التنبؤ بتعثر الشركات المقترضة باستعمال نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية : دراسة حالة بنك الجزائر الخارجي

فيلالي طارق*

الملخص

تهدف هذه الدراسة إلى تطوير نموذج يمكن البنوك التجارية العاملة في الجزائر بشكل عام من التنبؤ بتعثر الشركات المقترضة وهذا من أجل مساعدتها في اتخاذ قرارات الاقراض، وبغية الوصول الى ذلك قام الباحث بتشكيل قاعدة بيانات مكونة من مجموعة من المتغيرات المالية وغير المالية على حد سواء انطلاقا من القوائم المالية والوثائق التكميلية المدرجة في ملف طلب القرض المقدم من طرف عينة مكونة من 60 مؤسسة مقترضة قسمت بالتساوي الى مؤسسات سليمة وأخرى متعثرة. وقد تم اخضاع بيانات الدراسة الى سلسلة من الاختبارات الاحصائية باستخدام برنامج SPSS وذلك بغية تحديد الخصائص الوصفية لأفراد العينة والتأكد من مدى ملائمة هذه البيانات لتطبيق نموذج قياس المخاطر الائتمانية المتبع في هذه الدراسة. وقد أظهرت نتائج الدراسة أن تطبيق نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية قد حقق نسب تصنيف صحيح وصلت دقتها إلى غاية 100% من اجمالي المؤسسات المصنفة، الأمر الذي من شأنه مساعدة البنوك التجارية العاملة في الجزائر على التحكم الأمثل في مخاطر القروض وبالتالي اتخاذ قرار ائتماني سليم.

الكلمات المفتاحية : تقييم وتسيير مخاطر القروض، طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية، التعثر، قرار الاقراض.

تصنيف JEL: C45, G17.

Predicting default risk of lending companies using artificial neural network models case of Algerian Exterior Bank.

Abstract

This study aims to develop bankruptcy prediction model which can be used by commercial banks operating in Algeria in lending's decisions. To achieve this objective the researcher formed a database from a set of financial and non-financial variables that have been extracted from the financial statements and supplementary documents listed in the loan request submitted by a sample made up of 60 borrowed companies divided equally to unstressed and distressed companies. This data has been subjected to the process of statistical analysis using SPSS in order to determine the descriptive characteristics of the members of the sample and ensure the suitability of this data to the application of modern models used in the credit risk measurement such as artificial neural network model. The results of the study have shown that the accuracy rate of final prediction using our model is found to be 100%, which would help commercial banks operating in Algeria to rationalize the credit decision making process.

Key words: Credit risk management, Artificial Neural Network, Bankruptcy, Lending's decision.

JEL classification: C45, G17.

* أستاذ محاضر، كلية العلوم الاقتصادية، التجارية وعلوم التسيير، جامعة الجيلالي ليابس–سيدي بلعباس– ، tarekfilali@hotmail.fr

i. مقدمة:

تعتبر البنوك من المؤسسات الربحية في المقام الأول، إلا انه لا يمكن بأي حال من الأحوال تجاهل دورها في عملية التنمية الاقتصادية والاجتماعية في البلد، فالبنك يمنح تمويلا أو تسهيلا ائتمانيا للعملاء للثقة التي يوليها إياهم، فهو بذلك يضع تحت أيديهم جزء من موارده المالية ليتصرفوا بها في شتى المجالات الاقتصادية والتنموية، وبما أن التسهيلات الائتمانية هي تنازل من البنوك عن بعض من مواردها المالية لصالح العملاء فان ذلك يستلزم من هذه البنوك أن تضع نظم وخطط وسياسات لضبط عملية منح هذه الأموال وذلك لعدة أسباب أولها وأهمها ضمان حق البنك لدى العملاء من أجل المحافظة على موارد البنك وضبطها. ومع التحولات الجذرية التي مست النشاط الاقتصادي ككل والنشاط المصرفي على وجه الخصوص نتيجة اقتحام المصارف لأسواق جديدة وتأديتها لوظائف حديثة تتميز بدرجة عالية من التعقيد والتطور خاصة مع الثورة التكنولوجية التي أحدثتها العولمة الاقتصادية والمالية، وهذا ما خلق تغيرات جلية مست النشاط الاقتصادي من جهة نذكر منها عمليات الخوصصة وتطبيق برامج الإصلاح الإقتصادي وتحرير التجارة العالمية وخاصة تجارة الخدمات، كما مست النشاط المالي للبنوك والمؤسسات المالية ايضا وهذا ما عرف بالعولمة المالية والتي زادت معها المعاملات النقدية والمالية في أسواق رأس المال العالمية، ما أدى الى ظهور معاملات جديدة في مجال الصرف والاستثمار في الأوراق المالية ضف الى ذلك تعاظم دور البنوك في تمويل التجارة الدولية، وظهور مستحدثات مالية ومصرفية جديدة. وعلى الرغم من هذه التطورات الإيجابية، فإن هناك بعض الأزمات التي شهدها القطاع المالي سواء في الدول النامية أوالمتقدمة، والتي أثرت سلبيا على اقتصاديات تلك الدول، هذا وقد نلحظ أن معظم الأزمات المالية والاقتصادية كانت مشاكل البنوك السبب الرئيس في قيامها، حيث أرجع الخبراء ذلك إلى تزايد المخاطر المصرفية وعلى رأسها المخاطر الناتجة عن الائتمان، ونظرا للارتباط الوثيق بين العمل المصرفي والمخاطر وجب على البنوك التجارية اتخاذ مجموعة من الاجراءات والتدابير الرقابية بغية الحد من تلك المخاطر المصرفية وهذا عن طريق تحري الدقة في اختيار العملاء واتخاذ الضمانات الكافية، كما لا يجب اهمال دور البنك المركزي باعتباره حجر الأساس في هرم السلطة النقدية، والمتمثل في الحد من المخاطر المصرفية وذلك عن طريق أدوات الرقابة المختلفة على الائتمان، اضافة الى ضبط أداء البنوك على النحو الذي يضمن سلامة مراكزها المالية ويحول دون تعرضها للانهيار. من هذا المنطلق سيحاول الباحث الاجابة على الاشكالية التالية:

هل يمكن استعمال مناهج الذكاء الاصطناعي لقياس مخاطر تعثر المؤسسات المقترضة على مستوى البنوك التجارية العاملة في الجزائر ؟

وبغية الاحاطة بكافة جوانب الدراسة يمكن الاستعانة بالأسئلة الفرعية التالية:

- هل توجد علاقة ذات دلالة احصائية بين المخاطرة الائتمانية ومتغيرات الدراسة المالية؟
- هل توجد فروق ذات دلالة احصائية بين دقة نماذج الدراسة الخاصة بكل سنة من سنوات نشاط المؤسسات المقترضة ؟

ii. محتوى الدراسة:

I. فرضيات وأهداف الدراسة:

أ. فرضيات الدراسة:

لتحقيق أهداف الدراسة، قام الباحث بصياغة ثلاثة فرضيات رئيسية تتعلق في الغالب بدرجة استخدام المعلومات المالية وغير المالية في عملية تقييم وادارة مخاطر الائتمان من أجل اتخاذ قرار ائتماني سليم، وجاءت فرضيات الدراسة على الشكل التالي:

- هناك علاقة ذات دلالة احصائية بين المخاطرة الائتمانية وبين متغيرات الدراسة المالية.
- لا توجد فروق ذات دلالة احصائية بين دقة وثبات نتائج تصنيف المؤسسات المقترضة وفق نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية المعتمد على بيانات خاصة بنشاط المؤسسات المقترضة لسنة سابقة أو حسب النماذج المعتمدة على بيانات خاصة بنشاط المؤسسات المقترضة لثلاثة سنوات سابقة.

ب. أهداف الدراسة:

تهدف هذه الدراسة إلى:

- تحديد مصادر العلاقة بين المخاطرة الائتمانية وبين متغيرات الدراسة المالية.
- تحديد الفروق الموجودة بين دقة وثبات نتائج نماذج الدراسة المختلفة.

تجدر الاشارة الى أن الباحث سيتناول في هذه الدراسة طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية والتي تعتبر أحد أشهر وأهم الطرق الاحصائية المستخدمة في قياس المخاطر الائتمانية وأكثرها اعتمادا على مناهج الذكاء الاصطناعي والتي تعرف بقابليتها العالية على التعلم ومواجهة المشاكل الرياضية والمنطقية التي يصعب على الطرق الاحصائية الأخرى التعامل معها. وقبل الشروع في عملية التحليل الاحصائي لمتغيرات الدراسة المختارة وجب علينا التطرق لشرح وتعريف مجموعة من المفاهيم الأساسية المتعلقة بهذه التقنية الاحصائية.

II. الجانب النظري للدراسة:

سيحاول الباحث في هذا العنصر ادراج احاطة نظرية لمختلف عناصر ومتغيرات الدراسة مع التركيز على ايضاح نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية

1) عموميات حول الشبكات العصبية الاصطناعية:

يندرج تحليل الشبكات العصبية ضمن الدراسات الخاصة بالذكاء الاصطناعي والتي تهدف إلى محاكاة العقل البشري في كيفية معالجة المشاكل الرياضية والمنطقية المختلفة، حيث يسمح هذا الأخير بتخزين المعلومات حول التجارب السابقة، ليقوم على أساسها بإيجاد حلول لمشاكل مستقبلية.

أ. تعريف الشبكة العصبية الاصطناعية:

في ظل الدراسات المهتمة بالنماذج الرياضية المعقدة، ظهرت مناهج إحصائية جديدة بإمكانها حل المشاكل الرياضية المختلفة تسمى بنماذج الشبكات العصبية الاصطناعية، وتعد هذه الأخيرة من أحدث طرق معالجة المعلومات اذ تصنف

ضمن الأبحاث الخاصة بالذكاء الاصطناعي وتستوحي ذكاءها من أسلوب التفكير البشري.[1] وبصفة عامة يمكن تعريف الشبكة العصبية الاصطناعية بأنها مجموعة مترابطة من عصبونات (عقد) افتراضية تنشئها برامج حاسوبية لتحاكي عمل الشبكة العصبية البيولوجية أو بنى إلكترونية تستخدم نماذج رياضية لمعالجة المعلومات بناء على الطريقة الاتصالية في الحوسبة. وتتألف الشبكات العصبية بشكل عام من عناصر معالجة تقوم كل واحدة منها بعمل معين، ليتحدد على اثره السلوك الكلي للشبكة وهذا من خلال الاتصال بين مختلف مكونات هذه الأخيرة.[2] ويمكن اعتبار العقدة العصبية على أنها وحدة حسابية تسمح بمعالجة حجم معين من المعلومات بهدف إعادة توزيعها على الوحدات الأخرى المشكلة للنظام العصبي، حيث تستقبل هذه الأخيرة مدخلاتها في شكل معطيات كمية حول المؤسسات المدروسة ويحسب المجموع الجبري لها، فإذا فاق ذلك المجموع عتبة معينة، يقوم بإرسال ما تحصل عليه إلى عقد أخرى في شكل مخرجات.[3] وتجدر الاشارة في هذا الصدد الى أن بحوث الذكاء الاصطناعي تعتبر من الأبحاث عالية التقنية والتخصص، ويتطلب تطبيق هذه النماذج إجراءات صعبة لفهمها ذلك أنها تعتمد في عملية تحويل المتغيرات على دوال عددية ومنطقية بالغة التعقيد، ولكن ظهور برامج الإعلام الآلي المتطورة ساعد في ازالة التعقيد والغموض عنها الأمر الذي ساهم بشكل كبير في انتشارها.

ب. نبذة عن مناهج الشبكات الاصطناعية:

تعود أصول نماذج الشبكات العصبية إلى أواخر القرن التاسع عشر، حيث كانت بدايتها مع مساهمات الأخصائي النفساني ويليام جيمس (W. James) سنة 1890 الذي وضع نظرية حول طريقة عمل الخلية العصبية وكيفية انتشار أثرها للخلايا المجاورة، ليستفيد كل من **والتر بيتس** (W. Pitts) **وماك كولوش** (McCulloch) سنة 1943 من هذه الأفكار وهذا من أجل الخروج بأول الأعمال في هذا المجال حيث سمحت أعمالهما بإنشاء شبكة حقيقية مكونة من دارات كهربائية ممثلة للخلايا العصبية الاصطناعية وتتصل هذه الخلايا فيما بينها عبر مشبك عصبي لتوليد الإشارة فيما بينها، وكان هذا النموذج قادر على حساب بعض الدوال المنطقية التي يمكن للخلية الواحدة أن تقوم بتنفيذها.[4] وبعدما تم التوصل إلى مكونات الشبكة العصبية بأكملها، أثبت **دونالد هاب** (D. Hebb) من خلال مجموعة من الدراسات امكانية دمج عدد من الشبكات العصبية المختلفة ليستفيد من ذلك **جون فون نيومان** (J. Von Neumann) والذي توصل إلى هندسة الشبكة العصبية البسيطة باعتماده على النموذج المعد سابقا من طرف والتر بيتز وماك كولوش.

بناءا على هذه الدراسات السابقة تم سنة 1957 ظهور أول نموذج عملي للشبكات العصبية وكان ذلك على يد الباحث الأمريكي **فرانك روزنبلات** (F. Rosenblatt) تحت اسم نموذج **برسبترون** (Perceptron)، اذ تم استيحاء هذا النموذج من النظام العصبي البصري، ويمكن التفرقة في هذا الصدد بين نوعين من الخوارزميات المستعملة في تدريب نموذج برسبترون ، حيث تتم هندسة النوع الأول من النموذج بالاعتماد على طبقتين اصطناعيتين متصلتين فيما بينهما بعلاقات ثنائية، في حين يقوم النوع الثاني والذي يعتبر أكثر تطورا على علاقات متعددة تربط بين مجموعة من الطبقات الخفية.[5] وتواصلت الأبحاث في هذا المجال إلى أن بينت دراسات **مينسكي وبابرت** (Minsky & Papert) سنة 1969 أن نموذج Perceptron لا يستطيع التعرف على جميع الأشكال، وتم التأكد حينها من حدوده النظرية، الأمر الذي أدخل الدراسات الخاصة بالتحليل العصبوني في سبات طويل، الى غاية سنة 1980 أين شهد هذا المجال اكتشاف أول شبكة عصبية اصطناعية قادرة على حل المشاكل المعقدة مع تجاوز حدود النموذج السابق، وقد سمي هذا النموذج المعدل بشبكة ويزارد Wisard.[6]

2) بناء نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية:

لا يمكن لطريقة التحليل العصبي الاصطناعي أن تجد سبيلا إلى النجاح إلا باستعمال أمثل للشبكات العصبية الاصطناعية والتي تتطلب ضبط العلاقة بين مكوناتها من جهة وهندستها بشكل جيد من جهة أخرى.

أ. مكونات الشبكة العصبية الاصطناعية:

تعد الشبكة العصبية الاصطناعية كأداة تحليلية تعمل وفق نظام مستوحى من نظام العقل البشري، وظيفتها الأساسية هي إيجاد حلول لمشاكل معقدة عن طريق ما يعرف بقاعدة **التعلم الذاتي** (self-learning). وتتكون تلك الشبكة من عدد كبير من العقد المرتبطة فيما بينها، إذ تمثل العقدة الوحدة الأساسية لبناء نموذج القياس. كما تعرف العقدة الاصطناعية على أنها وحدة آلية حسابية، تستقبل نبضات من وحدات مجاورة لتقوم بإرسال نبضات أخرى للوحدات التابعة. وتتكون الشبكة العصبية الاصطناعية من العناصر التالية:

- **المدخلات:** وهي المعلومات الكمية التي تتلقاها العقدة الاصطناعية حول المؤسسات المدروسة من أجل معالجتها في المراحل اللاحقة ويرمز إليها ب $\mathbf{X_i}$.
- **أوزان المدخلات:** تعبر عن مدى أهمية المعلومة التي تم إدخالها لحل المشكل على مستوى العقدة الاصطناعية، اذ تحدد هذه الأخيرة معاملات الارتباط مع المتغير التابع ويرمز إليها ب $\mathbf{W_{ij}}$.
- **الدالة التجميعية:** تشمل هذه الدالة على كل من المدخلات وأوزان المدخلات وذلك لحساب المجموع في شكل دالة خطية كما يلي:

$$S\ (t) = \sum Wij.Xi$$

حيث:

$\mathbf{W_{ij}}$: أوزان المدخلات.

$\mathbf{X_i}$: مدخلات النموذج.

- **دالة التنشيط:** تعمل على ايجاد قيم المخرجات (محصورة بين 0 و1) في نماذج الشبكات الخطية.
- **دالة التحويل:** يتم اللجوء الى هذه الدالة لتحويل قيم المدخلات في حالة النماذج غير الخطية.

ب. هندسة الشبكة العصبية الاصطناعية:

تتمثل هندسة الشبكة العصبية في تحديد عدد الطبقات التي تكونها وعدد العقد أو العصبونات الموجودة في كل طبقة بالإضافة إلى تحديد الاتجاهات المسموحة لانتقال المعلومات فيما بينها، وتتمثل أنواع الشبكات العصبية في الشبكة العصبية ذات الطبقة الواحدة والشبكة العصبية متعددة الطبقات.

الشبكة العصبية ذات الطبقة الواحدة: إذ تتكون هذه الشبكة من طبقة واحدة تشتمل على مجموعة من الخلايا المتصلة ببعضها البعض، جزء منها يشكل خلايا الإدخال والجزء الآخر يشكل خلايا الإخراج، ويتم انتقال المعلومات في هذا النوع من الشبكات في اتجاه واحد أي أنها تنطلق من خلايا الإدخال نحو خلايا الإخراج فقط وليس العكس.

الشبكة العصبية متعددة الطبقات: حيث تتكون هذه الشبكة من عدة طبقات متصلة ببعضها البعض دون وجود ارتباط بين الخلايا المكونة لنفس الطبقة كما هو الحال في الشبكة العصبية البصرية.

وتتمثل هذه الطبقات فيما يلي:

- طبقة الإدخال.

- الطبقات الخفية.
- طبقة الإخراج.

كما يمكن التمييز بين نوعين من الشبكات متعددة الطبقات:

- **الشبكة متعددة الطبقات ذات التغذية الأمامية:** ففي هذا النوع من الشبكات يتم انتقال المعلومات في اتجاه واحد نحو الأمام، إذ تنطلق المعلومات من طبقة الدخول لتمر على كل الطبقات الخفية وتصل في الأخير إلى طبقة الخروج.
- **الشبكة متعددة الطبقات ذات التغذية العكسية:** وفي هذا النوع من الشبكات فإن انتقال المعلومات يكون في كلا الاتجاهين أي الاتجاه الأمامي والاتجاه العكسي.

ت. تشكيل نموذج الشبكات العصبية:

يتم تشكيل نموذج الشبكات العصبية وفق أربع مراحل أساسية هي: مرحلة تحضير المعطيات، مرحلة التعلم، مرحلة تقوية الشبكة العصبية، مرحلة الاختبار.

أولا: تحضير المعطيات:

تتطلب هذه المرحلة سحب عينة من المجتمع المدروس بهدف معالجة مجموعة من المتغيرات المالية وغير المالية المشكلة لتلك العينة والتي ستمثل مدخلات الشبكة العصبية الاصطناعية. وحتى تكون تلك العينة ممثلة بشكل كاف لمجتمعها الأصلي، فإنه يجب أن تشتمل على كل من المؤسسات السليمة والمؤسسات العاجزة وهو ما يزيد من قدرة الشبكة العصبية على التصنيف الجيد للمؤسسات المقترضة. ولجعل المعطيات في صورة قابلة للاستخدام ينبغي القيام بالإجراءات الآتية:[7]

- **التحويلات على المتغيرات:** يتم تحويل توزيع المتغيرات إلى التوزيع الطبيعي المعياري (Standardized distribution) والذي يسمح بالحصول على قيم متقاربة لمتغيرات الدراسة، هذا بالإضافة إلى التحويل اللوغارتمي الذي يتم تطبيقه على المتغيرات الموجبة ذات القيم المتطرفة.[8]
- **تقسيم العينة:** بعد سحب عينة الدراسة يتم تجزئتها إلى عينة أصلية وعينة إختبار، حيث تستخدم هذه الأخيرة في فحص مدى ثبات النموذج.
- **هندسة النموذج:** يتم في هذه المرحلة تحديد عدد الطبقات المكونة للشبكة وعدد العقد في كل طبقة.

ثانيا: مرحلة التعلم:

يمكن لطريقة الشبكات العصبية الاصطناعية استخراج المتغيرات المرجحة الأكثر دلالة على الملاءة المالية انطلاقا من معالجة المعطيات التي تمثل مدخلات الشبكة، ويشترط توافر مجموعة من الخطوات الأساسية من أجل بناء نموذج قياس عالي الكفاءة، نلخصها كالتالي:[9]

- الانطلاق من مصفوفة ترجيحات بقيم عشوائية واختيار أحد قيمها كمدخلات ابتدائية.
- نشر حساب المدخلات السابقة على الشبكة العصبية وحساب مخرجاتها.
- قياس الخطأ بحساب الفرق بين المخرجات الفعلية والمخرجات المستهدفة.
- تصحيح الترجيحات بأخذ القيم التي تعمل على تقليل الخطأ.

- الرجوع إلى المرحلة الثانية إلى غاية الحصول على قيم مخرجات تتضمن أقل قدر ممكن من الأخطاء.

وتجدر الاشارة في هذا الصدد الى أن جودة التنبؤات المستقبلية لظاهرة معينة والتي يمكن الحصول عليها باستخدام نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية تعتمد بدرجة كبيرة على مدى كفاءة مرحلة تعلم الشبكة العصبية على البيانات التاريخية لتلك الظاهرة، كما تبقى كفاءة هذه النماذج مرتبطة بتوافر مجموعة من العوامل والتي يمكن تلخيصها في النقاط التالية:

- **معدل التعلم**: يعتبر معدل التعلم من العوامل المؤثرة على عملية تحديد الأوزان في الشبكة العصبية حيث يحدد هذا الأخير عدد الخطوات الداخلة في عملية تعلم الشبكة العصبية ومقدار تغير الوزن.[10]
- **الزخم**: يعتبر هذا الأخير من أهم العوامل التي تجعل عملية التعلم متزنة كما تجعل تغير مقدار الوزن ثابتا ومستقرا نسبيا.
- **عدد العقد الخفية**: يتم تحديد عدد العقد الخفية (Hidden nodes) للشبكة العصبية مسبقا من قبل المستخدم وهذا بغية الشروع في عملية التعلم، وتعد طريقة الزيادة التدريجية من أفضل الطرق في تحديد عدد هذه الأخيرة حيث تقوم هذه الطريقة على اختيار أقل عدد ممكن من العقد الخفية عند البدء بتدريب الشبكة العصبية ثم ملاحظة النتائج، وبعدها نبدأ بزيادة عددها إلى أن نصل إلى أقل نسبة خطأ ممكنة وبالتالي أفضل نتائج في معايير المقارنة.
- **عدد المستويات الخفية**: يعتبر هذا العامل من أهم العوامل المحددة لنجاح عملية تدريب الشبكة العصبية، ويتم تحديد عدد المستويات الخفية بنفس طريقة تحديد عدد العقد الخفية اذ يتم في الوهلة الأولى استعمال مستوى خفي واحد لتستمر عملية التعلم على صفات وبيانات الشبكة العصبية إلى أن نصل إلى أقل نسبة خطأ ممكنة.[11]

ثالثا: تقوية الشبكة العصبية:

يتم تقوية الشبكة العصبية وفق قاعدة معروفة تسمى بقاعدة هاب (D. Hebb)، والتي تسمح بتسريع عملية التعلم. وينتج عن هذه العملية حصول الشبكة على معاملات ترجيح بقيم أقل خطأ، وهو ما يمكن النموذج من تقديم نتائج أقرب للصواب، وبعد القيام بذلك يتم عرض نتائج التصنيف في المصفوفة التالية[12].

الجدول رقم (01): مصفوفة التصنيف وفق طريقة الشبكة العصبية الاصطناعية.

التصنيف النظري	التصنيف المستحدث		المجموع
	مؤسسات سليمة (s)	مؤسسات عاجزة (d)	
مؤسسات سليمة (S)	S_s	S_d	مجموع (S)
مؤسسات عاجزة (D)	D_s	D_d	مجموع (D)

حيث:

S_s: عدد المؤسسات السليمة التي صنفها النموذج كمؤسسات سليمة.

S_d: عدد المؤسسات السليمة التي صنفها النموذج كمؤسسات عاجزة.

D_s: عدد المؤسسات العاجزة التي صنفها النموذج كمؤسسات سليمة.

D_d: عدد المؤسسات العاجزة التي صنفها النموذج كمؤسسات عاجزة.

مجموع (S): عدد المؤسسات السليمة في العينة.

مجموع (D): عدد المؤسسات العاجزة في العينة.

رابعا: مرحلة الاختبار:

بهدف التأكد من النتائج المتحصل عليها في المراحل السابقة، يتم اختبار النموذج على عينة مستقلة تسمى بعينة الإختبار والمتكونة من مؤسسات غير مدرجة في عينة انشاء النموذج، اذ وبمجرد التأكد من صلاحية النموذج يتم حفظ الشبكة العصبية واستعمالها بشكل نهائي.

III. الدراسة التطبيقية:

1) وصف خصائص متغيرات الدراسة:

1.1 مجتمع وعينة الدراسة:

تمثل مجتمع الدراسة في مجموع المؤسسات المقترضة والمسجلة على مستوى قاعدة البيانات الخاصة ببنك الجزائر الخارجي (BEA) خلال الفترة الممتدة بين سنتي 2005 و2011، أما فيما يخص عينة الدراسة فقد تم اللجوء الى أسلوب العينة الاحتمالية والتي يمكن تعريفها على أنها العينة التي تكون فيها احتمالات تمثيل جميع عناصر المجتمع متساوية ومعروفة[13]. وقد تم اختيار نوعيين أساسين من العينات الاحتمالية، هما العينة الطبقية، حيث تم تقسيم عناصر العينة الكلية الى مجموعتين متساويتين، اشتملت المجموعة الأولى على المؤسسات السليمة من الناحية المالية، في حين ضمت المجموعة الثانية مؤسسات متعثرة، اضافة الى ذلك استعمل الباحث أيضا أسلوب العينة العشوائية البسيطة بالنسبة لكل مجموعة من المجموعات المحددة في الخطوة السابقة[14]، حيث يقوم هذا الأسلوب بسحب عناصر العينة وفق احتمالات متساوية، أي أن احتمالات تمثيل أي عنصر من عناصر المجتمع في العينة تظل معروفة ومتساوية. وقد اشتملت عينة الدراسة على 60 مؤسسة مقسمة وفق الشكل التالي:

- **مؤسسات سليمة:** بلغ عددها في العينة 30 مؤسسة أي ما نسبته 50% من اجمالي عناصر العينة، وتضم هذه المجموعة كافة المؤسسات التي استطاعت رد اجمالي مبلغ القرض والفوائد بصفة عادية وفي الاطار الزمني المتفق عليه مسبقا.
- **مؤسسات متعثرة:** بلغ عددها في العينة 30 مؤسسة أي ما نسبته 50% من اجمالي عناصر العينة، وتضم هذه المجموعة كافة المؤسسات غير القادرة على الوفاء بالتزاماتها التعاقدية ولو بصفة مؤقتة.

2.1 وصف متغيرات الدراسة:

اشتملت هذه الدراسة على مجموعة من المتغيرات المالية المستخرجة انطلاقا من القوائم المالية الخاصة بالمؤسسات المقترضة المكونة لعينة الدراسة اضافة الى مجموعة من المتغيرات غير المالية المستخرجة انطلاقا من الوثائق الاضافية المرفقة ضمن ملف طلب القرض المقدم من طرف المؤسسات سابقة الذكر.

- **المتغيرات المستقلة:**

سيتم اعتبار المعطيات المالية وغير المالية (النوعية) المستعملة في عملية تحليل وتقييم مخاطر الائتمان كمتغيرات مستقلة لهذه الدراسة والتي تتضمن:

أولا: العوامل المالية:

تم الاعتماد في هذه الدراسة على مجموعة من النسب المالية من مختلف الفئات المتعارف عليها في مجال التحليل المالي والتي تم استخراجها انطلاقا من القوائم المالية (ميزانيات محاسبية وجدول حسابات النتائج...) للشركات المقترضة. ويمكن تلخيص هذه المعطيات المالية في الجدول التالي:

الجدول رقم (02) : العوامل المالية المستعملة في قياس المخاطر الائتمانية

المتغير	الصيغة الرياضية للنسبة
R1	نسبة التداول= الأصول المتداولة/ الخصوم المتداولة.
R2	نسبة السيولة السريعة=الأصول السائلة / الخصوم المتداولة.
R3	نسبة النقدية= النقديات+الأصول شبه النقدية / الخصوم المتداولة.
R4	معدل العائد على الأصول= صافي الدخل / متوسط مجموع الأصول.
R5	معدل العائد على حقوق الملكية = صافي الدخل/حقوق المساهمين.
R6	معدل العائد على المبيعات= صافي الدخل/ اجمالي المبيعات.
R7	معدل دوران المخزون= تكلفة البضاعة المباعة / متوسط المخزون.
R8	معدل دوران الحسابات الدائنة= مشتريات الموردين / متوسط الحسابات الدائنة.
R9	معدل دوران الأصول الثابتة = صافي المبيعات / متوسط الأصول الثابتة.
R10	معدل دوران الحسابات المدينة= صافي المبيعات الآجلة /متوسط الحسابات المدينة.
R11	نسبة المديونية=اجمالي الديون / إجمالي الأصول.
R12	معدل تمويل الأصول المتداولة = رأس المال العامل / إجمالي الأصول المتداولة.
R13	نسبة التمويل الدائم = أموال دائمة / قيم ثابتة.
R14	نسبة تغطية الفوائد= صافي الأرباح قبل خصم الفوائد والضرائب / خدمة الدين.
R15	نسبة الاستقلال المالي= حقوق الملكية/ الأموال الدائمة

المصدر : تم اعداده من طرف الباحث بالاعتماد على البيانات المالية المحصل عليها من البنك محل الدراسة.

بهدف وصف هذه المتغيرات تم الاعتماد على مقاييس النزعة المركزية كالمتوسطات الحسابية ومقاييس التشتت كالانحرافات المعيارية لمجموعة من النسب المالية والتي تم تحديدها انطلاقا من علاقة كسرية بين مكونات مالية مختلفة مستخرجة من

القوائم المالية للشركات المقترضة، ويوضح الجدول الموالي المتوسطات الحسابية والانحرافات المعيارية لمختلف المتغيرات المالية الخاصة بالدراسة.

الجدول رقم (03) : المتوسطات الحسابية والانحرافات المعيارية للمتغيرات المالية.

النسبة	المؤسسات المتعثرة		المؤسسات السليمة		المجموع	
	المتوسط الحسابي	الانحراف المعياري	المتوسط الحسابي	الانحراف المعياري	المتوسط الحسابي	الانحراف المعياري
R1	0,5603	0,2665	1,9707	0,25904	0,9155	0,4429
R2	0,7527	0,4667	1,0280	0,4325	0,8903	0,4672
R3	0,7337	0,3504	1,011	0,4265	0,8745	0,4108
R4	0,2741	0,1335	0,3469	0,0991	0,3105	0,1222
R5	0,3977	0,2397	0,5167	0,1898	0,4572	0,2226
R6	0,2408	0,2049	0,5836	0,1581	0,4122	0,2506
R7	3,6808	2,0627	8,9125	2,8481	6,2967	3,6107
R8	15,8802	3,8183	17,8767	4,5006	16,8785	4,2586
R9	7,6320	1,8423	8,5808	2,1603	8,1064	2,0472
R10	7,3273	2,8042	14,4197	4,6359	10,8735	5,2171
R11	1,2157	0,2675	1,0663	0,3702	1,1410	0,3290
R12	0,5371	0,25306	0,9205	0,1401	0,7288	0,2801
R13	0,8240	0,44502	0,9047	0,5188	0,8643	0,4809
R14	0,5449	0,1991	0,2851	0,0883	0,4150	0,2012
R15	0,3109	0,1527	0,7490	0,1865	0,530	0,2781

المصدر : تم اعداده من طرف الباحث بالاعتماد على مخرجات spss v21.

يتضح لنا من الجدول السابق أن قيم الانحرافات المعيارية لأغلب المتغيرات المالية قاربت الى حد كبير قيم المتوسطات الحسابية لنفس المتغيرات[15]، وهذا باستثناء نسب النشاط المتمثلة في معدل دوران المخزون، معدل دوران الأصول الثابتة، معدل دوران الحسابات الدائنة ومعدل الدوران الحسابات المدينة والتي شهدت فروقات معتبرة بين قيم متوسطاتها الحسابية وقيم انحرافاتها المعيارية ما دل على عدم اتساق وثبات البيانات المتعلقة بهذه المتغيرات، وربما يرجع ذلك الى اختلاف نشاطات المؤسسات المكونة لعينة الدراسة فان اخدنا على سبيل المثال معدل دوران الاصول كنسبة استدلالية يمكن ان نجد اختلافات كبيرة في قيم هذا المتغير بين المؤسسات الصناعية والتجارية، مما يؤدي الى التفاوت الحاصل في قيم هذه النسب على مستوى عينة الدراسة. وبهدف مقارنة قيم المتوسطات الحسابية لمختلف متغيرات الدراسة المالية الخاصة بالمؤسسات السليمة مع نظيراتها الخاصة بالمؤسسات المتعثرة تم اخضاع نتائج الجدول السابق لاختبار (Independent T-test)، اذ تظهر قيم **t** عند مستوى دلالة يقدر ب 0,05 نتائج المقارنة بين قيم المتوسطات الحسابية لمتغيرات الدراسة المالية لكل من المؤسسات السليمة والمتعثرة على حد سواء بينما تظهر قيم **F** نتائج المقارنة بين قيم الانحرافات المعيارية لنفس المتغيرات المذكورة سابقا، ويوضح الجدول الموالي نتائج عملية التحليل:

الجدول رقم (04) : نتائج قيم t و F الخاصة بالمتغيرات المالية:

النسبة	قيمة F	قيمة t	مستوى الدلالة	درجات الحرية
R1	1,211	10,467	0,000	58
R2	0,204	2,370	0,021	58
R3	0,369	2,715	0,009	58
R4	2,962	2,395	0,02	58
R5	2,770	2,132	0,037	58
R6	1,562	7,255	0,000	58
R7	4,083	8,149	0,000	58
R8	3,064	1,853	0,069	58
R9	2,894	1,830	0,072	58
R10	5,539	7,170	0,000	58
R11	4,416	-1,790	0,079	58
R12	21,823	7,258	0,000	58
R13	0,299	0,646	0,521	58
R14	15,053	-6,532	0,000	58
R15	0,060	9,954	0,000	58

المصدر : تم اعداده من طرف الباحث بالاعتماد على مخرجات spss v21.

تبعا لنتائج الجدول السابق يتضح لنا من خلال الاطلاع على قيم **F** وجود اختلافات ذات دلالة احصائية فيما يخص المتغيرات المالية المتمثلة في: نسب معدل دوران الحسابات الدائنة، معدل دوران الأصول الثابتة، نسبة المديونية الاجمالية، نسبة التمويل الدائم، وذلك لان قيم الدلالة فاقت 0,05، أما فيما يخص باقي المتغيرات المالية فيمكن افتراض تساوي الانحرافات المعيارية لهذه المتغيرات الخاصة بالمؤسسات السليمة والمتعثرة على حد سواء.

أما فيما يخص نتائج فحص قيمة **t** فيظهر لنا من خلال نفس الجدول السابق ان أغلب قيم **t** المحسوبة والخاصة بمتغيرات الدراسة المالية قد فاقت قيمة **t** الجدولية عند (0,05 - 58) والمقدرة ب 2,01، وبالتالي يمكن استنتاج وجود فروقات ذات دلالة احصائية بين المتوسطات الحسابية لمتغيرات الدراسة المالية الخاصة بكل من المؤسسات السليمة والمتعثرة.

ثانيا: العوامل غير المالية:

إضافة الى المعطيات المالية سابقة الذكر اعتمدت هذه الدراسة على معلومات غير مالية ذات طبيعة نوعية تم استخراجها من الوثائق الاضافية المرفقة ضمن ملف طلب القرض المقدم من طرف المؤسسات المقترضة. ويمكن توضيح هذه المعلومات ومجالات تصنيفها المختلفة في الجدول التالي:

جدول رقم (05) : العوامل غير المالية المستعملة في قياس المخاطر الائتمانية

المتغير	طبيعة المتغير	مجالات المتغير
X1	عمر المؤسسة	[0-4] سنة
		]4-9[سنة
		]9-15[سنة
		]15-20[سنة
		أكثر من 20 سنة
X2	قطاع النشاط	صناعي
		تجاري
		أشغال عمومية
		زراعي
X3	الشكل القانوني	SPA
		SARL
		EURL
		SNC
X4	عدد العمال	أقل من 10 عمال
		[11-20] عامل
		[21-35] عامل
		[36-50] عامل
		أكثر من 50 عامل
X5	نوع القروض	قروض صندوق
		قروض التزام
		قروض استثمارية
X6	نوع الضمانات المرفقة مع ملف طلب القرض	دون ضمانات
		ضمانات شخصية

		ضمانات حقيقية
X7	**عدد التعاملات السابقة**	أول مرة
		أكثر من مرة

المصدر : تم اعداده من طرف الباحث بالاعتماد على معلومات محصل عليها من البنك محل الدراسة.

- **المتغير التابع:**

تم اعتبار الحالة المالية للمؤسسة المقترضة كمتغير تابع خاص بهذه الدراسة وتجدر الاشارة في هذا الصدد أنه قد تم ترميز هذا المتغير وفق قيمتين رقميتين **0** بالنسبة للمؤسسات المتعثرة و**1** بالنسبة للمؤسسات السليمة.

2) بناء نموذج الدراسة:

بغية بناء نموذج الدراسة قام الباحث باستخراج المتغيرات الأكثر دلالة على ملاءة المؤسسة انطلاقا من قائمة متغيرات الدراسة، مع ترجيح المتغيرات المستخرجة بمعاملات حسب درجتها التمييزية، وذلك للحصول على علاقة خطية تمكن من تحديد النقطة النهائية لكل عنصر من عناصر العينة. ومن أجل بناء النموذج الاحصائي لهذه الطريقة ينبغي الالتزام بالخطوات التالية:

أولا: تقسيم عينة الدراسة:

تعتبر عملية تجزئة عينة الدراسة من اهم مراحل بناء نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية، اذ تعتمد قوة النموذج على ما يسمى بثبات النتائج بين العينة الأصلية أو ما يسمى بعينة التدريب (Training sample) وبين عينة الاختبار (Testing sample)، وقد تم في هذه المرحلة تقسيم عينة الدراسة وفق الشكل التالي:

- **العينة الأصلية:**

تشتمل على 80% من تعداد أفراد العينة، وتستعمل في بناء النموذج الأصلي للدراسة.

- **عينة الاختبار:**

تشتمل على 20% من تعداد أفراد العينة وتستعمل هذه الأخيرة لاختبار دقة نموذج الدراسة الأصلي.

ثانيا: بناء قاعدة البيانات:

تم في هذه المرحلة من الدراسة الاستعانة بقاعدة بيانات الدراسة المالية وغير المالية المحولة الى الطريقة المعيارية (Standardized values) والتي تم استعمالها في مواضع سابقة من الدراسة. وقد تم استعمال القيم المعيارية لمتغيرات الدراسة عوضا عن قيمها الطبيعية (Normalized values) لتجنب أي تشوه في توزيع البيانات ما يمكن أن يؤدي الى عدم تجانس قيم المدخلات وبالتالي ارتفاع متوسطات مربعات الأخطاء[16]، خاصة اذا علمنا أن هذه النماذج تعتبر جد حساسة لمثل هذه المشاكل.

ثالثا: تحديد معايير وهندسة نموذج الدراسة:

تم في وقت سابق من هذه الدراسة تحديد المراحل الأساسية التي تمر بها عملية بناء النموذج، والتي يمكن تلخيصها في ثلاثة مراحل أساسية نوضحها وفق الترتيب التالي:

أ. مرحلة بناء النموذج:

تم في هذه المرحلة تحديد مدخلات ومخرجات النموذج إضافة الى تحديد عدد الطبقات الخفية وعدد العقد في هذه الطبقات، ويمكن تسمية هذه المرحلة اختصارا بهندسة الشبكة العصبية، حيث تم تحديد أربع طبقات لهذه الشبكة، تمثلت الطبقة الأولى في عناصر المدخلات وضمت متغيرات الدراسة المالية وغير المالية المذكورة في الجدولين رقم (02) ورقم (05) حيث اشتملت على 22 عقدة (15 متغير مالي و7 متغيرات غير مالية)، في حين اشتملت الطبقات الخفية على عقدة واحدة لكل طبقة، أما بالنسبة لطبقة المخرجات فقد تضمنت عقدة واحدة تمثلت في متغير الحالة المالية للمؤسسات المقترضة والتي اشتملت بدورها على حالتين لهذا المتغير:

- مؤسسات سليمة أعطي لها رمز 1.
- مؤسسات متعثرة أعطي لها رمز 0.

ب. مرحلة التدريب:

تم في هذه المرحلة استعمال أسلوب التعلم الموجه، اذ يقوم هذا الأسلوب على مراقبة مستوى تعلم النموذج عن طريق تحديد مدخلات ومخرجات النموذج، ويهدف هذا النوع من أساليب التعلم الى ايجاد الأوزان الترجيحية المثالية التي تربط العقد (العصبونات) ببعضها البعض مع مراعاة الحد الأدنى من قيم الأخطاء[17] (gradient) أو ما يسمى بمتوسطات مربع الأخطاء، كما تم الاعتماد على خوارزمية الانتشار بالتراجع (Back-propagation algorithm) وهذا بغية تجريب الأمثلة المختلفة المقترحة من طرف الباحث، ومراقبة مدى قدرة النموذج على الوصول الى نتائج الأمثلة السابقة، طبعا مع مراعاة أدنى قيمة لمتوسط مربعات الخطأ، وقد تم تلخيص أهم المعايير المعتمدة في مرحلة التدريب في الجدول التالي:

الجدول رقم (06): المعايير المستعملة في مرحلة تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية

الاجراء	المعيار المستعمل
نوع النموذج	شبكة اصطناعية متعددة الطبقات (MLP)[18].
دالة التنشيط في الطبقات الخفية (Sigmoid function)	
دالة التنشيط في طبقة المخرجات (Identity function)	
خوارزمية التعلم الموجه	قاعدة الانتشار بالتراجع.
معدل التعلم الأولي (Initial learning rate).	0,5
معدل الزخم (momentum)[19].	0,9
معامل التعويض.	0,5 ± 0
عدد مرات تكرار التجربة (Iterations).	محدد بطريقة آلية من طرف البرنامج
معدل تناقص نسبة التعلم (learning rate reduction)	10

المصدر : تم اعداده من طرف الباحث.

3) تحليل نتائج الدراسة ومناقشتها:

1.3 عرض نتائج الدراسة: قبل التطرق الى نتائج تطبيق نموذج الدراسة وجب الاشارة في هذا الصدد الى أنه قد تكوين ثلاثة قواعد بيانات مختلفة كل واحدة تتضمن قيما مختلفة، اذ تبقى المتغيرات المكونة لهذه القواعد نفسها الى أن قيم هذه المتغيرات المالية المكونة من النسب المالية للمستخرجة من القوائم المالية للمؤسسات المقترضة قد تختلف من سنة لأخرى، الأمر الذي استدعى تكوين قاعدة بيانات خاصة بكل سنة من سنوات نشاط المؤسسات المقترضة، حيث تم الاستعانة بقاعدة البيانات الأولى في بناء نموذج الدراسة الذي يمكن البنك من التنبؤ بتعثر المؤسسات المقترضة قبل سنة واحدة من حدوث ذلك (P-1)، في حين استعملت القواعد المتبقية في بناء دوال نموذج تسمح بتحديد احتمالات تعثر المؤسسات المقترضة قبل حدوث ذلك بسنتين (P-2) وثلاث سنوات (P-3) على التوالي.

- **النتائج الخاصة بالفترة (P-1):**

يمكن تلخيص نتائج تطبيق طريقة الشبكات العصبية على المؤسسات المشكلة لعينة الدراسة بالنسبة للفترة (P-1) في الجدول التالي:

الجدول رقم (07): نتائج نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية في الفترة (P-1)

	حالة المؤسسة في التكوين النظري	حالة المؤسسة في التكوين المستحدث		المجموع
		متعثرة	سليمة	
العينة الأصلية	متعثرة	28	0	28
	سليمة	0	22	22
نسبة التصنيف الصحيح		%100		
		متعثرة	سليمة	المجموع
عينة الاختبار	متعثرة	2	0	2
	سليمة	0	8	8
نسبة التصنيف الصحيح		%100		

المصدر : تم اعداده من طرف الباحث بالاعتماد على مخرجات spss v21.

بلغت نسبة التصنيف الخاطئ من الدرجة الأولى في هذا النموذج (مؤسسات متعثرة تم تصنيفها على أنها سليمة) 0%. أما فيما يخص نسبة التصنيف الخاطئ من الدرجة الثانية (مؤسسات سليمة تم تصنيفها على أنها متعثرة) فقد قدرت ب 0%. وعليه فقد حقق هذا النموذج في مرحلة التعلم (التدريب) نسبة 100% من التصنيف الصحيح، حيث تم تسجيل 22 مؤسسة سليمة في التكوين المستحدث من أصل 22 مؤسسة في التكوين النظري، 28 مؤسسة متعثرة في التكوين الجديد من أصل 28 مؤسسة.

- **النتائج الخاصة بالفترة (P-2):**

يمكن تلخيص نتائج تطبيق طريقة الشبكات العصبية على المؤسسات المشكلة لعينة الدراسة بالنسبة للفترة (P-2) في الجدول التالي:

الجدول رقم (08): نتائج نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية في الفترة (P-2)

	حالة المؤسسة في التكوين النظري	حالة المؤسسة في التكوين المستحدث		المجموع
		متعثرة	سليمة	
العينة الأصلية	متعثرة	20	1	21
	سليمة	0	28	28
نسبة التصنيف الصحيح		%98		
		متعثرة	سليمة	المجموع
عينة الاختبار	متعثرة	9	0	9
	سليمة	0	2	2
نسبة التصنيف الصحيح		%100		

المصدر : تم اعداده من طرف الباحث بالاعتماد على مخرجات spss v21.

بلغت نسبة التصنيف الخاطئ من الدرجة الأولى في هذا النموذج (مؤسسات متعثرة تم تصنيفها على أنها سليمة) 4,8%. أما فيما يخص نسبة التصنيف الخاطئ من الدرجة الثانية (مؤسسات سليمة تم تصنيفها على أنها متعثرة) فقد قدرت ب 0%. وعليه فقد حقق هذا النموذج في مرحلة التعلم (التدريب) نسبة 98% من التصنيف الصحيح، حيث تم تسجيل 28 مؤسسة سليمة في التكوين المستحدث من أصل 28 مؤسسة في التكوين النظري، و20 مؤسسة متعثرة في التكوين الجديد من أصل 21 مؤسسة.

- **النتائج الخاصة بالفترة (P-3):**

يمكن تلخيص نتائج تطبيق طريقة الشبكات العصبية على المؤسسات المشكلة لعينة الدراسة بالنسبة للفترة (P-3) في الجدول التالي:

الجدول رقم (09): نتائج نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية في الفترة (P-3)

	حالة المؤسسة في التكوين النظري	حالة المؤسسة في التكوين المستحدث		المجموع
		متعثرة	سليمة	
العينة الأصلية	متعثرة	20	1	21
	سليمة	1	27	28
نسبة التصنيف الصحيح		%95,9		

		متعثرة	سليمة	المجموع
عينة الاختبار	متعثرة	9	0	9
	سليمة	1	1	2
نسبة التصنيف الصحيح		%90,9		

المصدر : تم اعداده من طرف الباحث بالاعتماد على مخرجات spss v21.

بلغت نسبة التصنيف الخاطئ من الدرجة الأولى في هذا النموذج (مؤسسات متعثرة تم تصنيفها على أنها سليمة) 4,8%. أما فيما يخص نسبة التصنيف الخاطئ من الدرجة الثانية (مؤسسات سليمة تم تصنيفها على أنها متعثرة) فقد قدرت ب 3,6%. وعليه فقد حقق هذا النموذج في مرحلة التعلم (التدريب) نسبة 95,9% من التصنيف الصحيح، حيث تم تسجيل 27 مؤسسة سليمة في التكوين المستحدث من أصل 28 مؤسسة في التكوين النظري، و20 مؤسسة متعثرة في التكوين الجديد من أصل 21 مؤسسة.

2.3 اختبار فرضيات الدراسة:

- **الفرضية الأولى**: بعد الاطلاع على النتائج المبينة في كل من الجدولين رقم (03) ورقم (04)، يتضح لنا وجود علاقة ذات دلالة احصائية بين المخاطرة الائتمانية وبين متغيرات الدراسة المالية الممثلة بمجموعة من النسب المالية، حيث فاقت معظم قيم **t** المحسوبة والخاصة باختبار تساوى المعدلات الحسابية لمتغيرات الدراسة المالية وهذا بالنسبة لكل من المؤسسات السليمة والمتعثرة على حد سواء، قيم **t** الجدولية مما يعني وجود فروقات ذات دلالة احصائية بين المتوسطات الحسابية للمتغيرات السابقة والخاصة بكل من المؤسسات السليمة والمتعثرة، ومنه نستنتج أن المتغيرات المالية اعتبرت عاملا حاسما في تشخيص الوضعية المالية للمؤسسات المقترضة.
- **الفرضية الثانية**: بعد الاطلاع على النتائج المبينة في كل من الجداول رقم (07)، (08) و(09) على التوالي، يتضح لنا وجود فروق ذات دلالة احصائية بين نتائج نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية المعتمد على بيانات مالية خاصة بنشاط المؤسسات المقترضة لسنة سابقة أو حسب النماذج المعتمدة على بيانات مالية خاصة بنشاط المؤسسات المقترضة لسنتين وثلاثة سنوات سابقة على التوالي، حيث حقق نموذج الدراسة الخاص بالفترة (p-1) نسبة تصنيف صحيح للمؤسسات المقترضة قدر ب 100%، لتنخفض هذه النسبة الى حدود 98% فيما يخص دقة نموذج الدراسة الخاص بالفترة (P-2)، في حين بلغت دقة نموذج الدراسة الخاص بالفترة (p-3) نسبة 95,5%، اذ أرجع الباحث هذا التراجع في دقة نسب التصنيف الخاصة بنماذج الدراسة المختلفة الى انخفاض جودة المعلومات المالية المستخرجة انطلاقا من القوائم المالية المقدمة من طرف المؤسسلت المقترضة والخاصة بكل من الفترة (p-2) و(P-3) على التوالي، وهذا كنتيجة لغياب شرط الافصاح المالي والمحاسبي.

iii. الخلاصة:

بعد أن قام الباحث باستعراض أهم خصائص متغيرات الدراسة، اضافة الى تحديد أهم مراحل بناء نموذج الدراسة في مختلف الفترات، توصل الباحث الى مجموعة من النتائج المتعلقة بفحص فرضيات الدراسة والتي يمكن تلخيصها في النقاط التالية:

- توجد علاقة ذات دلالة إحصائية بين متغيرات الدراسة المالية الممثلة بمجموعة متوازنة من النسب المالية المستخرجة من القوائم المالية الخاصة بالشركات المقترضة وبين قياس المخاطرة الائتمانية الخاصة بتلك المؤسسات.

- توجد فروق ذات دلالة احصائية بين دقة وثبات نتائج تصنيف المؤسسات المقترضة وفق نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية المعتمد على بيانات مالية خاصة بنشاط المؤسسات المقترضة لسنة سابقة أو حسب النماذج المعتمدة على بيانات مالية خاصة بنشاط المؤسسات المقترضة لفترة مقدرة بسنتين وثلاث سنوات سابقة على التوالي.
- يتطلب تطبيق تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية في تحديد احتمالية تعثر المؤسسات المقترضة نوعا من التحكم في الأساليب الكمية والاحصائية، الأمر الذي يجعل من تطبيقها على مستوى البنوك التجارية العاملة في الجزائر بصفة عامة، أمرا في غاية الصعوبة نظرا لمحدودية الامكانيات المادية والبشرية التي تميز نشاط هذه الأخيرة.

الاحالات والمراجع:

[1] Y. Boujelbene, S. khemakhem, Prévision du risque de crédit: Une étude comparative entre l'Analyse Discriminante et l'Approche Neuronale, ***HAL Id: hal-00905199, nov 2013***, p 03.

[2] Guizani, **traitement des dossiers refusés dans le processus d'octroi de crédit aux particuliers,** these de doctorat, conservatoire national des arts et metiers, Paris, Mars 2014, p 29.

[3] S. Russel, P. Norvig, Artificial Intelligence A Modern Approach, Prentice hall, New Jersey, USA, 1995, p 576.

[4] Gershenson, **Artificial Neural Networks for Beginners ,** School of Cognitive and Computer Sciences, 2001, p 03.

[5] Fiona Nielsen, **Neural Networks – algorithms and applications**, niels brock business college, 2001, pp 05-06.

[6] M. Aleksander, M. de gregorio**,** F.M.G. Franca, P.M.V. Lima, H. Morton, A brief introduction to Weightless Neural Systems**,** ***European Symposium on Artificial Neural Networks - Advances in Computational Intelligence and Learning, Bruges (Belgium)***, 22-24 April 2009, p 301.

[7]Al-Hroot, Bankruptcy Prediction Using Multilayer Perceptron Neural Networks In Jordan, ***European Scientific Journal, volume 12, n 4***, February 2016, p 428.

[8] يوسف صوار، **محاولة تقدير خطر عدم تسديد القرض باستعمال طريقة القرض التنقيطي والتقنية العصبية الاصطناعية بالبنوك الجزائرية**، اطروحة مقدمة لنيل شهادة الدكتوراه في العلوم الاقتصادية، جامعة أبي بكر بلقايد، تلمسان، 2008، ص 243.

[9] Gershenson, **op.cit**, pp 03-04.

[10] ايفان علاء ناظم، **استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ والمقارنة**، ص ص 207-208. **http://www.iasj.net/iasj?func=fulltext&aId=3260.**

[11] G. Peter Zhang, **Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model**, Neurocomputing, volume 50, January 2003, pp 163-164.

[12] Cours Crédit Management : **Gestion du Risque Clients, les sources d'informations retraitées, JUT de valence, Section Licence Professionnelle Banque et Assurance,** pp 95-96

[13] W. Zikmund, B. Babin, J. Carr, M. Griffin, **Business research methods**, 9th edition, south-western, cengage learning, Mason, USA, 2013, pp 395-396.

[14] N. Salkind, **Exploring research**, 9th edition, Pearson education Inc, 2012, pp 74-75.

[15] التقارب الكبير بين قيم المتوسطات الحسابية وقيم الانحرافات المعيارية يدل على التوزيع الطبيعي لأفراد عينة الدراسة.

[16] **MSE** : Mean Squared Error.

[17] Sangjae, W. Sung Choi, A multi-industry bankruptcy prediction model using back-propagation neural network and multivariate discriminant analysis, ***Expert Systems with Applications, volume 40, issue 8,*** june 2013, p 2942.

[18] **MLP** : Multilayer perceptron.

[19] تم افتراض معدل زخم مرتفع لتسريع عملية التعلم.