# دور الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بالتعثر المالي للشركات
# (دراسة تطبيقية على عينة من شركات سوق الأوراق المالية السعودي2008 - 2012م)

**د. أسامه محمد حسن مهدي**

أستاذ المحاسبة والتمويل المساعد - الكلية التطبيقية
جامعة نجران – المملكة العربية السعودية

**المستخلص:**

يعد التغير الدائم في مكونات ومتغيرات بيئة الاعمال أحد أهم الظواهر التي تميز هذه البيئة اليوم , وهذا التغير جعل هدف البقاء في السوق يحظى بأولوية لهذه المنظمات بسبب شيوع حالات تعثر الشركات , لذلك حظي موضوع التعثر المالي والتنبؤ به باهتمام كبير من قبل المختصين في الحقل المالي الآن، عبر محاولة إيجاد نماذج لها القدرة على التنبؤ بحالات التعثر المالي قبل وقوعها، ولذلك تمثل هدف الدراسة في تحديد دور الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بالتعثر المالي للشركات، ولتحقيق هدف الدراسة تم اجراء الدراسة التطبيقية على عينة مكونة من (47) شركة من الشركات المدرجة والمتداول أسهمها في سوق الأوراق المالية السعودي، حيث غطت الدراسة الفترة الزمنية من 2008م الى 2012م. حيث سعت الدراسة الى اختبار قدرة ودقة نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بالتعثر المالي ومقارنة القدرة التنبؤية له مع عدد من النماذج الإحصائية المتمثلة في نموذج تحليل الانحدار اللوجستي ونموذج تحليل التمايز, وخلصت الدراسة الى أن نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية لديها قدرة ذات جودة عالية في التنبؤ بالتعثر المالي وصلت الى نسبة (100 %), ومقارنتها مع النماذج الاحصائية الأخرى التي وصلت نسبة تنبؤ نموذج تحليل الانحدار اللوجستي بالتعثر المالي الى (90.6 %) وتحليل التمايز وصلت نسبته الى (63.4 %) يظهر أن النسبة التي وصل اليها نموذج الشبكات العصبية يعد مؤشراً جيدا لدقة نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية ومقدرته بالتنبؤ بالتعثر مقارنة مع النماذج الاحصائية, كما توصلت الدراسة أن نموذج الشبكات قادر على التنبؤ بالحالة المالية للشركات عينة الدراسة وتصنيفها الى متعثرة وغير متعثرة وبدقة عالية, وتوصي الدراسة باستخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بالتعثر المالي للشركات كأحد الاساليب الحديثة، وحث المهتمين بأسواق المال والمستثمرين على استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية كأداة لتقييم مدى قوة وضعف الوضع المالي للشركات المدرجة في أسواق المال، وتوجيه استثماراتهم الي ربحية أفضل وتلافي الخسائر المتوقعة, وأيضاً ضرورة دراسة أسباب التعثر المالي في الشركات المساهمة السعدية وعمل الإجراءات اللازمة للحد من ظاهرة التعثر وتلافي وصول الشركات الي مرحلة الإفلاس, كما توصي الدراسة بإجراء المزيد من الدراسات في هذا المجال.

**الكلمات المفتاحية:** الشبكات العصبية الاصطناعية، التنبؤ، التعثر المالي، سوق الأوراق المالية، السعودية

# The Role of Artificial Neural Networks in Predicting Corporate Financial Distress: An Applied Study on a Sample of Companies Listed on the Saudi Stock Exchange (2008–2012AD)

**Dr. Osama M Oohammed Hassan Mahdi**

**Abstract:**

The dynamic and ever-changing nature of the business environment has made survival a top priority for organizations, given the increasing frequency of corporate financial distress. As a result, predicting financial distress has become a critical area of interest for financial experts, leading to the development of models capable of forecasting such events before they occur. This study aims to examine the role of artificial neural networks in predicting financial distress among companies. To achieve this objective, an applied study was conducted on a sample of 47 publicly traded companies listed on the Saudi Stock Exchange over the period 2008–2012.The study sought to assess the accuracy of artificial neural networks in predicting financial distress and compare their predictive power with traditional statistical models, specifically logistic regression analysis and discriminant analysis.The findings revealed that artificial neural networks achieved a %100 accuracy rate, significantly outperforming logistic regression (%90.6 accuracy) and discriminant analysis (63.4 % accuracy). These results highlight the superior predictive capability of neural network models compared to traditional statistical methods. The study concludes that artificial neural networks can effectively predict companies' financial status with high accuracy, classifying them as either financially distressed or non-distressed. It recommends adopting artificial neural networks as an advanced tool for forecasting financial distress, assisting financial market participants and investors in evaluating companies' financial health, optimizing investment decisions, and mitigating potential losses. Additionally, the study emphasizes the need for further research on the root causes of financial distress among Saudi listed companies and the implementation of preventive measures to reduce the risk of corporate bankruptcy.

**Keywords**: Artificial Neural Networks, Prediction, Financial Distress, Stock Market, Saudi Arabia

## أولا: مقدمة ومشكلة الدراسة:

يعتبر التنبؤ بتعثر الشركات مركز اهتمام في المجتمعات المتقدمة لاسيما في ظل المنافسة في البيئة المعاصرة , حيث أن أدراك الشركات لأهمية التنبؤ بالتعثر المالي يمثل عاملاً أساسيا في نموها واستمرارها في المدى الطويل , ومن هنا أصبح التنبؤ بتعثر الشركات المساهمة المدرجة في السوق المالية السعودية أمراً يتطلب مزيداً من الاهتمام لمساعدتها على تجنب حالات التعثر المالي وتحقيق أهدافها وفقاً لنظمها ومنهجية عملها , وحيث أن استخدام نماذج الذكاء الاصطناعي المتمثل في الشبكات العصبية الاصطناعية قد سجل نجاحاً ملحوظاً في التنبؤ بتعثر الشركات وذلك قبل حدوثه بعدة فترات مالية, لذلك تمثلت المشكلة في هذه الدراسة في اختبار قدرة ودقة نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural networks Models في التنبؤ بحالات التعثر المالي في الشركات المساهمة السعودية مقارنة بعدد من نماذج التنبؤ الإحصائية المتمثلة في نموذج تحليل التمايز Discriminate Analysis والانحدار اللوجستي Logistic Regression , ومما سبق يمكن صياغة تساؤلات الدراسة كالاتي:

ما مدى قدرة نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية بالتنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة السعودية

هل تتمتع نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية بقدرة أفضل من النماذج الإحصائية في التنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة السعودية

## ثانياً: أهداف الدراسة:

يتمثل الهدف الأساسي للدراسة في تحديد إثر استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية والتحليل اللوجستي في التنبؤ بالتعثر المالي في الشركات المساهمة السعودية، ويمكن تحقيق هذا الهدف من خلال الأهداف الفرعية التالية:

معرفة مدى قدرة نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية على التنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة السعودية

بيان أفضلية نماذج الشبكات العصبية على التنبؤ بتعثر الشركات المساهمة السعودية مقارنة بالنماذج الإحصائية.

## ثالثاً: أهمية الدراسة:

تبرز أهمية الدراسة في عدة جوانب، حيث تعتبر الدراسة إحدى الموضوعات الحديثة في الفكر المالي والمحاسبي، وذلك بمحاولة تقديم مدخل محاسبي للتنبؤ بتعثر الشركات اعتماداً على أحدث نماذج الذكاء الاصطناعي، والتي تتمثل في الشبكات العصبية الاصطناعية، كما تتمثل أهمية الدراسة في وجود العديد من الأطراف المهتمة بالتعثر والفشل المالي وإفلاس الشركات، وأثره الكبير على مستوى الاداء المالي للشركات.

## رابعا: خطة الدراسة:

من اجل تحقيق اهداف الدراسة فقد تم تقسيم الدراسة الى اثنتا عشرة قسما رئيسياً حيث تناول القسم الأول المقدمة ومشكلة الدراسة، وتناول القسم الثاني أهداف الدراسة، بينما

تناول القسم الثالث أهمية الدراسة، وتناول القسم الرابع خطة الدراسة، أما القسم الخامس فتم تخصيصه للاطار النظري للدراسة، وتناول القسم السادس فرضيات الدراسة، وخصص السابع لمنهجية الدراسة, في حين تناول القسم الثامن نموذج الشبكات العصبية المستخدم في الدراسة, أما القسم التاسع فخصص تحليل نتائج الدراسة, والقسم العاشر لاختبار الفرضيات, أما الحادي عشر لعرض نتائج الدراسة, والثاني عشر لتوصيات الدراسة.

## خامسا: الإطار النظري للدراسة:

### 1/ الشبكات العصبية الاصطناعية:

### 1/1 مفهوم الشبكات العصبية الاصطناعية: Artificial Neural Networks

تعرف الشبكات العصبية الاصطناعية بأنها احدى أنواع تطبيقات الذكاء الاصطناعي, حيث عرفت بأنها تقنيات حسابية مصممة لمحاكاة الطريقة التي يؤدى بها الجهاز العصبي البشري مهمة معينة، وذلك عن طريق معالجة ضخمة موزعة على التوازي تقوم بها وحدات معالجة تسمى عصبونات(Amalraj,2017), كذلك عرفت بأنها نظام حسابي يتكون من مجموعة من العناصر البسيطة والمرتبطة مع بعضها البعض لمعالجة البيانات على نحو ديناميكي يبنى عليه كافة التطبيقات الحديثة من أنظمة التنبؤ والتصنيف (ابن نور, العربي,2019), كما عرفت بأنها أسلوب يحاكي عمل العقل البشري ، وتتكون من عناصر تشغيل وهي خلايا عصبية صناعية تتولى عملية التشغيل حيث تقوم كل خلية باستقبال معدلات (بيانات)، ويجرى عليها معالجة ثم تعطى مخرجات(Kliestik et al.,2022)

### 1/2 مكونات الشبكة العصبية الاصطناعية:

تتكون الشبكة العصبية الاصطناعية من طبقة المدخلات والتي تحتوي على عدد من عناصر المعالجة مساوٍ لعدد المتغيرات المستقلة التي تعتبر مدخلات للنموذج , وتقوم هذه الطبقة باستقبال البيانات من مصادرها المختلفة ، بحيث يمثل كل مدخل صفة مميزة واحدة(سعودي, 2007), والطبقة المستترة أو غير المرئية والتي تعمل على اكتشاف وتمييز الخصائص وتصنيف وتحليل المدخلات بإعطاء أوزان معينة لكل منها, ويتوقف اختبار عدد عناصر المعالجة في تلك الطبقات على التجربة والخطأ او احد طرق البحث الأخرى بما يحقق أفضل أداء للشبكة(عوض, سامي, 2012), وطبقة المخرجات وهي الطبقة التي تقوم بإخراج النتائج النهائية للشبكة, وتمثل حلاً ينتج عن المعالجة اعتبار الحالة عدم التعثر(ابن نور, العربي,2019).

### 1/3 مراحل عمل الشبكات العصبية الاصطناعية:

تعمل الشبكة العصبية الاصطناعية على مرحلتين، مرحلة التدريب (التعلم) ومرحلة الاختبار(الشمايلة والهروط, 2024), ويقصد بعملية تدريب الشبكة ضبط الاوزان، لذلك فإنه بتطبيق مجموعة من القيم في المدخلات يؤدي ذلك الى انتاج مجموعة من القيم المطلوبة في المخرجات وتقسم طرق تعليم الشبكة العصبية الي اثنين هما طريقة التعليم المراقب والتعليم غير المراقب (فارس, 2011), أما مرحلة اختبار الشبكة مشابه تماماً لعملية التدريب إلا أن الشبكة في هذه

المرحلة لا تضبط أوزانها، وإنما تقوم بعمليتي الجمع والتحويل ومقارنة الناتج الذي تنتجه الشبكة بالناتج المستهدف, حيث يتم عرض فئة اختبار على الشبكة , وتحتوي هذه الفئة على مجموعة من المدخلات والمخرجات المصاحبة لكل مدخل , وتكون فئة الاختبار مختلفة عن فئة التدريب , فإن استطاعت الشبكة اجتياز الاختبار بمعنى إعطاء مخرجات مطابقة لمخرجات الهدف او قريبة منها بنسبة خطأ مقبولة , يكون تعليم الشبكة ناجح , وتصبح الشبكة جاهزة للاستخدام (أبو سليمان, واخرون, 2024).

### 1/4 مميزات الشبكات العصبية الاصطناعية:

هناك صفات تتصف بها الشبكات العصبية الاصطناعية وتميزها عن غيرها من النماذج، حيث تتميز الشبكات العصبية الاصطناعية بقدرتها على حل الأنواع المختلفة من المشاكل الصعبة التي يصعب على الطرق التقليدية حلها نظرا لتعقيدها(العدوي, 2022), وأيضا أصبحت الشبكات العصبية نموذجا يستخدم للتنبؤ بمتغيرات أسوق المال(Yu and Yan, 2020) , كما يمكن استخدامها لحل المشاكل المتعلقة بالتنبؤ بالإفلاس والفشل المالي للشركات(Januske-vicius, 2003), كما تتميز الشبكات العصبية الاصطناعية بالسرعة العالية، واستغراق وقت اقل عند معالجة البيانات، وذلك بمقارنتها بالوقت المستغرق عند معالجة البيانات من قبل العقل البشري (Kukreja, et al, 2022)

## 2/ التعثر المالي:

### 2/1 مفهوم التعثر المالي:

يرى (مقلاتي وبورصاص,2023) أن التعثر المالي هو حالة من عدم التوازن المالي التي تصيب الشركة ، وترجع هذه الحالة إلى تضافر مجموعة من الأسباب والمتغيرات الداخلية والخارجية ، والتي تؤدي إلى عدم القدرة على سداد الالتزامات المطلوبة، ويعرف (دحماني، غريبي, 2023) التعثر المالي بأنه مواجهة الشركة لظروف طارئة وغير متوقعة تؤدي إلى عدم قدرتها على توليد مردود اقتصادي أو فائض نشاط يكفي التزاماتها في الأجل القصير كذلك عدم القدرة على تغطية هذه الالتزامات من المصادر الخارجية.

### 2/2 أسباب التعثر المالي:

تشير بعض الدراسات الى ان ظاهرة التعثر المالي لها عدد من الأسباب والعوامل التي ترتبط بالبيئة المحيطة بالشركة وأخرى أسباب داخلية، حيث لا يحدث التعثر المالي بشكل مفاجئ من غير أسباب لحدوثة (النجار, بسيوني, 2022), حيث تتمثل الأسباب الداخلية المؤدية للتعثر في قرارات الإدارة الخاطئة, والتوسع في منح الائتمان للعملاء مع عدم القدرة على التحصيل (Ashraf et al., 2022), كما أن الأسباب التي لا تقع تحت سيطرة الإدارة والتي تكون مرتبطة بالبيئة الخارجية تتمثل في شدة المنافسة , والتقلبات الاقتصادية , والدورات التجارية , وانخفاض الطلب على المنتج فضلا عن الانخفاض المضطرد في قيمة العملة , وعدم استقرار السياسات ألاقتصادي (الشواربي, 2009).

## 2/3 مراحل التعثر المالي:

يرى (الحمداني والقطان, 2013) أن أول مراحل التعثر المالي يتمثل في نقص السيولة المالية نتيجة عدم استغلال الطاقة الانتاجية وزيادة تكاليف التشغيل والإنفاق غير المدروس وتراجع القدرة على التحصيل, وانخفاض معدل دوران الاصول وبالتالي تراجع الطلب على منتجات الشركات, ومن بعد تأتي مرحلة العجز في رأس المال العامل نتيجة الاعتماد بشكل كبير على مصادر التمويل الخارجية, وتدني قدرة الشركة على تحقيق الارباح , وأيضاً عدم قدرتها على الوفاء بالتزاماتها(قناوي, 2007), وبعدها تظهر مرحلة عدم قدرة الشركة في الحصول على الأموال الضرورية لتغطية التزاماتها المستحقة (يوسف, واخرون2022), ثم أخيرا تدخل الشركات في مرحلة الفشل المالي حيث يصبح هذا الفشل محققاً ، وتنتهي كل محاولات الإدارة للحصول على تمويلات إضافية بسبب تجاوز الالتزامات الكلية (الدوغجي, 2008).

## 3/ العلاقة بين الشبكات العصبية الاصطناعية والتنبؤ بالتعثر المالي:

تناولت العديد من الدراسات طبيعة العلاقة بين الشبكات العصبية الاصطناعية والتعثر المالي للشركات، حيث اشارت الكثير من الدراسات الى أن استخدام نماذج الشبات العصبية الاصطناعية يساهم في التنبؤ بالتعثر المالي, حيث خلصت دراسة (يوسف واخرون,2022) الى ان نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية له قدرة عالية في التنبؤ بالتعثر المالي للشركات وتصنيف هذه الشركات الى متعثرة وغير متعثرة حيث تمكن نموذج الشبكات المستخدم في الدراسة على التعرف على الحالة المالية للشركات عينة الدراسة والمدرجة في سوق المال السعودي والبالغة (71) حالة من اجمالي (72) حالة, كما خلصت دراسة (الشمايلة والهروط, 2024) والتي أجريت على عينة مكونة من (36) شركة منها (18 معسرة) و(18) غير معسرة والتي توصلت الدراسة الى ان استخدام نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية المستخدم في الدراسة توصل الى تصنيف الشركات معسرة وغير معسر بدقة وصلت الى (100 %), كما أظهرت نتائج دراسة (زهواني, بوقرة, 2021) الى ان نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية المستخدم في الدراسة توصل الى دقة تصنيف وصلت الى (100 %) في تصنيف عينة الدراسة الى معسرة وغير معسرة والمكونة من (54) شركة مدرجة في بورصة عمان الأردن خلال الفترة -2013 2018.

في ذات السياق خلصت دراسة (الشودافي, واخرون, 2019) الى تفوق نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية على النماذج الإحصائية الأخرى, حيث هدفت الدراسة الى الوصول الى نموذج للتنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة الصغيرة في السوق المصري وتم مقارنة النموذج المقترح مع النماذج الإحصائية الأخرى و التي خلصت الى تفوق نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية على جميع النماذج الاحصائية الأخرى بنسبة كبيرة, كما خلصت دراسة (Gregova at al.,2020) والتي هدفت الى معالجة التنبؤ بمخاطر الضائقة المالية للمؤسسات الصناعية السلوفاكية وقامت الدراسة بمقارنة النماذج الإحصائية للتنبؤ مع نموذج الشبكات العصبية وتوصلت الدراسة الى ان كل النماذج أظهرت دقة تميز في التنبؤ بالتعثر المالي للشركات الا ان نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية اظهر

افضلية من غيره من النماذج, كما كشفت دراسة(Dube & MuzindutSI,2023) والتي أجريت على عينة من شركات التصنيع المدرجة في بورصة جوهانسبرج خلال الفترة 2000-2019 أن نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية حقق معدلات دقة وصلت الى (98.6 %) في التنبؤ بالضائقة المالية للشركات.

كما أظهرت دراسة (Murugan Anandarjan et al. 2001) أن لنماذج الشبكات العصبية الاصطناعية قدرة تنبؤية أفضل, حيث اختبرت الدراسة نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية اللوغارثمي الوراثي ، وقارنت القدرة التنبؤية له مع نموذج التحليل التمييزي المتعدد تطبيقاً على عينة مكونة من (522) شركة خلال الفترة 1989-1996, وفي السياق نفسه اشارت دراسة (Juan Jose Suarez,2004) أن نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية له قدرة في التنبؤ بفشل الشركات بالمقارنة مع النماذج الاحصائية الأخرى تطبيقاً على (67) شركة مفلسة وغير مفلسة في سوق صناعة التشييد والبناء الأمريكي, واشارت دراسة (سعودي,2007) أيضا أن نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية ذات الانتشار الخلفي بجميع المتغيرات بلغت الدقة التنبؤية (97.73 %) , والمصممة ومتدربة بالخوارزميات بجميع متغيرات الدراسة بلغت الدقة التنبؤية لها (99.43 %), كما توصلت الي أن نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية أفضل من النماذج الإحصائية مثل تحليل التمايز الذي بلغت دقته التنبؤية (88.5 %) والانحدار اللوجستي الذي بلغت دقته التنبؤية (87.5 %) على عينة من الشركات المدرجة في السوق المصري. وخلصت دراسة (Leung, et. al.,2006) التي استهدفت استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بأسعار الصرف الشهرية للجنيه الاسترليني , والدولار الامريكي , والين الياباني, خلصت الى تفوق نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية على الاساليب الاحصائية التقليدية حول التنبؤ بأسعار الصرف للعملات محل الدراسة, أما دراسة (Edward,et.al,2009) فقد قامت بالتنبؤ بفشل الشركات باستخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية وتحليل التمايز تطبيقاً على عينة مكونة من (46) شركة استرالية حيث توصلت الدراسة الى تفوق نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية على نموذجي تحليل التمايز وشجرة القرارات في التنبؤ بفشل الشركات, وفي نفس السياق فقد اختبرت دراسة (Abid , Zouari,2002) قدرة الشبكات العصبية الاصطناعية على التنبؤ بالفشل المالي للشركات بالتطبيق على عينة مكونة من (87 ) شركة تونسية حيث توصلت الى مقدرة الشبكات العصبية الاصطناعية على التنبؤ بالفشل المالي بدقة عالية.

## سادسا: فرضيات الدراسة:

## تقوم الدراسة على فرضيتين:

يؤدي استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية بالتنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة السعودية بدقة عالية.

تتصف نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية بقدرة أفضل من النماذج الإحصائية في التنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة السعودية

## سابعا: منهجية الدراسة:

تعرض منهجية الدراسة التطبيقية كل من مجتمع وعينة الدراسة، ومتغيرات الدراسة وطريقة قياسها، ومصادر جمع البيانات، فضلاً عن الأساليب الإحصائية المستخدمة في تحليل بيانات الدراسة.

## مجتمع وعينة الدراسة:

يتكون مجتمع الدراسة من شركات المساهمة السعودية المدرجة في السوق المالي السعودي، والبالغة في العام 2012 ( 158) شركة، وقد تم اختيار عينة الدراسة وفقا لتوفر المعلومات والبيانات المالية لاستخلاص النسب والمؤشرات التي تستخدم في التحليل, ايضاً وجود منشات متعثرة وغير متعثرة خلال الفترة خلال فترة الدراسة وذلك من خلال توفر دلائل ومؤشرات على القوائم المالية مثل تحقيق ربحية منخفضة، وارتفاع نسبة المصروفات التشغيلية ، والعكس أيضا تحقيق معدلات إرباح مرتفعة , وتوفر ممارسة الأنشطة الصناعية والخدمية بكافة صورها وذلك لضمان عمومية الاستفادة من نموذج التحليل, وتجاوز أعمار جميع الشركات المختارة لعينة الدراسة لخمس سنوات , وتم استبعاد شركات التأمين والبنوك من عينة الدراسة لاختلاف أسلوب أعداد قوائمها المالية, وبتطبيق الشروط فقد بلغت شركات العينة (47) شركة بنسبة (31,3 %) من اجمالي شركات مجتمع الدراسة.

## مصادر جمع البيانات

اعتمدت الدراسة الحالية على البيانات اللازمة لاختبار فرضياتها على العديد من التقارير المالية(قائمة الدخل – قائمة المركز المالي- قائمة التدفقات النقدية) الصادرة من الشركات السعودية محل الدراسة خلال الفترة 2008م – 2012م, كما تم إجراء تحليل وصفي للحالة المالية للشركات عينة الدراسة من القوائم المالية الختامية، وتقسيمها الى شركات متعثرة وغير متعثرة حسب حالتها المالية خلال فترة الدراسة, وكانت نتيجة التحليل ان هناك (35) شركة غير متعثرة ,و(12) شركة متعثرة, ويوضح الجدول رقم (1) النتائج التفصيلية للحالة المالية للشركات حسب القوائم المالية الخاصة بها من ربحية وخسارة خلال فترة الدراسة, حيث تم تحديد الشركات المتعثرة وغير المتعثر حسب ربحيتها وخسارتها خلال فترة الدراسة.

جدول رقم (1)

النتائج التفصيلية للحالة المالية للشركات حسب قوائمها المالية

| ت | إسم الشركة | 2008 | 2009 | 2010 | 2011 | 2012 | الحالة المالية |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | شركة الاتصالات السعودية | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 2 | شركة أسمنت القصيم | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 3 | الشركة السعودية للصناعات المتطورة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | خاسرة | متعثرة |

| ت | إسم الشركة | 2008 | 2009 | 2010 | 2011 | 2012 | الحالة المالية |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 4 | الشركة السعودية العالمية للبتروكيماويات | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 5 | الشركة السعودية للتنمية الصناعية | خاسرة | خاسرة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 6 | الشركة الوطنية السعودية للنقل البحري | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 7 | شركة اتحاد اتصالات | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 8 | شركة الاتصالات المتنقلة السعودية | خاسرة | خاسرة | خاسرة | خاسرة | خاسرة | متعثرة |
| 9 | الشركة السعودية للفنادق | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 10 | الشركة العربية للأنابيب | رابحة | رابحة | خاسرة | خاسرة | خاسرة | متعثرة |
| 11 | الشركة الكيميائية السعودية | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 12 | الشركة المتقدمة للبتروكيماويات | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 13 | المجموعة السعودية للاستثمار الصناعي | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 14 | شركة اتحاد مصانع الأسماك | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 15 | شركة أسواق عبد الله العثيم | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 16 | شركة الإحساء للتنمية | خاسرة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 17 | الشركة الوطنية للبتروكيماويات | رابحة | خاسرة | خاسرة | خاسرة | خاسرة | متعثرة |
| 18 | شركة أسمنت اليمامة المحدودة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 19 | شركة أسمنت ينبع | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 20 | شركة الصناعات الزجاجية | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 21 | شركة المنتجات الغذائية | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 22 | شركة الخزف السعودية | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 23 | الشركة السعودية لأنابيب الصلب | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 24 | شركة عسير للتجارة | خاسرة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 25 | شركة مجموعة أنعام القابضة | رابحة | خاسرة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 26 | الشركة السعودية للأسماك | خاسرة | خاسرة | خاسرة | خاسرة | خاسرة | متعثرة |
| 27 | شركة رابغ للتكرير والبتروكيماويات | خاسرة | خاسرة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 28 | شركة مجموعة صافولا | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |

| ت | إسم الشركة | 2008 | 2009 | 2010 | 2011 | 2012 | الحالة المالية |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 29 | شركة التصنيع الوطنية | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 30 | شركة نما للكيماويات الأساسية | خاسرة | خاسرة | رابحة | خاسرة | خاسرة | متعثرة |
| 31 | الشركة السعودية للصناعات الأساسية | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 32 | شركة أسمنت نجران | خاسرة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 33 | شركة الجوف للتنمية الزراعية | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 34 | شركة القصيم الزراعية | رابحة | خاسرة | خاسرة | خاسرة | خاسرة | متعثرة |
| 35 | شركة جازان للتنمية | رابحة | خاسرة | خاسرة | خاسرة | خاسرة | متعثرة |
| 36 | شركة الشرقية للتنمية | خاسرة | خاسرة | خاسرة | خاسرة | خاسرة | متعثرة |
| 37 | شركة كيان السعودية للبتروكيماويات | رابحة | خاسرة | خاسرة | خاسرة | خاسرة | متعثرة |
| 38 | الشركة السعودية للكهرباء | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 39 | الشركة المتحدة الدولية للمواصلات | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 40 | الشركة المتحدة للإلكترونيات | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 41 | شركة دار الأركان للتطوير العقاري | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 42 | شركة تبوك للتنمية الزراعية | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 43 | شركة الصحراء للبتروكيماويات | خاسرة | رابحة | رابحة | رابحة | رابحة | غير متعثرة |
| 44 | شركة اللجين | خاسرة | خاسرة | رابحة | خاسرة | رابحة | غير متعثرة |
| 45 | شركة الباحة للاستثمار والتنمية | خاسرة | خاسرة | خاسرة | خاسرة | خاسرة | متعثرة |
| 46 | شركة مجموعة محمد المعجل | رابحة | رابحة | خاسرة | خاسرة | خاسرة | متعثرة |
| 47 | شركة مجموعة فتيحي القابضة | رابحة | رابحة | رابحة | خاسرة | رابحة | غير متعثرة |

المصدر: اعداد الباحث من واقع بيانات الدراسة التطبيقية

## متغيرات الدراسة وطريقة قياسها:

اشتملت الدراسة على عدد من المتغيرات المستقلة من النسب المالية بلغ عددها (25) نسبة مالية، وتم استخدام برنامج الإكسل Excel)) لاستخراج المؤشرات المالية التي سوف تم تغذية نماذج التنبؤ بها ، وتم الحصول على قاعدة من البيانات التي تمثل المؤشرات المالية للشركات عينة الدراسة , والتي سوف يتم إدخالها على النماذج المستخدمة في التحليل والتنبؤ, أما المتغير التابع في هذه الدراسة فهو (التعثر المالي أو عدم التعثر المالي) للشركات عينة الدراسة، وتم الرمز للشركة غير المتعثرة بالرمز (1) والشركة المتعثرة بالرمز (0), ولقياس متغيرات الدراسة واختبار

فروضها تم استخدام عدد من الأساليب الكمية والإحصائية للتنبؤ بالتعثر المالي ولتحديد الحالة المالية للشركات عينة الدراسة وهي:

نموذج تحليل التمايز هو أسلوب إحصائي يتم بموجبه استعمال مجموعة من المتغيرات للتمييز بين مجموعتين أو أكثر عن طريق دالة تمييزية محدودة

نموذج تحليل الانحدار اللوجستي يستخدم الانحدار اللوجستي عادة في التنبؤ بقيم المتغيرات النوعية أو الفئوية Categorical Variable اعتمادا على مجموعة من المتغيرات المستقلة المختلطة.

نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية ذات الانتشار الخلفي تم استخدام نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية ذات الانتشار الخلفي للتنبؤ بالتعثر المالي.

## ثامناً: نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية المستخدم في الدراسة:

قامت الدراسة باستخدام نموذج للتنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة استناداً على الشبكات العصبية الاصطناعية، وتم الاعتماد في صياغة هذا النموذج على عدد من المتغيرات المستقلة والمؤثرة في التنبؤ بالتعثر المالي للشركات، وأعتمد في تطبيق نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية على ثلاث مراحل والتي بموجبها يتمكن النموذج من العمل بكفاءة عالية في التنبؤ بالتعثر المالي للشركات عينة الدراسة, حيث يتكون هيكل النموذج الشبكة العصبية الاصطناعية من عدد من الطبقات, وعدد من الخلايا العصبية في كل طبقة من الطبقات, حيث يتم تخصيص كل خلية عصبية لكل متغير من المتغيرات المستقلة في طبقة المدخلات وتخصيص خلية عصبية لكل متغير من المتغيرات في طبقة المخرجات.

بعد تصميم النموذج تم تغذيته بقيم المتغيرات المستقلة والتابعة المتعلقة بالتنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة عينة الدراسة، مع الأخذ في الاعتبار توافر الدقة عند تجميع المتغيرات وعدم استبعاد المتغيرات لكثرتها نظراً لقدرة الشبكات العصبية الاصطناعية على التعامل مع عدد كبير من المتغيرات دون أن يؤثر ذلك على دقة وجودة النتائج (جاب الله, 2004), واعتمد نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية المستخدم في الدراسة على معدل التعلم لتعديل قيم الأوزان النسبية بين الخلايا العصبية أثناء عملية تدريب نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية اعتماداً على قيم المدخلات أو قيم بيانات التغذية العكسية , وتم تحديد قيمة مبدئية تتراوح بين الصفر والواحد الصحيح ومن ثم يتم تعديلها بطريقة المحاولة والخطأ واختيار القيمة التي تحقق أفضل مخرجات لنموذج الشبكة العصبية الاصطناعية(دسوقي, 2002).

تم استخدام الخطأ المسموح به للتدريب في تحديد مدى الدقة عند مقارنة القيم المتنبأ بها بواسطة الشبكة العصبية الاصطناعية مع القيم الفعلية للتعثر المالي في الشركات عينة الدراسة والحصول على متوسط مربع الخطأ (MSE) مقبول, فإذا كان مقدار متوسط الخطأ أقل من أو يساوي مقدار الخطأ المسموح به للتدريب يكون النموذج وصل الى أفضل أداء ممكن , أما اذا كان مقدار متوسط مربع الخطأ أكبر من مقدار الخطأ المسموح به للتدريب يتم إعادة تعديل الأوزان النسبية بين الخلايا العصبية لطبقات نموذج الشبكة حتى يتم التوصل الى لمقدار متوسط

مربع الخطأ يكون أقل من أو يساوي مقدار الخطأ المسموح به للتدريب , وبذلك انتهي عملية التدريب ويكون النموذج وصل الى أفضل مخرجات له(سالم, 2002), وتم استخدام الدالة التحويلية لتحويل قيم مخرجات الشبكة العصبية الاصطناعية الى قيم تقع بين مدى محدود , حيث تنتج الدالة التحويلية قيم للمخرجات تتراوح بين الصفر والواحد الصحيح , فعلى سبيل المثال يمكن أن تنتج الدالة التحويلية القيمة صفر عندما تكون قيم المدخلات أقل من (0.5) , كما يمكن أن تنتج الدالة التحويلية القيمة واحد عندما تكون قيم المدخلات أكبر من أو تساوي (0.5) , وبالتالي تقوم الدالة التحويلية بإنتاج قيم لمخرجات كل خلية عصبية في نموذج الشبكة العصبية داخل مدى محدود يتراوح بين الصفر والواحد الصحيح (Brown ,et.al.,1995), كما تم استخدام الدالة الأسية والتي تعتبر من دوال التحويل الشائعة الاستخدام في التطبيقات المحاسبية المتعلقة بالتنبؤ , ويمكن التعبير عن الدالة الاسية من خلال المعادلة الأتية(Mitra,2006):

$$(O = f\ (net) = 1/\ (1+e\text{-}net$$

$$net = \sum_{i=1}^{n} W_{IJ} \quad X_I$$

حيث أن :

O = قيم مخرجات كل خلية عصبية

$f$= الدالة التحويلية

Net= مجموع قيم الاوزان النسبية للخلية العصبية

E = اساس اللوغاريتم الطبيعي ويساوي 3.7183

WIJ= قيم الاوزان النسبية بين الخلايا في طبقة معينة والخلايا العصبية في الطبقة التالية لها

XI = متغير من المتغيرات المستقلة لنموذج الشبكة العصبية الاصطناعية

I= رقم الخلية العصبية في الطبقة الأولى وتبدأ من n:1

J= رقم الخلية في الطبقة التالية لها وتبدأ من n:1

وقد أعتمد النموذج المستخدم على شبكة التدريب الاشرافية ذات الانتشار الخلفي , والتي تعتبر من أكثر الشبكات العصبية الاصطناعية استخداماً في التطبيقات المحاسبية المتعلقة بالتنبؤ (Wang,2011), وتمت مرحلة تدريب نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية باستخدام المدخلات والمخرجات الفعلية, وتم اختيار قيم عشوائية مبدئية للأوزان النسبية (WIJ) بين طبقة المدخلات (I) والطبقة المستترة (J) , حيث تستخدم قيم الاوزان النسبية في العمليات الحسابية للربط بين الخلايا العصبية في طبقة المدخلات والخلايا العصبية في الطبقة المستترة, وتم حساب مجموع قيم الاوزان النسبية بين الخلايا العصبية في طبقة المدخلات (I) والخلايا العصبية في الطبقة المستترة (J) والتي تعتبر مدخلات للطبقة المستترة , ويمكن التعبير عن قيم المدخلات لكل خلية عصبية في الطبقة المستترة من خلال المعادلة التالية(Wu,2002):

$$OJ = f\left(\sum_{i=1}^{n} W_{IJ} \quad X_I\right)$$

حيث أن:

OJ= قيم مدخلات الخلايا في الطبقة المستترة

$f$= الدالة التحويلية

WIJ= قيم الاوزان النسبية بين الخلايا العصبية في طبقة المدخلات والخلايا العصبية للطبقة المستترة

XI = متغير من المتغيرات المستقلة لنموذج الشبكة العصبية الاصطناعية

I= رقم الخلية العصبية في طبقة المدخلات وتبدأ من n:1

J= رقم الخلية في الطبقة المستترة لها وتبدأ من n:1

ويتم حساب مجموع قيم الاوزان النسبية بين الخلايا العصبية في الطبقة المستترة (J) والخلية العصبية في طبقة المخرجات (L) , ويمكن التعبير عن قيم المدخلات للخلية العصبية في طبقة المخرجات من خلال المعادلة التالية

$$OL = f\left(\sum_{i=1}^{n} W_{IJ} \quad O_J\right)$$

حيث أن:

OL= قيم مدخلات الخلية العصبية في طبقة المخرجات

$f$= دالة التحويل

WIL= قيم الاوزان النسبية بين الخلايا العصبية للطبقة المستترة والخلية العصبية في طبقة المخرجات

XI = متغير من المتغيرات المستقلة لنموذج الشبكة العصبية الاصطناعية

L= رقم الخلية العصبية في طبقة المخرجات وتبدأ من n:1

J= رقم الخلية في الطبقة المستترة لها وتبدأ من n:1

كما يتم حساب القيمة المتنبأ بها للخلية العصبية لحالة الشركة المالية في طبقة المخرجات لنموذج الشبكة العصبية ومقارنتها بالقيم الفعلية لحالة الشركة المالية، وتحديد مقدار متوسط مربع الخطأ بينهما (MSE) وذلك من خلال المعادلة (Andreou,2008):

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Y_i - Y_{iANN})^2$$

حيث أن:

MSE = متوسط مربع الخطأ

n =عدد المشاهدات المستخدمة في التدريب

Yi = الحالة المالية الفعلية للشركة

Yi ANN= الحالة المالية للشركة المتنبأ بها بواسطة نموذج الشبكة العصبية

فإذا كان مقدار متوسط مربع الخطأMSE (≥ الخطأ المسموح به للتدريب) يكون النموذج قد وصل الي أفضل أداء ممكن بمقدار خطأ مقبول , أما في حالة متوسط مربع الخطأMSE (> الخطأ المسموح به للتدريب) يتم إعادة تعديل قيم الأوزان النسبية لحساب قيم أخري لمخرجات نموذج الشبكة العصبية ذات مقدار خطأ منخفض, ومن ثم يتم تعديل الأوزان النسبية باستخدام طريقة الانتشار الخلفي عن طريق ارسال اشارات عصبية في الاتجاه الخلفي من الخلية العصبية في طبقة المخرجات الى جميع الخلايا العصبية في الطبقة المستترة ومنها الى طبقة المدخلات , ويتم تعديل قيم الأوزان النسبية بين طبقات الشبكة العصبية الاصطناعية, وبعدها يتم اعادة حساب قيم الحالة المالية المتنبأ بها بواسطة نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية في ضوء الأوزان النسبية المعدلة ومقارنتها بالقيم الفعلية لعقود الخيارات وحساب مقدار متوسط مربع الخطأ بينهما, ثم يتم تكرار الخطوتين السابقتين حتي يتم التوصل الى مقدار خطأ أقل أو يساوي الخطأ المسموح به للتدريب وبذلك تنتهي عملية التدريب , وتكون الشبكة العصبية الاصطناعية صالحة للتنبؤ بالتعثر المالي للشركات بكفاءة عالية. وأخيرا تتم مرحلة اختبار نموذج الشبكة العصبية عن طريق ادخال المتغيرات المستقلة والتي لم تم تدريب نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية عليها دون تغذية النموذج بالحالة المالية للشركات المطلوب الحصول عليها في سنة الاختبار، ثم يتم تشغيل النموذج والحصول على الحالة المالية المتنبأ بها ومقارنتها بالقيم الفعلية وتحديد مقدار الخطأ، ومن ثم التعرف على مدى دقة نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية في التنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة

## تاسعاً: تحليل نتائج الدراسة:

### 1/ نتائج اختبار نموذج تحليل التمايز:

تم إدخال المؤشرات المالية للشركات عينة الدراسة على نموذج تحليل التمايز لاختبار معنوية تقييم دقة النموذج ومدى مقدرته على التنبؤ بالتعثر المالي، وكانت النتائج كما موضح في الجدول رقم (2)

جدول رقم (2)

نتائج اختبار معنوية تقييم دقة نموذج تحليل التمايز

| المعالم الإحصائية | القيمة |
|---|---|
| قيمة أيجن الاجمالية | % 100 |
| ارتباط كانونيكلCanonical | 0.807 |
| مربع ارتباط التوافق ( مربع ايتا ) | % 65.12 |
| وليكس لمدا ( مربع لمدا)Wilks' Lambda | 0.349 |
| مربع كأى Chi - square | 220.978 |
| المعنوية | 0.00 |

المصدر : نتائج التحليل الإحصائي

ويتبين من الجدول رقم (2) انه يمكن اختبار معنوية دقة النموذج التمايز بالتنبؤ بالتعثر المالي للشركات عينة الدراسة من خلال قيمة أيجن والتي بلغت (100 %) , مما يعكس دقة دالة التمايز , كما لوحظ أن قيمة معامل ارتباط التوافق (مربع إيتا) لدالة التمايز عالي المعنوية وموجب أيضاً , حيث بلغت قيمة معامل ارتباط ( 0.807) مما يدل على أن العناصر الخاصة بدالة التصنيف ترتبط بمدى إمكانية الاعتماد عليها في الحكم على جودة عوامل التنبؤ بالتعثر المالي للشركات, كما أوضحت النتائج ارتفاع قيمة مربع التوافق(مربع إيتا) والذي يقيس القدرة التصنيفية لنموذج التمايز , حيث بلغت نسبته (65.12 %) , مما يعكس القدرة التصنيفية لنموذج التمايز في التصنيف بين الشركات المتعثرة وغير المتعثرة , كما أشارت النتائج إلى انخفاض قيمة وليكس لمدا والتى تقيس مدى قدرة عوامل التنبؤ المقترحة على التمييز حيث بلغت نسبته (0.349) وهي دالة عند مستوى معنوية عالية باستخدام اختبار مربع كاي والتي بلغت ( 220.978) مما يعني إمكانية التفرقة بين الشركات المتعثرة والشركات غير المتعثرة ، وهذا يعكس مصداقية النموذج في التنبؤ بالتعثر المالي للشركات, حيث كانت نتائج تصنيف تحليل التمايز للشركات عينة الدراسة كما موضح في الجدول رقم (3) والذي يظهر تصنيف الحالة المالية للشركات, حيث تشير بيانات الجدول رقم (3) الى أن نموذج تحليل التمايز قام بتصنيف الحالة المالية للشركات عينة الدراسة، حيث قام بتصنيف (42) حالة مالية للشركات المتعثرة من إجمالي (60) حالة بنسبة دقة وصلت إلى (70 %) , كما قام بتصنيف (107) حالة مالية للشركات الغير المتعثرة من إجمالي (175) حالة بنسبة وصلت إلى (61,1 %) , مما يؤكد مقدرته على التنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة عينة الدراسة

جدول رقم (3)

نتائج تصنيف نموذج تحليل التمايز

| | الحالة المالية للشركات | القيم المتوقعة | | الإجمالي |
|---|---|---|---|---|
| | | (0) متعثرة | (1) غير متعثرة | |
| القيم المشاهدة | متعثرة | 42 | 18 | 60 |
| | غير متعثرة | 68 | 107 | 175 |
| النسبة | متعثرة | % 70 | ٪ 30 | ٪ 100 |
| | غير متعثرة | ٪ 38.9 | ٪ 61.1 | ٪ 100 |
| 63.4 % of original grouped cases correctly classified | | | | |

المصدر : نتائج تحليل التمايز

مما سبق يتضح أن لنموذج تحليل التمايز قدرة تنبؤية بالتعثر المالي للشركات حيث بلغت دقته التنبؤية للمنشات المتعثرة (70 %)، كما بلغت دقته التنبؤية للشركات غير المتعثرة (61,1 %), والدقة التنبؤية الإجمالية لنموذج تحليل التمايز بلغت (63,4 %)، ويتبين من الاستعراض السابق للنتائج الخاصة بنموذج تحليل التمايز، أن النموذج قد تنبأ بالتعثر المالي للشركات المساهمة عينة الدراسة.

## 2/ نتائج اختبار نموذج الانحدار اللوجستي

تم إدخال المؤشرات المالية على نموذج تحليل الانحدار اللوجستي لقياس قدرته التصنيفية للشركات المتعثرة وغير المتعثرة عينة الدراسة، وتم تشغيل النموذج وإدخال البيانات باستخدام أسلوب الإدخال التدريجي للبيانات، وبعد إدخال المؤشرات المالية على النموذج كانت النتائج المستخرجة من نموذج تحليل الانحدار اللوجستي كما موضح بالجدول رقم (4)

جدول رقم (4)

اختبار معنوية نموذج تحليل الانحدار اللوجستي

| Step | -2Log likelihood | Cox & Snell R Square | Nagelkerke R Square |
|---|---|---|---|
| الخطوة الاولى | 267.009 | 0.000 | 0.000 |
| الخطوة الثانية | 93.699 | 0.522 | 0.768 |

المصدر : نتائج تحليل نموذج الانحدار اللوجستي

يتبين من الجدول رقم (4) الذي يوضح اختبار معنوية نموذج الانحدار اللوجستي تناقص المقياس (Log likelihood -2) إلي أن وصل ادني قيمة له وهي (93.699) مما يدل على تباين نموذج الانحدار اللوجستي , كذلك نلاحظ تزايد قيمة معامل تحديد (Cox & Snell R Square) والتي وصلت قيمته إلي (0.522) وهذا يشير الي فعالية نموذج الانحدار اللوجستي في شرح المتغيرات التي تحدث في التغير التابع (حالة الشركة المالية), أيضا نلاحظ ارتفاع قيمة مقياس (Nagelkerke R Square) في الخطة الثانية والذي يستخدم لاختبار مدى معنوية النموذج , وقد أظهرت النتائج قيمة R Square في آخر خطوة تساوي (0.768) وهذا يدل على قوة نموذج الانحدار اللوجستي ومعنويته, ويتضح أن نموذج تحليل الانحدار اللوجستي يمكنه التفرقة بين الشركات المتعثرة والشركات الغير المتعثرة ، وهذا يؤكد مصداقية النموذج في التنبؤ بالتعثر المالي، وكانت نتائج نموذج تحليل الانحدار اللوجستي للمتغير (حالة الشركة المالية) كما موضح في الجدول رقم (5):

جدول رقم (5)

نتائج تصنيف نموذج تحليل الانحدار اللوجستي

| القيم المشاهدة Observed | الخطواتStep | الشركات | | القيم المتوقعة Predicted | | Percentage Correct |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | (0) | (1) | |
| | الخطوة (1) | (0) متعثرة | 60 | 0 | 60 | % 0 |
| | | (1)غير متعثرة | 175 | 0 | 175 | % 100 |
| | | النسبة في الخطوة الأولى | | | | % 74.5 |
| | الخطوة (2) | (0) متعثرة | 60 | 49 | 11 | % 81.7 |
| | | (1) غير متعثرة | 175 | 11 | 164 | % 93.7 |
| | | النسبة في الخطوة الثانية | | | | % 90.6 |

المصدر: نتائج تحليل الانحدار اللوجستي

ويتبين من الجدول رقم (5) أن نموذج تحليل الانحدار اللوجستي قام بتصنيف الحالة المالية للشركات عينة الدراسة في الخطوة الأولي بدقة وصلت إلى (74.5 %)، ثم في الخطوة الثانية ارتفعت دقته التصنيفية إلى (90.6 %) مما يدل على أن هناك تحسن في كل خطوة، حيث يتضح أن لنموذج الانحدار اللوجستي له قدرة تنبؤية بالتعثر المالي للشركات حيث بلغت دقته التنبؤية للمنشآت المتعثرة (81.7 %)، وبلغت دقته التنبؤية للشركات غير المتعثرة (93.7 %)، وبلغت الدقة التنبؤية الإجمالية لنموذج تحليل الانحدار اللوجستي (90.6 %).

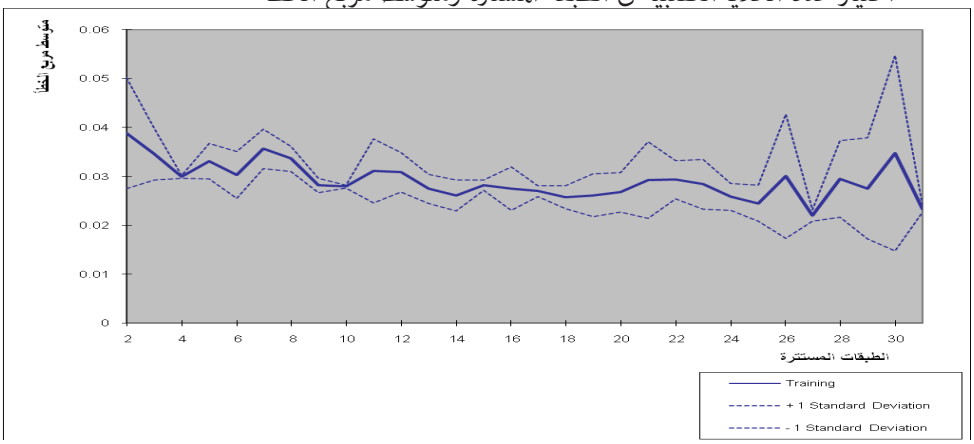
## 3/ نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية ذات الانتشار الخلفي :

## تصميم وتدريب النموذج:

تم تغذية نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية بقيم المتغيرات المستقلة والتي تتمثل في (25) متغير, كما تم تغذية نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية بقيم المتغير التابع والذي يتمثل في الحالة المالية للشركات عينة الدراسة (متعثر / غير متعثر), حيث يتكون نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية من ثلاث طبقات أساسية, تتمثل في طبقة المدخلات وهي عبارة عن طبقة مكونة من (25) خليه عصبية تمثل قيم المتغيرات محل الدراسة، وتستخدم في إرسال قيم المتغيرات الى الطبقة المستترة في النموذج في شكل إشارات عصبية تتحدد من خلال قيم الأوزان النسبية بين طبقة المدخلات والطبقة المستترة, والطبقة المستترة التي تتألف من (25) خليه عصبية ، وتم تحديد عدد الخلايا العصبية لهذه الطبقة عن طريق تدريب عدد من الشبكات العصبية المختلفة والبالغ عددها (30) شبكة عصبية لاختيار أفضل عدد من الخلايا العصبية لنموذج الشبكة عن طريق المحاولة والخطأ، والشكل رقم (1) الذي يوضح عدد الخلايا العصبية في الطبقة المستترة والتي تم التوصل إليها والتي يبلغ عددها (25) خلية، كما يوضح أيضاً متوسط مربع الخطأ الذي تم الاعتماد عليه كمقياس لتقييم نتائج النموذج, ثم طبقة هي عبارة عن طبقة مكونة من خلية عصبية واحدة تمثل الحالة المالية للشركة حيث تم الرمز للشركة غير المتعثرة (الرابحة) بالرمز (1) والشركة المتعثرة (الخاسرة) بالرمز (0).

شكل رقم (1)

اختيار عدد الخلايا العصبية فى الطبقة المستترة ومتوسط مربع الخطأ

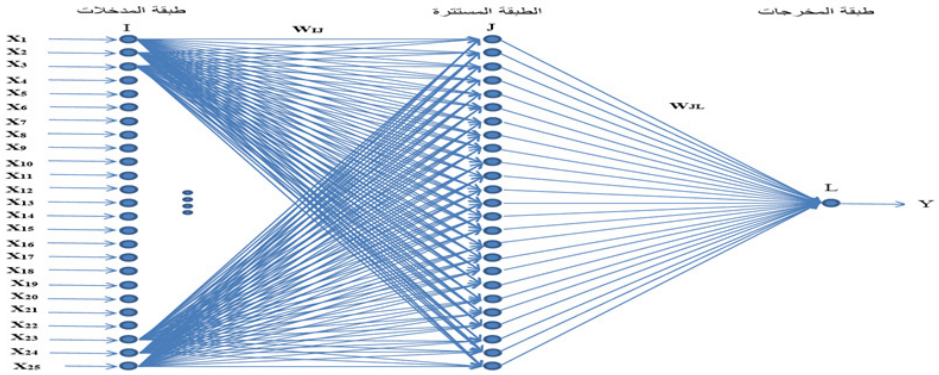



المصدر: نتائج تحليل الشبكة العصبية

واعتمد نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية على معدل التعلم (Learning Rate 0.1) وتم تحديد هذه القيمة عن طريق المحاولة والخطأ ، حيث تم تحديد قيم مبدئية تتراوح بين الصفر والواحد الصحيح ، وبعد ذلك تم اختيار القيمة التي تحقق أفضل أداء لنموذج الشبكة العصبية، وتعتمد حالة الشركة المالية على القيمة الناتجة من تغذية الشبكة بقيم المتغيرات الخاصة بها, وأيضاً اعتمد نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية على معدل الدفع(Momentum Rate 0.7)، وقد تم تحديد هذه القيمة عن طريق المحاولة والخطأ، حيث تم تحديد قيم مبدئية بين الصفر والواحد الصحيح واختيار القيمة التي تؤدي إلى أفضل أداء لنموذج الشبكة العصبية الاصطناعية, كما يوضح الشكل رقم (2) نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية ذات الانتشار الخلفي المكونة من ثلاث طبقات عصبية للتنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة السعودية.

شكل رقم (2)

نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية ذات الانتشار الخلفي




X1- X25: المتغيرات المستقلة

WIJ : قيم الاوزان النسبية بين طبقة المدخلات والطبقة المستترة

WJL: قيم الأوزان النسبية بين الطبقة المستترة وطبقة المخرجات

I : رقم الخلية في طبقة المدخلات وتبدأ من 25:1

J : رقم الخلية في الطبقة المستترة وتبدأ من 25:1

L : رقم الخلية في طبقة المخرجات ويبلغ عددها خلية واحدة

Y : المتغير التابع ويتمثل في الحالة المالية للشركات (متعثرة – غير متعثرة)

وتم إعادة تعديل قيم الأوزان النسبية بين الخلايا العصبية لطبقات نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية حتى بلغ مقدار متوسط مربع الخطأ (Mean Square Error 0.005799578) وتمثل قيم متوسط الخطأ المطلق أفضل قيمة للخطأ، وبذلك تنتهي عملية التدريب ويكون النموذج قد وصل إلى أفضل أداء ممكن للتنبؤ بمقدار خطأ مقبول، ويوضح الشكل التالي عناصر مرحلة تصميم نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية ذات الانتشار الخلفي.

جدول رقم (6)

عناصر مرحلة تصميم نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية ذات الانتشار الخلفي

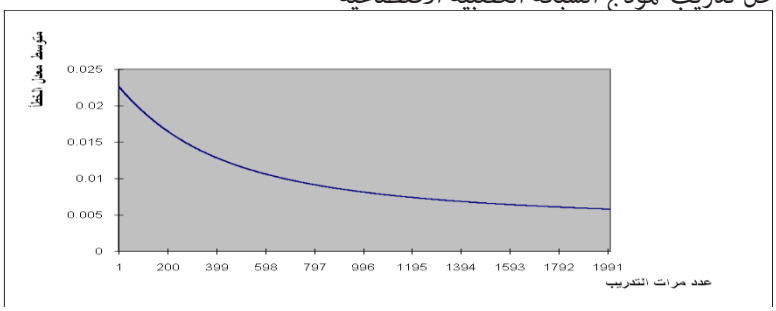
| عناصر مرحلة التصميم | نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية |
|---|---|
| طبقة المدخلات | 25 خلية عصبية |
| الطبقة المستترة | 25 خلية عصبية |
| طبقة المخرجات | خلية عصبية واحدة (تمثل الحالة المالية) |
| معدل التعلم | 0,1 |
| معدل الدفع | 0,7 |
| الخطأ المسموح به أقل قيمة لـ (متوسط مربع الخطأ) | 0.005799578 |
| الدالة التحويلية | الدالة الآسية |
| طريقة تدريب النموذج | الإشرافية ذات الانتشار الخلفي |

المصدر : اعداد الباحث على ضوء نائج نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية

وفي مرحلة تدريب نموذج الشبكة العصبية تم تغذية نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية بالمخرجات التي تمثل الحالة المالية للشركة من حيث الربحية أو عدم الربحية باستخدام بيانات الأربع سنوات الأولي ( 2008 2011-) لتدريب الشبكة والبالغ عددها (188) حالة مالية، حيث تم تدريب الشبكة للوصول الي متوسط معدل خطأ مناسب للتدريب، ويمكن توضيح خطوات تدريب نموذج الشبكة العصبية أثناء مرحلة التدريب، وانخفاض مقدار متوسط مربع الخطأ من خلال الشكل رقم(3), ويتبين لنا من خلاله انخفاض متوسط مربع الخطأ, ومع زيادة عدد مرات التدريب يبدأ متوسط مربع الخطأ بالانخفاض بسرعة كبيرة في بداية التدريب مع زيادة عدد مرات التدريب، وبعد ذلك يبدأ بالتناقص ببطء إلى أن يصل إلى مرحلة لا يتوقف فيها انخفاض متوسط معدل الخطأ وهنا نوقف تدريب الشبكة، وهي النقطة التي تحدد أن عدد مرات التدريب وصلت الى (1991) مرة مقابل متوسط معدل خطأ (0.005799578) وهو أقل متوسط معدل خطأ مقبول لتدريب الشبكة يمكن الوصل إليه, والشكل (3) يبين مراحل تدريب النموذج.

شكل رقم (3)

مراحل تدريب نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية




المصدر: نتائج نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية

وبعد تدريب نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية تم تقييم مدى دقة النموذج على التنبؤ بالتعثر المالي في مرحلة التدريب باستخدام متوسط مربع الخطأ MSE, ومتوسط الخطأ المطلق MAE , حيث كانت نتائج تقييم تدريب النموذج كما في الجدول رقم (7) :

جدول رقم (7)

نتائج تقييم دقة نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية في مرحلة التدريب

| مقاييس تقييم دقة النموذج | غير متعثرة y(1) | متعثرة y(0) |
|---|---|---|
| متوسط مربع الخطأ MSE | 0.003324363 | 0.004322563 |
| متوسط الخطأ المطلق MAE | 0.053802081 | 0.053112242 |

المصدر : نتائج تحليل الشبكة ملحق رقم (7)

ويتبين من الجدول (7) أن قيم متوسط مربع الخطأ Mean Square Error للشركات الغير متعثرة بلغت (0.003324363) , وللشركات المتعثرة بلغت (0.004322563) وهي قيم أقل من الخطأ المسموح به ، وقيم متوسط الخطأ المطلق Absolute Error Mean للشركات الغير متعثرة بلغت((0.053802081, وللشركات المتعثرة بلغت(0.053112242) , وهي قيم منخفضة مما يشير إلى صحة تدريب نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية ذات الانتشار الخلفي , لان الانخفاض في متوسط مربع الخطأ ومتوسط الخطأ المطلق يشير إلى صحة تدريب النموذج وجودة نتائج التنبؤ بالتعثر المالي, فيتضح أن النتائج الفعلية التي توصل إليها نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية (بجميع المتغيرات) في مرحلة التدريب نتائج جيدة، حيث قامت الشبكة بتصنيف الحالة المالية للشركات بدقة وصلت الى نسبة ( 100 %) للشركات المتعثرة ونسبة (100 %) للشركات غير المتعثرة ، بمعدل خطأ منخفض لعينة التدريب خلال الفترة ما بين( 2008 2011- ) ، حيث قام النموذج بتصنيف الحالة المالية للشركات عينة التدريب وذلك كما يظهر في الجدول (8):

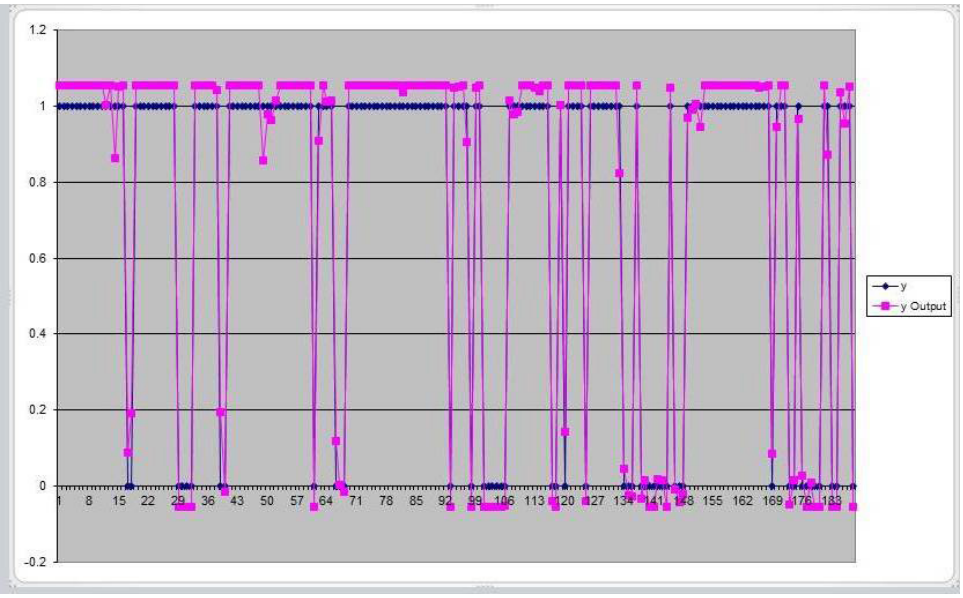
جدول رقم (8)

نتائج الدقة التصنيفية للشبكة العصبية الاصطناعية ذات الانتشار الخلفي في مرحلة التدريب

| | (0)y | (1)y |
|---|---|---|
| متعثرة( o ) y | 48 | 0 |
| غير متعثرة ( I ) y | 0 | 140 |
| الإجمالي | 48 | 140 |
| النسبة المئوية | 100 % | 100 % |

المصدر: نتائج تحليل الشبكة

وفي الشكل رقم (4) يتضح لنا المقارنة البيانية بين المخرجات الفعلية للحالة المالية للشركات في مرحلة التدريب، والمخرجات المتنبأ بها بواسطة نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية، مما يعكس دقة وجودة تدريب نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية، والتقارب بين المخرجات الفعلية للشركات عينة الدراسة والمخرجات المتنبأ بها بواسطة نموذج الشبكة العصبية




الاصطناعية خلال مرحلة التدريب، مما يظهر لنا قدرة نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية على التنبؤ بالتعثر المالي للشركات عينة، حيث يصبح النموذج جاهز للاستخدام في التنبؤ بالتعثر المالي للشركات

شكل رقم (4)

المقارنة البيانية بين المخرجات الفعلية والمتنبأ بها بواسطة نموذج الشبكة العصبية ذات الانتشار الخلفي في مرحلة التدريب

المصدر: نتائج تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية، ملحق رقم (7)

## نتائج اختبار الشبكة العصبية الاصطناعية ذات الانتشار الخلفي :

تم تغذية النموذج بالمدخلات والتى تمثل( 25 ) نسبة مالية تخص السنة الأخيرة (2012) لعدد(47) شركة حيث لم يتم استخدامها في مرحلة التدريب وتحديد قدرتها ما إذا كانت الشركة متعثرة أم غير متعثرة في سنة (2012) التي تعتبر سنة الاختبار، وبعد تغذية المؤشرات المالية لسنة الاختبار (2012) على نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية وقيام النموذج بالعمل على المدخلات والتنبؤ بالتعثر، كانت نتيجة قيم متوسط مربع الخطأ ومتوسط الخطأ المطلق الخطأ لمخرجات عينة الاختبار كما موضح بالجدول رقم (9)

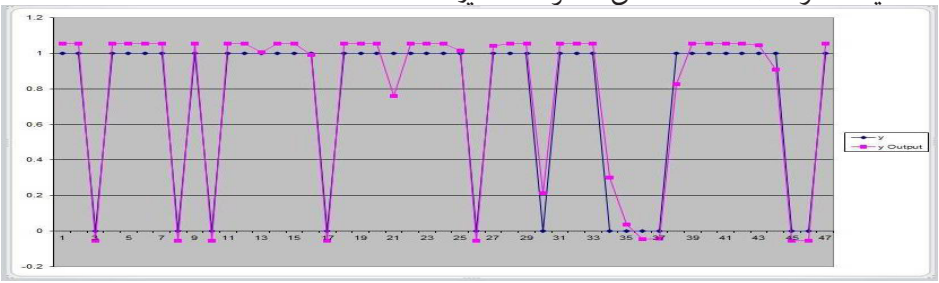
جدول رقم (9)

نتائج تقييم دقة نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية في مرحلة الاختبار

| | غير متعثرة y(1) | متعثرة y(0) |
|---|---|---|
| متوسط مربع الخطأ MSE | 0.005234635 | 0.013498005 |
| متوسط الخطأ المطلق MAE | 0.060528396 | 0.085260369 |

المصدر : نتائج اختبار نموذج الشبكة العصبية

حيث يتبين من خلال معدلات الخطأ لمخرجات عينة الاختبار للشبكة العصبية الاصطناعية ذات الانتشار الخلفي والتي تم التوصل اليها في مرحلة اختبار النموذج، أن قيمة متوسط مربع الخطأMSE بالنسبة للشركات الغير متعثرة((0.005234635 وللشركات المتعثرة (0.013498005 ), كما بلغت قيمة متوسط الخطأ المطلق للشركات الغير




المتعثرة والمتعثرة على التوالي (0.060528396 ) و0.085260369) ), وتعتبر هذه القيم قيم منخفضة للخطأ، مما يشير إلى صحة اختبار نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية ذات الانتشار الخلفي، ويتضح التقارب الشديد كما في الشكل رقم (5) الذي يوضح المقارنة البيانية بين الحالة المالية الفعلية للشركات عينة الدراسة والحالة المالية المتنبأ بها بواسطة نموذج الشبكة المصممة بالخوارزميات للشركات في مرحلة الاختبار, وبذلك يتضح التقارب والتطابق بين منحنيي الحالة الفعلية للشركات والحالة المتنبأ بها بواسطة الشبكة , مما يعكس دقة نموذج الشبكة العصبية على التنبؤ بالتعثر المالي للشركات

الشكل رقم (5)

المقارنة البيانية بين المخرجات الفعلية والمتنبأ بها بواسطة نموذج الشبكة العصبية ذات الانتشار في مرحلة الاختبار

المصدر: نتائج تحليل نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية

من خلال الاستعراض السابق للنتائج التي تم التوصل إليها والخاصة بنموذج الشبكة العصبية الاصطناعية ذات الانتشار الخلفي , يتبين أن النموذج قام بتصنيف الشركات المساهمة السعودية الى شركات متعثرة وغير متعثرة في مرحلة الاختبار بدرجة كبيرة من الدقة , مما يؤكد قدرته على التنبؤ بالتعثر المالي للشركات, مما يتضح لنا أن نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية ذات الانتشار الخلفي قام بتصنيف الحالة المالية للشركات عينة الدراسة في مرحلة اختبار النموذج بدقة عالية حيث تنبأت بالتعثر وعدم التعثر لعينة الاختبار بنسب وصلت الى (100 %) للشركات المتعثرة و(100 % ) للشركات غير المتعثرة , بمعدلات خطأ منخفضة الجدول رقم , ويتبين مما سبق ومن خلال نتائج الدقة التصنيفية لنموذج الشبكة العصبية الاصطناعية أن النموذج له قدرة تصنيفية تصل الى (100 %) مما يؤكد قدرة نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية بالتنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة السعودية, والجدول التالي يوضح نتيجة اختبار نموذج الشبكة العصبية التي توصلت اليها الدراسة.

جدول رقم (10)

نتائج الدقة التصنيفية للشبكة العصبية الاصطناعية ذات الانتشار الخلفي في مرحلة الاختبار

| الشركات | (0)y | (1)y |
|---|---|---|
| متعثرة ( o ) y | 12 | 0 |
| غير متعثرة ( 1 ) y | 0 | 35 |
| الإجمالي | 12 | 35 |
| النسبة المئوية | 100 % | 100 % |

المصدر : نتائج اختبار الشبكة العصبية

ويوضح الجدول رقم (11) نتائج مخرجات الشبكة (الحالة المالية) المتنبأ بها مقارنة بالمخرجات الفعلية للشركات عينة الدراسة، حيث تم تقريب قيم نتائج مخرجات الشبكة فكل قيمة أصغر من ( 0,5) تم تقريبها إلى الصفر وكل قيمة أكبر من( 0,5) تم تقريبها إلى الواحد الصحيح, ومن خلال هذه النتائج التي تم التوصل اليها نلاحظ أن مخرجات الشبكة المتنبأ بها بواسطة نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية جاءت متقاربة للحالة المالية الفعلية للشركات عينة الدراسة مما يؤكد أن نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية تمكن من التنبؤ بالتعثر المالي للشركات عينة الدراسة.

جدول رقم (11)

النتائج التفصيلية لمخرجات الشبكة العصبية الاصطناعية ذات الانتشار الخلفي في مرحلة الاختبار

| | الشركة | الحالة المالية الفعلية للشركة | الحالة المالية المتوقعة بواسطة الشبكة | نسبة تعثر أو عدم تعثر الشركة |
|---|---|---|---|---|
| 1 | شركة الاتصالات السعودية | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 2 | شركة أسمنت القصيم | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 3 | الشركة السعودية للصناعات المتطورة | متعثرة | 0 | %100 |
| 4 | الشركة السعودية للبتروكيماويات | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 5 | الشركة السعودية للتنمية الصناعية | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 6 | الشركة الوطنية السعودية للنقل البحري | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 7 | شركة اتحاد اتصالات | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 8 | شركة الاتصالات المتنقلة السعودية | متعثرة | 0 | %100 |
| 9 | الشركة السعودية للفنادق | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 10 | الشركة العربية للأنابيب | متعثرة | 0 | %100 |
| 11 | الشركة الكيميائية السعودية | غير متعثرة | 1 | %100 |

| | الشركة | الحالة المالية الفعلية للشركة | الحالة المالية المتوقعة بواسطة الشبكة | نسبة تعثر أو عدم تعثر الشركة |
|---|---|---|---|---|
| 12 | الشركة المتقدمة للبتروكيماويات | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 13 | المجموعة السعودية للاستثمار الصناعي | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 14 | شركة اتحاد مصانع الأسماك | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 15 | شركة أسواق عبد الله العثيم | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 16 | شركة الإحساء للتنمية | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 17 | الشركة الوطنية للبتروكيماويات | متعثرة | 0 | %100 |
| 18 | شركة أسمنت اليمامة المحدودة | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 19 | شركة أسمنت ينبع | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 20 | شركة الصناعات الزجاجية | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 21 | شركة المنتجات الغذائية | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 22 | شركة الخزف السعودية | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 23 | الشركة السعودية لأنابيب الصلب | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 24 | شركة عسير للتجارة | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 25 | شركة مجموعة أنعام القابضة | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 26 | الشركة السعودية للأسماك | متعثرة | 0 | %100 |
| 27 | شركة رابغ للتكرير والبتروكيماويات | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 28 | شركة مجموعة صافولا | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 29 | شركة التصنيع الوطنية | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 30 | شركة نما للكيماويات الأساسية | متعثرة | | %100 |
| 31 | الشركة السعودية للصناعات الأساسية | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 32 | شركة أسمنت نجران | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 33 | شركة الجوف للتنمية الزراعية | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 34 | شركة القصيم الزراعية | متعثرة | 0 | %100 |
| 35 | شركة جازان للتنمية | متعثرة | 0 | %100 |
| 36 | شركة الشرقية للتنمية | متعثرة | 0 | %100 |
| 37 | شركة كيان السعودية للبتروكيماويات | متعثرة | 0 | %100 |
| 38 | الشركة السعودية للكهرباء | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 39 | الشركة المتحدة الدولية للمواصلات | غير متعثرة | 1 | %100 |

| | الشركة | الحالة المالية الفعلية للشركة | الحالة المالية المتوقعة بواسطة الشبكة | نسبة تعثر أو عدم تعثر الشركة |
|---|---|---|---|---|
| 40 | الشركة المتحدة للإلكترونيات | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 41 | شركة دار الأركان للتطوير العقاري | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 42 | شركة تبوك للتنمية الزراعية | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 43 | شركة الصحراء للبتروكيماويات | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 44 | شركة اللجين | غير متعثرة | 1 | %100 |
| 45 | شركة الباحة للاستثمار والتنمية | متعثرة | 0 | %100 |
| 46 | شركة مجموعة محمد المعجل | متعثرة | 0 | %100 |
| 47 | شركة مجموعة فتيحي القابضة | غير متعثرة | 1 | %100 |

المصدر: نتائج اختبار الشبكة العصبية ذات الانتشار الخلفي

من خلال الاستعراض السابق للنتائج التي تم التوصل إليها والخاصة بنموذج الشبكة العصبية الاصطناعية ذات الانتشار الخلفي، يتبين أن النموذج قام بتصنيف الشركات المساهمة السعودية الى شركات متعثرة وغير متعثرة في مرحلة الاختبار بدرجة كبيرة من الدقة، مما يؤكد قدرته على التنبؤ بالتعثر المالي للشركات

## عاشراً: اختبار الفرضيات:

تنص الفرضية الأولى « يؤدي استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية بالتنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة السعودية بدقة عالية «, ويمكن اختبار هذه الفرضية من خلال نتائج الجدول (9) الذي يتضح من خلال نتائج النموذج التي توصل اليها أن معدلات الخطأ قليلة جدا وتكاد تنعدم, أيضا يمكن اختبار هذه الفرضية من خلال النتائج التي توصل اليها النموذج في أن الشبكة العصبية الاصطناعية ذات الانتشار الخلفي بتصنيف الشركات الى متعثرة وغير متعثرة بنسبة دقة وصلت إلى (100 %) كما يظهر في الجدول(10/11) مما يعكس مقدرة الشبكة العصبية الاصطناعية ذات الانتشار الخلفي على التنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة السعودية , كما يتبين أيضاً أن من خلال الشكل (5) الذي يوضح المقارنة البيانية بين الحالة المالية الفعلية للشركات عينة الدراسة والحالة المالية المتنبأ بها بواسطة نموذج الشبكة المصممة بالخوارزميات للشركات في مرحلة الاختبار, وبذلك يتضح التقارب والتطابق بين منحنيي الحالة الفعلية للشركات والحالة المتنبأ بها بواسطة الشبكة, وعليه يمكن قبول الفرضية الأولى, حيث يمكن استخدام نماذج الشكات العصبية في التنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة السعودية وتنص الفرضية الثانية «تتصف نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية بقدرة أفضل من النماذج الإحصائية في التنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة السعودية» حيث يمكن اختبار هذه الفرضية من خلال تقييم مدى كفاءة الشبكات العصبية في التنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة السعودية عن طريق إجراء مقارنة لنتائج التنبؤ بالتعثر

المالي لنموذج الشبكات العصبية مقارنة مع نتائج النماذج الإحصائية الأخرى التي القياس بها في الدراسة، ويبين الجدول (12) مقارنة نتائج التنبؤ بالتعثر المالي لكل النماذج المستخدمة في التنبؤ بالتعثر المالي للشركات عينة الدراسة

جدول رقم (12)

مقارنة الدقة التنبؤية للنماذج المستخدمة في التنبؤ بالتعثر المالي للشركات عينة الدراسة

| النموذج | الدقة التنبؤية لتصنيف الشركات المتعثرة | الدقة التنبؤية لتصنيف الشركات غير المتعثرة | الدقة التنبؤية الاجمالية |
|---|---|---|---|
| نموذج تحليل التمايز | % 70 | % 61.1 | % 63.4 |
| نموذج تحليل الانحدار اللوجستي | % 81.7 | % 93.7 | % 90.6 |
| نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية ذات الانتشار الخلفي | % 100 | % 100 | % 100 |

المصدر: نتائج اختبار النماذج جدول رقم(3/5/8/10/11)

حيث نلاحظ أن نموذج تحليل التمايز بلغت دقته التنبؤية بالحالة المالية للشركات المتعثرة(70 %) , والشركات الغير متعثرة 61.1) %) أما دقته الإجمالية فبلغت(63.4 %), كما بلغت نتائج نموذج تحليل الانحدار اللوجستي بلغت دقته التنبؤية بالحالة المالية للشركات المتعثرة(81.7 %) , أما دقته للشركات المغير متعثرة فبلغت93.7) %) ودقته الإجمالية وصلت إلى(90.6 %), كانت نتائج الدقة التنبؤية لها بالنسبة للشركات المتعثرة وغير المتعثرة 100) %) , والدقة الإجمالية للتنبؤ بالتعثر المالي للشركات( 100 %), مما يتضح تفوق نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية بدقة عالية على كل النماذج الإحصائية حيث يمكن قبول الفرضية الثانية.

## حادي عشر: عرض نتائج الدارسة:

## توصلت الدراسة الى النتائج التالية:

أن نماذج تحليل التمايز وتحليل الانحدار اللوجستي ونموذج الشبكة العصبية الاصطناعية أمكنها التنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة السعودية.

بلغت دقة التنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة السعودية لنموذج تحليل التمايز63.4 %

بلغت دقة التنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة السعودية لنموذج تحليل الانحدار اللوجستي 90.6 %

بلغت دقة التنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة السعودية لنموذج الشبكات العصبية الاصطناعية100 % .

أن نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية قادرة على التنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة السعودية بدقة عالية

أفضلية نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية على نماذج الانحدار اللوجستي وتحليل التمايز في التنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة السعودية بدرجة كبيرة .

أن نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية أمكنها التنبؤ بالحالة المالية للشركات محل الدراسة.

## ثاني عشر: توصيات الدراسة

بناءاً على نتائج هذه الدراسة يوصي الباحث بالتوصيات الأتية:

- **استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بالتعثر المالي للشركات المساهمة السعودية كأحد الاساليب الحديثة للتنبؤ بالتعثر المالي للشركات.**
- **حث المهتمين بأسواق المال والمستثمرين على استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية كأداة لتقييم مدى قوة وضعف الوضع المالي للشركات المدرجة في أسواق المال، وتوجيه استثماراتهم الي ربحية أفضل وتلافي الخسائر المتوقعة.**
- **ضرورة دراسة أسباب التعثر المالي في الشركات المساهمة السعودية، وعمل الإجراءات اللازمة للحد من ظاهرة التعثر وتلافي وصول الشركات الي مرحلة الافلاس.**

## الهوامش:

**المراجع باللغة العربية:**


(1) ابن نور، فريد، العربي، ناديت مرزوق محمد (2019), «استخدام نماذج الذكاء الاصطناعي للتنبؤ باحتياطيات الصرف الأجنبي في الجزائر: نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية ANN «، مجلة اقتصاديات شمال إفريقيا، جامعة حسيبة بن بو على بالشلف، مخبر العولمة، ص ص 67-82

(2) أبو سليمان، محمد عبد المقصود أحمد، سيد، أحمد سيد طه، علي، حسني أنور عبدالمولى،(2024 ), «دور الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بسعر صرف العملات الأجنبية وانعكاس ذلك على أسعار أسهم البنوك المقيدة بالبورصة المصرية», المجلة العلمية للدراسات والبحوث المالية والإدارة، مج 16 , عدد خاص، ص ص 437 – 465

(3) الدوغجي، علي حسين، (2008)، «مدى مسئولية مراقب الحسابات عن فرص الاستثمار والفشل المالي للشركات»، مجلة دراسات مالية ومحاسبية ، كلية الإدارة والاقتصاد ، جامعة بغداد العراق، مجلد 2, ص ص 4.

(4) الحمداني، رافعة إبراهيم، القطان، وياسين طه ياسين، (2013), «استخدام نموذج شرود للتنبؤ بالفشل المالي: دراسة تطبيقية في الشركة العامة لصناعة الادوية والمستلزمات الطبية في نينوي», مجلة جامعة الانبار للعلوم الاقتصادية والإدارية، مجلد 5 , عدد 10, ص ص 463

(5) العدوي، ناهد سعد أحمد سيد(2022) «مدخل محاسبي مقترح لتقييم قدرة المنشأة على الاستمرار باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية لتدعم قرارات استمرار الائتمان، «مجلة المحاسبة والمراجعة، ع 1 , ص ص 290- 359

(6) الشوادفي، محمد غمري، شوان، تامر محمد حسن ،فاضل, ميسرة أحمد (2019) «استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بالتعثر المالي للشركات المصرية المساهمة الصغيرة والمتوسطة: دراسة تطبيقية، «مجلة الدراسات والبحوث التجارية، س 39 , ع 4 , ص ص 357 379-

(7) النجار، سامح محمد أمين، بسيوني، مروة محمد ماهر،(2022), «أثر العلاقة بين خصائص مجلس الإدارة وجودة الأرباح على خطر التعثر المالي للشركات: أدلة عملية من بيئة الأعمال المصرية», مجلة الإسكندرية للبحوث المحاسبية، مج 6, ع 3، ص ص 259-336

(8) الشمايلة، هلا هشام يعقوب، الهروط، يوسف علي خلف،(2024), «فاعلية استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بالعسر المالي للشركات الصناعية المدرجة في بورصة عمان (رسالة ماجستير غير منشورة)»،جامعة فيلادلفيا، البلقاء، الاردن.

(9) الشواربي، محمد عبد المنعم الشواربي،(2009),»أهمية دورة حياة المشروع في زيادة

فعالية المعلومات المحاسبية للتنبؤ بالاختلالات المالية», مجلة البحوث المالية والتجارية، كلية التجارة جامعة بور سعيد، ،عدد 2 ، ص ص 62 - 63.

(10) جاب الله، سامية شمعت عباس ( 2004)، «استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في مجال المحاسبة والمراجعة»، المجلة العلمية للاقتصاد والتجارة، كلية التجارة، ع 2.

(11) دحماني، رشيدة، غريبي، أحمد،( 2023 ),«نموذج Sherrod كآلية للتنبؤ بالتعثر المالي: دراسة حالة البنك الوطني الجزائري للفترة 2012 - 2021 «, مجلة الاقتصاد والتنمية البشرية، مج 14 , ع 1، ص ص 50 – 6

(12) دسوقي، محمد أحمد(2002), «استخدام اسلوب الشبكات العصبية في معاييره عناصر تكاليف العمالة في الشركات الصناعية», مجلة الدراسات المالية والتجارية، كلية التجارة ببني سويف، جامعة القاهرة، عدد 3 , ص ص 243 – 281

(13) سالم، ضياء الدين محمود محمد (2002), «استخدام الشبكات العصبية في التنبؤ بالتدفقات النقدية لترشيد اتخاذ قرار الائتمان المصرفي – دراسة تطبيقية», رسالة ماجستير في المحاسبة غير منشورة، كلية التجارة جامعة عين شمس

(14) سعودي، محمد لطفي(2007)، «مدخل محاسبي مقترح لاستخدام نماذج الشبكات العصبية في التنبؤ بمخاطر التعثر المالي لمنشآت الأعمال»، مجلة المدير الناجح ، كلية التجارة الإسماعيلية ، جامعة قناة السويس ، 2007، ص 83.

(15) عباس، سامية طلعت (2004)، «استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في مجال المحاسبة والمراجعة»، المجلة العلمية للاقتصاد والتجارة ، كلية التجارة، جامعة عين شمس ، مجلد العدد 2 ، 2004، ص ص 277 – 307

(16) عوض، آمال محمد محمد، سامي، ويسري أمين سامي،(2012), «دراسة تحليلية مقارنة لأساليب مساعدة القرار وأثرها على نفعية الاتصالات الخارجية لمهنة المراجعة»، المؤتمر العلمي السنوي الحادي عشر، ذكاء الأعمال واقتصاد المعرفة، كلية الاقتصاد والعلوم الإدارية، جامعة الزيتونة الأردنية، عمان، 2012 ، ص ص 93 93-

(17) فارس، حسن إسماعيل،(2011)، «استخدام الشبكات العصبية ذات الانتشار الخلفي للتنبؤ بأسعار وثائق صناديق الاستثمار»، المجلة المصرية للدراسات التجارية، مجلد 35 , عدد 1 , ص ص 276-276

(18) قناوي، عزت ملوك،(2007), «مشكلة التعثر المصرفي وتأثيرها علي الاقتصاد المصري», مجلة مصر المعاصرة , مكتبة الاسكندرية , مجلد 98 , عدد 487 , ص ص 317

(19) مقلاتي، أميرة، وبورصاص، وداد، ( 2023 ). «مدى توافق نتائج النماذج الكمية للتنبؤ بالتعثر المالي مع الوضعية المالي لمجمع بيوفارم للفترة « 2021 - 2017 «», مجلة البحوث في العلوم المالية والمحاسبية، مج 8, ع ص ص 78-75

(20) زهواني، مروة، بوقرة، إيمان، (2021)، «التنبؤ بالتعثر المالي للشركات باستخدام نموذج

الشبكات العصبية الاصطناعية: دراسة حالة الشركات الصناعية المدرجة في بورصة عمان», مجلة الاستراتيجية والتنمية، 2(11)، ص ص 509-492

(21) يوسف، أحمد هاشم أحمد(2005), «النماذج التحليلية للتنبؤ بالتعثر المالي في البنوك»، مجلة العلوم الادارية، كلية العلوم الادارية، جامعة امدرمان الاسلامية، ص ص 269

(22) يوسف، أحمد هاشم أحمد، أبكر، عماد يعقوب حامد، خاطر، آدم هارون عمر، ( 2022 ), «التنبؤ بالتعثر المالي لشركات المساهمة المدرجة في السوق المالية السعودية باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية» المجلة العربية للنشر العلمي، ع 48, ص ص 27 – 7

**المراجع باللغة الإنجليزية**

(23) Abid .and Zouari, Predicting Corporate Financial Distress: Neural network Approach Finance India, Vol 16, No. 2, 2002, P.P. 601-612

(24) Amalraj, J. J. (2017),"Applications of Artificial Neural Network: A Survey", International Journal of Advanced Research in Computer Science, 8(5).

(25) Ashraf, S., Félix, E.G.S. & Serrasqueiro, Z. (2022). Does Board Committee Independence affect Financial Distress likelihood? A Comparison of China with the UK. Asia Pacific Journal of Management, 39 (2), 723–761

(26) Andreou, A.C, et.al., Prancing and Trading European Options by Combining Artificial Neural Networks and Parametric Model with Implied Parameters, European of Operational Research, Vol. 185,2008, P.1422

(27) Brown, et.al., Neural Networks: Nuts and Bolts, Management Accounting, Vol.76 ,No.11,1995 , P.54

(28) Dube, F., Nzimande, N., & Muzindutsi, P. F. (2023). Application of artificial neural networks in predicting financial distress in the JSE financial services and manufacturing companies. Journal of Sustainable Finance & Investment, 13(1), 723-743

(29) Edward, et.al, Corporate Failure Prediction (Bankruptcy) in Australia form Zeta to Neural Networks, Working Paper ,2009, P.P 1-56

(30) García, C. J., & Herrero, B. (2021). Female Directors, Capital Structure and Financial Distress. Journal of Business Research, 13(6), 592-600.

(31) Gregova, E., Valaskova, K., Adamko, P., Tumpach, M., & Jaros, J. (2020), Predicting Financial Distress of Slovak Enterprises: Comparison of Selected Traditional and Learning Algorithms Methods. sustainability, 12(3954), 1-17.

(32) Juan Jose Suarez, Anural Network Model to Business Failure in Construction Companies in the United States of America, A Dissertation Presented to the Graduate School of the University of Florida in Partial Fulfillment of the Requirement for the Degree of Doctor of Philosophy, University of Florida, 2004

(33) Januskevicius, M. (2003). Testing stock market efficiency using neural networks: case of Lithuania. Rigas Ekonomikas Augsts kola.

(34) Kliestik, T., Zharkova, K., and Lăzăroiu, G. (2022) Data-driven Machine Learning and Neural Network Algorithms in the Retailing Environment: Consumer Engagement, experience, and Purchase Behaviors, Economics, Management and Financial Woodside, 17(1) (Mar 2022): 57-69. A Markets.

(35) Leung, Forecasting Exchange Rates Using General Regression Neural Networks: Working Paper ,2006, P.P 1-33

(36) Mitra, Improving Accuracy of Option Price Estimation Using Artificial Neural Networks, The ICFAI Journal of Derivatives Markets, Vol .3, No. 4, 2006, P3

(37) Murugan Anandarjan et al. Bankruptcy y prediction of Financial Stressed Firms an Examination of the Prediction Accuracy of Artificial Neural Networks, International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management; Jun 2001; 10, 2; Accounting & Tax pg. 69-81

(38) Yu, P., & Yan, X. (2020). Stock price prediction based on deep neural networks. Neural Computing and Applications, 32, 1609-1628.

(39) Wu, Neural Network Financial Markets Analysis and Option Valuation Ph.D., Thesis Submitted to The Faculty of The Graduate School, University of Missouri, Columbia, 2002, P.99

(40) Wang, Forecasting Stock Indices with Back Propagation Neural Network, Expert Systems with Application, Vol. 38, No. 11, 2011, p.1347

(41) Yu, P., & Yan, X. (2020). Stock price prediction based on deep neural networks. Neural Computing and Applications, 32, 1609-1628.

## الملاحق:

ملحق رقم (1)

نتائج نموذج تحليل التمايز

1Discriminate

| Notes | | |
|---|---|---|
| Output Created | | 11-JAN-2014 21:12:34 |
| Comments | | |
| Input | Active Dataset | DataSet1 |
| | Filter | <none> |
| | Weight | <none> |
| | Split File | <none> |
| | N of Rows in Working Data File | 235 |
| Missing Value Handling | Definition of Missing | User-defined missing values are treated as missing in the analysis phase. |
| | Cases Used | In the analysis phase, cases with no user- or system-missing values for any predictor variable are used. Cases with user-, system-missing, or out-of-range values for the grouping variable are always excluded. |
| Syntax | | DISCRIMINANT<br>/GROUPS=Company(1 47)<br>/VARIABLES=y<br>/ANALYSIS ALL<br>/SAVE=SCORES<br>/METHOD=WILKS<br>/FIN=3.84<br>/FOUT=2.71<br>/PRIORS EQUAL<br>/HISTORY<br>/STATISTICS=MEAN STDDEV COEFF RAW TABLE<br>/CLASSIFY=NONMISSING POOLED. |
| Resources | Processor Time | 00:00:00.17 |
| | Elapsed Time | 00:00:00.16 |
| Variables Created or Modified | Dis1_1 | Discriminant Scores from Function 1 for Analysis 1 |
| Number of unweighted cases written to the working file after classification | | 235 |

**ملحق رقم (2) Group Statistics**

| Company | | Mean | Std. Deviation | Valid N (listwise) | |
|---|---|---|---|---|---|
| | | | | Unweighted | Weighted |
| 1 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 2 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 3 | y | .80 | .447 | 5 | 5.000 |
| 4 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 5 | y | .60 | .548 | 5 | 5.000 |
| 6 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 7 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 8 | y | .00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 9 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 10 | y | .40 | .548 | 5 | 5.000 |
| 11 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 12 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 13 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 14 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 15 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 16 | y | .80 | .447 | 5 | 5.000 |
| 17 | y | .20 | .447 | 5 | 5.000 |
| 18 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 19 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 20 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 21 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 22 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 23 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 24 | y | .80 | .447 | 5 | 5.000 |
| 25 | y | .80 | .447 | 5 | 5.000 |
| 26 | y | .00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 27 | y | .60 | .548 | 5 | 5.000 |
| 28 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 29 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 30 | y | .20 | .447 | 5 | 5.000 |
| 31 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 32 | y | .80 | .447 | 5 | 5.000 |
| 33 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 34 | y | .20 | .447 | 5 | 5.000 |
| 35 | y | .20 | .447 | 5 | 5.000 |

**Group Statistics**

| Company | | Mean | Std. Deviation | Valid N (listwise) | |
|---|---|---|---|---|---|
| | | | | Unweighted | Weighted |
| 36 | y | 00 | 000 | 5 | 5.000 |
| 37 | y | .20 | .447 | 5 | 5.000 |
| 38 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 39 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 40 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 41 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 42 | y | 1.00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 43 | y | .80 | .447 | 5 | 5.000 |
| 44 | y | .40 | .548 | 5 | 5.000 |
| 45 | y | .00 | .000 | 5 | 5.000 |
| 46 | y | .40 | .548 | 5 | 5.000 |
| 47 | y | .80 | .447 | 5 | 5.000 |
| Total | y | .74 | .437 | 235 | 235.000 |

ملحق رقم (3)

**Analysis 1-Stepwise Statistics-Variables Entered/Removed[a,b,c,d]**

| Step | Entered | Wilks' Lambda | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | Statistic | df1 | df2 | df3 | Exact F | | |
| | | | | | | Statistic | df1 | df2 |
| 1 | y | .349 | 1 | 46 | 188.000 | 7.619 | 46 | 188.000 |

a,b,c,d **Variables Entered/Removed**

| Step | Wilks' Lambda |
|---|---|
| | Exact F |
| | Sig. |
| 1 | .000 |

At each step, the variable that minimizes the overall Wilks' Lambda is entered.[a,b,c,d]

a. Maximum number of steps is 2.

b. Minimum partial F to enter is 3.84.

c. Maximum partial F to remove is 2.71.

d. F level, tolerance, or VIN insufficient for further computation

**ملحق رقم (4)**

**Summary of Canonical Discriminant Functions Eigenvalues**

| Function | Eigenvalue | % of Variance | Cumulative % | Canonical Correlation |
|---|---|---|---|---|
| 1 | 1.864[a] | 100.0 | 100.0 | .807 |

a. First 1 canonical discriminant functions were used in the analysis.

**Wilks' Lambda**

| Test of Function(s) | Wilks' Lambda | Chi-square | df | Sig. |
|---|---|---|---|---|
| 1 | .349 | 220.978 | 46 | .000 |

**Classification Results[a]**

| | | y | Predicted Group Membership | | Total |
|---|---|---|---|---|---|
| | | | 0 | 1 | |
| Original | Count | 0 | 42 | 18 | 60 |
| | | 1 | 68 | 107 | 175 |
| | % | 0 | 70.0 | 30.0 | 100.0 |
| | | 1 | 38.9 | 61.1 | 100.0 |

a. 63.4% of original grouped cases correctly classified

**ملحق رقم (5) نتائج نموذج تحليل الانحدار اللوجستي**

**Omnibus Tests of Model Coefficients**

| | | Chi-square | Df | Sig. |
|---|---|---|---|---|
| Step 1 | Step | 173.310 | 46 | .000 |
| | Block | 173.310 | 46 | .000 |
| | Model | 173.310 | 46 | .000 |
| Step 2[a] | Step | -173.310- | 46 | .000 |

a. A negative Chi-squares value indicates that the Chi-squares value has decreased from the previous step.

**Model Summary**

| Step | -2 Log likelihood | Cox & Snell R Square | Nagelkerke R Square |
|---|---|---|---|
| 1 | 93.699[a] | .522 | .768 |
| 2 | 267.009[b] | .000 | .000 |

a. Estimation terminated at iteration number 20 because maximum iterations has been reached. Final solution cannot be found.

b. Estimation terminated at iteration number 4 because parameter estimates changed by less than .001.

**ملحق رقم (6)**

**Classification Table [a]**

| Observed | | | Predicted | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | | | Y | | Percentage Correct |
| | | | 0 | 1 | |
| Step 1 | y | 0 | 49 | 11 | 81.7 |
| | | 1 | 11 | 164 | 93.7 |
| | Overall Percentage | | | | 90.6 |
| Step 2 | y | 0 | 0 | 60 | .0 |
| | | 1 | 0 | 175 | 100.0 |
| | Overall Percentage | | | | 74.5 |

a. The cut value is .500