قوائم المحتويات متاحة على ASJP المنصة الجزائرية للمجلات العلمية
الأكاديمية للدراسات الاجتماعية والإنسانية
الصفحة الرئيسية للمجلة: www.asjp.cerist.dz/en/PresentationRevue/552

نمذجة اتخاذ قرار منح الائتمان في البنوك التجارية العاملة في ولاية الشلف

Modeling the taking of credit granting decision in commercial banks working in Chlef

قارة عشيرة نصر الدين [1] * ، أد. حبار عبد الرزاق[2]
[1] كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، جامعة حسيبة بن بوعلي بالشلف – الجزائر
[2] كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، جامعة حسيبة بن بوعلي بالشلف – الجزائر

Key words:

Credit Granting Decision
Credit Risk Modeling
Prediction Failure Models
Financial Ratios.

Abstract

The purpose of this paper is to investigate the various models used by commercial banks for the credit granting decision. We relied on the deductive approach.We have found several models that we put it in four sections: the qualitative models, prediction failure models, standard models and structural models. We have used the Discriminant Analysis model to estimate a prediction failure model for a sample of 35 corporates borrowers from commercial banks working in Chlef during the period 2006-2015. We have built a proposed model for predicting failure consists of 13 variables. This model have made a correct prediction rate of 86,2 percent.

معلومات المقال
تاريخ المقال:
الإرسال :2019/09/18
المراجعة : 2020/08/05
القبول : 2020/08/14

الكلمات المفتاحية:
قرار منح الائتمان
نمذجة خطر الائتمان
نماذج التنبؤ بالفشل
نسب مالية.

ملخص

نهدف من خلال هذه الدراسة إلى البحث عن مختلف النماذج التي تستخدمها البنوك التجارية لاتخاذ قرار منح الائتمان، اعتمدنا على المنهج الاستنباطي وتوصلنا إلى وجود العديد من النماذج قسمناها إلى أربعة أقسام: نماذج كيفية، نماذج التنبؤ بالفشل، نماذج معيارية ونماذج هيكلية، استخدمنا نموذج التحليل التمييزي لتقدير نموذج للتنبؤ بالفشل لعينة مكونة من 35 شركة مقترضة من البنوك التجارية العاملة في ولاية الشلف خلال الفترة 2006-2015، وتوصلنا إلى نموذج مقترح للتنبؤ بالفشل يتكون من 13 متغير حقق نسبة تنبؤ صحيح بلغت 86,2%.

* Corresponding author at :Hassiba Benbouali University of Chlef - ALGERIA
Email : n.karaachira@univ-chlef.dz

1. مقدمة

في ظل ما تشهده الساحة المصرفية من منافسة ومخاطر ائتمانية تقوم البنوك بالاعتماد على المعايير التي تراها كفيلة باتخاذ قرارات سليمة ورشيدة تساهم في تحسين أداء محافظها الائتمانية، وفي هذا الصدد ظهر اتجاه نحو نمذجة قياس وتقدير المخاطر الائتمانية واستخدامها للوصول إلى قرارات أكثر دقة وتتميز بشمولها للتقديرات المستقبلية، فظهرت لهذا الغرض الكثير من النماذج في النصف الأول من القرن العشرين وظهرت ملامح نضجها في بداية النصف الثاني من نفس القرن، وقد أشارت دراسات كل من W. Beaver و E. Altman ومن تبعهم إلى جدوى استخدام النمذجة في تقييم وتحديد الجدارة الائتمانية للشركات المقترضة.

الإشكالية: بناء على ما سبق ما مدى إمكانية استخدام نماذج اتخاذ قرار منح الائتمان في الحد من مخاطر الائتمان في البنوك التجارية العاملة في ولاية الشلف؟

الفرضية: يحقق النموذج المقترح للتنبؤ بفشل الشركات المقترضة من البنوك التجارية العاملة في الجزائر قدرة تنبؤ عالية.

ويمكن تفريع هذه الفرضية كما يلي:

- يمكن استخدام عدة نماذج لاتخاذ قرار منح الائتمان في البنوك التجارية العاملة في ولاية الشلف مثل نماذج التنبؤ بالفشل؛

- تساهم نماذج اتخاذ قرار منح الائتمان في الحد من مخاطر الائتمان.

هدف الدراسة: نهدف من خلال هذه الدراسة إلى البحث عن مختلف النماذج التي تستخدمها البنوك التجارية لاتخاذ قرار منح الائتمان، وتكييف هذه النماذج حسب طبيعة البيئة المصرفية الجزائرية ودراسة إمكانية تطبيقها والتحقق من مدى مساهمتها في الحد من مخاطر عملية منح الائتمان.

أهمية الدراسة: تعتبر النماذج الحديثة المستخدمة لاتخاذ قرار منح الائتمان داعما أساسيا لتحسين النشاط الائتماني للبنوك التجارية، واهتمت البنوك بابتكار نماذج تساهم في تحسين كفاءة محافظها الائتمانية باستمرار، لذلك تظهر لنا جليا أهمية استخدام النماذج الحديثة لاتخاذ قرار منح الائتمان في البنوك التجارية العاملة في الجزائر للحد من مخاطر الائتمان بصفة خاصة وتحسين أداء النظام المصرفي الجزائري بصفة عامة.

2. الدراسات السابقة لنمذجة اتخاذ قرار منح الائتمان

2. 1. الدراسات الأصلية

- دراسة W. Beaver (1966)، بعنوان Financial ratios as predictors of failure تهدف إلى بناء نموذج للتنبؤ باحتمال الفشل قبل خمس سنوات من حدوثه، أجريت على عينة من 79 شركة سليمة و79 شركة فاشلة في الفترة 1954 -1964، استخدم الباحث 30 نسبة مالية الأكثر قدرة على تقييم الجدارة الائتمانية للشركات، وباستخدام اختبار التصنيف المزدوج توصل إلى نموذج حقق نسبة تنبؤ صحيح بلغت 78% قبل خمس سنوات من الفشل و87% قبل عام من الفشل.[1]

- دراسة E. Altman (1968)، بعنوان Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy تهدف إلى بناء نموذج للتنبؤ باحتمال إفلاس الشركات قبل حدوثه، أجريت على عينة من 33 شركة سليمة و33 شركة فاشلة خلال الفترة 1946–1965، اعتمد الباحث على 22 نسبة مالية، واستخدم أسلوب التحليل التمييزي المتعدد ليتوصل إلى نموذج مكون من خمس نسب مالية يعرف بنموذج Z-score حقق نسبة تنبؤ صحيح بلغت 97% للشركات السليمة و94% للشركات الفاشلة.[2]

- دراسة E. Altman (2000)، بعنوان Predicting financial distress of companies: revisiting the Z-score and ZETA models قام ألتمان بمراجعة نموذجيه Z-Score and Zeta Score بهدف تطوير اختبارات التنبؤ بالفشل والإفلاس خلال سنة 1999، وأشار إلى إمكانية استخدام نموذج Zeta Score لتقييم الجدارة الائتمانية للمؤسسات المالية وغير المالية، تحديد مخاطر الاستثمارات الفردية واستثمارات المحفظة المالية، وكذا زيادة فعالية التدقيق الداخلي والخارجي للشركات.[3]

- دراسة E. Altman et al (سبتمبر 2018)، بعنوان Assessing the Credit Worthiness of Italian SMEs and Mini-bond Issuers تهدف إلى نمذجة خطر الائتمان للمؤسسات الايطالية الصغيرة والمتوسطة من خلال تطوير نموذج مبتكر لتقييم جدارتها الائتمانية واختباره على شركات أصدرت سندات صغيرة، أجريت على عينة تتكون 14510 شركة تنقسم إلى 13990 شركة سليمة و520 شركة فاشلة، وباستخدام نموذج الانحدار اللوجستي توصلت الدراسة إلى أربع نماذج مكونة من 06 إلى 08 متغيرات، النموذج الخاص بالصناعة حقق نسبة تنبؤ صحيح بلغت 93,08%، النموذج الخاص بالتجزئة حقق 83,23%، النموذج الخاص بالخدمات حقق 87,94%، النموذج الخاص بالمقاولات والعقارات حقق 91,11%.[4]

- دراسة J. Ohlson (1980) بعنوان Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy الهدف منها هو التنبؤ بحدوث الفشل قبل وقوعه. أجريت على 105 شركات فاشلة و2058 شركة سليمة خلال الفترة 1970-1976، لم يعتمد على البيانات السنوية لشركة التصنيف Moody's وإنما على افصاحات الشركات، استخدم نموذج اللوجيت وتوصل إلى نموذج مكون من تسعة متغيرات حقق نسبة تنبؤ صحيح بلغت 96.12% قبل عام من الفشل و95.55% قبل عامين من الفشل و92.84%خلال العامين الأول والثاني قبل الفشل، وأشار إلى أن قوة النموذج في التنبؤ بالفشل ترتبط بمدى توفر المعلومة (التقارير المالية).[5]

- دراسة Peter Crosbie et al (2003)، بعنوان MODELING DEFAULT RISK تهدف إلى نمذجة مخاطر فشل الشركات المقترضة من خلال نموذج Moody's KMV ووضحت خطوات عمل هذا النموذج وهي ثلاثة، تقدير قيمة الأصول وتقلباتها، حساب المسافة إلى الفشل، وأخيرا حساب احتمال عدم السداد، وبينت الدراسة أيضا مقاييس حساب الاحتمال المتوقع للفشل على المدى الطويل، واختبار فعالية هذه المقاييس.[6]

2. 2. دراسات لاحقة للدراسات الأصلية

- دراسة Mohamed Touati-Tliba (2003)، بعنوان Modèles d'Aide à la Décision d'Octroi de Crédits et Performance du Portefeuille Crédit des Banques Publiques Algériennes الهدف منها دراسة أداء محافظ الائتمان في البنوك التجارية العمومية بالإضافة إلى المشاكل المتعلقة بتطوير الأدوات المساعدة في اتخاذ قرار منح الائتمان، قام الباحث بتقدير خطر الائتمان باستخدام أسلوب التحليل التمييزي ونموذج الانحدار اللوجستي لثلاث عينات من الشركات المقترضة وتوصل إلى عدة نماذج أظهرت تفوق نموذج الانحدار اللوجستي في التنبؤ.[7]

- دراسة Abdullah et al (2008)، بعنوان Predicting corporate failure of Malaysia's listed companies: Comparing multiple discriminant analysis, logistic regression and the hazard model الهدف منها هو التنبؤ بالفشل المالي للشركات الماليزية المدرجة بالبورصة من خلال المقارنة بين ثلاثة نماذج وهي: نموذج التحليل التمييزي المتعدد، نموذج الانحدار اللوجستي ونموذج تحليل المخاطر، أجريت الدراسة على 26 شركة فاشلة و26 شركة سليمة خلال الفترة 1990-2000، وتوصلت إلى أفضلية نموذج تحليل المخاطرة يليه نموذج الانحدار اللوجستي ثم نموذج التحليل التمييزي بنسب تنبؤ صحيح على التوالي 94.9%، 82.7%، 80.8%، لكن بإدماج عينة الإعداد مع عينة الاختبار كانت الأفضلية لنموذج التحليل التمييزي ثم نموذج الانحدار اللوجستي وأخيرا نموذج تحليل المخاطرة بنسب تنبؤ صحيح على التوالي 85%، 80%، 63.9%.[8]

- دراسة بن عمر خالد (2011)، بعنوان "دراسة للنماذج الحديثة لقياس مخاطر الائتمان لدى البنوك التجارية"، تهدف هذه الدراسة إلى معرفة أسباب فشل البنوك التجارية الجزائرية واستخدام النمذجة لقياس مخاطر الائتمان، اعتمدت هذه الدراسة على عينة تتكون من 53 شركة سليمة و20 شركة فاشلة المقترضة من بنكي BADR وCPA خلال الفترة 2001-2008، باستخدام أسلوب التحليل التمييزي توصل إلى نموذج مكون من ثلاث متغيرات حقق نسبة تصنيف صحيح بلغت 69,09% وباستخدام نموذج الانحدار اللوجستي توصل إلى نموذج مكون من أربع متغيرات حقق نسبة تنبؤ صحيح بلغت 87,27%.[9]

- دراسة ميدون أحلام وآخرون (2015)، بعنوان "مساهمة النماذج الداخلية في إدارة مخاطر القروض البنكية دراسة حالة البنك العربي الجزائر"، تهدف إلى التعريف بأهم النماذج الداخلية في مجال تقييم مخاطر القروض البنكية ومدى مساهمتها في قياس خطر القرض، وتهدف أيضا إلى إبراز أهمية تطبيق نموذج Credit Risk+ في قياس خطر القرض وتسييره على مستوى البنك العربي الجزائر، أهم النماذج التي أبرزتها هذه الدراسة هي: نماذج التنقيط، الأنظمة الخبيرة، نموذج Merton، نموذج Credit Var ونموذج Credit Risk+.[10]

- دراسة Ibrahim Onur Qz سنة 2017 بعنوان A Theoretical Approach to Financial Distress Prediction Modeling هدف الباحث إلى اختبار الأساس النظري لنمذجة التنبؤ بالفشل في ثماني دول، أجريت الدراسة على عينة من 1775 شركة فاشلة و23858 شركة سليمة خلال الفترة 2000-2014، استخدم نموذج الانحدار اللوجستي وحقق نسبة تنبؤ صحيح 87.16% قبل عام من الفشل، واستخدم أيضا نموذج الشبكات العصبية وحقق نسبة تنبؤ صحيح بلغت 89.88% قبل عام من الفشل، وبالتالي توصل إلى أن التنبؤ باستخدام تقنية الشبكات العصبية حقق نسبة أفضل منها عند استخدام نموذج الانحدار اللوجستي.[11]

- دراسة بشيري عفاف (2018)، بعنوان "مدى مساهمة النماذج الرياضية في إدارة مخاطر الائتمان للمحافظ الاستثمارية دراسة مجموعة من البنوك التجارية الجزائرية"، تهدف إلى إبراز مدى مساهمة النماذج الرياضية في إدارة المخاطر الائتمانية في المحافظ الاستثمارية، استخدمت نموذج Sherrod للتنبؤ بالفشل وأسلوب البرمجة بالأهداف لانتقاء المحفظة الاستثمارية المثلى على البنوك محل الدراسة، كما استخدمت أداة الاستبيان وتوصلت إلى أن تطبيق النماذج الرياضية في البنوك التجارية الجزائرية تساهم في تخفيض مخاطر الائتمان.[12]

- دراسة نصرالدين قارة عشيرة وآخرون (2019) بعنوان "نحو نموذج للتنبؤ بفشل الشركات المقترضة من البنوك التجارية العاملة في الجزائر"، تهدف إلى بناء نموذج للتنبؤ بالفشل بالاعتماد على 17 نسبة مالية مستخرجة من القوائم المالية لـ35 شركة مقترضة خلال الفترة 2006-2015، باستخدام نموذج التحليل التمييزي توصلت الدراسة إلى نموذج مقترح للتنبؤ بالفشل يتكون من 13 نسبة مالية حقق نسبة تنبؤ صحيح بلغت 71,43%.[13]

3. ملخص الدراسات السابقة ومميزات الدراسة الحالية

- اعتمدت الدراسات السابقة على عدة نماذج وأساليب في بناء نماذج التنبؤ بالفشل، وهي نموذج التحليل التمييزي الخطي والمتعدد، نماذج الانحدار ذات الاستجابة النوعية الثنائية، نموذج الشبكات العصبية.

- يعتبر نموذج التحليل التمييزي الأكثر استخداما في بناء نماذج التنبؤ بالفشل، بينما هناك اتجاه حاليا لاستخدام نماذج أكثر حداثة وأكثر دقة في التنبؤ منها الانحدار اللوجستي

ونموذج الشبكات العصبية، ومع ذلك أظهرت النتائج أنه لا يمكن الحكم على أفضلية نموذج معين دون غيره، وفي هذا الصدد يمكن القول أن نوعية البيانات ومدى شفافيتها تؤدي دور كبير في جعل النموذج أكثر دقة.

- اعتمدت أغلب الدراسات على البيانات المحاسبية متمثلة في النسب المالية المستخرجة من القوائم المالية، دون أن توجه اهتماما كافيا بنوعية هذه البيانات ومدى مصداقيتها وقدرتها على التنبؤ، وهو السؤال الذي طرحه Beaver في دراسته عام 2005.

- تعتبر دراسات E. Altman رائدة في موضوع التنبؤ بالفشل بداية من أول دراسة له عام 1968 وحتى آخر دراسة في سبتمبر 2018 حول هذا الموضوع (حسب إطلاعنا).

- أجريت هذه الدراسات في فترات زمنية مختلفة وفي العديد من الدول ما يعني الانتشار الواسع لاستخدامها واستمرارية صلاحيتها، يرجع هذا لفعاليتها في الحد من مخاطر الفشل.

- توصلت إلى نتائج متفاوتة من حيث القدرة التنبؤية للنماذج المتحصل عليها، وعليه فهي متغيرة بتغير الزمان والمكان، وبالتالي لا تزال الآفاق قائمة للوصول إلى نموذج ذو نطاق تطبيق واسع وكبير لعينات وفترات مختلفة، ويعطي نتائج متقاربة صالح للاستخدام الدائم.

- هناك سعي مستمر لنمذجة اتخاذ قرار منح الائتمان من خلال نماذج التنبؤ بالفشل، النماذج الهيكلية، النماذج التقليدية.

فيما يخص الدراسة الحالية سنقوم بإبراز مجمل النماذج المستخدمة لاتخاذ قرار منح الائتمان، وسنحاول تكييف هذه النماذج وفقا لمعطيات وخصائص البيئة المصرفية الجزائرية وتطبيقها على البنوك التجارية العاملة في الجزائر، سنعتمد على عدد من المتغيرات المستقلة تتمثل في 16 نسبة مالية مستخرجة من القوائم المالية لعينة تتكون من 35 شركة مقترضة من البنوك التجارية العاملة في الجزائر (BNA, AGB, NATIXIS).

4. الإطار النظري للدراسة

تسعى البنوك التجارية إلى تطوير أساليبها في عملية التحليل الائتماني بشكل مستمر يكفل لها الوصول إلى قرارات أكثر دقة تُجنِّب البنك مشاكل التعثر الائتماني، ولهذا الغرض ظهر الاتجاه نحو نمذجة قرار منح الائتمان ليُساير مختلف التغيرات والتطورات السريعة في البيئة المصرفية سواء على مستوى المقترضين أو المنافسين محليا ودوليا، هذه النماذج تمكن من ترشيد قرار منح الائتمان.

4. 1. النماذج الكيفية لاتخاذ قرار منح الائتمان

يمكن أن نحصي سبع نماذج كيفية تتشابه من حيث طريقة استخدامها لاتخاذ قرار منح الائتمان وتتشابه في العناصر التي تتضمنها، نعرضها في الجدول التالي:[14]

جدول 1: أهم النماذج الكيفية المستخدمة لاتخاذ قرار منح الائتمان

النموذج	Credit man	5C's	5P's	LAPP	PRISM	CAMPARI	FAPE
متغيراته	الكادر البشري العامل الاقتصادي الوضع المالي	الشخصية القدرة رأس المال الضمان الظروف المحيطة	نوع العميل الغاية القدرة الأمان التصور	السيولة النشاط الربحية الإمكانيات	التصور القدرة الغاية الضمان الإدارة	الشخصية القدرة التمويل الحدي الغاية السقف الآجال التأمين	نسب السيولة نسب الربحية نسب النشاط نسب الديون الشخصية السجل الائتماني

المصدر: تم إعداده بالاعتماد على: Suleiman M. Abbadi et al. Methods of Evaluating Credit Risk used by Commercial Banks in Palestine. International Research Journal of Finance and Economics. Issue 111. 2013. p151.

تعتمد هذه النماذج على مجموعة من المتغيرات الكيفية نذكر منها على سبيل المثال لا الحصر شخصية العميل، قدرته على السداد، الضمانات التي يقدمها في مقابل الحصول على الائتمان، الظروف الاقتصادية، ورأس المال، واستخدام هذه العناصر لتقييم الجدارة الائتمانية للعميل تتطلب من البنك قدرة على تكميمها في شكل نقاط ليتم في النهاية اتخاذ القرار بقبول أو برفض منح الائتمان بناء على نقطة العميل المقترض، لكن تكميم هذه العناصر وتقييمها غالبا ما يرجع إلى حنكة وخبرة البنك وبالتحديد موظف الائتمان الذي يقوم بدراسة ملف طلب الائتمان، لهذا يجب أن يتوفر البنك على موظفين ائتمانيين أو كادر بشري مؤهل وإدارة ائتمانية محترفة لديها ما يكفي من الخبرة التي تمكنها من دراسة الملف الائتماني بشكل يجعل خطر عدم القدرة السداد أدنى ما يمكن.

4. 2. نماذج التنبؤ بالفشل ودورها في اتخاذ قرار منح الائتمان

4. 2. 1. ماهية الفشل المالي للشركات

يُعرَف الفشل المالي للشركات على أنه عدم قدرتها على الوفاء بالتزاماتها المالية عند استحقاقها [15]، ومن الناحية العملية تفشل الشركة إذا تعرضت لأحد الأحداث التالية: الإفلاس، فشل السندات، الانكشاف المصرفي، أو عدم دفع توزيعات الأسهم الممتازة [16] وحسب E. Altman يُعبِر الفشل المالي عن انخفاض معدل العائد المتحقق على رأس المال المستثمر بشكل كبير ومستمر عن العوائد السائدة المتحققة من استثمارات أخرى مماثلة، ويشير إلى وجود أربع مصطلحات في أدبيات الاقتصاد تُستخدم أحيانا لتؤدي نفس المعنى وهي الفشل، العسر، الفشل والإفلاس، ومهما اختلفت استخدامات هذه المصطلحات فهي تعبر إلى حد ما عن عدم كفاية العوائد لتغطية التكاليف، أين يكون متوسط العائد على الاستثمار يقل باستمرار عن تكلفة

رأسمال الشركة،[17] ويمكن التفرقة بين هذه المصطلحات من حيث وقت حدوثها، فيعتبر كل من العسر والفشل مرحلتين تمر بهما الشركة قبل وصولها إلى حالة الفشل أما الإفلاس فهو المرحلة الأخيرة والشكل النهائي لفشل الشركة.

في سنة 1966 عرض W .Beaver دراسة بعنوان "النسب المالية كمؤشرات للتنبؤ بالفشل" وأشار من خلاله إلى إمكانية استخدام تحليل النسب المالية للتنبؤ بالفشل لتحديد وتقييم الجدارة الائتمانية للمقترضين من قبل المؤسسات المالية،[18] وفي سنة 2000 عرض E .Altman دراسة بعنوان "التنبؤ بالفشل المالي للشركات: مراجعة نموذجي Z-Score and Zeta Score" قام فيها بمراجعة نموذجيه وحاول تطوير أساليب واختبارات التنبؤ بفشل وإفلاس الشركات، وفي خلاصة دراسته أشار إلى أنه يمكن استخدام نموذجه المعروف بـ Zeta Score لتقييم الجدارة الائتمانية للشركات، تحديد المخاطر الاستثمارية في المحفظة المالية ومخاطر الاستثمارات الفردية وكذا زيادة فعالية التدقيق الداخلي والخارجي للشركات، وفي دراسة له أيضا عام 2018 بعنوان " تقييم الجدارة الائتمانية للشركات الصغيرة والمتوسطة الإيطالية ومصدري السندات الصغيرة" أشار إلى أهم النسب المالية ذات القدرة على تقييم الجدارة الائتمانية للشركات المقترضة وصنفها في خمس أقسام وهي: نسب النشاط، نسب السيولة، نسب الربحية، نسب التغطية، نسب الرفع المالي، وإلى فعالية استخدام هذه النسب لبناء نماذج التنبؤ بفشل الشركات.[19]

4. 2. 2. أهم النماذج المستخدمة لبناء نماذج التنبؤ بالفشل: استخدمت الدراسات السابقة عدة نماذج لبناء نماذج التنبؤ بالفشل وهي:

أ. نموذج التحليل التمييزي Discriminant Analysis Model

يُعرف التحليل التمييزي بأنه أسلوب إحصائي يعمل على تصنيف المشاهدات إلى واحد من مجتمعين أو أكثر محددة مسبقا بالاعتماد على الخصائص الفردية لتلك المشاهدات، وذلك بهدف بناء قاعدة يمكنها المساعدة مستقبلا في تحديد المجتمع الذي تنتمي إليه أي مشاهدة جديدة،[20] وفي 1936 و1938 عرض R. A. Fisher دراستين على التوالي بعنوان "استخدام القياسات المتعددة في مشاكل التصنيف"[21] و" الاستخدامات الإحصائية للقياسات المتعددة" طور من خلالهما أسلوب للتمييز بين انتماء المشاهدات يطلق عليه أسلوب التحليل التمييزي،[22] وتتلخص فكرة فيشر في تحويل المشاهدات متعددة المتغيرات X إلى مشاهدات وحيدة المتغير Y بحيث يتم فصل قيم Y التي نحصل عليها من المجتمعين π_2، π_1 بقدر المستطاع، ولقد اقترح فيشر أن نأخذ توليفات خطية من X لنحصل منها على القيم Y وذلك لأن التوليفات الخطية هي دوال بسيطة في X ويمكن التعامل معها من الناحية الرياضية بسهولة، فإذا كانت μ_{1Y} تشير إلى متوسط قسم Y التي نحصل عليها من X التي تنتمي للمجتمع π_1 وكانت μ_{2Y} تشير إلى متوسط قسم Y التي نحصل عليها من X التي تنتمي للمجتمع π_2، فإن فيشر اختار التوليفة الخطية التي تعظم (مربع) المسافة بين μ_{1Y} وبين μ_{2Y} منسوبة إلى تباين Y.[23]

ويعمل هذا النموذج على تعظيم الفروق بين متوسط المجموعات وتقليل التشابه في أخطاء التصنيف في الوقت ذاته،[24] وفي مجال الائتمان المصرفي يتم الاعتماد على النسب المالية التي يتم استخراجها من مختلف القوائم المالية للشركات المقترضة بالإضافة إلى المتغيرات النوعية التي يتم استخراجها من ملف طلب الائتمان، حيث يتم اختيارها على النحو الذي يجعلها محيطة بمختلف الأبعاد لاسيما ذات الطبيعة المالية الرئيسية للشركة (السيولة، الربحية، الرفع المالي، النشاط ...)، وتأخذ معادلة النموذج الشكل التالي:[25]

$$Z = \sum \alpha_i x_i$$

حيث إن Z هي المتغير التابع وتمثل النقطة أو العلامة المميزة لكل شركة مقترضة، αi تمثل المعاملات المرتبطة بالمتغيرات المستقلة، xi هي المتغيرات المستقلة وتمثل النسب المالية الأكثر قدرة على تقييم الجدارة الائتمانية للشركة.

بعد بناء نموذج التنبؤ بالفشل يتطلب اتخاذ قرار منح الائتمان تعيين قاعدة للفصل في انتماء الشركات طالبة الائتمان إلى إحدى المجموعتين، وفي حالة وجود مجموعتين فقط يتم تحديد نقطة الفصل والتي تمثل متوسط القيم التمييزية للمجموعتين، تحسب هذه النقطة وفق الصيغة التالية:[26]

$$Z^* = \frac{N_1 Z_1 + N_2 Z_2}{N_1 + N_2}$$

حيث إن Z^* تمثل نقطة الفصل، Z_1 وZ_2 تمثلان متوسط القيم التمييزية للشركات الفاشلة والشركات السليمة على الترتيب، N_1 وN_2 تمثلان عدد الشركات الفاشلة وعدد الشركات السليمة على الترتيب.

فإذا كانت القيمة التمييزية للشركة المقترضة الجديدة أكبر من أو تساوي قيمة نقطة الفصل فإنه يتم تصنيفها ضمن مجموعة المؤسسات السليمة، وإذا كانت قيمتها التمييزية أقل تماما من قيمة نقطة الفصل فإنه يتم تصنيفها ضمن مجموعة الشركات الفاشلة.[27]

ب. نموذج الانحدار اللوجستي Logistic Regression Model (LRM)

تعتبر دراسة Ohlson سنة 1980 بعنوان "النسب المالية واحتمال التنبؤ بالإفلاس" أول دراسة استخدمت نموذج الانحدار اللوجستي لبناء نموذج للتنبؤ بالفشل المالي للشركات،[28] ويُعرف نموذج الانحدار اللوجستي على أنه

أسلوب إحصائي يستخدم لفحص العلاقة بين متغير تابع اسمي ومتغير واحد أو أكثر من المتغيرات المستقلة،[29] يمكن عرضها في النموذج الرياضي التالي:[30]

$$P(Y=1 / x_1,\dots,x_k)= f(x_1,\dots,x_k)$$

تشير الدالة f إلى دالة التوزيع اللوجستي والتي تأخذ الصياغة التالية:

$$P(Y = 1/X_1, \dots, X_k) = \frac{e^{(\sum_{j=0}^{k} \beta_j x_{ij})}}{1+e^{(\sum_{j=0}^{k} \beta_j x_{ij})}}$$

حيث إن: Y_i تمثل المشاهدة i للمتغير التابع ثنائي الاستجابة، حيث $i = 1,2, \dots, n$ ؛ X_{ij} تمثل المشاهدة i للمتغير المستقل j حيث إن $X_{i0}=1$ و $j = 1,2, \dots, k$ ؛ β_j تمثل معلمات النموذج.

ويمكن أن نحول علاقة الانحدار غير الخطية بين المتغير التابع Y_i والمتغيرات المستقلة في النموذج اللوجستي إلى علاقة انحدار خطية، ففي سنة 1944 قام الإحصائي Berkson بتحويل علاقة الانحدار غير الخطية في النموذج اللوجستي إلى علاقة انحدار خطية باستخدام تحويل اللوجيت Logit Transformation وذلك من خلال معامل اللوجيت "Odds" الذي يمثل نسبة احتمال تحقق الحدث المرغوب $(Y_i=1)$ إلى احتمال عدم تحقق هذا الحدث $(Y_i=0)$،[31] فتصبح المعادلة على النحو التالي:

$$\text{Log odds} = \text{Logit}(p) = \beta_0 + \sum_{i=1}^{j} \beta_i x_i$$

حيث أن: Logodds تعبر عن لوجيت معامل الترجيح، ويعطى Odds بالعلاقة التالية: $\text{odds} = \frac{P}{1-P}$

وبناء على ذلك تكون العلاقة بين لوجيت معامل الترجيح Logodds والمتغيرات المستقلة X_i هي علاقة خطية، والمتغير التابع في هذه الحالة هو عبارة عن لوغاريتم معامل الترجيح والمسمى اختصارا Logit.

وتصبح معادلة الانحدار اللوجستي على النحو التالي:[32]

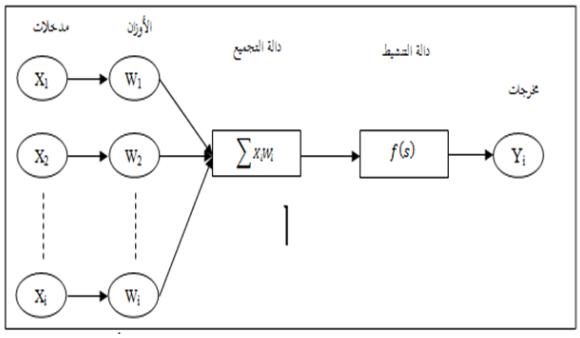
$$\text{Logit } P(Y = 1/X_1, \dots, X_k) = \beta_0 + \sum_{i=1}^{j} \beta_i x_i$$

وفي دراستنا الحالية لدينا متغير تابع (Y) ذو استجابة نوعية ثنائية (الفشل، عدم الفشل)، ومتغيرات مستقلة (Xi) متمثلة في البيانات المحاسبية المستخرجة من القوائم المالية للشركات المقترضة، فإنه يمكن استخدام نموذج الانحدار اللوجستي الثنائي لبناء نموذج بهدف التنبؤ بفشل الشركات المقترضة.

ج. نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية

هي صيغ رياضية تستخدم في حل المشكلات وإجراء الحسابات،[33] وهي إحدى فروع الذكاء الاصطناعي تضم مجموعة من الخلايا العصبية الاصطناعية لمحاكاة طريقة عمل الشبكات العصبية البيولوجية للدماغ البشري للتعلم والتذكر المبنية على تجارب وخبرات سابقة مكتسبة،[34] تتشابه مع الدماغ البشري في أنها تكتسب المعرفة بالتدريب وتخزن هذه المعرفة باستخدام قوى وصل داخل العصبونات تسمى الأوزان التشابكية،[35] وتتميز الخلايا العصبية بسرعتها في معالجة البيانات وقدرتها على التعلم والتعامل مع أنماط البيانات الخاطئة مما جعلها مناسبة لكثير من المجالات التطبيقية مثل تنفيذ بعض المسائل وتمييز الأنماط والصوت والصورة ...إلخ،[36] الشكل الموالي وصح آلية عمل شبكة عصبية اصطناعية للتنبؤ بالفشل.[37]

شكل 1: نموذج مبسط عن شبكة عصبية اصطناعية للتنبؤ بالفشل



المصدر: زكريا يحي الجمال وآخرون، مقارنة التنبؤ باستخدام شبكة الانحدار العصبية المعممة بأسلوب الشبكات العصبية وتحليل الانحدار، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، العدد 21، العراق، 2012، ص236.

يوضح الشكل أعلاه آلية عمل الشبكات العصبية الاصطناعية، حيث نلاحظ بصفة عامة وجود طبقة مدخلات وطبقة خفية لمعالجة هذه المدخلات ثم مخرجات تعبر عن الهدف أو الحكم المراد الوصول إليه، وللتنبؤ بفشل الشركات المقترضة وتصنيفها إلى شركات فاشلة أو سليمة لدينا عدة متغيرات مستقلة (طبقة المدخلات) ومتغير تابع واحد (طبقة المخرجات) أي عدة مدخلات ومخرج واحد.

يمكن استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية كأساس للتصنيف وذلك من خلال تحديد دالة تنشيط خاصة بهذا الغرض، وهنا سوف يتم استخدام دالة الخطوة Step Function وتدعى أيضا دالة العتبة Threshold Function وذلك لأنها تعطي قيمتين للمُخرَج إما الصفر وإما الواحد، كما هو موضح في الصيغة التالية:[38]

$$g(s) = \begin{cases} 0 & if \quad s < \theta \\ 1 & if \quad s \geq \theta \end{cases}$$

حيث: θ تمثل قيمة دالة العتبة وهي القيمة الفاصلة، S تمثل المجموع الموزون للمدخلات تعطى بالصيغة التالية: $S = \sum_{i=1}^{n} x_i w_{ij}$

وتعطى الصيغة العامة لشبكة عصبية متعددة الطبقات كما يلي:[39]

$$Y_k = \sum_{k=1}^{n} w_{kj}\left(g\left(\sum_{i=1}^{n} w_{ij} x_i\right) + w_{jb}\right) + w_{ib}$$

Y_k: تمثل مخرجات الشبكة العصبية، وتعبر عن حالة الشركة المقترضة إما فاشلة وإما سليمة، k تمثل عدد المخرجات النهائية، X_i: تمثل مدخلات الشبكة، i تمثل عدد الخلايا العصبية المكون للمدخلات، وتعبر عن عدد المتغيرات المستقلة التي سنستخدمها للتنبؤ بالفشل، W_{ij}: تمثل أوزان المدخلات إلى الطبقة الخفية، j تمثل عدد الخلايا العصبية في الطبقة الخفية، W_{kj}: تمثل أوزان مخرجات الطبقة الخفية وتختلف عن الأوزان الأولى نتيجة إعادة تدريب الخلايا، W_{jb}, W_{ib}: تمثل أوزان قيم التحيز المرتبطة بكل من خلايا طبقة المدخلات وخلايا الطبقة الخفية.

4. 3. النماذج المعيارية لتقييم مخاطر الائتمان (نماذج وكالات التصنيف الائتماني)

أدت حاجة المستثمرين والمقترضين لسد فجوة المعلومات الموجودة بينهم، والرغبة في توفير معلومات سهلة الفهم وموجزة وموثوقة عن مستوى المخاطر في إقراض الحكومات والمؤسسات والشركات والأفراد إلى إنشاء شركات خدمات المعلومات الائتمانية في منتصف القرن التاسع عشر، واستخدمت هذه المعلومات في بداية القرن العشرين لإنشاء وكالات التصنيف الائتماني وتطوير صناعة تصنيف الائتمان والجدارة الائتمانية.[40]

4. 3. 1. أهم وكالات التصنيف الائتماني ودورها في السوق المالية الدولية

هناك حوالي 150 وكالة تصنيف ائتماني تعمل في 32 دولة حول العالم، لكن اثنتين فقط منها تحتكران حوالي 80% من سوق التصنيف العالمي وهما وكالة Moody's Investor Services ووكالة Standard & Poor's تليهما وكالة Fitch Ratings التي تهيمن على 14% من سوق التصنيف في العالم، فيما تتنافس باقي الوكالات على حصة سوقية لا تزيد نسبتها عن 6% من حجم السوق.[41]

وتقدم هذه المؤسسات تصنيفات للشركات اعتمادا على مدى قدرتها المتوقعة على الوفاء بالتزاماتها من الديون أي على جدارتها الائتمانية المتوقعة، وتقوم بتحديد الجدارة الائتمانية استنادا إلى مجموعة من العوامل الكمية والنوعية،[42] تُستخدم هذه التصنيفات لعدة أغراض منها اتخاذ قرار منح الائتمان، حيث تؤدي هذه الوكالات دورا بارزا وتتحمل مسؤولية كبيرة اتجاه جميع الأطراف المعنية في أسواق الائتمان الدولية كالجهات المقترضة والمستثمرين وصانعي السوق ومديري الإصدارات، ومن هنا يتوقع أن تقوم بتوفير تصنيف عادل وشامل وموضوعي ودقيق، إذ أن هذا التصنيف يؤثر مباشرة على تكلفة التمويل بالنسبة للجهة المقترضة، كما سيؤثر على معدل العائد بالنسبة للمستثمرين، بل إن وجود تصنيف مقبول أصبح أحد الشروط الأساسية لدخول بعض الأسواق والحصول على تمويل من مؤسسات الإقراض الدولية، حيث تقوم السلطات في بعض الدول باستخدام التصنيف كمعيار للموافقة على إصدار سندات في أسواق أو عملات معينة، كما يتم استخدام التصنيف لتحديد قانونية وفاعلية الإصدارات للإدراج في الأسواق المالية الرئيسية، وكذلك لتحديد شروط بيع السندات في هذه الأسواق، وفي حالات كثيرة تقوم السلطات المعنية بوضع قيود أو حتى بمنع المستثمرين من شراء السندات ذات التصنيف المتدني.[43]

4. 3. 2. درجات التصنيف الائتماني

تقدم الوكالات سابقة الذكر مجموعة مختلفة من التصنيفات تركز على نوعين اثنين، التصنيف الائتماني للفترة الطويلة والتصنيف الائتماني للفترة القصيرة.

أ. درجات التصنيف الائتماني للفترة الطويلة: يعبر عن التصنيف الائتماني بمجموعة من الدرجات، والجدول الموالي يمثل الرموز المستخدمة للدلالة على الدرجات المعبرة عن جودة الائتمان في الفترة الطويلة والتي تقدمها الوكالات الثلاث:

جدول 2: درجات التصنيف الائتماني للفترة الطويلة

درجة المخاطرة	مميزات الدرجة	الدرجات المقدمة	
		Fitch, S&P	Moody's
درجة الاستثمار وهي مؤشر لانخفاض درجة المخاطر الائتمانية	- الجودة الائتمانية الأعلى - المخاطر الائتمانية ومخاطر عدم السداد الأقل - قدرة عالية وممتازة على الوفاء	AAA	Aaa
	- جودة ائتمانية عالية جدا - مخاطر عدم سداد منخفضة جدا - قدرة عالية جدا على الوفاء بالالتزامات المالية	AA وتشمل AA+, AA, -AA	Aa وتشمل Aa1, Aa2, Aa3
	- جودة ائتمانية عالية - مخاطر ائتمانية ومخاطر عدم سداد منخفضة - قدرة عالية على الوفاء بالالتزامات المالية	A وتشمل -A+, A, A	A وتشمل A1, A2, A3
	- جودة ائتمانية جيدة - مخاطر ائتمانية ومخاطر عدم سداد مقبولة - يمكن أن تؤثر الظروف الاقتصادية على قدرة المصدر على الوفاء بالتزاماته المالية	BBB وتشمل BBB+, BBB, -BBB	Baa وتشمل Baa1, Baa2, Baa3
درجة المضاربة وهي مؤشر لارتفاع درجة المخاطر الائتمانية	- جودة ائتمانية دون المتوسط - مخاطر ائتمانية ومخاطر عدم سداد أكبر - تعتبر التزامات مشكوك فيها	BB وتشمل -BB+, BB, BB	Ba وتشمل Ba1, Ba2, Ba3
	- جودة ائتمانية منخفضة - مخاطر ائتمانية مرتفعة نسبيا	B وتشمل -B+, B, B	B وتشمل BA, B2, B3
	- مخاطر ائتمانية كبيرة - جودة ائتمانية ضعيفة جدا - احتمال حدوث حالة عدم السداد	CCC وتشمل CCC+,CCC, -CCC	Caa وتشمل Caa1, Caa2, Caa3
	- مخاطر ائتمانية عالية جدا - جودة ائتمانية ضعيفة جدا - مخاطر مضاربة عالية جدا - بعض مظاهر حدوث حالة عدم السداد	CC	Ca
	- الجودة الائتمانية الأدنى - حالة عدم سداد وشيكة - وجود صعوبة في استعادة أصل الدين وفوائده	C	C
	- حالة عدم سداد محدودة لواحد أو أكثر من الالتزامات المالية طويلة الأجل	RD*	SD
	- حالة عدم سداد للالتزامات للفترة طويلة الأجل - تعبر عن دخول المصدر في حالة إفلاس وحالة التصفية - يمكن أن تتم ملاحقته قضائيا من قبل الدائنين	D*	D

المصدر: تم إعداده اعتمادا على Standard & Poor's, Guide to Credit Rating Essentials, NY, 2013, P10. Fitch Ratings, Definitions of Ratings and Other Forms of Opinion, NY, 2013, P6. Moody's Investors Service, Moody's Rating Symbols & Definitions, NY, 2008, PP 1-3.

ب. درجات التصنيف الائتماني لفترة القصيرة

تُعبر هذه الدرجات عن رأي وكالة التصنيف بالقدرة المالية للجهات المصنفة لمقابلة الالتزامات المالية قصيرة الأجل (تقل عن سنة)، والرموز التي تستخدمها الوكالات الثلاث للدلالة على جودة الائتمان في الفترة القصيرة بالإضافة إلى دلالاتها يمكن تلخيصها في الجدول التالي:

جدول 2: درجات التصنيف الائتماني للفترة القصيرة

الدرجات المقدمة من طرف وكالات التصنيف			مميزات الدرجة (درجة المخاطرة)
Moody's	Fitch	S & P	
P-1	F1	A-1	قدرة مالية عالية جدا على مقابلة الالتزامات المالية قصيرة الأجل في الأجل المحدد
P-2	F2	A-2	قدرة مالية عالية على مقابلة الالتزامات المالية قصيرة الأجل في الأجل المحدد
P-3	F3	A-3	قدرة مالية مناسبة ومقبولة على الوفاء بالالتزامات المالية قصيرة الأجل في الأجل المحدد
N-P	B	B	قدرة مالية غير مؤكدة على مقابلة الالتزامات المالية قصيرة الأجل في الأجل المحدد ويمكن للظروف الاقتصادية أن تؤثر على هذه القدرة
	C	C	قدرة مالية غير مؤكدة على نحو بعيد على مقابلة الالتزامات المالية في الأجل المحدد، وتكون هذه القدرة مرتبطة باستمرار بالظروف الاقتصادية والمالية المناسبة
	D	D	تشير هذه الدرجة إلى حدوث حالة عدم السداد، أو أن هذه الحالة أصبحت وشيكة

المصدر: تم إعداده بالاعتماد على Standard & Poor's, op-cit, P10. Fitch Rating, op-cit, P6. Moody's Investors Service, op-cit, PP 1-3.

4. 3. 3. تقييم القدرة التنبؤية لأنظمة التصنيف الائتماني

يمكن أن يُبرهن على النجاح النسبي لأي نظام تصنيف ائتماني من خلال قدرته التنبؤية مع مرور الوقت، فعلى سبيل المثال تحتفظ وكالة موديز بإحصاءات مفصلة عن تكرار التخلف عن الوفاء بالدين مصنفة إلى فئات، ويمكنها من خلال هذه الإحصاءات والمعطيات أن تثبت أن احتمال تخلف الشركات ذات التصنيف العالي عن السداد أقل من الشركات ذات التصنيف الأدنى، فمثلا الشركات التي حصلت على أعلى تصنيف من وكالة موديز وهو Aaa بين عامي 1970 و2009 كانت نسبة تعثرها أقل من 1% على مدى السنوات العشر التالية لتلقيها ذلك التصنيف، أيضا الشركات التي حصلت على تصنيف عال المخاطر من وكالة موديز وهو Ba أو أقل كانت نسبة تعثرها خلال السنوات العشر التالية لحصولها على ذلك التصنيف بنحو 20%، ونتيجة لذلك يمكن لوكالة موديز أن تشير إلى الارتباطات التاريخية المدعومة بعينة كبيرة من البيانات لتثبت أن تصنيفاتها الائتمانية للشركات ذات طبيعة تنبؤية.[44]

4. 4. استخدام النماذج الهيكلية لاتخاذ قرار منح الائتمان

تفشل الشركات حين لا تستطيع مواجهة التزاماتها المالية، أو حين تتعمد ذلك، وتستند النماذج الهيكلية على فكرة الملاءة المالية والتوازن في الهيكل المالي أو في الميزانية، ويحدث الفشل حسبها عندما تكون قيمة الأصول أقل من قيمة الخصوم أو الالتزامات.[45]

4. 4. 1. نموذج Moody's KMV

تم اشتقاق تسمية نموذج KMV من الحروف الأولى لأصحابه Kealhofer, Mc Quown and Vasicek سنة 1989 ويعرف الآن باسم Moody's KMV، يستخدم مقاربة أو نموذج Merton بطريقة مختلفة قليلا لتحديد مخاطر محفظة الائتمان،[46] أيضا لحساب احتمالات الفشل اعتمادا على هيكل رأس مال الشركة وتقلبات قيم أصولها، فوفقا لنموذج Merton تفشل الشركة حينما تكون قيمة أصولها أقل من قيمة التزاماتها عند تاريخ الاستحقاق، ونعبر على هذا رياضيا كما يلي: $V_t<D$ [74] وحسب نموذج KMV هناك ثلاث خطوات لتحديد وقياس احتمال عدم السداد وهي: تقدير قيمة الأصول وتقلباتها، حساب المسافة إلى الفشل، ثم أخيرا حساب احتمال عدم السداد.[48]

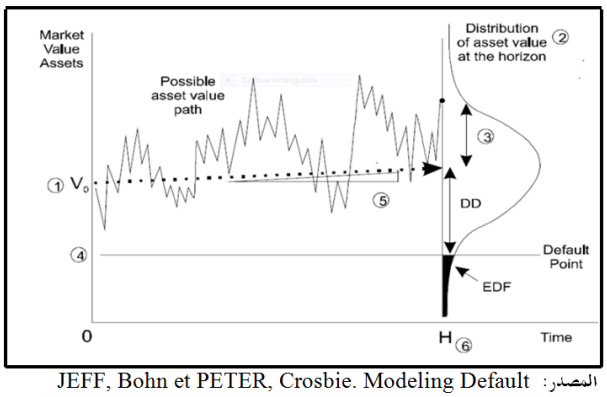
أ. الخطوة الأولى: تقدير قيمة الأصول وتقلباتها

في هذه الخطوة يتم تقدير قيمة أصول الشركة وتقلبات هذه القيم من خلال القيمة السوقية لأسهم الشركة، والقيمة الدفترية للالتزامات، ويمكن الاعتماد على السعر السوقي للسهم مباشرة لتحديد قيمة الأصول السوقية وتقلباتها باستخدام نموذج تسعير الخيارات، والذي يعتبر سهم الشركة كخيار شراء على أصولها الأساسية بسعر يساوي القيمة الدفترية لالتزامات الشركة.[49]

ب. الخطوة الثانية: حساب المسافة إلى الفشل

تحسب المسافة إلى الفشل من خلال قيمة الأصول والتقلب المقدرين في الخطوة الأولى والقيمة الدفترية للالتزامات، وحسب هذا النموذج هناك ستة متغيرات تحدد احتمال فشل شركة ما خلال فترة زمنية معينة تمتد من الآن حتى الزمن H، وهي:[50] المتغير الأول: القيمة الحالية للأصل، المتغير الثاني: التوزيعات المستقبلية للأصل عند الزمن H، المتغير الثالث: تقلب القيمة المستقبلية للأصول عند الزمن H، المتغير الرابع: مستوى نقطة الفشل، القيمة الدفترية للخصوم، المتغير الخامس: معدل النمو المتوقع في قيمة الأصول خلال الفترة الزمنية المحددة، المتغير السادس: طول الفترة الزمنية.

شكل 2: نموذج KMV للتنبؤ باحتمال الفشل لفترة عام واحد



المصدر: JEFF, Bohn et PETER, Crosbie. Modeling Default Risk-White Paper. San Fransisco: Moody's KMV, 2003, p13

تعتبر المتغيرات الأربعة الأولى: القيمة الحالية للأصل، توزيعاته المستقبلية، تقلب قيمة الأصل ومستوى نقطة الفشل، المتغيرات الأكثر دلالة وقدرة على تحديد احتمال الفشل، أما معدل النمو المتوقع لقيمة الأصل فيتميز بضعف دلالته لتمييز احتمال الفشل، والمتغير السادس: طول الفترة الزمنية يحددها القائم بالتحليل وعادة ما تكون سنة واحدة.[51]

إذا انخفضت قيمة الأصول إلى أقل من نقطة الفشل حينئذ تفشل الشركة، لذلك فاحتمال أن تتخلف الشركة عن السداد هو احتمال أن تنخفض قيمة الأصول عن نقطة الفشل، وهذا ما يوضحه الشكل 02 في المساحة المضللة التي تظهر أسفل نقطة الفشل.

من خلال الشكل 02 يظهر لنا أنه يمكن حساب قيمة المسافة إلى الفشل رياضيا حسب العلاقة التالية:[52]

$$Distance\ to\ Default = \frac{(Market\ Value\ Assets) - (Default\ Point)}{(Market\ Value\ Assets)(Assets\ Volatility)}$$

ويمكن أيضا كتابتها على الشكل التالي:[53]

$$Distance\ to\ Default = \frac{1 - (Default\ Point\ /Market\ Value\ Assets\ )}{(Assets\ Volatility)}$$

إذا كانت القيم المستقبلية للمسافة إلى الفشل معلومة فإن احتمال الفشل المتوقع سيكون ببساطة احتمال أن تكون القيمة النهائية أو الأخيرة للأصل أقل من نقطة الفشل (كما تبينه المساحة المضللة في الشكل 02)، لكن من الناحية العملية يصعب قياس القيم المستقبلية للمسافة إلى الفشل، بينما يمكن حساب قيم المسافة إلى الفشل لفترات سابقة في شكل عدد انحرافات القيمة السوقية للأصل عن نقطة الفشل، ثم استخدام هذه القيم التاريخية لتحديد احتمال الفشل لفترات مستقبلية متوافقة إلى حد ما مع الفترات التاريخية.[54]

ج- الخطوة الثالثة: حساب احتمال عدم السداد: نحصل على العلاقة بين المسافة إلى الفشل واحتمال الفشل من خلال البيانات التاريخية لتكرارات الفشل والإفلاس لفترة لا تقل عن عشرين سنة، ومن خلال هذه البيانات يمكن صياغة جدول بحث أو جدول تكرارات يربط بين احتمال الفشل ومختلف مستويات المسافة إلى الفشل.[55]

ولنفترض أننا نريد تقدير احتمال فشل شركة ما في العام المقبل من أجل مسافة إلى الفشل تساوي 07 (أي أن عدد الانحرافات المعيارية عن نقطة الفشل يساوي 07)، نبحث في البيانات التاريخية حول احتمال الفشل خلال العام المقبل لعدة شركات مماثلة للشركة محل الدراسة من أجل مسافة فشل تساوي 07، فنجد الإجابة تقدر بحوالي 05 نقاط أساسية أي احتمال فشل 05% أو ما يعادل تصنيف AA،[56] ونحن نعلم مدلول التصنيف AA الخاص بشركة Moody's.

إن قياس احتمال الفشل خلال فترة زمنية معينة يساعد البنك أو بالأحرى إدارة الائتمان على اتخاذ القرار بشأن منح الائتمان من عدمه، وهو ما يجعل البنك قادرا على إدارة المخاطر الائتمانية إلى حد كبير، وذلك من خلال توجيه المبالغ المخصصة للائتمان إلى طالبي الائتمان الأقل احتمالا للفشل، ما يساهم في النهاية في تخفيض المخاطر الائتمانية أو في رفع العائد وبالتالي تحسين كفاءة المحفظة الائتمانية للبنك، وما نلاحظه في هذا النموذج صعوبة تحديد احتمال الفشل، كونه يحتاج إلى القيم المستقبلية للمتغيرات التي يتضمنها في ظل بيئة تتميز بعدم الاستقرار، وبالتالي يحتاج البنك إلى خبرة كبيرة وموارد بشرية مؤهلة جدا وموارد مالية وأدوات وبرامج متطورة كفيلة بتذليل هذه الصعوبة، ويحتاج أيضا إلى دراية واسعة بالبيئة ومختلف عناصرها التي يمكن أن تؤثر على قيمة هذه المتغيرات، وإذ يمكن أن نجد أغلب هذه المتطلبات في مؤسسة مالية مثل شركة Moody's لكن غالبا ما يتعذر إيجادها في بنوك صغيرة وحديثة، هذا من جهة داخل البنك، أما من الجهة الأخرى فإن وجود سوق مالي كفء يساعد على التقييم الصحيح والسريع لأسهم الشركات، ويساعد أيضا على التنبؤ بالقيم السوقية للأسهم باستخدام الأساليب الحديثة والشائعة وعلى سبيل المثال استخدام التحليل الفني بمختلف أدواته.

4. 4. 2. نموذج Credit Metrics

الفشل، كونه يحتاج إلى القيم المستقبلية للمتغيرات التي يتضمنها في ظل بيئة تتميز بعدم الاستقرار، وبالتالي يحتاج البنك إلى خبرة كبيرة وموارد بشرية مؤهلة جدا وموارد مالية وأدوات وبرامج متطورة كفيلة بتذليل هذه الصعوبة، ويحتاج أيضا إلى دراية واسعة بالبيئة ومختلف عناصرها التي يمكن أن تؤثر على قيمة هذه المتغيرات، وإذ يمكن أن نجد أغلب هذه المتطلبات في مؤسسة مالية مثل شركة Moody's لكن غالبا ما يتعذر إيجادها في بنوك صغيرة وحديثة، هذا من جهة داخل البنك، أما من الجهة الأخرى فإن وجود سوق مالي كفء يساعد على التقييم الصحيح والسريع لأسهم الشركات،

ويساعد أيضا على التنبؤ بالقيم السوقية للأسهم باستخدام الأساليب الحديثة والشائعة وعلى سبيل المثال استخدام التحليل الفني بمختلف أدواته.

4. 4. 2. **نموذج** Credit Metrics

تم تطوير نموذج Credit Metrics في الأصل سنة 1997 من قبل البنك الأمريكي JP Morgan وشارك في دعمه كل من شركة KMV وخمس مراكز مالية رائدة، يسمح هذا النموذج بحساب خسائر المحفظة المالية الناتجة عن تغير التصنيف الائتماني أو الفشل خلال فترة زمنية محددة بعام واحد.[57]

ويعتبر نموذج Credit Metrics أيضا ممن النماذج الهيكلية إذ يستخدم مقاربة Merton لتحديد احتمال فشل الشركة بناء على هيكلها المالي،[58] ويختلف عن نموذج KMV بشكل رئيسي من خلال تحديد احتمال الفشل لشركة معينة بالاعتماد على فئات التصنيف بدلا من تقدير احتمالات الفشل مباشرة، أيضا في نموذج KMV يحسب احتمال الفشل الخاص بكل مقترض بينما في نموذج Credit Metrics يفترض أن احتمالات الفشل والانتقال من فئة تصنيف إلى أخرى (يصطلح على هذا الانتقال هجرة أو ترحيل الائتمان (Credit Migration ثابتة ضمن فئات التصنيف، فكل شركة تُدرَج ضمن فئة معينة من فئات التصنيف الائتماني في فترة زمنية محددة، وعدد فئات التصنيف محدود يتم ترتيبها بحسب جودة الائتمان بما في ذلك فئة الفشل (الفئة التي ينسب إليها الشركات الفاشلة)، ثم يتم تحديد احتمالات هجرة الائتمان أي احتمالات الانتقال من فئة تصنيف إلى أخرى خلال فترة معينة (عادة سنة واحدة)، وعادة ما يتم تقديم هذه الاحتمالات في شكل مصفوفة احتمال انتقال التصنيف،[59] هذه الأخيرة تعدها وكالات التصنيف الائتماني، وبالتحديد يستمد نموذج Credit Metrics احتمالات الانتقال التي تعدها Moody's KMV بالرغم من إمكانية الحصول عليها من وكالة Standard & Poor's، أيضا هناك مؤسسات مالية تستمد احتمالات الانتقال من نماذجها الداخلية الخاصة،[60] الجدول الموالي مثال عن مصفوفة احتمال انتقال التصنيف التي أعدتها وكالة Standard & Poor's ونشرتها في أفريل 2018.

جدول 3: مصفوفة احتمال انتقال تصنيف لعام 2017 خاصة بوكالة Standard & Poor's

(%)

من / إلى	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC/C	D	NR
AAA	64.29	35.71	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
AA	0.00	92.56	4.17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.27
A	0.00	0.44	93.36	2.36	0.00	0.00	0.00	0.00	3.84
BBB	0.00	0.00	2.33	90.00	2.67	0.11	0.00	0.00	4.89
BB	0.00	0.00	0.08	3.57	80.56	4.63	0.00	0.08	11.09
B	0.00	0.00	0.00	0.00	3.56	75.88	4.14	0.98	15.54

المصدر: Diana Vazza et al. Default, Transition, and Recovery : 2017 Annual Global Corporate Default Study And Rating Transitions. S&P Global Ratings. 2018. p51.

بعد معرفة الاحتمال المتوقع لتغير التصنيف الائتماني لأي شركة مقترضة يتخذ البنك قراره بشأن منحها الائتمان، فيقوم بتمويل الشركات المقترضة التي يتوقع أن يتغير تصنيفها الائتماني إلى درجة يعتبرها البنك مؤشرا على القدرة على السداد، ويمتنع عن تمويل الشركات التي يُتوقع أن ينخفض تصنيفها الائتماني إلى درجة يعتبرها مؤشرا على عدم القدرة على السداد، وفي هذا الشأن تمتلك وكالات التصنيف الائتماني قاعدة بيانات ضخمة حول أحداث الفشل نتيجة تغير التصنيف الائتماني وهو ما يساعد البنوك في الاعتماد عليها لتحديد درجة التصنيف الأدنى التي تفصل في قرار منح الائتمان من عدمه.

5. الجانب التطبيقي للدراسة

في دراستنا الحالية سنستخدم نماذج التنبؤ بالفشل وهي الأنسب نظرا لطبيعة البيانات المتاحة لنا، تم استخدامها في العديد من الدراسات الأجنبية والعربية، وقد أشار الباحثون في هذا المجال أمثال W. Beaver في مقاله سنة 1966 و E. Altman في مقاله سنة 2000 إلى أهمية استخدام نماذج التنبؤ بالفشل لتقييم الجدارة الائتمانية، والتنبؤ بفشل وإفلاس الشركات، ولتحديد المخاطر الاستثمارية في المحفظة المالية، كما يمكن استخدامها أيضا لتحسين كفاءة المحفظة المالية للبنوك.

5 .1. مجتمع وعينة الدراسة

للقيام بدراستنا كان المجتمع المستهدف هو مجموع الشركات التي حصلت على قرض على الأقل من البنوك التجارية العاملة في الجزائر، وحصلنا على عينة ميسرة حجمها 35 شركة مقترضة من البنك الوطني الجزائري BNA، بنك الخليج الجزائر AGB، بنك نتكسيس الجزائر NATEXIS خلال الفترة 2015-2006، وتتكون هذه العينة من فئتين من الشركات: الفئة الأولى تتمثل في الشركات التي لم تتلق صعوبات في الوفاء بالتزاماتها يصنفها البنك ضمن الشركات السليمة، وعددها 23 شركة، الفئة الثانية تتمثل في الشركات التي عرفت صعوبات في سداد التزاماتها يصنفها البنك ضمن الشركات الفاشلة وعددها 12 شركة.

5. 2. **متغيرات النموذج**: اعتمادا على القوائم المالية للشركات قمنا باستخراج 16 نسبة مالية تبعا لأهميتها في تقدير خطر فشل القرض وهي المتغيرات الأكثر اعتمادا في الدراسات السابقة، نعرضها في الجدول التالي:

جدول 4: المتغيرات المستقلة المستخرجة من القوائم المالية للشركات

رمز المتغير	تعيين المتغير (النسبة المالية)
R1	الأموال الخاصة / إجمالي الديون
R2	إجمالي الديون / إجمالي الأصول
R3	الأصول المتداولة / ديون قصيرة الأجل
R4	رأس المال العامل / إجمالي الأصول
R5	النتيجة الصافية / الأموال الخاصة
R6	د ق أ / إجمالي الأصول
R7	الأصول المتداولة – المخزون / د ق أ
R8	الخصوم الثابتة / إجمالي الأصول
R9	قيم جاهزة / د ق أ
R10	المبيعات / إجمالي الأصول
R11	رأس المال العامل / المبيعات
R12	الأصول المتداولة / المبيعات
R13	قيم جاهزة / المبيعات
R14	الفائض الخام للاستغلال / إجمالي الأصول
R15	النتيجة الإجمالية قبل الفائدة والضريبة / إجمالي الأصول
R16	المخزون / المبيعات

جدول 5: المتغيرات المكونة للنموذج ومعاملاتها

المتغيرات	تعيين المتغير	المعامل
R1	الأموال الخاصة / إجمالي الديون	-0.006
R2	إجمالي الديون / إجمالي الأصول	-0.097
R4	رأس المال العامل / إجمالي الأصول	0.153
R5	النتيجة الصافية / الأموال الخاصة	5.462
R6	ديون قصيرة الأجل / إجمالي الأصول	0.989
R8	الخصوم الثابتة / إجمالي الأصول	4.380
R9	قيم جاهزة / ديون قصيرة الأجل	0.141
R10	المبيعات / إجمالي الأصول	-0.227
R11	رأس المال العامل / المبيعات	-0.366
R12	الأصول المتداولة / المبيعات	0.090
R13	قيم جاهزة / المبيعات	-0.715
R14	الفائض الخام للاستغلال / إجمالي الأصول	-4.847
R15	النتيجة الصافية قبل الفائدة والضريبة / إجمالي الأصول	-0.142
Cst	الثابت	-1.446

المصدر: تم إعداده اعتمادا على مخرجات برنامج spss23 (الملحق رقم 01)

من خلال الجدول رقم 05 تبين لنا أنه من بين 16 نسبة مالية مقترحة لبناء نموذج التنبؤ بالفشل توصل أو أبقى أسلوب التحليل التمييزي على 13 نسبة مالية الأكثر قدرة على تحديد الجدارة الائتمانية للشركات المقترضة وتمييز انتمائها إلى فئة الشركات السليمة أو فئة الشركات الفاشلة، هذه النتيجة تدعم صحة نتائج الدراسات السابقة التي اعتمدنا عليها في اختيار النسب المالية كمتغيرات مستقلة، وعليه يمكن صياغة النموذج المقترح للتنبؤ بالفشل كما يلي:

Z= -0.006 R1-0.097 R2+0.153 R4+5.462 R5+0.989 R6+4.380 R8+0.141 R9-0.227 R10-0.366 R11+0.090 R12-0.715 R13-4.847 R14-0.142 R15-1.446

نلاحظ من خلال النموذج المقترح أن المتغير الأعلى قدرة على التمييز هو R_5 (النتيجة الصافية / الأموال الخاصة) إذ لديه أكبر معامل (بالقيمة المطلقة)، وتعكس الإشارة الموجبة لقيمته العلاقة الطردية بينه وبين النقطة المميزة للشركة، فترتفع قيمة هذه الأخيرة كلما ارتفعت قيمة R_5 كما نلاحظ أيضا أن المتغير الأقل قدرة على التمييز هو R_1 (الأموال الخاصة / إجمالي الديون) إذ لديه أقل معامل (بالقيمة المطلقة)، وتعكس الإشارة السالبة لقيمة معامله العلاقة العكسية بينه وبين العلامة المميزة للشركة، فتنخفض هذه الأخيرة كلما ارتفع قيمة R_1.

تسمح هذه المعادلة بإعطاء درجة تمييزية لكل شركة مقترضة، على أساس هذه الدرجات يمكن تحديد مجال تصنيف الشركات، وبالاعتماد على مخرجات برنامج spss23 تحصلنا على المجال التالي:

جدول 6: متوسط القيم التمييزية لكل فئة

فئة الشركات	مركز الفئة (المتوسط)
السليمة	-0.710
الفاشلة	1,350

المصدر: تم إعداده اعتمادا على مخرجات برنامج spss23 (الملحق رقم 02)

من خلال الجدول السابق يمكن تحديد مجال انتماء الشركات المقترضة كما يلي:إذا كانت $Z> 1,350$ يتم تصنيف الشركة إلى فئة الشركات الفاشلة، وعليه يتخذ البنك القرار برفض منح الائتمان لهذه الشركة، إذا كانت $Z< -0,710$ يتم تصنيف الشركة إلى فئة الشركات السليمة، وبالتالي يتخذ البنك القرار بقبول منح الائتمان لهذه الشركة، إذا كانت $-0,710 < Z < 1,350$ تكون الشركة محل شك، وعليه يتطلب الحذر واستخدام أدوات أخرى مناسبة لاتخاذ قرار منح الائتمان لهذه الشركة.

ويمكن أيضا استخراج دالتي التمييز الخاصتين بالفئتين، السليمة والفاشلة على التوالي: (الملحق رقم 03)

أولا: دالة التمييز الخاصة بالشركات السليمة Z_1

Z_1= -0.010 R1+2.868 R2+10.433 R4+8.766 R5+11.964 R6+8.371 R8+0.235 R9+0.884 R10-0.399 R11+0.108 R12+0.313 R13-18.653 R14-0.918 R15-7.320

ثانيا: دالة التمييز الخاصة بالشركات الفاشلة Z_2

Z_2= -0.022 R1+2.668 R2+10.749 R4+20.021 R5+14.002 R6+17.395 R8+0.527 R9+0.416 R10-1.153 R11+0.293 R12-1.159 R13-28.639 R14-1.211 R15-10.958

وبالاعتماد على هاتين الدالتين Z_1 ، Z_2 يمكن حساب الدرجة التمييزية لكل شركة مقترضة ثم اتخاذ القرار بشأن انتمائها لإحدى الفئتين، بحيث تنتمي الشركة المقترضة الجديدة إلى الفئة التي تحقق درجتها التمييزية أعلى درجة.

جدول 7: نتائج تصنيف النموذج المقترح للتنبؤ بالفشل

	نتائج التصنيف		المجموع
	0	1	
عدد الشركات الفاشلة	8	2	10
عدد الشركات السليمة	2	17	19
نسبة الشركات الفاشلة	٪80	٪20	٪100
نسبة الشركات سليمة	٪10.5	٪89.5	٪100

المصدر:تم إعداده اعتمادا على مخرجات برنامج spss23 (الملحق رقم 04)

نلاحظ أن نموذج التحليل التمييزي استبعد ست شركات من بناء نموذج التنبؤ بالفشل بسبب بياناتها المفقودة، ومن خلال الجدول السابق نلاحظ أنه من بين 10 شركات فاشلة توصل النموذج إلى وجود 08 شركات فاشلة بنسبة تصنيف صحيح بلغت 80% وشركتين سليمتين بنسبة تصنيف خاطئ بلغت 20%، وأنه من بين 19 شركة سليمة توصل النموذج إلى وجود 17 شركة سليمة بنسبة تصنيف صحيح بلغت 89.5% وشركتين فاشلتين بنسبة تصنيف خاطئ بلغت 10.5%، وحسب هذه النتائج فإن نسبة التصنيف الإجمالية مقبولة حيث بلغت نسبة التصنيف الصحيح للنموذج ككل 86.2%.

يمكننا أيضا تقييم دقة النموذج المقترح على أساس نسب أخطاء النوع الأول والنوع الثاني، تقيس أخطاء النوع الأول Type I errors نسبة التصنيف الخاطئ للشركات الفاشلة والتي صُنفت على أنها غير فاشلة، وتقيس أخطاء النوع الثاني Type II errors نسبة التصنيف الخاطئ للشركات السليمة والتي صُنفت على أنها غير سليمة، وكما نلاحظ نتائج الجدول7 أظهرت أن نسبة التصنيف الخاطئ من النوع الأول بلغت 20%، بينما بلغت نسبة التصنيف الخاطئ من النوع الثاني 10.5%، وبالتالي يُعتبر النموذج المقترح مقبولا جدا من حيث قدرته التنبؤية بالفشل.

يرجع التصنيف الخاطئ إلى وجود متغيرات أخرى سواء كانت نسبا مالية أو متغيرات غير مالية، تساهم في تقييم الجدارة الائتمانية للشركات المقترضة ولم نتمكن من إدراجها في النموذج المتحصل عليه من خلال هذه الدراسة، وقد تكون أيضا بسبب صغر حجم العينة مقارنة بالمجتمع الممكن، فالدراسات السابقة وخاصة الأجنبية منها تعتمد على حجم عينات كبير جدا نظرا لسهولة حصولهم على البيانات اللازمة، مقارنة بالدراسات العربية عموما التي تتميز بصعوبة حصول الباحث على هذا النوع من البيانات؛

كما نعتقد أيضا أن سبب عدم كفاية نماذج التنبؤ بالفشل لإدارة مخاطر الائتمان هو عدم صلاحيتها لكل زمان ومكان، وعليه يبقى تطويرها وتحسينها بشكل مستمر أمر ضروري، وكذا تدعيمها بمعايير أخرى تساهم في تقييم الجدارة الائتمانية لتدارك هذا التصنيف الخاطئ؛

والأمر المؤكد من بين الأسباب التي ذكرنا هو أن التغير السريع في البيئة المصرفية له دور كبير في بقاء نسب التصنيف الخاطئ لأي نموذج تنبؤ بالفشل.

6. خاتمة

كان سؤالنا الرئيسي حول مدى إمكانية استخدام نماذج اتخاذ قرار منح الائتمان في الحد من مخاطر الائتمان في البنوك التجارية العاملة في ولاية الشلف؟ ومن خلال هذه الدراسة توصلنا إلى عدة نماذج صنفناها في أربعة أقسام هي: نماذج تقليدية، نماذج التنبؤ بالفشل، نماذج معيارية ونماذج هيكلية؛

اعتمدنا على نماذج التنبؤ بالفشل على عينة تتكون من 35 شركة مقترضة من البنوك التجارية العاملة في ولاية الشلف (BNA –AGB–NATEXIS) خلال الفترة 2015-2006، تتضمن 23 شركة سليمة و12 شركة فاشلة، وباستخدام نموذج التحليل التمييزي توصلنا إلى نموذج مقترح للتنبؤ بالفشل يتكون من 13 متغير تم اختيارها من بين 16 متغير حسب الأكثر دلالة في التنبؤ بالفشل. حقق قدرة تنبؤ إجمالية بلغت 86.2 %وهي نسبة تصنيف مقبولة جدا، وبالتالي يمكن الاعتماد على هذا النموذج لاتخاذ قرار منح الائتمان في البنوك التجارية محل الدراسة، وعليه فالفرضيات التي وضعناها في بداية هذه الدراسة صحيحة.

ومنه نقول أن نماذج التنبؤ بالفشل تساهم في الحد من مخاطر الائتمان في البنوك التجارية العاملة في ولاية الشلف، وفي تحسين كفاءة محافظها الائتمانية.

توصيات: مع وجود نسبة تصنيف خاطئ من الضروري تخفيضها أقل ما يمكن وعليه نوصي بما يلي:

-تجدر الإشارة إلى أن النماذج المقترحة لاتخاذ قرار منح الائتمان في البنوك التجارية العاملة بالجزائر من خلال الدراسات السابقة (العربية منها) ودراستنا الحالية قد اعتمدت على حجم عينات صغير جدا وعلى قاعدة بيانات ضعيفة مقارنة بتلك التي اعتمدت عليها الدراسات الأجنبية، وهذا بسبب صعوبة الحصول على البيانات من قبل الباحثين، ولهذا ينبغي أن تقوم السلطة المعنية (قد تكون بنك الجزائر أو وزارة المالية أو وزارة الإحصاء والاستشراف) أو أي جهة

رسمية مركزية (مديرية البحث العلمي، الديوان الوطني للإحصائيات ...) بتوفير قاعدة بيانات تشمل أكبر عدد ممكن من البنوك، ويمكن أن تمس كامل مجتمع الدراسة أي كل البنوك التجارية، وتسهل على المؤسسات الأكاديمية ومراكز البحث الوصول إلى هذه البيانات ليتم بناء نماذج حديثة أكثر شمولية ونتائجها ذات قدرة تنبؤية عالية وتكون قابلة للتعميم، ويساهم هذا في جعل طبيعة النماذج المقترحة أكثر واقعية تعكس إلى حد كبير واقع النشاط الائتماني في الاقتصاد الجزائري، وفي الوقت الراهن يمكن الاعتماد على قواعد البيانات المتعلقة بالمقترضين المتوفرة لدى كل من مصلحة مركزية المخاطر، المركز الوطني للسجل التجاري، صندوق ضمان القروض للمؤسسات الصغيرة والمتوسطة، مديرية الضرائب.

- استخدام أساليب أو نماذج أخرى لتغطية نسب التصنيف الخاطئ كاستخدام النماذج الكيفية إلى جانب نماذج التنبؤ بالفشل.

- تدريب الموظفين باستمرار على استخدام التقنيات والاستراتيجيات الحديثة لإدارة المخاطر الائتمانية وإنشاء مخابر ومراكز بحث تابعة لكل بنك أو مركز مشترك تُعنى به كل المنظومة المصرفية للبحث والاطلاع عن مختلف النماذج الحديثة المستخدمة لاتخاذ قرار منح الائتمان ودراسة إمكانية ومتطلبات تطبيقها في ظل البيئة المصرفية الجزائرية.

- تبعا للتوصية الأولى فقد ظهر حديثا (منذ أقل من عقد من الزمن) ما يسمى بالبيانات الضخمة Big Data ويطلق عليها أيضا البيانات الكبيرة، يقصد بها تلك البيانات التي يصعب التعامل معها (من حيث جمعها، تخزينها، إدارتها وتحليلها ...) بواسطة نظم إدارة قواعد البيانات التقليدية نظرا لتعدد مصادرها وتنوعها الكبير وتغيرها بشكل سريع، وتتطلب أدوات وأساليب جديدة لمعالجتها بطريقة فعالة، وفي هذا الشأن وبغية الاستفادة منها، نوصي أن تتكفل جهة رسمية مركزية كالديوان الوطني للإحصائيات أو مديرية البحث العلمي أو وزارة الإحصاء والاستشراف بإنشاء فِرق بحث ومجموعات عمل لدراسة استخدام هذه البيانات في مختلف المجالات من قبل أصحاب القرار، واستخدامها أيضا لاتخاذ مختلف القرارات لصالح النظام البنكي الجزائري ومنها قرارات منح الائتمان، وبذلك فإننا ننتقل من استخدام البيانات والمعلومات المنظمة في ملفات وجداول وغيرها والتي لا تشكل إلا حوالي 10% من إجمالي البيانات التي تُنتج باستمرار في العالم إلى استخدام البيانات الضخمة، وقد يمكننا هذا من الوصول إلى نماذج عالية الدقة من حيث التنبؤ وصالحة للتطبيق الواسع زمانا ومكانا.

تضارب المصالح

❖ يعلن المؤلفون أنه ليس لديهم تضارب في المصالح.

قائمة الملاحق

الملحق رقم 01

Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
الأموال الخاصة/ إجمالي الديون	-,006
إجمالي الديون / إجمالي الأصول	-,097
رأس المال العامل / إجمالي الأصول	,153
النتيجة الصافية / الأموال الخاصة	5,462
د ق أ / إجمالي الأصول	,989
الخصوم الثابتة / إجمالي الأصول	4,380
قيم جاهزة / د ق أ	,141
المبيعات / إجمالي الأصول	-,227
رأس المال العامل / المبيعات	-,366
الأصول المتداولة / المبيعات	,090
قيم جاهزة / المبيعات	-,715
الفائض الخام للاستغلال / إجمالي الأصول	-4,847
النتيجة الإجمالية قبل الفائدة والضريبة / إجمالي الأصول	-,142
(Constant)	-1,446

الملحق رقم 02

Functions at Group Centroid

	Function
etat d'entreprise	1
فاشلة	1,350
سليمة	-,710

discriminant Unstandardized canonical functions evaluated at group means

الملحق رقم 03

Classification Function Coefficients

	etat d'entreprise	
	فاشلة	سليمة
الأموال الخاصة/ إجمالي الديون	-,022	-,010
إجمالي الديون / إجمالي الأصول	2,668	2,868
رأس المال العامل / إجمالي الأصول	10,749	10,433
النتيجة الصافية / الأموال الخاصة	20,021	8,766
د ق أ / إجمالي الأصول	14,002	11,964
الخصوم الثابتة / إجمالي الأصول	17,395	8,371
قيم جاهزة / د ق أ	,527	,235
المبيعات / إجمالي الأصول	,416	,884
رأس المال العامل / المبيعات	-1,153	-,399
الأصول المتداولة / المبيعات	,293	,108
قيم جاهزة / المبيعات	-1,159	,313
الفائض الخام للاستغلال / إجمالي الأصول	-28,639	-18,653
النتيجة الإجمالية قبل الفائدة والضريبة / إجمالي الأصول	-1,211	-,918
(Constant)	-10,958	-7,320

Fisher's linear discriminant functions

الملحق رقم 04

Classification Results[a]

			Predicted Group Membership		Total
		etat d'entreprise	متعثرة	سليمة	
Original	Count	فاشلة	8	2	10
		سليمة	2	17	19
	%	فاشلة	80,0	20,0	100,0
		سليمة	10,5	89,5	100,0

a. 86,2% of original grouped cases correctly classified.

المراجع

1- Beaver (1966). W. H. Financial ratios as predictors of failure. Journal of accounting research. (4). pp 71-111.

2- ALTMAN (1968). Edward I. Financial ratios. discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. The journal of finance. vol. 23. no 4. pp 589-609.

3- Altman. E. I. (2013). Predicting financial distress of companies: revisiting the Z-score and ZETA® models. In Handbook of research methods and applications in empirical finance. Edward Elgar Publishing.

4- Altman. E. I., Esentato. M., & Sabato. G. (2020). Assessing the credit worthiness of Italian SMEs and mini-bond issuers. Global Finance Journal. 43. pp 1-22.

5- Ohlson. J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. Journal of accounting research. 18(1). pp 109-131.

6- JEFF. Bohn et PETER. Crosbie (2003). Modeling Default Risk-White Paper. San Fransisco: Moody's KMV. pp 01-31.

7- Mohamed Touati-Tliba (2003). Modèles d'Aide à la Décision d'Octroi de Crédits et Performance du Portefeuille Crédit des Banques Publiques Algériennes. revue des Sciences Commerciales et de Gestion. n01. pp 73-100.

8- ABDULLAH. Nur et al (2008). Predicting corporate failure of Malaysia's listed companies: Comparing multiple discriminant analysis. logistic regression and the hazard model. International Research Journal of Finance and Economics. vol. 15. pp 201-217.

9- بن عمر خالد (2011)، دراسة النماذج الحديثة لقياس مخاطر الائتمان لدى البنوك التجارية دراسة حالة البنوك التجارية الجزائرية، أطروحة دكتوراه في العلوم الاقتصادية، جامعة بومرداس، الجزائر.

10- ميدون أحلام وآخرون (2015)، مساهمة النماذج الداخلية في إدارة مخاطر القروض البنكية دراسة حالة البنك العربي الجزائر، مجلة دراسات اقتصادية، العدد 02، ص ص24-09.

11- Oz. Ibrahim Onur & Yelkenci. T (2017). A theoretical approach to financial distress prediction modeling. Managerial Finance. 43(2). pp 212-230.

12- بشيري عفاف (2018)، مدى مساهمة النماذج الرياضية في إدارة مخاطر الائتمان للمحافظ الاستثمارية دراسة مجموعة من البنوك التجارية الجزائرية، أطروحة دكتوراه في العلوم الاقتصادية، جامعة المسيلة، الجزائر.

13- نصرالدين قارة عشيرة وآخرون (2019)، نحو نموذج للتنبؤ بتعثر الشركات المقترضة من البنوك التجارية العاملة في الجزائر: حالة البنك الوطني الجزائري، بنك الجزائر الخليج، بنك NATIXIS، مجلة رؤى اقتصادية، 09(02)، جامعة الوادي، الجزائر، ص ص177-188.

14- Suleiman M. Abbadi et al (2013). Methods of Evaluating Credit Risk used by Commercial Banks in Palestine. International Research Journal of Finance and Economics. Issue 111. p151.

15- Kara Achira. N.E & Habbar. A (2020). Towards a model for predicting the failure of corporates borrowers from commercial banks working in Chlef: case of BNA. AGB. Natixis Bank. Les Cahiers du Cread. 36(02). p09.

16- Beaver. William H. Op-cit. p71.

17- Altman. Edward I. et al (2006). Corporate financial distress and bankruptcy: Predict and avoid bankruptcy. analyze and invest in distressed debt. 3rd Edition. John Wiley & Sons. Inc. New York. P4.

18- BEAVER. William H. Op-cit. P 101.

19- Altman. E. I.. Esentato. M.. & Sabato. G. Op-cit. p 10.

20- بن عمر خالد، مرجع سبق ذكره، ص171.

21- Fisher. R. A (1936). The use of multiple measurements in taxonomicproblems. Annals of human genetics. 7(2). pp. 179-188.

22- Fisher. R. A (1938). The statistical utilization of multiple measurements. Annals of eugenics. 8(4). pp 376-386.

23- ريتشارد جونسون وآخرون (1998)، ترجمة عبد المرضي حامد عزام، التحليل الإحصائي للمتغيرات المتعددة من الوجهة التطبيقية، دار المريخ، المملكة العربية السعودية، ص 738.

24- عز الدين حيدر وآخرون، (2013)، استخدام التحليل التمييزي في تصنيف العملاء المصرفيين الاعتباريين (الشركات) دراسة ميدانية على المصرف الصناعي السوري، مجلة جامعة تشرين للبحوث والدراسات العلمية، سلسلة العلوم الاقتصادية والقانونية، المجلد 35، العدد 04، ص249.

25- Altman. E. I. Financial ratios. discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. Op-cit. p 592.

26- نصر الدين قارة عشيرة وآخرون (2017)، نحو نموذج لتسير وتقدير مخاطر القروض البنكية باستخدام طريقة القرض التنقيطي دراسة حالة بنك الفلاحة والتنمية الريفية معسكر، مجلة المنتدى للدراسات والأبحاث الاقتصادية، 01(01)، جامعة الجلفة، الجزائر، ص36.

27- بن عمر خالد، مرجع سبق ذكره، ص184.

28- Stefan Trueck and Svetlozar T (2009). Rachev. Rating Based Modeling of Credit Risk : Theory and Application of Migration Matrices. USA. p22.

29- عادل بن أحمد بن حسن بابطين (2008)، الانحدار اللوجستي وكيفية استخدامه في بناء نماذج التنبؤ للبيانات ذات المتغيرات التابعة ثنائية القيمة، أطروحة دكتوراه تخصص إحصاء وبحوث، جامعة أم القرى، المملكة العربية السعودية، ص11.

30- Stefan Trueck and Svetlozar T. Rachev. Op-cit. p22.

31- خليفة الحاج وآخرون (2017)، تقدير نموذج إحصائي للتنبؤ بمخاطر الفشل المالي للمؤسسات بواسطة التحليل اللوجستي دراسة تطبيقية على عينة من المؤسسات خلال الفترة 2014-2009، مجلة رؤى اقتصادية، العدد12، جامعة الشهيد حمة لخضر، الوادي، الجزائر، ص256.

32- عادل بن أحمد، مرجع سبق ذكره، ص51.

33- علي أبشر فضل المولى سليمان (2015)، المقارنة بين التحليل التمييزي والنموذج اللوجستي الثنائي ونماذج الشبكات العصبية في تصنيف المشاهدات، أطروحة دكتوراه في علوم الإحصاء، جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا، السودان، ص 31.

34- مداني بن شهرة وآخرون (2015)، استخدام أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بحجم المبيعات في المؤسسة الجزائرية، مجلة الإستراتيجية والتنمية، المجلد 05،العدد 08، جامعة مستغانم، الجزائر، ص67.

35- بوجعادة إلياس وآخرون (2016)، استخدام الشبكات العصبونية الاصطناعية في دعم القرارات المالية في البنوك التجارية، مجلة الباحث الاقتصادي، المجلد04 العدد06، جامعة 20 أوت 1955 - سكيكدة، الجزائر، ص278.

36- خليل إبراهيم السيف وآخرون (2010)، اعتماد الشبكات العصبية لتمييز جنس المتكلم، مجلة الرافدين لعلوم الحاسبات والرياضيات، المجلد07، العدد03، جامعة الموصل، العراق، ص49.

37- زكريا يحي الجمال وآخرون (2012)، مقارنة التنبؤ باستخدام شبكة الانحدار العصبية المعممة بأسلوب الشبكات العصبية وتحليل الانحدار، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، المجلد12، العدد 21، ص236.

38- طاهر ريسان دخيل (2008)، استخدام الشبكات العصبية لأغراض التمييز، مجلة العلوم الاقتصادية والإدارية، المجلد14، العدد52، جامعة بغداد، العراق، ص250.

39- WEST. David (2000). Neural network credit scoring models. Computers & Operations Research. vol. 27. no 11-12. p 1135.

40- بن سويسي حمزة، دور وكالات التصنيف الائتماني في حدوث الأزمات المالية وانعكاسات ذلك على الاقتصاد الجزائري، مجلة الحقيقة، المجلد15، العدد 38، جامعة أحمد دراية، الجزائر، 2016، ص496.

41- معهد الدراسات المصرفية، التصنيفات الائتمانية، إضاءات مالية ومصرفية، العدد الرابع، نوفمبر 2010، ص3.

42- LARCKER. David et TAYAN. Brian. (2016). Corporate governance matters: A closer look at organizational choices and their consequences. Pearson Education. PP 434-435.

43- بن علي بلعزوز وآخرون، إدارة المخاطر، الطبعة الأولى، دار الوراق، الأردن، 2013، ص ص-243 244.

44- ديفيد لاركر وبريان تيان، ترجمة عبد الله بن ناصر أبوثنين وسعد بن عبد الله الكلابي، مسائل في حوكمة الشركات: نظرة فاحصة على الخيارات التنظيمية وتبعاتها، مركز البحوث والدراسات، الرياض، 2017، ص ص-501 502.

45- Duffie, Darrell, and Kenneth J. Singleton (2003). Credit risk: pricing, measurement, and management. Princeton University Press, p53.

46- Lütkebohmert, Eva (2009). Concentration risk in credit portfolios. Springer Science & Business Media, Germany, p29.

47- Angelo Arvanitis and Jon Gregory (2001). Credit : The Complete Guide to Pricing, Hedging and Risk Management. Risk Books, Great Britain, p21.

48- Das, Satyajit, ed (1998). Credit derivatives: trading & management of credit & default risk. Wiley, pp 305-306.

49- JEFF, Bohn et PETER, Crosbie, Op-cit, p10.

50- Das, Satyajit, ed, Op-cit, P309.

51- JEFF, Bohn et PETER, Crosbie, Op-cit, pp 13-14.

52- Cécile Kharoubi et al (2016). Analyse du Risque de Crédit Banque & Marchés. 2ème édition, RB Edition, Paris, p21.

53- Angelo Arvanitis and Jon Gregory, Op-cit, P21.

54- JEFF, Bohn et PETER, Crosbie, Op-cit, p14.

55- Das, Satyajit, ed, Op-cit, p310.

56- Ibid, p311.

57- Colquitt, Joetta (2007.) Credit risk management: How to avoid lending disasters and maximize earnings. Mc Graw-Hill, p 275.

58- Angelo Arvanitis and Jon Gregory, Op-cit, p21.

59- Lütkebohmert, Eva , Op-cit, P30.

60- Colquitt, Joetta, Op-cit, P278.

كيفية الإستشهاد بهذا المقال حسب أسلوب APA :

نصر الدين قارة عشيرة وآخرون، (2021)، نمذجة اتخاذ قرار منح الائتمان في البنوك التجارية العاملة في ولاية الشلف، مجلة الأكاديمية للدراسات الاجتماعية والإنسانية، المجلد 13، العدد 01، جامعة حسيبة بن بوعلي بالشلف، الجزائر، الصفحات : 51-65