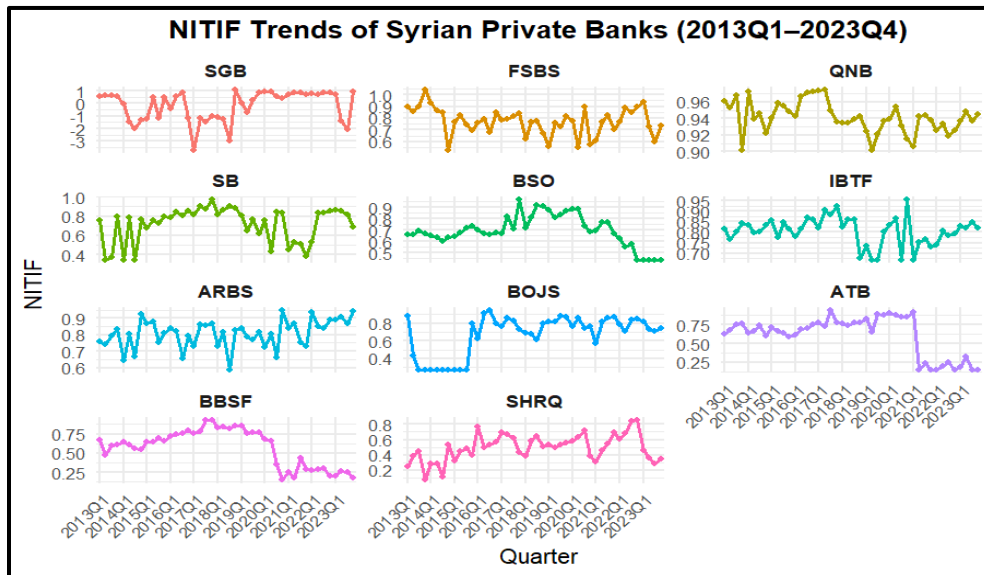
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (13): هامش الفائدة إلى الدخل التشغيلي لكل مصرف على حدة



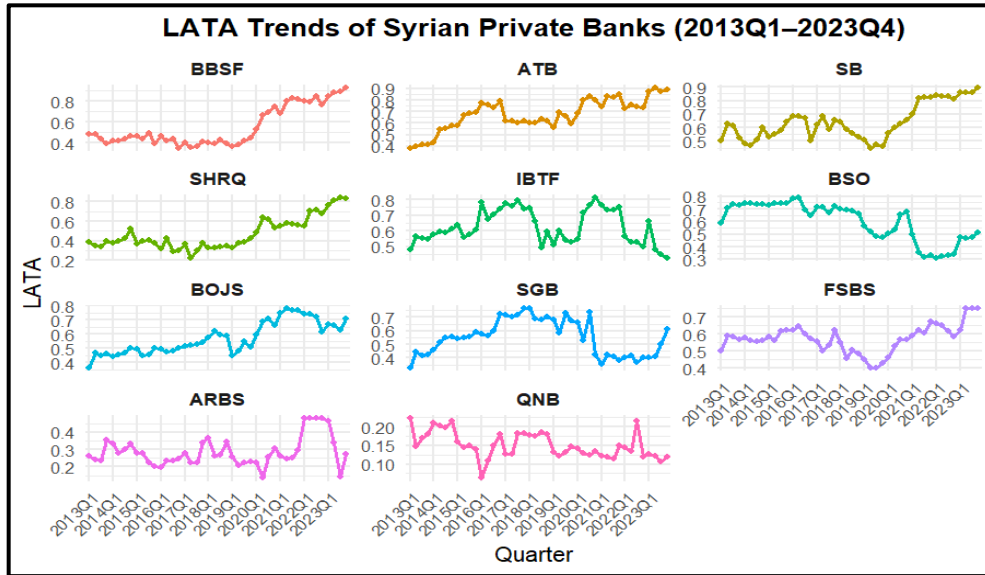
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (14): هامش الفائدة إلى هامش الفائدة وهامش الرسوم لكل مصرف على حدة



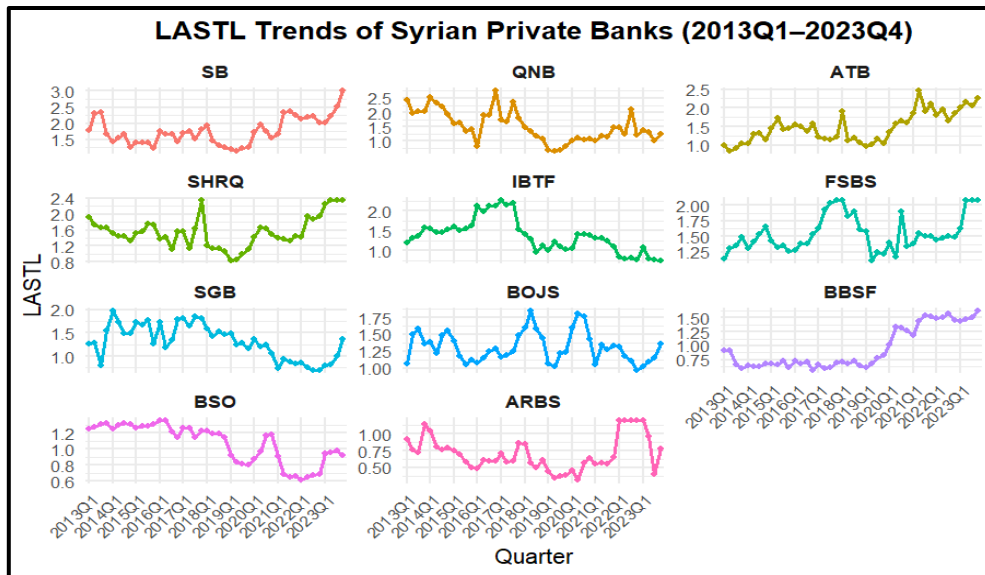
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (15): الموجودات السائلة إلى إجمالي الموجودات لكل مصرف على حدة



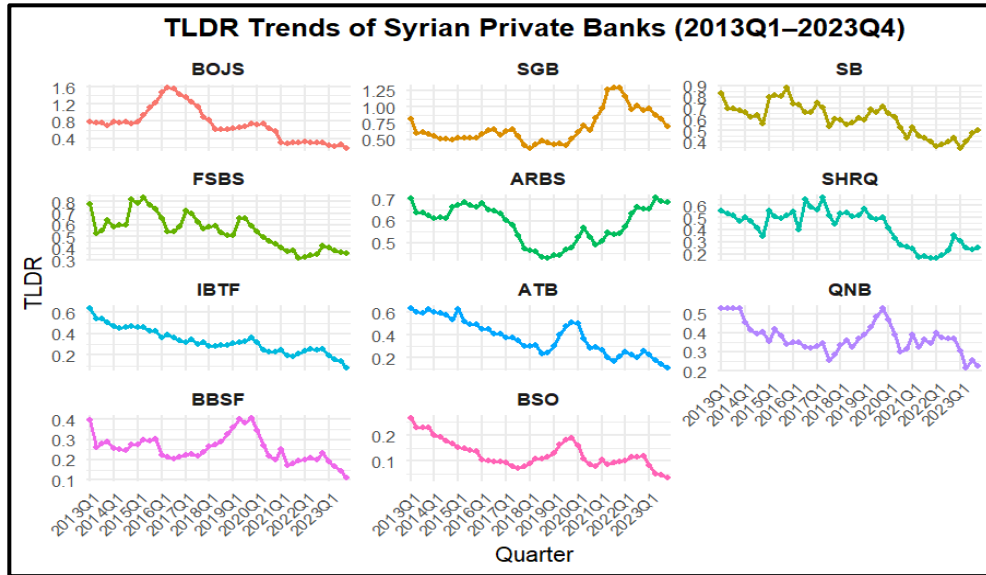
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (16): الموجودات السائلة إلى الودائع قصيرة الأجل لكل مصرف على حدة



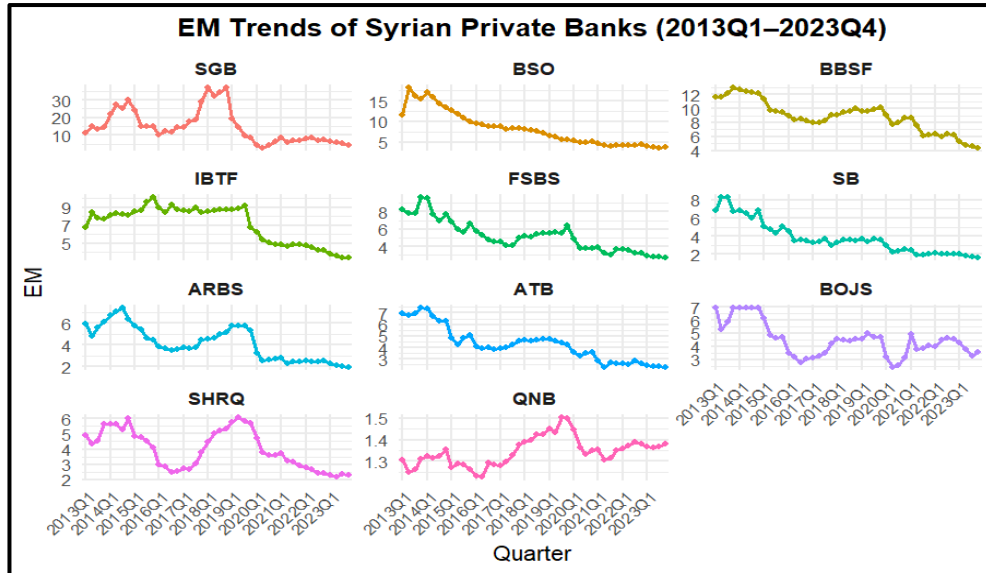
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (17): إجمالي القروض إلى إجمالي الودائع لكل مصرف على حدة



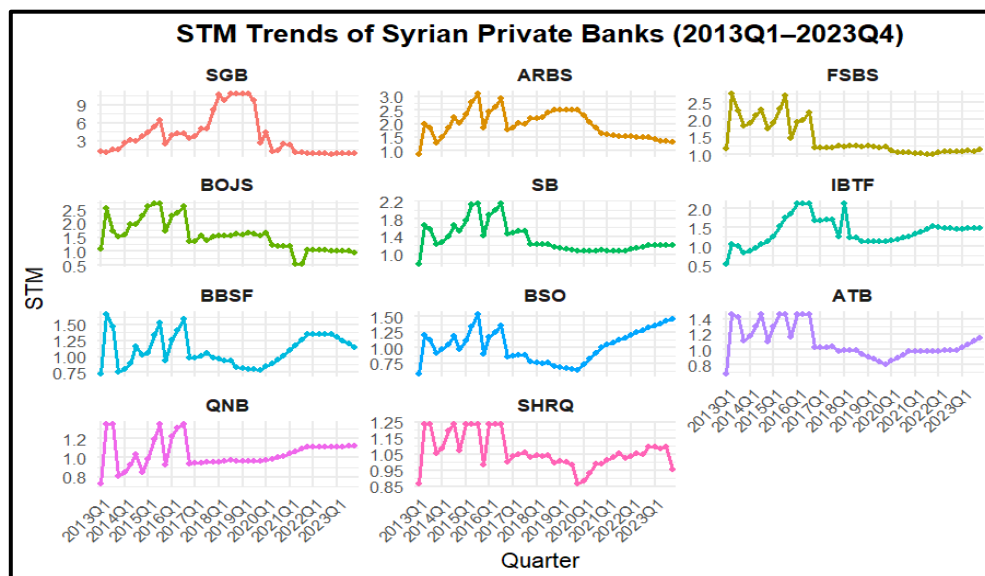
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (18): مضاعف حقوق الملكية لكل مصرف على حدة



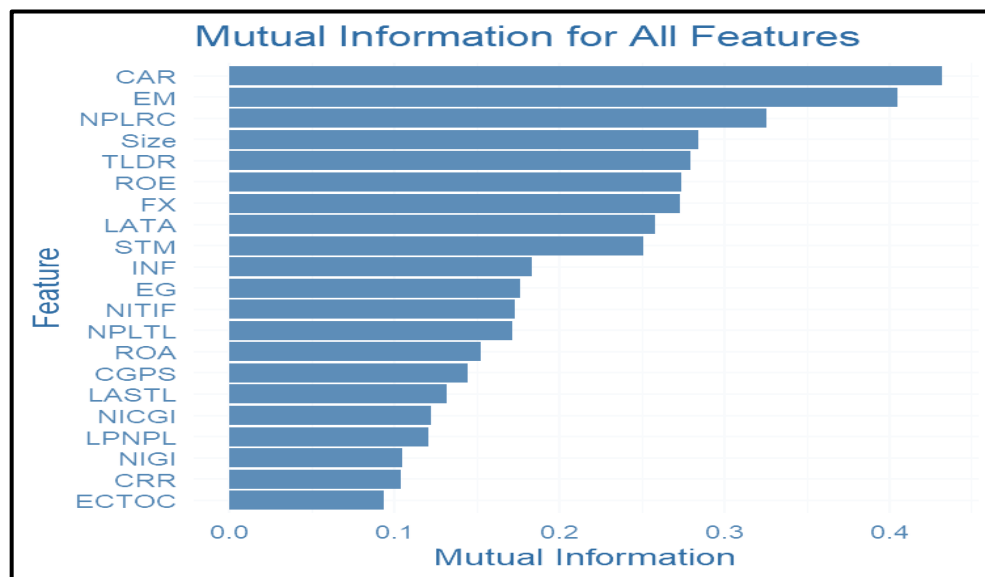
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (19): المركز الصافي المفتوح بالعملات الأجنبية إلى رأس المال التنظيمي لكل مصرف على حدة



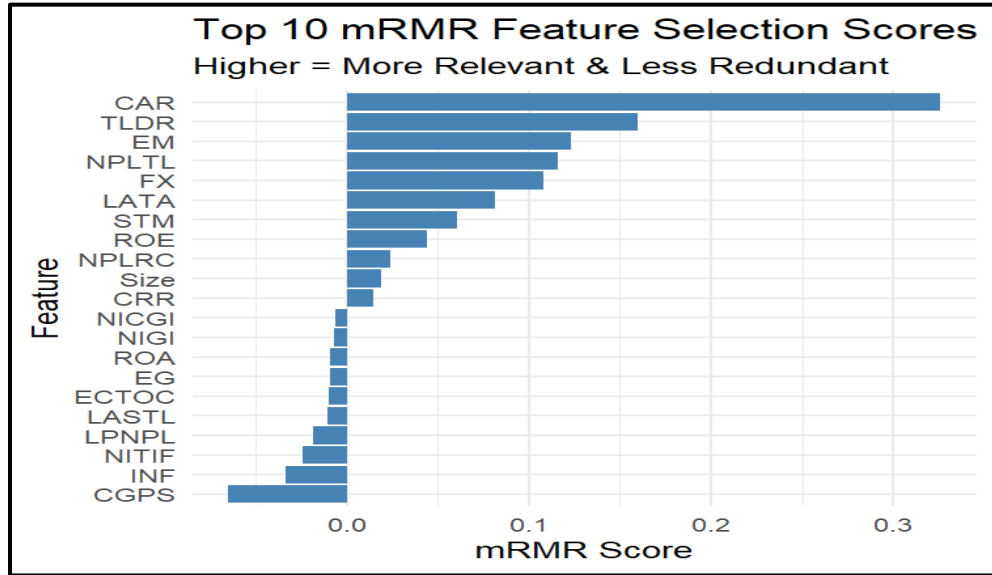
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (20): ترتيب المتغيرات وفق مؤشر MI



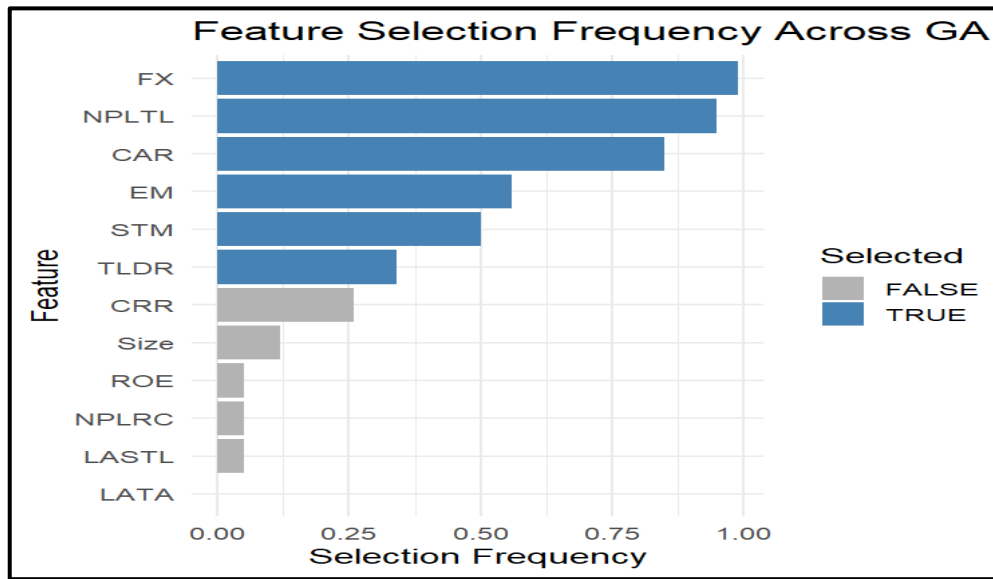
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (21): ترتيب المتغيرات وفق مؤشر MID



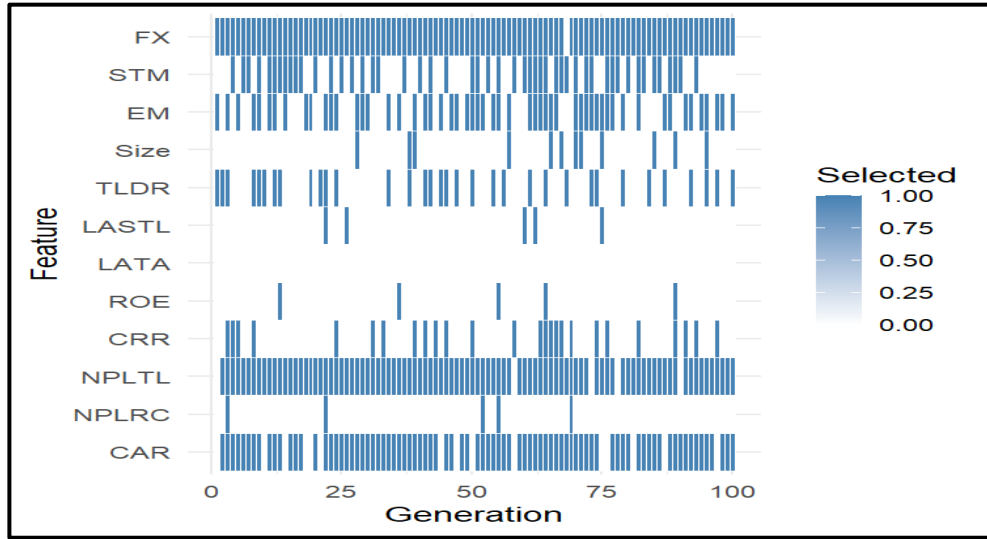
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (22): اختيار المتغيرات وفق الخوارزمية الجينية



المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (23): الخريطة الحرارية للمتغيرات عبر الأجيال الجينية



المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (24): معاملات دوال الانتماء قبل المعاييرة

Model	FIS_Index	Input_Name	MF_Name	MF_Type	MF_Params
Initial FIS Tree	1	CAR	Class1	gaussmf	0.04,0.00
Initial FIS Tree	1	CAR	Class2	gaussmf	0.50,0.08
Initial FIS Tree	1	CAR	Class3	gaussmf	0.46,1.00
Initial FIS Tree	1	TLDR	Class1	gaussmf	0.13,0.00
Initial FIS Tree	1	TLDR	Class2	gaussmf	0.50,0.26
Initial FIS Tree	1	TLDR	Class3	gaussmf	0.37,1.00
Initial FIS Tree	1	EM	Class1	gaussmf	0.05,0.00
Initial FIS Tree	1	EM	Class2	gaussmf	0.50,0.10
Initial FIS Tree	1	EM	Class3	gaussmf	0.45,1.00
Initial FIS Tree	1	NPLTL	Class1	gaussmf	0.17,0.00
Initial FIS Tree	1	NPLTL	Class2	gaussmf	0.50,0.34
Initial FIS Tree	1	NPLTL	Class3	gaussmf	0.33,1.00
Initial FIS Tree	1	STM	Class1	gaussmf	0.03,0.00
Initial FIS Tree	1	STM	Class2	gaussmf	0.50,0.06
Initial FIS Tree	1	STM	Class3	gaussmf	0.47,1.00
Initial FIS Tree	2	FX	Class1	gaussmf	0.17,0.00

Initial FIS Tree	2	FX	Class2	gaussmf	0.50,0.33
Initial FIS Tree	2	FX	Class3	gaussmf	0.33,1.00
Initial FIS Tree	2	Internal_input	Class1	gaussmf	0.25,0.00
Initial FIS Tree	2	Internal_input	Class2	gaussmf	0.25,0.50
Initial FIS Tree	2	Internal_input	Class3	gaussmf	0.25,1.00

المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (25): القواعد الضبابية المولدة باستخدام الخوارزمية الجينية

Rule_Text
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class7)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class3)
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)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class3) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class6)
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)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class7)

If (TLDR is Class3) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class6)
If (CAR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (NPLTL is Class2) then (Internal_out is Class8)
If (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class4)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class6)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class5)

If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (TLDR is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class7)
If (EM is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class9)
If (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class7)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class7)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class3)

If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class4)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class6)
If (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class1)
If (TLDR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class4)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class4)
If (TLDR is Class3) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class7)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class6)
If (CAR is Class2) and (EM is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class6)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class4)

If (CAR is Class3) and (TLDR is Class3) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class7)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class4)
If (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class4)
If (CAR is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class3) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class6)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class5)
If (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class3) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class8)
If (TLDR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class3) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (EM is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) then (Internal_out is Class5)

If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class2) and (EM is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class6)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class7)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class3) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class3) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class6)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class4)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class5)

If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (EM is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (EM is Class1) then (Internal_out is Class4)
If (CAR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class4)
If (EM is Class2) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class9)
If (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class7)
If (CAR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (TLDR is Class1) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class2)

If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class7)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class4)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class4)
If (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class5)
If (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class3) and (NPLTL is Class2) then (Internal_out is Class10)

If (CAR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class7)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class6)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class1) and (EM is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class4)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class5)

If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class3) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class6)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class6)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class3)
If (TLDR is Class1) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class1) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class7)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class7)
If (CAR is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class1) and (EM is Class1) then (Internal_out is Class5)
If (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class4)

If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class7)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class6)
If (CAR is Class1) and (EM is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class1)
If (TLDR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class7)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class7)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class9)
If (TLDR is Class3) and (EM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (TLDR is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class7)
If (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class6)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class9)

If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class6)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) then (Internal_out is Class9)
If (TLDR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class7)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class6)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class3)
If (TLDR is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class2)

If (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class6)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (EM is Class3) then (Internal_out is Class6)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class6)
If (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (FX is Class2) and (Internal_input is Class1) then (C_out is Class1)
If (FX is Class1) and (Internal_input is Class2) then (C_out is Class3)
If (FX is Class3) and (Internal_input is Class2) then (C_out is Class10)
If (FX is Class2) then (C_out is Class7)
If (FX is Class2) and (Internal_input is Class2) then (C_out is Class2)
If (FX is Class1) and (Internal_input is Class1) then (C_out is Class4)
If (FX is Class1) then (C_out is Class3)
If (FX is Class3) and (Internal_input is Class3) then (C_out is Class8)
If (Internal_input is Class2) then (C_out is Class6)
If (FX is Class3) and (Internal_input is Class1) then (C_out is Class4)
If (Internal_input is Class1) then (C_out is Class1)

If (FX is Class1) and (Internal_input is Class3) then (C_out is Class8)
If (Internal_input is Class3) then (C_out is Class10)
If (FX is Class3) then (C_out is Class7)
If (FX is Class2) and (Internal_input is Class3) then (C_out is Class10)

المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (26): القواعد الضبابية المولدة باستخدام خوارزمية تحسين أسراب الجسيمات

Rule_Text
If (CAR is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class3)
If (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class8)
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)
If (TLDR is Class3) and (EM is Class2) then (Internal_out is Class4)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class2)
If (TLDR is Class1) and (NPLTL is Class3) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class2)
If (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class2)

If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class6)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (EM is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (NPLTL is Class2) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class9)
If (TLDR is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (TLDR is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class4)
If (CAR is Class2) and (EM is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) then (Internal_out is Class6)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class4)

If (TLDR is Class3) and (EM is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class3) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class3)
If (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (TLDR is Class3) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (TLDR is Class3) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class8)
If (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class1)

If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class5)
If (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class3) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class8)
If (TLDR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class9)
If (TLDR is Class1) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class4)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class1) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class3)

If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class3) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class2)
If (TLDR is Class3) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class4)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class8)
If (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class8)

If (CAR is Class3) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class10)
If (TLDR is Class3) and (EM is Class3) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class1)
If (TLDR is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class8)
If (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class2)

If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class3) then (Internal_out is Class3)
If (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (EM is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) then (Internal_out is Class2)
If (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class8)
If (TLDR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class3)

If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class3) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class3) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class6)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class6)
If (CAR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class7)
If (TLDR is Class1) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class4)
If (TLDR is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class3)
If (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)

If (TLDR is Class1) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (NPLTL is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class4)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (EM is Class1) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class3) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class6)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class3)

If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) then (Internal_out is Class10)
If (TLDR is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class4)
If (CAR is Class3) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class7)
If (EM is Class3) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class7)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class6)
If (CAR is Class3) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (EM is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (NPLTL is Class3) then (Internal_out is Class6)

If (CAR is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class4)
If (TLDR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class4)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class4)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class1)
If (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class7)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class3) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class4)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class7)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class1)

If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (EM is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class8)
If (TLDR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class2)
If (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class6)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class1) and (NPLTL is Class2) then (Internal_out is Class1)

If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (TLDR is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class7)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class6)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class3) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class4)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class4)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class4)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class1)

If (TLDR is Class3) and (EM is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class7)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class7)
If (CAR is Class3) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class3) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (NPLTL is Class3) then (Internal_out is Class5)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class3) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class9)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class3) and (EM is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (EM is Class3) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class2)

If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class2) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class8)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class3) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class1) then (Internal_out is Class1)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class2) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class3) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class3) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class2) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class5)
If (TLDR is Class3) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class3) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class4)
If (CAR is Class1) and (TLDR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class3) then (Internal_out is Class4)
If (CAR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class6)
If (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class10)
If (CAR is Class1) and (EM is Class2) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class3)

If (CAR is Class3) and (TLDR is Class3) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class7)
If (CAR is Class1) and (EM is Class1) and (NPLTL is Class2) then (Internal_out is Class1)
If (TLDR is Class2) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class9)
If (TLDR is Class2) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class2)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (NPLTL is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class3)
If (CAR is Class2) and (TLDR is Class3) and (EM is Class3) and (NPLTL is Class1) and (STM is Class3) then (Internal_out is Class4)
If (CAR is Class2) and (STM is Class1) then (Internal_out is Class7)
If (FX is Class2) and (Internal_input is Class3) then (C_out is Class4)
If (FX is Class1) and (Internal_input is Class1) then (C_out is Class7)
If (FX is Class3) and (Internal_input is Class1) then (C_out is Class10)
If (FX is Class3) then (C_out is Class5)
If (Internal_input is Class2) then (C_out is Class1)
If (FX is Class2) then (C_out is Class3)
If (FX is Class1) and (Internal_input is Class3) then (C_out is Class4)
If (FX is Class1) then (C_out is Class6)
If (FX is Class2) and (Internal_input is Class1) then (C_out is Class10)
If (Internal_input is Class1) then (C_out is Class10)
If (FX is Class2) and (Internal_input is Class2) then (C_out is Class1)
If (FX is Class1) and (Internal_input is Class2) then (C_out is Class1)
If (Internal_input is Class3) then (C_out is Class1)

If (FX is Class3) and (Internal_input is Class3) then (C_out is Class1)
If (FX is Class3) and (Internal_input is Class2) then (C_out is Class9)

المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (27): معاملات دوال الانتماء بعد المعايرة

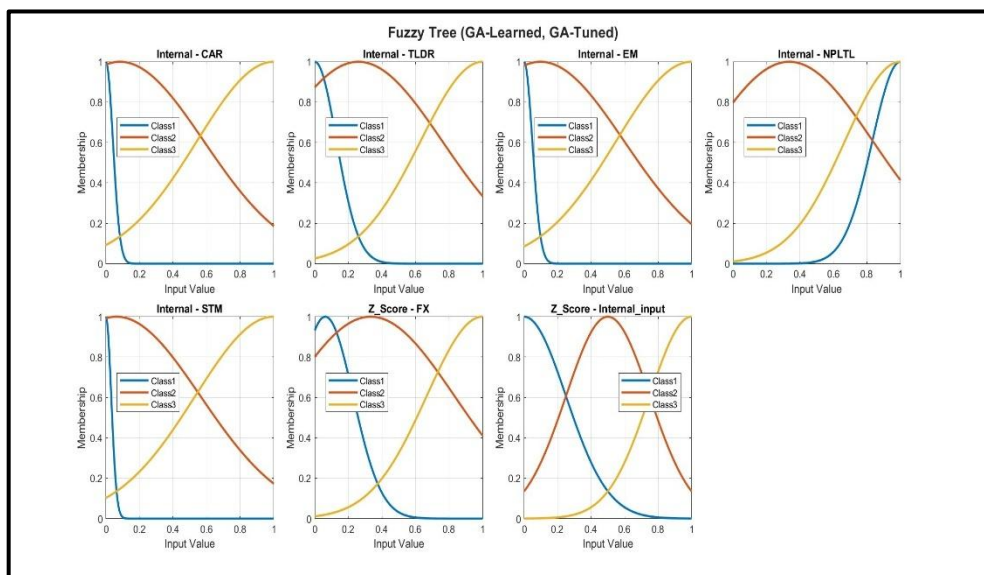
Model	FIS	Input	MF	MF_Type	MF_Params
(GA-Learned, PSO-Tuned)	1	CAR	Class1	gaussmf	0.01,0.00
(GA-Learned, PSO-Tuned)	1	CAR	Class2	gaussmf	0.32,0.14
(GA-Learned, PSO-Tuned)	1	CAR	Class3	gaussmf	0.39,1.00
(GA-Learned, PSO-Tuned)	1	TLDR	Class1	gaussmf	0.16,0.00
(GA-Learned, PSO-Tuned)	1	TLDR	Class2	gaussmf	0.66,0.23
(GA-Learned, PSO-Tuned)	1	TLDR	Class3	gaussmf	0.36,0.97
(GA-Learned, PSO-Tuned)	1	EM	Class1	gaussmf	0.04,0.00
(GA-Learned, PSO-Tuned)	1	EM	Class2	gaussmf	0.41,0.02
(GA-Learned, PSO-Tuned)	1	EM	Class3	gaussmf	0.43,1.00
(GA-Learned, PSO-Tuned)	1	NPLTL	Class1	gaussmf	0.07,0.00
(GA-Learned, PSO-Tuned)	1	NPLTL	Class2	gaussmf	0.71,0.32
(GA-Learned, PSO-Tuned)	1	NPLTL	Class3	gaussmf	0.32,1.00
(GA-Learned, PSO-Tuned)	1	STM	Class1	gaussmf	0.06,0.08
(GA-Learned, PSO-Tuned)	1	STM	Class2	gaussmf	0.60,0.07
(GA-Learned, PSO-Tuned)	1	STM	Class3	gaussmf	0.59,1.00
(GA-Learned, PSO-Tuned)	2	FX	Class1	gaussmf	0.23,0.00
(GA-Learned, PSO-Tuned)	2	FX	Class2	gaussmf	0.30,0.38
(GA-Learned, PSO-Tuned)	2	FX	Class3	gaussmf	0.01,1.00
(GA-Learned, PSO-Tuned)	2	Internal_input	Class1	gaussmf	0.11,0.00
(GA-Learned, PSO-Tuned)	2	Internal_input	Class2	gaussmf	0.16,0.24
(GA-Learned, PSO-Tuned)	2	Internal_input	Class3	gaussmf	0.16,1.00
(GA-Learned, GA-Tuned)	1	CAR	Class1	gaussmf	0.04,0.00
(GA-Learned, GA-Tuned)	1	CAR	Class2	gaussmf	0.50,0.08
(GA-Learned, GA-Tuned)	1	CAR	Class3	gaussmf	0.46,1.00
(GA-Learned, GA-Tuned)	1	TLDR	Class1	gaussmf	0.13,0.00

(GA-Learned, GA-Tuned)	1	TLDR	Class2	gaussmf	0.50,0.26
(GA-Learned, GA-Tuned)	1	TLDR	Class3	gaussmf	0.37,1.00
(GA-Learned, GA-Tuned)	1	EM	Class1	gaussmf	0.05,0.00
(GA-Learned, GA-Tuned)	1	EM	Class2	gaussmf	0.50,0.10
(GA-Learned, GA-Tuned)	1	EM	Class3	gaussmf	0.45,1.00
(GA-Learned, GA-Tuned)	1	NPLTL	Class1	gaussmf	0.17,1.00
(GA-Learned, GA-Tuned)	1	NPLTL	Class2	gaussmf	0.50,0.34
(GA-Learned, GA-Tuned)	1	NPLTL	Class3	gaussmf	0.33,1.00
(GA-Learned, GA-Tuned)	1	STM	Class1	gaussmf	0.03,0.00
(GA-Learned, GA-Tuned)	1	STM	Class2	gaussmf	0.50,0.06
(GA-Learned, GA-Tuned)	1	STM	Class3	gaussmf	0.47,1.00
(GA-Learned, GA-Tuned)	2	FX	Class1	gaussmf	0.17,0.06
(GA-Learned, GA-Tuned)	2	FX	Class2	gaussmf	0.50,0.33
(GA-Learned, GA-Tuned)	2	FX	Class3	gaussmf	0.33,1.00
(GA-Learned, GA-Tuned)	2	Internal_input	Class1	gaussmf	0.25,0.00
(GA-Learned, GA-Tuned)	2	Internal_input	Class2	gaussmf	0.25,0.50
(GA-Learned, GA-Tuned)	2	Internal_input	Class3	gaussmf	0.25,1.00
(PSO-Learned, PSO-Tuned)	1	CAR	Class1	gaussmf	0.00,0.00
(PSO-Learned, PSO-Tuned)	1	CAR	Class2	gaussmf	0.30,0.03
(PSO-Learned, PSO-Tuned)	1	CAR	Class3	gaussmf	0.42,1.00
(PSO-Learned, PSO-Tuned)	1	TLDR	Class1	gaussmf	0.28,0.01
(PSO-Learned, PSO-Tuned)	1	TLDR	Class2	gaussmf	0.44,0.24
(PSO-Learned, PSO-Tuned)	1	TLDR	Class3	gaussmf	0.34,1.00
(PSO-Learned, PSO-Tuned)	1	EM	Class1	gaussmf	0.03,0.00
(PSO-Learned, PSO-Tuned)	1	EM	Class2	gaussmf	0.61,0.08
(PSO-Learned, PSO-Tuned)	1	EM	Class3	gaussmf	0.44,1.00
(PSO-Learned, PSO-Tuned)	1	NPLTL	Class1	gaussmf	0.11,0.00
(PSO-Learned, PSO-Tuned)	1	NPLTL	Class2	gaussmf	0.15,0.21
(PSO-Learned, PSO-Tuned)	1	NPLTL	Class3	gaussmf	0.05,1.00
(PSO-Learned, PSO-Tuned)	1	STM	Class1	gaussmf	0.02,0.00

(PSO-Learned, PSO-Tuned)	1	STM	Class2	gaussmf	0.50,0.06
(PSO-Learned, PSO-Tuned)	1	STM	Class3	gaussmf	0.43,0.95
(PSO-Learned, PSO-Tuned)	2	FX	Class1	gaussmf	0.17,0.00
(PSO-Learned, PSO-Tuned)	2	FX	Class2	gaussmf	0.12,0.20
(PSO-Learned, PSO-Tuned)	2	FX	Class3	gaussmf	0.32,1.00
(PSO-Learned, PSO-Tuned)	2	Internal_input	Class1	gaussmf	0.22,0.00
(PSO-Learned, PSO-Tuned)	2	Internal_input	Class2	gaussmf	0.08,0.43
(PSO-Learned, PSO-Tuned)	2	Internal_input	Class3	gaussmf	0.20,0.92
(PSO-Learned, GA-Tuned)	1	CAR	Class1	gaussmf	0.04,0.00
(PSO-Learned, GA-Tuned)	1	CAR	Class2	gaussmf	0.50,0.08
(PSO-Learned, GA-Tuned)	1	CAR	Class3	gaussmf	0.46,1.00
(PSO-Learned, GA-Tuned)	1	TLDR	Class1	gaussmf	0.13,0.00
(PSO-Learned, GA-Tuned)	1	TLDR	Class2	gaussmf	0.50,0.26
(PSO-Learned, GA-Tuned)	1	TLDR	Class3	gaussmf	0.37,1.00
(PSO-Learned, GA-Tuned)	1	EM	Class1	gaussmf	0.05,0.00
(PSO-Learned, GA-Tuned)	1	EM	Class2	gaussmf	0.50,0.10
(PSO-Learned, GA-Tuned)	1	EM	Class3	gaussmf	0.45,1.00
(PSO-Learned, GA-Tuned)	1	NPLTL	Class1	gaussmf	0.17,0.00
(PSO-Learned, GA-Tuned)	1	NPLTL	Class2	gaussmf	0.50,0.34
(PSO-Learned, GA-Tuned)	1	NPLTL	Class3	gaussmf	0.33,1.00
(PSO-Learned, GA-Tuned)	1	STM	Class1	gaussmf	0.03,0.25
(PSO-Learned, GA-Tuned)	1	STM	Class2	gaussmf	0.50,0.06
(PSO-Learned, GA-Tuned)	1	STM	Class3	gaussmf	0.47,1.00
(PSO-Learned, GA-Tuned)	2	FX	Class1	gaussmf	0.17,0.00
(PSO-Learned, GA-Tuned)	2	FX	Class2	gaussmf	0.50,0.33
(PSO-Learned, GA-Tuned)	2	FX	Class3	gaussmf	0.33,1.00
(PSO-Learned, GA-Tuned)	2	Internal_input	Class1	gaussmf	0.25,0.00
(PSO-Learned, GA-Tuned)	2	Internal_input	Class2	gaussmf	0.25,0.50
(PSO-Learned, GA-Tuned)	2	Internal_input	Class3	gaussmf	0.25,1.00

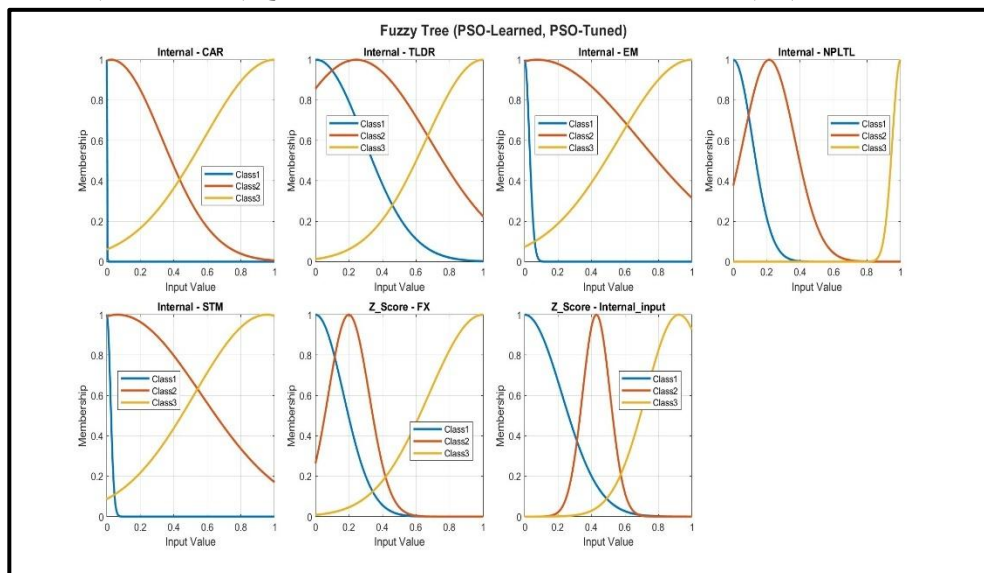
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (28): معاملات دوال الانتماء بعد المعايرة وفق نموذج (GA-GA)



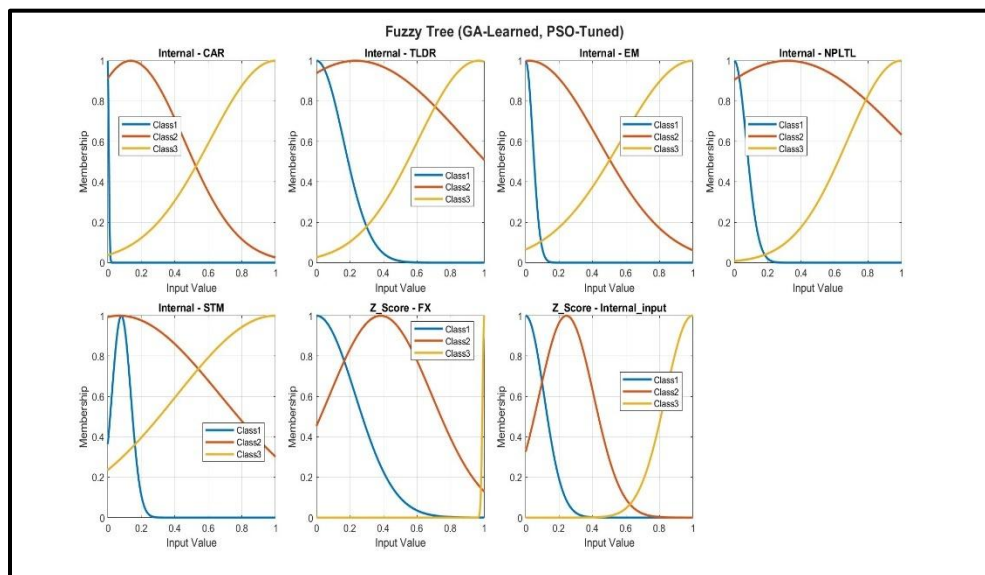
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (29): معاملات دوال الانتماء بعد المعايرة وفق نموذج (PSO-PSO)



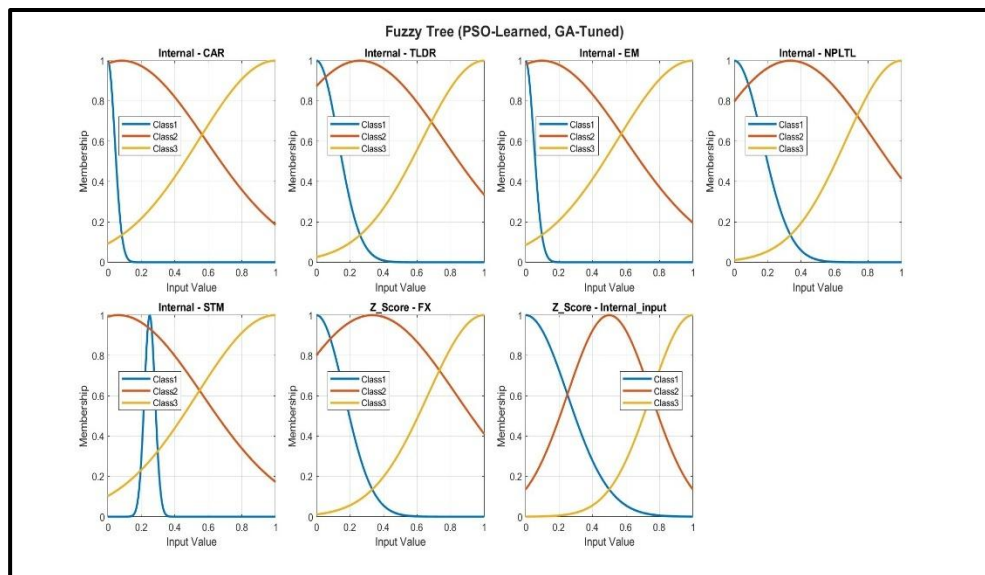
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (30): معاملات دوال الانتماء بعد المعايرة وفق نموذج (GA-PSO)



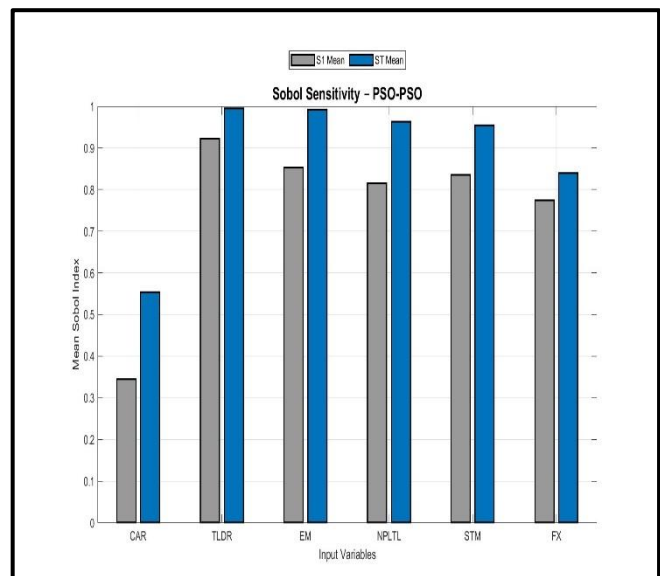
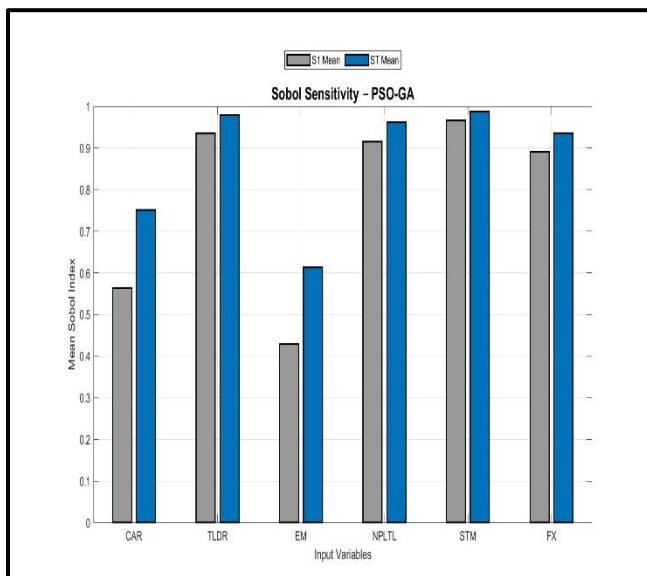
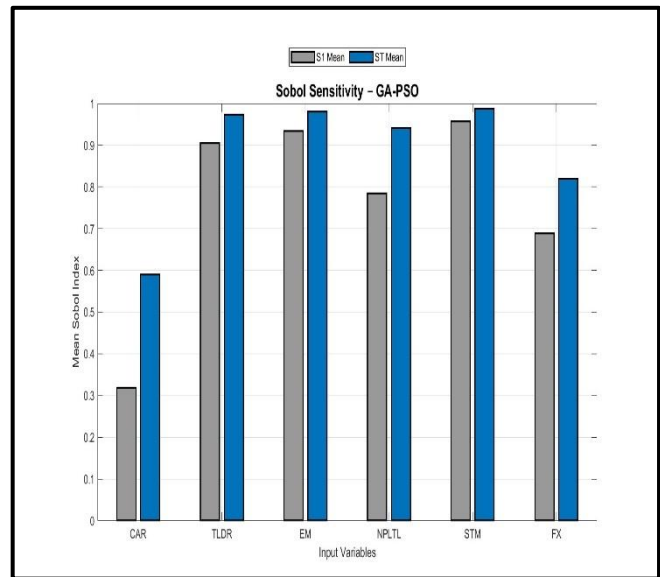
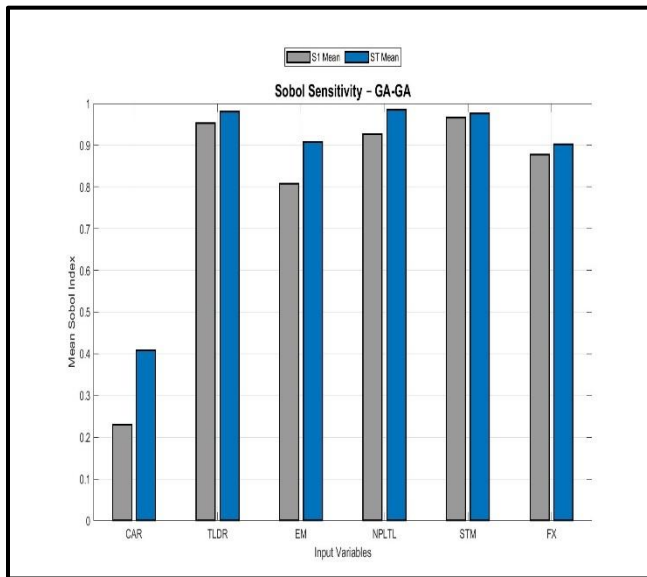
المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (31): معاملات دوال الانتماء بعد المعايرة وفق نموذج (PSO-GA)



المصدر: من إعداد الباحث

الملحق (32): اختبار Sobol



المصدر: من إعداد الباحث