مجلة جامعة تشرين – سلسلة العلوم الاقتصادية والقانونية

اسم المقال: استخدام التحليل التمييزي في تصنيف المصارف وفقاً للخطر الائتماني (دراسة تطبيقية على المصارف التجارية التقليدية الخاصة العاملة في سورية خلال الفترة 2008 – 2018)
اسم الكاتب: د. رضوان العمار، د. ليندا اسماعيل، زينة صادق اسماعيل
رابط ثابت: https://political-encyclopedia.org/index.php/library/5555
تاريخ الاسترداد: 2026/11/03 22:37 +03

الموسوعة السياسيّة هي مبادرة أكاديمية غير هادفة للربح، تساعد الباحثين والطلاب على الوصول واستخدام وبناء مجموعات أوسع من المحتوى العلمي العربي في مجال علم السياسة واستخدامها في الأرشيف الرقمي الموثوق به لإغناء المحتوى العربي على الإنترنت.
لمزيد من المعلومات حول الموسوعة السياسيّة – Encyclopedia Political، يرجى التواصل على info@political-encyclopedia.org

استخدامكم لأرشيف مكتبة الموسوعة السياسيّة – Encyclopedia Political يعني موافقتك على شروط وأحكام الاستخدام المتاحة على الموقع https://political-encyclopedia.org/terms-of-use

تم الحصول على هذا المقال من موقع مجلة جامعة تشرين – سلسلة العلوم الاقتصادية والقانونية – ورفده في مكتبة الموسوعة السياسيّة مستوفياً شروط حقوق الملكية الفكريّة ومتطلبات رخصة المشاع الإبداعي التي ينضوي المقال تحتها.

استخدام التحليل التمييزي في تصنيف المصارف وفقاً للخطر الائتماني (دراسة تطبيقية على المصارف التجارية التقليدية الخاصة العاملة في سورية خلال الفترة 2008-2018)

الدكتور رضون العمّار*

الدكتورة ليندا اسماعيل**

زينة صادق اسماعيل***

(تاريخ الإيداع 12 / 9 / 2020. قُبِل للنشر في 4 / 2 / 2021)

□ ملخّص □

يهدف هذا البحث إلى بناء نموذج لتصنيف المصارف التجارية التقليدية الخاصة العاملة في سورية وفقاً لمدى تعرضها للمخاطر الائتمانية وقادر على التنبؤ بهذه المخاطر، وذلك بالاستناد إلى مجموعة من المتغيرات الاقتصادية الجزئية والكلية. تمت الدراسة خلال الفترة 2008-2018، على عينة مؤلفة من 11 مصرفاً وبالاعتماد على بيانات ربع سنويّة. لتحقيق هدف الدراسة تمّ استخدام التحليل التمييزي متعدد المتغيرات Multiple Leaner Discriminant، ومجموعة من الاختبارات كاختبار الجذر الكامن Eigenvalue واختبار Wilks' Lambda لتقييم جودة الدالة التمييزية، ومنحنى خصائص التصنيف (ROC) لتقييم أداء النموذج وقدرته على التصنيف.

توصلت نتائج الدراسة إلى نموذج يصنف المصارف المدروسة وفق مستويات المخاطر الائتمانية التي تتعرض لها بدقة تصنيف بلغت 83.7%. بحسب هذا النموذج، تعتبر مخاطر الائتمان (Crisk) في الفترة t-1 الأكثر أهمية في دالة التمييز، يليها على الترتيب: كفاية رأس المال (CAR)، التسهيلات الائتمانية غير العاملة/ التسهيلات الائتمانية (NPL)، الحصة السوقية (MS)، القروض/إجمالي الأصول (LAR)، مخاطر التشغيل (OR) ومعدل التضخم (IINF) في الفترة t-1. أظهرت النتائج أيضاً قدرة هذا النموذج على التنبؤ بمخاطر الائتمان بنسبة 95.1% قبل عام واحد، وبنسبة 82.9% قبل عامين وبنسبة 81 % قبل 3 أعوام.

الكلمات المفتاحية: مخاطر الائتمان، تصنيف المصارف، التحليل التمييزي متعدد المتغيرات.

* أستاذ – قسم العلوم المالية والمصرفية– كلية الاقتصاد – جامعة تشرين – اللاذقية – سورية. zenaesmael@hotmail.com

**أستاذ مساعد – قسم العلوم المالية والمصرفية – كلية الاقتصاد – جامعة تشرين – اللاذقية – سورية. ismaiellinda@yahoo.com

***طالبة دراسات عليا (دكتوراه) – قسم العلوم المالية والمصرفية – كلية الاقتصاد – جامعة تشرين – اللاذقية – سورية. Dr.Radwan.ALammar@gmail

Using Discriminant Analysis To Classify Banks According To Credit Risk (An Applied Study On Private Traditional Commercial Banks Operating In Syria During The Period 2008-2018)

Dr. Radwan Al-Ammar *
Dr.Linda Ismaiel **
Zeina Sadek Ismael ***

(Received 12 / 9 / 2020. Accepted 4 / 2 / 2021)

□ ABSTRACT □

This research aims to find the set of macro and microeconomic variables that can be used to classify Commercial Banks Operating in Syria according to their credit risks and to predict these risks. A panel of quarterly data over the period 2008-2018 from 11 banks is used to implement this study. To achieve this, Multiple Discriminant analysis (MDA), Eigenvalue and Wilks' Lambda tests for evaluation quality of model and Receiver operating characteristic curve (ROC) for evaluation model in classification are used.

According to the discriminant model, the classification accuracy rating is 83.7%. In this model, the most important variables are**:** credit risk in the period t-1 (lCrisk), Capital adequacy ratio (CAR), Non performing credit facilities/ credit facilities (NPL), Market share (MS), Loans/Assets (LAR), Operational risk (OR) and Inflation rate in the period t-1 (lINF) respectively.

The results also show that the proposed classification model has an ability of predication with an accuracy rating equals to 95.1%, 82.9% and 81% in the first year, the second and the third respectively.

Key words: Credit Risks, Classification Banks, Multiple Discriminant analysis**.**

* **Professor- Department of Banking and financial Sciences- Faculty of Economics Tishreen University – Lattakia – Syria.**
** **Assistant Professor - Department of Banking and financial Sciences- Faculty of Economics Tishreen University – Lattakia – Syria.**
*** **Postgraduate Student at the Department of Banking and Financial Sciences – Faculty of Economics - Tishreen University – Lattakia – Syria.**

مقدمة:

إنّ الدور الكبير الذي تلعبه المصارف كوسيط مالي بين المقرضين والمقترضين في الاقتصاد هو دور بالغ الأهمية، إذ تسهل تدفق الأموال بين الأطراف المختلفة كما تتحمل المخاطر نيابةً عن عملائها. وتعتبر مخاطر الائتمان من أهم المخاطر التي تتعرض لها المصارف، نظراً لارتباطها بكافة أنشطة المصرف المتعلقة بإقراض الأموال. فالزيادة في هذه المخاطر تُعرض المصارف لمشاكل كثيرة كانخفاض صافي قيمة أصولها السوقية، انخفاض ربحيتها، تآكل قاعدتها الرأسمالية وفي النهاية تعثرها وفشلها.

إنّ حالة عدم اليقين المرتبطة بالمستقبل والبيئة الديناميكية المتغيرة التي تعمل بها المصارف قد وضعتها بشكل مستمر في مواجهة العديد من المخاطر ومنها المخاطر الائتمانية. وتمثل الأزمة المالية العالمية 2008 واتفاقيات بازل أمثلة على التغيرات التي حدثت خلال السنوات الماضية والتي أثرت على الصناعة المصرفية.

في الواقع، أثرت الأزمة المالية العالمية في 2008 وما رافقها من انهيار للعديد من المؤسسات المالية العالمية على الاقتصاد العالمي وسببت ركود اقتصادي امتدّت تبعاته إلى جميع القطاعات الحقيقية والمالية في معظم الاقتصاديات. وقد كشفت هذه الأزمة، وغيرها من الأزمات المالية والمصرفية، عن حجم المخاطر الكبيرة التي يتحملها القطاع المصرفي، كما أثبتت عدم كفاية الممارسات التقليدية لإدارة المصارف لمخاطرها خاصةً في بيئة عمل تتسم بحالة من عدم التأكّد. انطلاقاً من ذلك، تأتي أهمية إدارة المخاطر الائتمانية والحاجة الدائمة إلى تطوير نماذج تتنبأ بها بهدف الحد منها بشكل مبكّر.

في هذا السياق ظهر العديد من الأساليب والنماذج التي تهدف إلى تقدير مخاطر الائتمان والتنبؤ بها. وقد عرفت هذه النماذج تطوراً كبيراً ومتلاحقاً خلال عقود من الزمن. يمكن أن نميز بشكل أساسي بين النماذج التي تعتمد على البيانات المحاسبية (كنماذج Altman)، النماذج الهيكلية التي تعتمد على البيانات السوقية (كنموذج Merton (1974))، والنماذج الأخرى التي تأخذ بعين الاعتبار عوامل إضافية كالمتغيرات الاقتصادية (كنموذج +Credit Risk).

استخدمت العديد من الدراسات العملية هذه النماذج في تصنيف المصارف والتنبؤ بمخاطرها الائتمانية في عديد من دول العالم، مثل (Akani and Kingsley, 2018; Wang *et al.*, 2016; Sahut and Mili, 2011; Otom, 2014; Lin, 2010; Carapeto *et al.*,2010).

تجدر الإشارة إلى أن المعايير المستخدمة في تصنيف المصارف المتعثرة وغير المتعثرة تختلف بحسب كل دراسة. اعتمد (Otom, 2014) على سبيل المثال في تصنيف المصارف على معيار تحقق الخسائر لمدة سنتين على التوالي ومعيار انخفاض حقوق المساهمين عن رأس المال المسجل، بينما اعتمد (Akani and Kingsley, 2018) على معيار انخفاض نسبة كفاية رأس المال عن 8%. كما اعتمد كل من (Lin, 2010; Wang *et al.*, 2016) على معيار انخفاض نسبة رأس مال عن 8%، ومعيار انخفاض نسبة شريحة رأس المال الأساسية عن 4% ومعيار نسبة القروض غير العاملة. بينما اعتمد (Sahut and Mili, 2011) على معيار مخصصات خسائر القروض، واستند (Carapeto *et al.*,2010) في الحكم على حالة المصرف على معيار نسبة القروض غير العاملة إلى إجمالي القروض ومعيار نسبة مخصص خسائر القروض إلى إجمالي القروض.

طبقت هذه الدراسات في الواقع معايير مختلفة للحكم على حالة المصارف تتناسب مع طبيعة الاقتصاد وخصائص البيئة المصرفية المدروسة، وتوصلت إلى نتائج ونماذج مختلفة فيما بينها. وعليه، يمكن القول إنَّ النموذج الذي يناسب اقتصاد أو قطاع مصرفي معين قد لا يناسب اقتصاد آخر. ومن هنا تأتي أهمية اقتراح نموذج يصنف المصارف في سورية.

تناولت العديد من الدراسات في الواقع موضوع تصنيف المصارف في سورية واقتراح نماذج للتنبؤ بالمخاطر الائتمانية فيها، وذلك باستخدام معايير مختلفة للحكم على حالة المصارف وباستخدام أساليب احصائية مختلفة، مثل (ابراهيم، Salhani, 2019; 2019 قصيري، 2016 ;Calice, 2014). وتأتي هذه الدراسة استكمالاً لهذه الدراسات السابقة إذ تهدف إلى اقتراح نموذج يصنف المصارف في سورية وفقاً لمدى تعرضها للمخاطر الائتمانية باستخدام معيار تصنيف وفقاً لثلاث مستويات من المخاطر، وهو ما لم يتم استخدامه في هذه الدراسات. بالإضافة إلى اعتماده على عدد أشمل من المتغيرات على مستوى الاقتصاد الجزئي والكلي وتطبيقه على فترة زمنية أطول مقارنة بالدراسات السابقة.

أهمية البحث و أهدافه:

مشكلة البحث وهدفه:

يمكن التعبير عن مشكلة البحث من خلال التساؤلات الآتية:

- ما هي متغيرات الاقتصاد الجزئي والكلي التي يمكن بالاستناد إليها بناء دالة تمييزية ذات قدرة جيدة على تصنيف المصارف التقليدية الخاصة العاملة في سورية بحسب تعرضها لمخاطر الائتمان؟
- ما هو تصنيف هذه المصارف بالاستناد إلى هذه الدالة؟
- ما هي قدرة نموذج التحليل التمييزي الذي يتم التوصل إليه على التنبؤ بمخاطر الائتمان التي تتعرض لها هذه المصارف قبل عام، عامين وثلاثة أعوام؟

يهدف هذا البحث إلى الإجابة على هذه التساؤلات من خلال اعتماد التحليل التمييزي متعدد المتغيرات Multiple Leaner Discriminant، بما يمكّن من الوصول إلى نموذج يصنّف المصارف العاملة في سورية وفق مستويات المخاطر الائتمانية التي تتعرض لها وذلك اعتماداً على مجموعة من المتغيرات الاقتصادية الجزئية والكلية. إضافة إلى تقييم قدرة النموذج على التنبؤ بمخاطر الائتمان قبل عام، عامين وثلاثة أعوام.

أهمية البحث:

تتجلى أهمية هذا البحث في اقتراح نموذج يصنف المصارف الخاصة التقليدية العاملة في سورية وفقاً لمدى تعرضها للمخاطر الائتمانية وقادر على التنبؤ بهذه المخاطر، وذلك من خلال استخدام معيار جديد يعكس حجم المخاطر التي تتعرض لها هذه المصارف، الأمر الذي يشكل إضافة إلى المكتبة الاقتصادية في هذا المجال. تناولت العديد من الدراسات في الواقع موضوع تصنيف المصارف والتنبؤ بالتعثر المالي في سورية مستخدمة نسب ومعايير مختلفة لقياس المخاطر الائتمانية التي تتعرض لها هذه المصارف ومن ثم تصنيفها. تتميز الدراسة الحالية عن هذه الدراسات في كونها تستخدم نسبة الأصول المرجحة بالمخاطر الائتمانية إلى إجمالي الأصول لقياس المخاطر الائتمانية، وهي النسبة المعتمدة من قبل لجنة بازل. تكمن أهمية هذه النسبة بكونها تأخذ بالاعتبار كافة الأصول المعرضة لمخاطر الائتمان ومنها الأصول خارج الميزانية، وبالتالي تعتبر مقياس شامل للمخاطر مقارنة مع النسب الأخرى. كما يتم في هذه الدراسة تقسيم المخاطر التي تتعرض لها المصارف إلى ثلاث مستويات بما يتناسب مع طبيعة بياناتها، ومنه تقديم تصنيف أشمل للمصارف في سورية.

من المتوقع أن يكون النموذج المقترح مفيد لإدارة المصارف بوصفه مؤشر إنذار مبكر لزيادة المخاطر واحتمال التعثر مستقبلاً. فضلاً عن إمكانية استخدامه من قبل السلطات الرقابية لصياغة السياسات والقرارات التي من شأنها توجيه عمليات المصارف للحفاظ على الاستقرار في الصناعة المصرفية.

1. المراجعة الأدبية:

1. نماذج المخاطر الائتمانية

نستعرض فيما يلي عديد من النماذج التي استخدمت للتنبؤ بمخاطر الائتمان، من خلال تقسيمها إلى نماذج اعتمدت على البيانات المحاسبية ونماذج اعتمدت على البيانات السوقية ونماذج أخرى للمخاطر الائتمانية.

1.1. النماذج التي تعتمد على البيانات المحاسبية Accounting–based credit models

تعتمد هذه النماذج على البيانات المحاسبية، ومنها نموذج Beaver الذي وضع من قبل William Beaver عام 1966 للتنبؤ بفشل الشركات الصناعية في الولايات المتحدة الأمريكية، باستخدام مجموعة من النسب. شملت عينة البحث 79 شركة فاشلة و79 شركة غير فاشلة خلال الفترة 1954– 1964. استخدم 30 نسبة صنفت في 6 مجموعات[1]. وقام باختبار القدرة التنبؤية من خلال استخدام التحليل أحادي المتغير. توصل النموذج إلى إمكانية التنبؤ قبل 5 سنوات من الفشل وإلى أن أفضل مؤشر منفرد للفشل هو نسبة التدفق النقدي إلى إجمالي الديون، يليه نسبة صافي الدخل إلى إجمالي الأصول (Beaver, 1966).

وجهت الانتقادات لنموذج Beaver لاستخدامه التحليل الأحادي المتغير، والذي لا يعطي نتائج دقيقة وواضحة. فظهرت نماذج Altman كاستجابة لهذه الانتقادات. من هذه النماذج نموذج (1968) الذي استخدم التحليل التمييزي على عينة من القطاع الصناعي في الولايات المتحدة الأمريكية مؤلفة من 33 شركة مفلسة و33 شركة ناجحة خلال الفترة 1946–1965. بعد إجراء سلسلة من الاختبارات، توصل إلى 5 متغيرات لها القدرة على التنبؤ، وكان النموذج النهائي كالآتي[2]: Z = 1.2(X1) + 1.4(X2) + 3.3(X3) + 0.6(X4) + 1. (X5) . وفقاً لهذا النموذج، تعتبر الشركة فاشلة مع قيمة Z أقل من 1.81، بينما تعتبر ناجحة مع قيمة Z أكبر من 2.99. بينما يصعب تحديد وضع الشركة مع قيمة Z بين 1.81 و 2.99. يستطيع النموذج التنبؤ بالفشل بدقة 95٪ قبل عام من حدوث الفشل، 72٪ قبل عامين، 48٪ قبل ثلاث سنوات ، 29٪ قبل أربع سنوات و36٪ قبل خمس سنوات (Altman, 2000). في عام 1977 قام Altman *et al.*, ببناء نموذج الجيل الثاني ZETA (1969–1975) مع العديد من التعديلات لنموذج (1966) والهدف منه صياغة نموذج جديد لتصنيف الإفلاس يأخذ بعين الاعتبار حجم شركات أكبر، وعينة أشمل. يستطيع النموذج التنبؤ بالفشل بدقة تصل إلى 90٪ قبل سنة و70٪ قبل خمس سنوات (Altman *et al.*, 1977). وفي عام 1995 قام Altman *et al.*, بالتوصل إلى نموذج Z"–score الذي يتنبأ بإفلاس الشركات غير الصناعية والشركات التي تعمل في الأسواق الناشئة. يستخدم النموذج الجديد جميع متغيرات نموذج (1966) باستثناء متغير X5 الذي يقيس إجمالي المبيعات/ إجمالي الأصول، وأيضاً مع استبدال المتغير(X4) إلى القيمة الدفترية للأسهم/ إجمالي الدين، وذلك ليتناسب مع الشركات الخاصة غير المدرجة في البورصة. وبالتالي أصبح النموذج كالآتي: Z" = 6.56 (X1) + 3.26 (X2) + 6.72 (X3) + 1.05 (X4). تختلف مناطق التمييز بين الشركات المتعثرة وغير المتعثرة الخاصة بهذا النموذج عن النموذج السابق، فإذا كانت قيمة Z" أكبر من 2.6 فإن الشركة تعتبر ناجحة، في حين تعتبر الشركة فاشلة مع قيمة Z" أقل من1.1، وأخيراً يصعب تحديد وضع الشركة مع قيمة Z" بين 1.1 و 2.6 (Altman, 2000).

---

[1] التدفق النقدي، صافي الربح، الدين إلى مجموع الأصول، الأصول السائلة إلى مجموع الأصول، الأصول السائلة إلى الالتزامات المتداولة ومعدل الدوران.

[2] حيث: X1 : صافي رأس المال العامل/إجمالي الأصول، X2: نسبة الأرباح المحتجزة/إجمالي الأصول، X3: نسبة صافي الربح قبل الفائدة والضريبة/ إجمالي الأصول، X4: نسبة القيمة السوقية لحقوق الملكية/ القيمة الدفترية للدين، X5: نسبة صافي المبيعات/ إجمالي الأصول.

ظهر بعد ذلك نموذج James Ohlson (1980) الذي انتقد استخدام نموذج التحليل التمييزي للتنبؤ بفشل الشركات، نتيجة بعض القيود الذي يفرضها كافتراض التوزيع الطبيعي للمتغيرات. لتجاوز هذه القيود استخدم Ohlson نموذج الانحدار اللوجستي Logistic Regression للتنبؤ بالفشل. طبقت الدراسة خلال الفترة 1970–1976 على عينة مؤلفة من 105 شركة فاشلة و2058 شركة غير فاشلة من الشركات الصناعية في الولايات المتحدة الأمريكية. يستخدم النموذج القيمة 0 للتعبير عن الشركة الفاشلة بينما القيمة 1 للشركة غير الفاشلة. يستخدم النموذج تسع متغيرات مستقلة كما يأتي[3]: $O-Score=-1.32-0.407\,X_1+6.03X_2-1.43X_3+0.0757X_4-1.72X_5-2.37X_6-1.83X_7+0.285X_8-0.521X_9$.

في هذا النموذج، النقطة الفاصلة للتمييز بين الشركات هي 0.38، حيث تشير القيمة الأقل من هذا الحد إلى أن الشركة تواجه إفلاس، بينما تشير القيمة الأكبر من هذا الحد إلى أنّ الشركة لا تواجه حالة إفلاس وبدقة تصل إلى 96% قبل سنة، 95% قبل سنتين و92% قبل ثلاثة سنوات (Jouzbarkand *et al.*, 2012; Orsikoova, 2018). تعرض هذا النموذج أيضاً لمجموعة من الانتقادات، منها التحيز في اختيار العينة بحيث تم الحصول على المشاهدات دون اختيار عشوائي (Kleinert, 2014).

ثم ظهر نموذج Zmijewski (1984) الذي استخدم نموذج Propit للتنبؤ بإفلاس الشركات خلال الفترة 1972–1978 على عينة من الشركات المدرجة في بورصة نيويورك، بحيث شملت العينة على 40 شركة فاشلة و800 شركة غير فاشلة. تمّ استخدام ثلاثة متغيرات مستقلة، وكان النموذج كالآتي: $Zmijewski=-4.3-4.5X_1+5.7X_2+0.004X_3$، حيث: X_1 : صافي الدخل/إجمالي الأصول، X_2: إجمالي الالتزامات/إجمالي الأصول، X_3: الأصول المتداولة/الالتزامات المتداولة. صنّف Zmijewski الشركات المفلسة بأنها التي تأخذ قيمة احتمالية تساوي أو تزيد عن 0.5، بينما الشركات التي لها قيمة احتمالية أقل من 0.5 تصنف على أنها غير مفلسة وبدقة تصل إلى 99% (Orsikoova, 2018).

2.1. النماذج الهيكلية لمخاطر الائتمان Structural Models:

ظهرت النماذج المستندة على البيانات السوقية أو النماذج الهيكلية كأحد أهم نماذج تقييم مخاطر الائتمان بعد الانتقادات الموجّهة للنماذج المستندة على البيانات المحاسبية. يعتبر نموذج Merton (1974) حجر الأساس لجميع النماذج الهيكلية الأخرى. يعتمد هذا النموذج على هيكل رأس مال الشركة ويستخدم قيمة الشركة للتعبير عن احتمال تعثر الشركات، كما يستند على نموذج بلاك سكولز Black Scholes Model لتسعير الخيارات ويقوم على مجموعة من الفرضيات منها أن حركة قيمة الشركة عبر الزمن هي حركة عشوائية تتبع مؤشر ستوكاستيك للحركة البراونية[4]، إمكانية الاقراض والاقتراض بسعر فائدة ثابت وإمكانية تداول الأصول بشكل مستمر خلال الزمن (Merton, 1974).

وفقاً لهذا النموذج، يتكون هيكل رأس مال من هيكل رأسمالي بسيط، إذ يتم تمويل أصول الشركة A_t من نوع واحد من حقوق الملكية بقيمة سوقية E_t، وأداة دين قرض أو سند بفائدة صفرية بقيمة اسمية D وفترة استحقاق T. إذا كانت

---

[3] **حيث: X_1: اللوغاريتم الطبيعي لإجمالي الأصول/مؤشر الناتج القومي الإجمالي، X_2: الالتزامات/ الأصول، X_3: رأس المال العامل/ الأصول، X_4: الالتزامات المتداولة/الأصول المتداولة، X_5: 1 تشير إلى تجاوز الالتزامات المتداولة للأصول المتداولة و0 خلاف ذلك، X_6: صافي الدخل/ الأصول، X_7: الدخل من العمليات التشغيلية/إجمالي الالتزامات، X_8: 1 تشير إلى أن صافي الدخل سالب خلال آخر سنتين و0 بخلاف ذلك، X_9: التغير النسبي في صافي الدخل (صافي الدخل في الزمن t – صافي الدخل في الزمن t−1)/ (صافي الدخل في الزمن t + صافي الدخل في الزمن t−1).**

[4] **يقصد بالحركة البراونية Brownian motion الحركة العشوائية الدائمة لأسعار الأصول وفقاً لمفهوم عالم النبات الاسكتلندي روبرت براون. والذي درس هذه الحركة عام 1827على جزيئات رحيق الأزهار في الماء، وتوصّل من خلال تجاربه على أنّ حركة هذه الجزئيات ناتجة عن حركة عشوائية لأجسام غير مرئية.**

القيمة الإجمالية للأصول أكبر من الدين ($A_t > D$)، فإن الشركة لا تتعثر وإنما يتم سداد هذا الدين بالكامل. أما إذا كانت قيمة الأصول أصغر من قيمة الدين يحدث التعثر ويمارس حملة السندات اتفاق الدين الذي يعطيهم الحق في تصفية الشركة، والحصول على قيمة التصفية. تعرض النموذج لعدة انتقادات منها افتراضه أن هيكل رأس المال بسيط إلا أنه في الواقع معقد أكثر، وافتراضه حدوث التعثر في وقت استحقاق الدين فقط واستبعاد إمكانية حدوث التعثر المبكّر، وبالتالي تجاهله ما قد تتعرض له قيمة أصول الشركة قبل استحقاق الدين (Elizalde, 2005).

نتيجة للانتقادات السابقة، قدّم Black and Cox (1976) نموذج المرور الأول First Passage Model كتطوير لنموذج Merton، والذي يُعرّف التعثر بأنه الحدث الذي تنخفض فيه قيمة الأصول عن الدين، والذي قد يحدث في أي لحظة وليس فقط في تاريخ استحقاق الدين. وفقاً لهذا النموذج يوجد مستوى أدنى من قيمة الأصول بحيث تتعثر الشركة في حال وصلت إلى هذا المستوى (Elizalde, 2005). ثم ظهرت النماذج المخّفضة لمخاطر الائتمان Reduced form Credit Risk Models والتي تم تطويرها من قبل Jarrow and Turnbull (1995) و Madan and Unal (1998)، Duffie and Singleton (1999) وهي أيضاً من النماذج المطوّرة لنموذج Merton، إلّا أنها تختلف عنها بأنها لا تأخذ بعين الاعتبار العلاقة بين التعثر وقيمة الشركة أي لا تعتبر التعثر حالة تتحد بقيمة الشركة، وإنما تعتبره حدث يتبع عملية بواسون التي تعرف بأنها عملية عشوائية تستخدم لنمذجة الأحداث العشوائية التي تحدث في فترة زمنية معينة مستقلة عن بعضها. أي وفقاً لهذا النموذج التعثر هو حدث خارجي غير متوقع تتحد معلماته من خلال عوامل مختلفة في السوق (Elizalde, 2006; Jarrow and Protter, 2004).

يعتبر نموذج مصفوفة الائتمان Credit Metrics من النماذج المطّورة عن نموذج Merton، وقد تمّ تطويره من قبل البنك الاستثماري الأمريكي J.P.Morgen عام 1997 لقياس مخاطر المحافظ الائتمانية، من خلال مصفوفة الانتقال التي تقيس احتمال تغيّر تصنيف المقترضين خلال فترة (عادة ما تكون سنة). إذ يقيس هذا النموذج قيمة الائتمان المعرّضة للخطر Value at Risk (VaR) الناتجة عن تغيّر الجودة الائتمانية للمقترض استناداً إلى التصنيف المعتمد من قبل شركات التصنيف، بحيث تتضمن هذه التغيرات الارتفاع أو الانخفاض في تصنيف الجودة الائتمانية.

يعتبر نموذج KMV (1997)[5] من أكثر النماذج استخداماً للتنبؤ باحتمال التعثر في الصناعة المالية. وهو يستند على نموذج تسعير الخيارات لقياس التعثر. وفقاً لهذا النموذج لا تتعثر الشركات وتتخلف عن سداد التزاماتها عندما تصل قيمة أصولها إلى القيمة الدفترية لمجموع التزاماتها على الرغم من وجود بعض الشركات التي قد تتعثر في هذه المرحلة، إذ يواصل بعضها الآخر أعماله وسداد التزاماته. يفترض هذا النموذج في الواقع أن وجود بعض الالتزامات ذات الطبيعة طويلة الأجل في هيكل رأس مال الشركة يوفر لها بعض الأموال، والتي تمكنها من سداد التزاماتها عند الاستحقاق وبالتالي تجنبها التعثر. بناء على ما سبق، يفترض النموذج حدوث التعثر عند صول قيمة أصول الشركة إلى مستوى حرج معين أو نقطة معينة تقع بين قيمة إجمالي الالتزامات وقيمة الالتزامات قصيرة الأجل تدعى بنقطة التعثر Default Point. ويتم تحديد نقطة التعثر (DPT) بين مجموع الالتزامات قصيرة الأجل (STD) و50% من الالتزامات طويلة الأجل (LTD) (Chen and Chu, 2014; Crosbie and Boha, 2003).

3.1. نماذج أخرى للمخاطر الائتمانية:

يمكن أن نذكر من النماذج الأخرى المستخدمة لتصنيف المخاطر الائتمانية والتنبؤ بها، نموذج Credit Risk+ ونموذج متابعة المحفظة الائتمانية Credit Portfolio View Model. تم تطوير نموذج Credit Risk+ من قبل

[5] **أنشأ Kealhofer, Mcquown and Vasicek شركة KMV عام 1989 لقياس احتمالات التعثر.**

شركة Credit Suisse First Boston (CSFB) عام 1997، كنموذج احصائي يدرس خطر التعثر فقط ويتجاهل العوامل الأخرى المسبب للمخاطر كالتغيّر في تصنيف الجودة الائتمانية. وفقاً للنموذج، تتبع معدلات التعثر حركة عشوائية ليست ثابتة مع مرور الزمن، وإنما تختلف مع اختلاف الدورات الائتمانية. تتكون مدخلات النموذج من معدل التعثر للصناعة، متوسط معدل التعثر لكل تعرض ائتماني فردي والذي يتم الحصول عليه من خلال التحليل الائتماني الداخلي. بالنسبة لمحفظة ائتمانية تتكون من n من القروض المتجانسة بحيث تكون متماثلة من حيث حجم التعرض ومعدلات التعثر، يكون احتمال حالات تعثر القروض ضمن المحفظة خلال فترة محددة يتبع توزيع بواسون Poisson distribution (Kern and Rudolph, 2001).

بالنسبة لنموذج متابعة المحفظة الائتمانية Credit Portfolio View Model، والذي يعرف بنموذج العوامل الكلية Macro-Factors، فقد تم تطويره من قبل شركة Mckinsey عام 1998. يفترض هذا النموذج أنّ سبب التعثر أو التغير في التصنيف الائتماني مرتبط بعوامل اقتصادية كليّة كسعر الفائدة، معدل النمو، سعر الصرف وغيرها من المؤشرات. أي أنّ حالات التعثر والتغيّر في التصنيف الائتماني ترتبط بالدورات الاقتصادية وبدورها دورة الائتمان تتبع الدورة الاقتصادية. وعليه، يقترح النموذج منهجية لربط عوامل الاقتصاد الكلي باحتمال التعثر أو باحتمال انخفاض التصنيف الائتماني، بحيث يطبّق النموذج على كافة القطاعات والمقترضين من خلال تحليل سيناريوهات مختلفة للاقتصاد الكلي (Kern and Rudolph, 2001).

2. الدراسات التجريبية في سورية:

تناولت عديد من الدراسات موضوع التعثر المالي للمصارف واقترحت نماذج مختلفة للتنبؤ بالتعثر في القطاع المصرفي السوري. نستعرض فيما يلي بعض هذه الدراسات:

اقترحت دراسة Salhani (2019) نموذج للتنبؤ بالعسر المالي في المصارف التجارية التقليدية الخاصة العاملة في سورية خلال الفترة 2010-2016، باستخدام نموذج التحليل التمييزي متعدد المتغيرات. طبقت الدراسة على عينة من 11 مصرف وباستخدام 21 نسبة مالية[6]. تم تصنيف المصارف المتعثرة وفق معيار تحقيقها لخسائر لمدة ثلاث سنوات متتالية. توصلت الدراسة إلى النموذج الآتي:- Z = 14.746 (D/A) + 35.069 (L/A) -15.899 (NFE/A) -26.076. (NPM) 5.134 حيث (D/A) الودائع/ الأصول، (L/A) القروض/الأصول، (NFE/A) التعرض للعملة الأجنبية/الأصول و(NPM) هامش الربح الإجمالي. وقد أظهرت النتائج قدرة النموذج المقترح على التنبؤ بالعسر المالي بدرجة دقة تصل إلى 100% قبل سنة وسنتين.

اقترحت دراسة ابراهيم (2019) بدورها نموذج للتنبؤ بالتعثر المالي في المصارف التقليدية العاملة في سورية باستخدام نسب التحليل المالي. طبقت الدراسة على عينة مؤلفة من 7 مصارف منها مصرف واحد عام و6 مصارف خاصة، خلال الفترة 2009-2016، وباستخدام نموذج التحليل التمييزي متعدد المتغيرات. تكونت المتغيرات المستقلة من

[6] التعرض للعملات الأجنبية/الأصول، صافي دخل الفوائد/الأصول، هامش الربح، هامش الربح معدل بفروقات أسعار الصرف، صافي الدخل/ الأصول، صافي الدخل/ الأصول معدل بفروقات أسعار الصرف، صافي الدخل/ حقوق الملكية، صافي الدخل/ حقوق الملكية معدل بفروقات أسعار الصرف، الايرادات/ الأصول، إجمالي الأصول/ حقوق الملكية، الأصول السائلة/ الأصول، القروض غير العاملة/ القروض، نسبة كفاية رأس المال، مخصص خسائر القروض/ القروض، مخصص خسائر القروض/ القروض غير العاملة، القروض/ الودائع، القروض غير العاملة/ رأس المال واحتياطي خسائر القروض، الخسائر من غير الفوائد/ (دخل الفوائد+ دخل غير الفوائد)، الخسائر من غير الفوائد/ (دخل الفوائد+ دخل غير الفوائد+ المخصصات)، القروض/الأصول، الودائع/الأصول.

مؤشرات الربحية، السيولة، الملاءة المالية وجودة الأصول[7]. من أجل تحقيق هدف الدراسة تم تقسيم المصارف إلى مجموعتين متعثرة وغير متعثرة بالاستناد إلى نسبة التسهيلات المباشرة المتعثرة إلى إجمالي التسهيلات الائتمانية المباشرة، بحيث يتم تصنيف المصارف على أنها متعثرة في حال تجاوز هذه النسبة 3%. توصلت الدراسة إلى قدرة النموذج المقترح[8]على التنبؤ بالتعثر المالي وبدرجة دقة تصل إلى 100% قبل سنتين من الوقوع في التعثر المالي.

هدفت دراسة صابرين (2017) إلى تحديد المؤشرات التي يمكن أن يتضمنها نظام الإنذار المبكّر للتنبؤ بإمكانية مواجهة المصارف السورية للمخاطر. طُبق النموذج على بنك عودة خلال الفترة (2008–2012)، باستخدام نموذج الانحدار المتعدد. تمّ قياس قدرة المصارف على مواجهة المخاطر من خلال نسبة كفاية رأس المال، بينما شملت المتغيرات المستقلة: نسبة كفاية رأس المال لفترة سابقة، صافي التسهيلات/ الودائع، الموجودات السائلة/المطلوبات، إجمالي الودائع/مجموع الموجودات ونسبة العائد على حقوق الملكية. توصلت نتائج الدراسة إلى أن النموذج المقترح[9] يعمل على التنبؤ بالمخاطر المصرفية بدقة تصل إلى 89% قبل عام.

اقترحت دراسة قصيري (2016) نموذج لتقييم الجدارة الائتمانية للحد من مخاطر الائتمان المصرفي من خلال دراسة ميدانية على القطاع المصرفي في سورية خلال الفترة (2007– 2014). طبقت الدراسة على عينة من القروض بلغ عددها 32 حالة نصفها متعثر ومأخوذة من 5 مصارف (المصرف التجاري، الدولي للتجارة والتمويل، بيمو السعودي الفرنسي، سورية الدولي الإسلامي والشام الإسلامي). تمّ استخدام طريقة الأوزان النسبية، حيث قسّمت الدراسة عوامل الجدارة الائتمانية بناءً على مسببات التعثر إلى ثلاثة عشر عاملاً شخصياً وخمسة متغيرات مالية. تمّ إعطاء العوامل المالية وزن ترجيحي 50% من إجمالي الأوزان الترجيحية، بينما تمّ إعطاء 50% للعوامل غير المالية. كما تمّ إعطاء أوزان تتناسب مع أهمية كل عامل من العوامل الشخصية والعوامل المالية. توصلت نتائج الدراسة إلى قدرة النموذج المقترح على التنبؤ بنسبة 93.75% من الحالات المتعثرة وغير المتعثرة.

أما دراسة الحموي (2016) فقد هدفت إلى اختبار مدى ملاءمة مؤشر (Texas) لقياس إمكانية حدوث الفشل المالي في المصارف السورية الخاصة التقليدية خلال الفترة (2010–2015)، وباستخدام نموذج الآثار الثابتة. طبقت الدراسة على عينة مؤلفة من 11 مصرفاً. وتم استخدام مؤشر Texas لقياس الفشل المالي والذي يحسب من خلال ((القروض غير المنتجة+ الأصول الثابتة)/ (حقوق الملكية+ مخصص القروض غير المنتجة))، و5 متغيرات مستقلة[10]. أظهرت النتائج عدم وجود علاقة بين نسبة كفاية رأس المال والفشل المالي، بينما توجد علاقة عكسية بين الفشل المالي وكل

---

[7] وهذه النسب هي: صافي الربح قبل الفوائد/الفوائد، صافي الربح بعد الضريبة/ إجمالي الموجودات، صافي الربح بعد الضريبة/ إجمالي حقوق الملكية، التسهيلات الائتمانية/ ودائع العملاء، التسهيلات الائتمانية/ إجمالي الموجودات، الموجودات المربحة/ إجمالي الموجودات، الموجودات المتداولة/ إجمالي الموجودات، ودائع العملاء/ إجمالي الموجودات، الفوائد الدائنة/التسهيلات الائتمانية، إجمالي الايرادات/اجمالي الموجودات، تسهيلات غير مباشرة/ إجمالي الموجودات، إجمالي الودائع/اجمالي التسهيلات الائتمانية، الجاري المدين/اجمالي التسهيلات الائتمانية، المطلوبات/حقوق الملكية، تسهيلات غير مباشرة/حقوق الملكية، إجمالي الديون/حقوق الملكية، حقوق الملكية/الموجودات، الموجودات المتداولة/ المطاليب المتداولة، تدفقات تشغيلية/تدفقات ودائع، تدفقات تشغيلية/ تدفقات قروض، ربح قبل الضريبة/المطاليب المتداولة، تدفق تشغيلي/صافي دخل، القروض/ الموجودات، الموجودات/حقوق الملكية.

[8] Z= 3.141−4.296 (نسبة التعثر) 3.284 +(التسهيلات الائتمانية/الودائع) 2.656+(التسهيلات الائتمانية/ الموجودات) 28.363− (إجمالي الايرادات/ الموجودات) 5.428−. (القروض/ الموجودات) 4.529+ (حقوق الملكية/الموجودات) 2.556+ (تسهيلات غير مباشرة/حقوق الملكية) 0.790+

[9] $Y = -0320 - 0.542X_1 - 0.203X_2 + 0.306X_3 + 0.313X_4 + 0.153X_5$

حيث X_1: كفاية رأس المال بالفترة السابقة، X_2: العائد/حقوق الملكية، X_3: التسهيلات/الودائع، X_4: الموجودات السائلة/ الموجودات، X_5: الودائع/الموجودات.

[10] نسبة كفاية رأس المال، القروض غير المنتجة/ القروض، مخصص القروض غير المنتجة/ القروض غير المنتجة، القيمة الدفتيرية/ القيمة السوقية، السيولة النقدية الجاهزة/ الودائع قصيرة الأجل، العائد على الأصول، العائد على حقوق الملكية، صافي التسهيلات الائتمانية/ الودائع.

من مخصص القروض غير المنتجة/ القروض غير المنتجة، القيمة الدفترية/ القيمة السوقية والعائد على حقوق الملكية. كما توجد علاقة طردية بين الفشل المالي وكل من القروض غير المنتجة/ إجمالي القروض، السيولة النقدية الجاهزة/ الودائع قصيرة الأجل وصافي التسهيلات الائتمانية/ الودائع.

هدفت دراسة Calice (2014) بدورها إلى اقتراح نموذج للتنبؤ بعدم ملاءة المصارف في الشرق الأوسط وشمال إفريقيا خلال الفترة (2000–2012). تم لهذه الغاية تطبيق نموذج الانحدار اللوجيستي متعدد المتغيرات على عينة مؤلفة من 194 مصرفاً من 19 دولة ومنها سورية[11]. وقد تم تصنيف هذه المصارف وفقاً لمعيار عدم الملاءة، بحيث تصنف المصارف بأنها لا تتمتع بالملاءة عندما تكون (نسبة كفاية رأس المال+ العائد إلى الأصول) أصغر أو تساوي الصفر. أظهرت النتائج أنّ محددات عدم ملاءة المصارف هي[12]: حقوق الملكية/القروض، القروض/الأصول، مخصص خسائر القروض/ صافي دخل الفوائد، نسبة التكاليف إلى الدخل، العائد على حقوق الملكية، الأصول السائلة/ التمويل قصر الاجل وإجمالي الأصول.

تتشابه هذه الدراسة مع الدراسات السابقة والتي طبقت على القطاع المصرفي السوري الخاص من ناحية تناولها للمخاطر الائتمانية وبناء نماذج للتنبؤ بها. إلّا أنها تختلف معها في أمور عدة:

أولاً: تستخدم هذه الدراسة الأصول المرجحة بالمخاطر الائتمانية نسبة لإجمالي الأصول لقياس مخاطر الائتمان وتقوم بتصنيف المصارف وفقاً لثلاث مستويات من هذه المخاطر. يتيح هذا التصنيف إمكانية أكبر لدراسة أداء الدالة التمييزية المقترحة، إذ إن الدالة التمييزية التي تستطيع التمييز بين ثلاث مجموعات قد تعطي معلومات أكثر دقة مقارنة مع الدالة التي تستطيع التمييز بين مجموعتين. كما يتناسب هذا التصنيف من وجهة نظرنا بشكل أفضل مع طبيعة بيانات هذه المصارف خاصة خلال فترة الأزمة السورية التي بدأت في عام 2011. إذ تجاوزت نسبة التسهيلات المباشرة المتعثرة إلى إجمالي التسهيلات المباشرة، والتي تم استخدامها في دراسة (ابراهيم، 2019) لقياس التعثر، النسبة (3%) بشكل كبير في جميع المصارف المدروسة. كما أن تصنيف المصارف استناداً إلى معيار تحقق خسائر لمدة ثلاث سنوات متتالية، كما في دراسة (Salhani, 2019)، يمكن ألا يكون دقيقاً إذا أخذنا بالاعتبار أن المصارف احتفظت خلال هذه الفترة بأثر أرباح مراكز القطع لدى حساب أرباحها التشغيلية مما ساعد في عدم ظهور خسارة في قوائمها المالية. أيضاً، يمكن ألا يتناسب استخدام معيار انخفاض (نسبة كفاية رأس المال + العائد على الأصول) عن 0% للدلالة على تعثر المصرف، والمستخدم في دراسة (Calice, 2014)، مع طبيعة بيانات المصارف السورية التي تجاوزت هذه النسبة بشكل كبير خلال فترة الدراسة.

ثانياً: تستخدم الدراسة الحالية عدد أشمل من المتغيرات على مستوى الاقتصاد الجزئي والكلي، بحيث تتضمن متغيرات لم تأخذها الدراسات السابقة المطبقة في سورية (كالتركز، مخاطر التشغيل والحصة السوقية).

ثالثاً: تغطي هذه الدراسة فترة زمنية أطول مقارنة بالدراسات السابقة.

[11] الجزائر، البحرين، جيبوتي، مصر، ايران، العراق، الأردن، الكويت، لبنان، ليبيا، المغرب، عمان، قطر، السعودية، تونس، الإمارات، غزة واليمين.

[12] المتغيرات المستقلة الأخرى المستخدمة في النموذج هي: معدل النمو، معدل التضخم، سعر الصرف، نسبة العرض النقدي من الناتج، حصة الفرد من الناتج المحلي الاجمالي، الحوكمة والتركز المصرفي.

2. البيانات وطرائق البحث:

1. البيانات:

سيتم بناء نموذج لتصنيف المصارف وفقاً لمدى تعرضها للمخاطر الائتمانية باستخدام نموذج التحليل التمييزي وبطريقة Stepwise Method. لتحقيق هذا الهدف، سيتم استخدام بيانات ربع سنوية لمجموعة من المتغيرات الخاصة بالمصارف التقليدية الخاصة العاملة في سورية، وعددها 11[13]، والمتغيرات الاقتصادية الكلية خلال الفترة الممتدة من عام 2008 وحتى عام 2018. يعرض الجدول (1) توصيف لمتغيرات البحث ومصدر البيانات.

الجدول (1): متغيرات الدراسة

المتغير	الرمز	طريقة الحساب	مصدر البيانات
مخاطر الائتمان	Crisk	الأصول المرجحة بمخاطر الائتمان/الأصول	نشرات الإفصاح الخاصة بالمصارف والمنشورة على موقع سوق دمشق للأوراق المالية
مخاطر التشغيل	OR	الأصول المرجحة بمخاطر التشغيل/الأصول	
مخاطر السوق	MR	الأصول المرجّحة بمخاطر السوق/ الاصول	
الحجم	SIZE	اللوغاريتم الطبيعي لإجمالي الأصول	
المديونية	Leverage	إجمالي الالتزامات/ إجمالي الأصول	
نسبة تنوع الدخل	Income diver.	(صافي الفوائد– دخل تشغيلي آخر)/ إجمالي الدخل التشغيلي	
هامش الفوائد	NIM	(صافي دخل الفوائد)/ القروض	
الحصة السوقية	MS	إجمالي الأصول لكل مصرف/ إجمالي الأصول لجميع المصارف	
نمو الائتمان	CG	(الائتمان$_{it}$ – الائتمان$_{it-1}$)/ الائتمان$_{it-1}$	
كفاية رأس المال	CAP	رأس المال (شريحة1+شريحة2)/ الموجودات المرجحة بالمخاطر	
نسبة حقوق الملكية	CAR	حقوق الملكية/ إجمالي الأصول	
العائد على الأصول	ROA	صافي الدخل/ إجمالي الأصول	
المنافسة	Compet.	*HHI index* = مجموع مربع أصول كل مصرف/إجمالي أصول المصارف	
تركّز محفظة القروض	Concent.	*HHI index* = مجموع مربع حصة كل قطاع k من القروض على إجمالي القروض للمصرف i	
العائد على حقوق الملكية	ROE	صافي الدخل/ حقوق الملكية	
مخصص خسائر التسهيلات	LLP	مخصص خسائر التسهيلات الائتمانية/ التسهيلات الائتمانية	

[13] **المصرف الدولي للتجارة والتمويل، بنك سورية والمهجر، بنك بيمو السعودي الفرنسي، البنك العربي، بنك عودة، بنك بيبلوس، بنك سورية والخليج، بنك الأردن، فرنسبنك، بنك الشرق وبنك قطر.**

جودة إدارة الأصول	NPL	التسهيلات الائتمانية غير العاملة/ التسهيلات الائتمانية	
مخاطر السيولة	LDR	القروض/ الودائع	
مخاطر السيولة	LAR	القروض/ إجمالي الأصول	
المصاريف التشغيلية	Expenses	المصاريف التشغيلية/ إجمالي الدخل التشغيلي	
معدل نمو الناتج الحقيقي	RGDP	$\Delta RGDP = (RGDP_t - RGDP_{t-1})/RGDP_{t-1}$	مكتب سورية المركزي للإحصاء
معدل التضخم	INF	$INF = (CPI_t - CPI_{t-1})/CPI_{t-1}$	مصرف سورية المركزي
العرض النقدي	M2	اللوغاريتم الطبيعي للعرض النقدي بالمفهوم الواسع	مصرف سورية المركزي
سعر صرف	ER	سعر صرف الليرة السورية مقابل الدولار الأمريكي	مصرف سورية المركزي
صافي الصادرات	Net EXP	صافي الصادرات كنسبة من الناتج	مصرف سورية المركزي
مؤشر السوق المالي	LnSDWX	لسعر الإغلاق الربعي للمؤشر اللوغاريتم الطبيعي	موقع سوق دمشق للأوراق المالية
معدل البطالة	Unempl.	عدد الأفراد العاطلين / عدد السكان	بيانات البنك الدولي

المصدر: من إعداد الباحثين.

2. طرائق البحث:

سيتم اعتماد التحليل التمييزي متعدد المتغيرات Multiple Leaner Discriminant لتصنيف المصارف العاملة في سورية وفق مستويات المخاطر الائتمانية، وذلك باستخدام مجموعة من المتغيرات الاقتصادية الجزئية والكلية. إذ يسمح هذا النموذج بتصنيف مشاهدة ما ضمن مجموعة من عدة مجموعات يتم تحديدها مسبقاً وذلك بالاعتماد على الخصائص الفردية لهذه المشاهدة. للوصول إلى نموذج الدراسة المقترح سيتم القيام بالخطوات التالية (ابراهيم، 2019؛ Egbo and Bartholomew, 2017;Trommelen, 2018):

1) تحديد المتغير التابع وذلك من خلال تحديد مجموعات الدراسة التي سيتم الاعتماد عليها في التمييز.

2) استخلاص متغيرات البحث التمييزية وفق أسلوب التحليل التمييزي المتدرج Stepwise model، وباستخدام اختبار F واحصائية Wilks' Lambda.

3) بناء الدالة التمييزية، حيث سيتم الاعتماد على المعاملات المعيارية لتحديد الأهمية النسبية للمتغيرات المستقلة في تكوين الدالة التمييزية، بينما سيتم الاعتماد على المعاملات غير المعيارية لصياغة الدالة والتي تأخذ الشكل الآتي:

$$Z = V_1X_1 + V_2X_2 + \cdots\cdots + V_nX_n$$

حيث Z: (Score) علامة الدالة التمييزية، $V_1, V_2, \dots V_n$: المعاملات التمييزية للمتغيرات المستقلة، $X_1, X_2, \dots X_n$: المتغيرات المستقلة.

4) اختبار معنوية الدوال التمييزية بالاعتماد على اختبار Eigenvalue أي القيمة الذاتية أو الجذر الكامن للدالة التمييزية، واختبار جودة الدوال التمييزية وإمكانية اعتمادها في التصنيف من خلال اختبار Wilks' Lambda.

5) انشاء قاعدة التصنيف من أجل تصنيف المصارف في مجموعات الدراسة التي تنتمي إليها، وهذا يتطلب تحديد نقاط الفصل cutoff والتي تحسب في حالة عدم تساوي عدد مفردات المجموعات كما يأتي:

$$Z^* = (Z_1N_1 + Z_2N_2)/N_1 + N_2$$

حيث: Z^*: نقطة الفصل، Z_1: قيمة متوسط الدرجة التمييزية للمجموعة الأولى، Z_2: قيمة متوسط الدرجة التمييزية للمجموعة الثانية، N_1: عدد مفردات المجموعة الأولى، N_2: عدد مفردات المجموعة الثانية.

6) تقييم أداء النموذج من خلال منحنى خصائص التصنيف Receiver Operating Characteristic (ROC).

النتائج والمناقشة

1. تصنيف مجموعات الدراسة

تم بداية تحويل بيانات مخاطر الائتمان الكمية، والتي يتم قياسها من خلال (نسبة الأصول المرجحّة بمخاطر الائتمان إلى إجمالي الأصول) إلى بيانات وصفية. من ثم تمّ تقسيم بيانات مخاطر الائتمان وفقاً لمدى التشابه في قيم هذه البيانات إلى ثلاث مستويات[14]، حيث يتم اعتبار المصرف معرّض لمخاطر ذات مستوى مرتفع إذ كان ينتمي إلى الثلاث عشريات الأعلى، بينما يتم اعتباره معرّض لمخاطر ذات مستوى متوسط إذ كان ينتمي إلى الثلاث عشريات الثانية. أما إذا كان المصرف ينتمي إلى الثلاث عشريات الأدنى فيتم اعتباره معرّض لمخاطر ذات مستوى منخفض[15]، كما في الجدول رقم (2):

الجدول (2): مستويات المخاطر الائتمانية

	المستوى	مجال القيم	النسبة	النسبة التراكمية
مخاطر ائتمان ذات مستوى مخفض	Low	< 0.35	%33	%33
مخاطر ائتمان ذات مستوى متوسط	Mid	0.35 ـ 0.56	%33	%66
مخاطر ائتمان ذات مستوى مرتفع	High	> 0.56	%33	%99

المصدر: من إعداد الباحثين.

2. نتائج نموذج التحليل التمييزي:

تمّ في هذا النموذج استخدام مجموعة من متغيرات الاقتصاد الجزئي والكلي بهدف معرفة مدى قدرتها على تصنيف المصارف، ونظراً لأن متغيرات الاقتصاد الكلي تحتاج إلى فترة زمنية معينة ليظهر تأثيرها فقد تم إدخال هذه المتغيرات بالفترة t، وبفترة إبطاء واحدة t−1[16].

1.2. احصاءات المجموعات في الدالة التمييزية:

1.1.2. اختبار تساوي المتوسطات الحسابية للمجموعات

تمّ أولاً حساب المتوسطات الحسابية للمتغيرات المستقلة في كل مجموعة من مستويات المخاطر الثلاث (المخاطر المنخفضة، المخاطر المتوسطة والمخاطر المرتفعة) بهدف التأكد من مدى وجود فروق جوهرية بين متوسطات هذه

[14] تم تحويل البيانات الكمية إلى بيانات وصفية من خلال برنامج EXCEL، إذ تم بداية ترتيب قيم البيانات تصاعدياً ومن ثم أخذ نسبة 33% من هذه البيانات ليتم الحصول على مستوى قيم المخاطر المنخفضة، ومن ثم أخذ نسبة 66% من هذه القيم للحصول على مستوى قيم المخاطر المتوسطة، وأخيراً أخذ نسبة 99% من القيم للحصول مستوى قيم المخاطر المرتفعة.

[15] من خلال تحليل بيانات الدراسة والمتغير المستخدم لتصنيف المصارف، تم ملاحظة وجود تفاوت كبير بين هذه المصارف من ناحية مستويات المخاطر التي تتعرض لها، بناء على ذلك تمّ تقسيمها إلى ثلاث مستويات بما يتناسب وطبيعة بيانات هذه المصارف. إضافة إلى أنّ هذا التصنيف يتيح، كما أشرنا سابقاً، إمكانية أكبر لدراسة أداء الدالة التمييزية المقترحة.

[16] تم تطبيق التحليل التمييزي لمتغيرات الاقتصاد الكلي بالاعتماد على أكثر من فترة تباطؤ (1−2−3)، وتمّ التوصل إلى أنّ الفترة (1) هي الفترة الأمثل للنموذج.

المجموعات. ومن أجل التأكد من ذلك، تم تطبيق اختبار Walks' Lambda. وفقاً للاختبار، يكون هناك فروق معنوية بين المتوسطات الحسابية بين مستويات مخاطر الائتمان الثلاث إذا كانت قيمة F-test للاختبار أصغر من 0.05. يبين الجدول رقم (3) نتائج الاختبار بالنسبة للمتغيرات التي تبين وجود فروق معنوية بالنسبة لها بين المجموعات الثلاث. أما باقي المتغيرات المدروسة والمذكورة في الجدول رقم (1) فلم تظهر النتائج وجود فروق جوهرية لها[17].

الجدول (3): نتائج اختبار معنوية المتوسطات الحسابية للمجموعات

	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
CAR	.764	48.154	2	311	.000
MS	.969	4.966	2	311	.008
MR	.958	6.800	2	311	.001
OR	.778	44.246	2	311	.000
NPL	.904	16.608	2	311	.000
LINF*	.980	3.206	2	311	.042
LNSIZE	.968	5.106	2	311	.007
ROA	.930	11.701	2	311	.000
Leverage	.955	7.331	2	311	.001
** LCRisk	.229	523.834	2	311	.000

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على برنامج SPSS. تشير * إلى معدل التضخم بالفترة t-1،

تشير ** إلى مخاطر الائتمان بالفترة t-1. حيث يشير الرمز L إلى وجود فترة تباطؤ.

بناء على ذلك، يمكن رفض الفرضية العدم التي تنص على تساوي المتوسطات الحسابية، وقبول الفرضية البديلة التي تنص على وجود فروق بين المتوسطات الحسابية بين المجموعات لدى المتغيرات الموجودة في الجدول 3.

2.1.2. اختبار تجانس مصفوفة التباين:

يهدف هذا الاختبار إلى التأكد من تجانس متغيرات مجموعات الدراسة (مستوى مخاطر الائتمان المنخفضة، مستوى مخاطر الائتمان المتوسطة ومستوى مخاطر الائتمان المرتفعة)، وذلك من خلال تطبيق اختبار Box's M. يلاحظ من الجدول (4) أنّ قيم محددات اللوغاريتم متقاربة بين مجموعات مخاطر الائتمان. ويشير Rank إلى عدد المتغيرات المستقلة في الدوال التمييزية التي بلغت 7. كما يلاحظ من الجدول (5) أنّ القيمة الاحتمالية لاختبارBox's M معنوية. وعليه، نرفض الفرضية العدم التي تنص على تجانس متغيرات الدراسة بين المجموعات ونقبل الفرضية البديلة التي تنص على عدم تجانس متغيرات الدراسة. إلا أنه على الرغم من عدم تحقق هذ الفرضية، فإنه يمكننا تجاوزها والمتابعة بالتحليل لأن قيم محددات اللوغاريتم متقاربة جداً (Egbo and Bartholomew, 2017):

[17] **تجدر الإشارة إلى أنّ نتائج اختبار تساوي المتوسطات الحسابية بالنسبة لباقي المتغيرات التي لم تظهر النتائج وجود فروق جوهرية لها، متوفرة عند الطلب من قبل المهتمين.**

الجدول (5): اختبار Box's M لتساوي مصفوفة التباين

	Box's M	1052.230
F	**Approx.**	18.169
	Df	56
	df2	220354.030
	Sig.	.000

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على برنامج SPSS.

الجدول (4): محددات اللوغاريتم Log Determinant

Stat	Rank	Log Determinant
Low	7	-34.110
Mid	7	-37.426
High	7	-37.222
Pooled within-groups	7	-33.096

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على برنامج SPSS.

2.2. استخلاص المتغيرات المستقلة التمييزية:

تم استخدام Wilks' Lambda للوصول إلى المتغيرات ذات القدرة على التمييز بين المصارف بحسب المخاطر الائتمانية، وذلك باختيار المتغيرات التي تملك أكبر قيمة لـ F وأصغر قيمة لـ Wilks' Lambda. يبين الجدول رقم (6) ملخص النتائج والذي يظهر متغيرات الدراسة التي تمّ التوصل إليها[18]:

الجدول (6): المتغيرات المستقلة في الدالة التمييزية

		Wilks' Lambda							
						Exact F			
Step	Entered	Statistic	df1	df2	df3	Statistic	df1	df2	Sig.
1	LCrisk	.229	1	2	311.000	523.834	2	311.000	.000
2	OR	.181	2	2	311.000	209.373	4	620.000	.000
3	CAR	.155	3	2	311.000	158.539	6	618.000	.000
4	NPL	.142	4	2	311.000	127.239	8	616.000	.000
5	LAR	.132	5	2	311.000	107.791	10	614.000	.000
6	MS	.117	6	2	311.000	97.930	12	612.000	.000
7	Linf	.113	7	2	311.000	86.208	14	610.000	.000
a. Maximum number of steps is 62.									

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على برنامج SPSS.

يلاحظ من الجدول السابق أنه تمّ التوصل إلى 7 متغيرات مستقلة يمكن أن تميز المصارف وفق مستويات المخاطر الائتمانية التي تتعرض لها. القيمة الاحتمالية للاختبار عند كل متغير من المتغيرات التي تم التوصل إليها هي 0.00 (أصغر من 0.05)، مما يدل على قدرة هذه المتغيرات على التمييز بين مستويات المخاطر الائتمانية الثلاث.

3.2. اختبار معنوية الدوال التمييزية:

بعد التوصل إلى مجموعة المتغيرات التي لها القدرة على التمييز بين مجموعات الدراسة، يوضح الجدول الآتي الدوال التمييزية التي تم الوصول إليها والاحصاءات المتعلقة بها:

[18] تمّ إدخال جميع المتغيرات المستقلة والمذكورة في الجدول رقم (1) إلى التحليل، حيث تم إدخال المتغيرات واستبعادها باستخدام طريقة الانحدار المتدرج Stepwise method للوصول إلى المتغيرات ذات القدرة على التمييز، وبلغت عدد الخطوات التي أجراها التحليل 62 خطوة.

الجدول (7): قيم الجذر الكامن

الدوال Function	الجذر الكامن Eigenvalue	التباين المفسر % of Variance	التباين المتراكم Cumulative %	الارتباط القانوني Canonical Correlation
1	4.370	87.0	87.0	.902
2	.652	13.0	100.0	.628

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على برنامج SPSS.

يُلاحظ من الجدول السابق تكوين دالتين تمييزين. بلغت قيمة الجذر الكامن، والتي تشير إلى نسبة التباين المفسّر بين مجموعات الدراسة، 4.370 و0.652 بالنسبة للدالتين الأولى والثانية على الترتيب. تجدر الإشارة إلى أنه كلما كانت هذه القيمة كبيرة كلما كان التباين بين المجموعات أكبر. كما يلاحظ أن نسبة التباين المفسّر بين مجموعات الدراسة بلغت 87% في الدالة الأولى و13% للدالة الثانية، مما يدل على قدرة الدالة الأولى على التمييز بشكل أكبر بكثير مقارنة مع الدالة الثانية. بالنسبة لمعامل الارتباط القانوني والذي يعبر عن قوة العلاقة بين الدالة التمييزية والمتغيرات المستقلة فقد بلغ 0.902 للدالة الأولى و0.628 للدالة الثانية، وبما أن المعامل قريب من 1 بالنسبة للدالة الأولى فإن ذلك يدل على جودة أكبر لهذه الدالة مقارنة مع الدالة الثانية. يبين الجدول الآتي معنوية الدوال التي تم الحصول عليها:

الجدول (8): اختبار معنوية الدوال التمييزية

Wilks' Lambda				
Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	Df	Sig.
1	.113	672.324	14	.000
2	.605	154.638	6	.000

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على برنامج SPSS.

يلاحظ من الجدول السابق أن القيمة الاحتمالية لإحصائية Wilks' Lambda أصغر من 0.05. الأمر الذي يدل على معنوية الدالتين وقدرة المتغيرات المستقلة على التمييز.

4.2. بناء الدالة التمييزية:

بعد التأكد من جودة الدوال التمييزية، سيتم بناء الدالة التمييزية والاعتماد عليها في التصنيف. ولكن لابدّ بدايةً من عرض معاملات الدالة التمييزية المعيارية والتي تبين مدى الأهمية النسبية لكل متغير من المتغيرات الداخلة في بناء النموذج التمييزي، وهنا سيتم الاعتماد على الدالة الأولى لكونها اتصفت بخصائص أفضل.

الجدول(9): معاملات الدالة التمييزية المعيارية وغير المعيارية

	المعاملات المعيارية (Standardized)	المعاملات غير المعيارية (Unstandardized)
CAR	.445	.822
LAR	.147	1.000
MS	.319	6.039

OR	−.040	−5.079
NPL	.343	1.814
LINF	−.007	−.025
LCrisk	−.999	−10.243
(Constant)		3.390

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على برنامج SPSS.

يلاحظ من الجدول السابق أنّ مخاطر الائتمان في الفترة السابقة (lCrisk) هي الأكثر أهمية في دالة التمييز، يليها الأكثر أهمية على الترتيب: كفاية رأس المال (CAR)، التسهيلات الائتمانية غير العاملة/ التسهيلات الائتمانية (NPL)، الحصة السوقية (MS)، القروض إلى الأصول (LAR)، مخاطر التشغيل (OR) وأخيراً معدل التضخم (lINF). ومن أجل بناء الدالة التمييزية سيتم الاعتماد على المعاملات التمييزية غير المعيارية لتأخذ الشكل الآتي:

$$z = 3.390 + 0.822\ \boldsymbol{CAR} + 1.00\ \boldsymbol{LAR} + 6.039\ \boldsymbol{MS} - 5.079\ \boldsymbol{OR} + 1.814\ \boldsymbol{NPL} - 0.025\ \boldsymbol{LINF} - 10.243\ \boldsymbol{lCrisk}$$

من خلال دالة التمييز السابقة يمكن القول أنّ أي زيادة في كل من: نسبة كفاية رأس المال (CAR)، نسبة القروض إلى إجمالي الأصول (LAR)، الحصة السوقية (MS) ونسبة التسهيلات الائتمانية غير العاملة إلى إجمالي التسهيلات (NPL)، مع ثبات العوامل الأخرى، سيؤدي إلى تصنيف المصارف نحو مستويات المخاطر الائتمانية المنخفضة، والعكس صحيح إذ إنّ الانخفاض في هذه المتغيرات مع ثبات العوامل الأخرى سيؤدي إلى تصنيف المصارف نحو مستويات المخاطر الائتمانية الأعلى. بالمقابل، ستؤدي الزيادة في كل من: المخاطر التشغيلية (OR)، معدل التضخم (LINF) ومخاطر الائتمان الفترة السابقة (lCrisk)، مع ثبات العوامل الأخرى، إلى تصنيف المصارف نحو مستويات المخاطر الائتمانية الأعلى، والعكس صحيح.

ومن خلال تعويض قيم المتغيرات المستقلة الداخلة في بناء الدالة التمييزية، تنتج لدينا درجة تمييزية خاصة بكل مصرف، بحيث تتم مقارنة هذه الدرجة مع المراكز المتوسطة لكل مجموعة، وذلك بهدف معرفة المجموعة التي ينتمي إليها كل مصرف. يبين الجدول الآتي المراكز المتوسطة لكل مجموعة:

الجدول(10): المراكز المتوسطة للمجموعات

Stat	Function
Low	3.185
Mid	-0.024
High	-2.037

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على برنامج SPSS.

يُلاحظ من هذا الجدول أنه كلّما كانت الدرجة التمييزية لمصرف ما قريبة من قيمة الدرجة التمييزية للمجموعة low (3.185) فإنه يصنف ضمن المخاطر المنخفضة، أما إذا كانت الدرجة التمييزية قريبة من قيمة الدرجة التمييزية للمجموعة Mid (−0.024) فيصنّف المصرف ضمن المخاطر المتوسطة، وإذا كانت الدرجة التمييزية للمصرف قريبة

من قيمة الدرجة التمييزية للمجموعة High (−2.037) فيصنف ضمن المخاطر المرتفعة. ومن أجل التمييز بين المجموعات بدقة، سيتم تحديد النقطة الفاصلة التي تمثل منتصف المسافة بين المراكز المتوسطة وفق الطريقة الآتية:

النقطة الفاصلة بين المجموعة low و Mid: $\frac{(3.185*142)+(-0.024*151)}{(142+151)} = 1.53$

النقطة الفاصلة بين المجموعة Mid و High: $\frac{(-0.024*151)+(-2.037*148)}{(151+148)} = -1.02$

بعد تطبيق نموذج التحليل التمييزي على بيانات الدراسة، والوصول إلى الدالة التمييزية التي تسهم في تصنيف المصارف وفق مستويات مخاطر الائتمان، لابدّ من حساب دقة ونجاح هذا التصنيف والتي يعرضها الجدول الآتي:

الجدول(11): نتائج تصنيف المجموعات وفق دالة التمييز

			Predicted Group Membership			
		Stat	**Low**	**Mid**	**High**	Total
Original	Count	**Low**	122	15	5	142
		Mid	14	118	19	151
		High	1	18	129	148
	%	**Low**	85.9	10.6	3.5	100.0
		Mid	9.3	78.1	12.6	100.0
		High	.7	12.2	87.2	100.0
83.7% of original grouped cases correctly classified.						

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على برنامج SPSS.

يلاحظ من الجدول السابق أنّ الدالة التمييزية استطاعت تصنيف المصارف في سورية وفق مستويات المخاطر الائتمانية بدقة تصنيف إجمالية بلغت 83.7%، وهي نسبة جيدة وتعبر عن جودة الدالة المستخدمة، وبالتالي إمكانية اعتمادها في التصنيف. كما يوضح الجدول الآتي نتائج تصنيف كل مصرف من مصارف الدراسة وفق مستويات المخاطر الائتمانية:

الجدول (12): نتائج تصنيف المصارف وفق كل مجموعة

		Low	**Mid**	**High**	
Bank	**Arab**	2	9	30	41
	Audi	4	36	2	42
	Bemo	28	12	1	41
	Byblos	1	2	35	38
	Francbank	2	7	27	36
	IBTF	12	32	0	44
	Jordan	40	1	0	41
	Orient	4	18	17	39
	Qatar	36	0	0	36
	Syriagulf	6	15	20	41
	Syria& overseas	2	19	21	42
Total		137	151	153	441

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على برنامج SPSS.

يمكننا تصنيف المصارف المدروسة ضمن كل مجموعة من مجموعات المخاطر الائتمانية بالاعتماد على أغلبية التصنيفات التي حصل عليها كل مصرف، والتي أظهرها الجدول السابق. إذ نلاحظ أن كل من بنك العربي، بيبلوس، سورية والمهجر، سورية والخليج وفرنسبنك يمكن تصنيفها ضمن مجموعة المخاطر الائتمانية المرتفعة. في حين يصنف كل من بنك عودة، الدولي للتجارة والتمويل والشرق ضمن مجموعة المخاطر الائتمانية المتوسطة. ويصنف كل من بنك بيمو، الأردن وقطر ضمن مجموعة المخاطر الائتمانية المنخفضة.

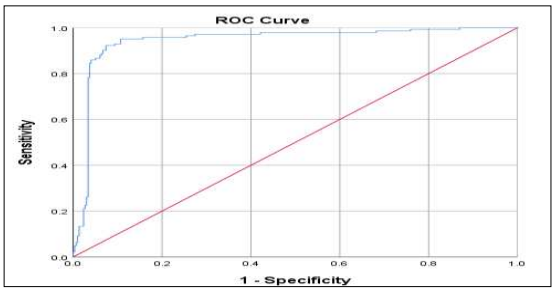
5.2. تقييم نموذج التحليل التمييزي:

بهدف التأكّد من قدرة ونجاح نموذج التحليل التمييزي الذي تمّ التوصل إليه على التمييز بين المصارف وفق مستويات المخاطر الائتمانية التي تتعرض لها، تم تطبيق منحنى ROC والذي يبينه الشكل الآتي:

الجدول (13): اختبار منحنى ROC

Area Under the Curve Test Result Variable(s): Predicted Group for Analysis 1		
Area	**Std. Error**	**Sig .[b]**
.944	.013	.000
b. Null hypothesis: true area = 0.5		

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على برنامج SPSS.



الشكل (1): منحنى ROC لنموذج التحليل التمييزي

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على برنامج SPSS.

يلاحظ من الشكل (1) اتجاه منحنى ROC نحو اليسار وابتعاده عن القطر الرئيسي الذي يمثل الحد الأدنى لجودة تصنيف النموذج، حيث كانت المساحة تحت المنحنى كبيرة ويدل ذلك على جودة ودقة تصنيف النموذج. كما يظهر الجدول (13) أنّ المساحة تحت منحنى ROC بلغت 0.944 وأنّ القيمة الاحتمالية لها 0.00 عند مستوى معنوية 5%. وبالتالي يمكننا رفض الفرضية التي تنص على أنّ المساحة الواقعة تحت منحنى ROC تساوي 0.5، والقول أنّ النموذج قادر على التمييز بين مصارف الدراسة.

6.2. تقييم قدرة نموذج التحليل التمييزي على التنبؤ:

تمّ تطبيق نموذج التحليل التمييزي على بيانات الدراسة بهدف التنبؤ بمخاطر الائتمان ومنه تصنيف المصارف قبل عام واحد، ثم عامين ثم ثلاثة أعوام. لتحقيق هذه الغاية، تم تشكيل دوال تمييزية للتنبؤ قبل عام واحد (2018)، ثم قبل عامين (2017–2018)، ثم قبل ثلاث أعوم (من 2016 حتى 2018)، ومقارنة النتائج مع قيم المخاطر الائتمانية الفعلية ومنه التأكد من صحة التنبؤ.

يعرض الجدول الآتي نتائج التنبؤ قبل عام، إذ تم تشكيل دالة التمييز خلال الفترة 2008–2017 ومن ثمّ الاعتماد عليها في التنبؤ لعام 2018.

الجدول(14): نتائج التنبؤ قبل عام

Predicted Group for Analysis 1			**Low**	**Mid**	**High**	**Total**
stat	**Low**	Count	12	1	0	13
		% within stat	92.3%	7.7%	0.0%	100.0%
	Mid	Count	1	13	0	14

		% within stat	7.1%	92.9%	0.0%	100.0%
	High	Count	0	0	12	12
		% within stat	0.0%	0.0%	100.0%	100.0%

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على برنامج SPSS.

يلاحظ من الجدول السابق أنّ النموذج استطاع التنبؤ بالمصارف المصنفة في المجموعة منخفضة المخاطر (low) بنسبة 92.3%، وفي المجموعة متوسطة المخاطر (mid) بنسبة 92.9% وفي المجموعة مرتفعة المخاطر (high) بنسبة 100%. وعليه، استطاع التنبؤ بنسبة إجمالية بلغت 95.1% قبل عام.

من أجل التنبؤ بتصنيف المصارف قبل عامين، تمّ تشكيل دالة التمييز خلال الفترة 2008-2016 ومن ثمّ الاعتماد عليها للتنبؤ خلال الفترة 2017-2018. يعرض الجدول الآتي نتائج التنبؤ قبل عامين (للفترة 2017-2018):

الجدول (15): نتائج التنبؤ قبل عامين

Predicted Group for Analysis 1			**Low**	**Mid**	**High**	**Total**
Stat	**Low**	Count	22	2	0	24
		% within stat	91.7%	8.3%	0.0%	100.0%
	Mid	Count	4	20	9	33
		% within stat	12.1%	60.6%	27.3%	100.0%
	High	Count	1	0	26	27
		% within stat	3.7%	0.0%	96.3%	100.0%

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على برنامج SPSS.

يلاحظ من الجدول السابق أنّ النموذج استطاع التنبؤ بالمصارف المصنفة في المجموعة منخفضة المخاطر (low) بنسبة 91.7%، وفي المجموعة متوسطة المخاطر (mid) بنسبة 60.6% وفي المجموعة مرتفعة المخاطر (high) بنسبة 96.3%. وعليه، استطاع النموذج التنبؤ بنسبة إجمالية بلغت 82.9% قبل عامين.

ومن أجل التنبؤ بتصنيف مصارف الدراسة قبل 3 أعوام، تمّ تشكيل دالة التمييز خلال الفترة 2008-2015، ومن ثمّ الاعتماد عليها للتنبؤ خلال الفترة 2016-2018. يعرض الجدول الآتي نتائج التنبؤ:

الجدول (16): نتائج التنبؤ قبل 3 أعوام

Predicted Group for Analysis 1			**Low**	**Mid**	**High**	**Total**
Stat	**Low**	Count	32	4	0	36
		% within stat	88.9%	11.1%	0.0%	100.0%
	Mid	Count	4	26	18	48
		% within stat	8.3%	54.2%	37.5%	100.0%
	High	Count	0	0	48	48
		% within stat	0.0%	0.0%	100.0%	100.0%

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على برنامج SPSS.

يلاحظ من الجدول السابق أنّ النموذج استطاع التنبؤ بعدد المصارف التي تصنف في المجموعة منخفضة المخاطر (low) بنسبة 88.9%، وبعدد المصارف التي تصنف في المجموعة متوسطة المخاطر (mid) بنسبة 54.2% وبعدد المصارف التي تصنف في المجموعة مرتفعة المخاطر (high) بنسبة 100%. وعليه، استطاع النموذج التنبؤ بنسبة إجمالية بلغت 81 % قبل 3 أعوام.

الاستنتاجات والتوصيات:

1. الاستنتاجات:

1- تم التوصل إلى نموذج يصنف المصارف العاملة في سورية وفق مستويات المخاطر الائتمانية التي تتعرض لها بدقة تصنيف بلغت 83.7%، وهو النموذج التالي:

$$\boldsymbol{Z} = 3.390 + 0.822\ \boldsymbol{CAR} + 1.00\ \boldsymbol{LAR} + 6.039\ \boldsymbol{MS} - 5.079\ \boldsymbol{OR} + 1.814\ \boldsymbol{NPL} - 0.025\ \boldsymbol{LINF} - 10.243\ \boldsymbol{lCrisk}$$

2- تعتبر مخاطر الائتمان $(\boldsymbol{Crisk})$ في الفترة t−1 الأكثر أهمية في دالة التمييز، يليها على الترتيب: كفاية رأس المال $(\boldsymbol{CAR})$، التسهيلات الائتمانية غير العاملة/التسهيلات الائتمانية $(\boldsymbol{NPL})$، الحصة السوقية $(\boldsymbol{MS})$، القروض الممنوحة/الأصول $(\boldsymbol{LAR})$، مخاطر التشغيل $(\boldsymbol{OR})$ ومعدل التضخم $(\boldsymbol{INF})$ في الفترة t−1.

3- تؤدي الزيادة في كل من نسبة كفاية رأس المال، نسبة القروض إلى إجمالي الأصول، الحصة السوقية ونسبة التسهيلات الائتمانية غير العاملة إلى التسهيلات الائتمانية، إلى تصنيف المصارف نحو مستويات المخاطر الائتمانية المنخفضة. بالمقابل، تؤدي الزيادة في كل من المخاطر التشغيلية، معدل التضخم ومخاطر ائتمان الفترة السابقة إلى تصنيف المصارف نحو مستويات المخاطر الائتمانية الأعلى.

4- بحسب هذا النموذج، يصنف كل من بنك العربي، بيبلوس، سورية والمهجر، سورية والخليج وفرنسبنك ضمن مجموعة المخاطر الائتمانية المرتفعة. في حين يصنف كل من بنك عودة، الدولي للتجارة والتمويل والشرق ضمن مجموعة المخاطر الائتمانية المتوسطة. ويصنف كل من بنك بيمو، الأردن وقطر ضمن مجموعة المخاطر الائتمانية المنخفضة.

5- يستطيع النموذج التنبؤ بمخاطر الائتمان وتصنيف المصارف التجارية الخاصة في سورية وفق مستويات المخاطر التي تتعرض لها بنسبة 95.1% قبل عام واحد، وبنسبة 82.9% قبل عامين وبنسبة 81 % قبل 3 أعوام.

التوصيات:

1. ضرورة استخدام المصارف في سورية لهذا النوع من النماذج (Z = 3.390 + 0.822 CAR + 1.00 LAR + 6.039 MS−5.079 OR + 1.814 NPL−0.025 LINF− 10.243 lCrisk.) بهدف التنبؤ بمستوى المخاطر الائتمانية التي يتعرض لها كل مصرف، وبما يمكّن إدارة المصارف من اتخاذ الاجراءات اللازمة لمنع تفاقم المخاطر وانتقال المصرف إلى مستوى أعلى من المخاطر، وذلك من خلال زيادة حصتها السوقية أو نسب كفاية رأس المال لدورها في تخفيض المخاطر. كما يجب على المصارف الحد من القروض المتعثرة ومخاطر التشغيل التي تتعرض لها وأخذ معدلات التضخم بعين الاعتبار عند ممارسة أنشطتها، كتعديل أسعار الفائدة بما ينسجم مع قرارات السلطات التشريعية، باعتبار أن هذه المتغيرات تساهم في انتقال المصرف نحو مستويات مخاطر أعلى، كما أظهرت نتائج هذا البحث.

2. كما نوصي المصارف المصنفة في مستويات المخاطر المنخفضة باستخدام النموذج بما يمكنها من مراقبة أدائها والحفاظ على مستويات المخاطر لديها في حدها الأدنى، وبالتالي تجنب انتقالها إلى مستويات المخاطر الأعلى.

3. يمكن للسلطات الرقابية استخدام النموذج المقترح كأداة احترازية، بما يمكّن من مراقبة الأداء المصرفي ومدى السلامة المالية لكل مصرف من المصارف في سورية وبالتالي اصدار القرارات والقوانين التي تضبط عمل هذه المصارف.

4. نتيجة عدم وجود وكالات تصنيف تصنّف المصارف في سورية، فإنه لم يكن بالإمكان مقارنة نتائج هذه الدراسة مع التصنيفات الائتمانية الممنوحة للمصارف، وهو ما نوصي بدراسته في الأبحاث المستقبلية في حال توفر ذلك.

References:

AKANI, H; KINGSLEY, U. *Determinants of Bank Distress in Nigeria Commercial Banks: A Multi-Dimensional Study*. International Journal of Innovative Finance and Economics Research, Vol. 6, No. 4, 2018, 67-87.

ALTMAM. E. Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z-Score and ZETA® Models. Journal of Banking & Finance, 2000.

ALTMAM. E; HALDEMAN. R; NARAYANAN. P. *ZETA Tin* ANALYSIS A new model to identify bankruptcy risk of corporations*. Journal of Banking and Finance, 1977, 29-54.

CALICE, P. *Predicting Bank Insolvency in the Middle East and North Africa*. World bank group, working paper. 2014.

CARAPETO, M; MOELLER, S; FAELTEN, A; VITKOVA, V; BORTOLOTTO, L. *Distress classification measures in the banking sector*. Risk Governance and Control: Financial Markets & Institutions,Vol. 1, No. 4, 2011, 19-30.

CHEN.Y; CHU. G. *Estimation of Default Risk Based on KMV Model—An Empirical Study for Chinese Real Estate Companies.* Journal of Financial Risk Management, 2014, 40-49.

CROSBIE. P; BOHN. J. *Modeling Default Risk.* Moody's KMV Company, 2003.

EGBO, M,N; and BARTHOLOMEW, D.C. *A Discriminant Function Analysis Approach to Country's Economy Status*. Journal of Advanced Statistics. Vol. 2, No. 4, 2017, 125-136.

ELIZADE.A. *Credit Risk Models II: Structural Models.* 2005.

ELIZADE.A. *Credit Risk Models II: Structural Models.* CEMFI Working Paper,2006.

Hamwi, N. (2016). *A suggested model for early prediction of financial failure in private Syrian banks*. Master Thesis, Faculty of Economics, Damascus University: Syria.

IBRAHIM, R. *A suggested model for predicting financial default in banks using the financial analysis ratios "An applied study on banks operating in Syria*. PhD thesis. Faculty of Economics, Tishreen University: Syria. 2019.

JARROW. R; PROTTER. PH. *Structural Versus Reduced Form Models: A New Information Based Perspective.* The Journal Of Investment Management, Vol. 2, No. 2, 2004, 1–10.

JOUZBARKAND. M; AGHAJANI. V; KHODADADI. M; SMENI. *Creation Bankruptcy Prediction Model with Using Ohlson and Shirata Models.* IPEDR, VOL.54, NO.1, 2012.

KERN. M; RUDOLPH. B. *Comparative Analysis of Alternative Credit Risk Models – an Application on German Middle Market Loan Portfolios.* Working Paper, 2001.

KLEINERT. M. *Comparison of accounting-based bankruptcy prediction models of Altman (1968), Ohlson (1980), and Zmijewski (1984) to German and Belgian listed companies during 2008-2013*. Master Thesis Business Administration & Financial Management, 2014.

KOUSAYRI, H. *A proposed model to evaluate the credit worthiness to reduce banking credit risk (A field study on the banking sector in Syria). PhD Thesis.* Faculty of Economics, Tishreen University: Syria. 2016.

LIN, S.L. *A two-stage logistic regression-ANN model for the prediction of distress banks: Evidence from 11 emerging countries*. African Journal of Business Management, Vol. 4, No. 14, 2010, 3149-3168.
MERTON. R. *On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates*. The Journal of Finance, Vol. 29, No. 2, 1974, 449-470.
Oriskoova. D. *Comparison of selected accounting-based prediction models.*2018.
OTOM. R. *Predicting Financial Distress using Financial Ratios in Companies Listed in NAIROBI Stock Exchange (2003 -2011).* Master thesis, 2014.
SABREEN, M. *Early Warning Indicators to Predict Bank Risks*. Al-Baath University Journal. Vol. 39, No. 23, 2017, 11-39.
SAHUT, J; MILI, M. *Determinant of Banking Distress and Merger as Strategic Policy to Resolve Distress*. Published in Economic Modeling, Vol. 28, No. 1/2, 2011, 138-146.
SALHANI, A. *A Proposed model for predicting the financial distress of private conventional banks in Syria: an empirical study.* International Journal of Social Sciences, Vol. 4, No. 3, 2019, 902-910.
TROMMELEN,L.E. *The Altman Z-score model and financial distress prediction: The case of Dutch SMEs*. Master thesis, Tilburg University. 2018.
WANG, Y; JIANG, X; LIU, Z. *Bank Failure Prediction Models for the Developing and Developed Countries: Identifying the Economic Value Added for Predicting Failure.* Asian Economic and Financial Review, Vol. 6, No. 9, 2016, 522-533.