

استخدام الشبكات العصبية الضبابية Fuzzy Neural Networks في التنبؤ بالتعثر المالي للمنشآت

*المراسلة:

nohakhat5@gmail.com

١ معهد طيبة العالي لتكنولوجيا الإدارة والمعلومات

أ / نهى خطاب ١ *

الملخص:

تهدف هذه الدراسة إلى تقديم نموذج الشبكات العصبية الضبابية Fuzzy Neural Networks للتنبؤ بالتعثر المالي لمساعدة الأطراف المهتمة من المستثمرين، والمحللين الماليين، حيث تسهم هذه الدراسة في إدخال متغيرات إلى النموذج العصبي الضبابي Neuro Fuzzy، تتمثل في المؤشرات المالية ومقاييس حوكمة الشركات ومتغيرات الاقتصاد الكلي. وتم تقديم نظام الاستدلال الضبابي القائم على الشبكات التكيفية Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) من خلال دوال العضوية في أشكال المثلث Triangle، ومنحنى Gaussian، ومنحنى الجرس Bell، ومنحنى Sigmoid، وشبه المنحرف Trapezoidal، وقد تم تطبيق الدراسة على عينة من الشركات المدرجة في البورصة المصرية خلال الفترة من عام ٢٠١٠ حتى عام ٢٠١٥. وتشير النتائج إلى أن الدقة التنبؤية للنموذج بالنسبة لدالة العضوية Bell تبلغ ١٠٠٪، وبالنسبة لمنحنى Gaussian 100٪، ومنحنى Sigmoid 100٪، Trapezoidal 98.79٪، Triangle 95.18٪ وبالتالي يؤدي استخدام نموذج ANFIS إلى تحسين دقة التنبؤ بالتعثر المالي.

كلمات الفهرسة: الشبكات العصبية الضبابية، نظام الاستدلال الضبابي القائم على الشبكات التكيفية، النموذج العصبي الضبابي، التعثر المالي، المؤشرات المالية، حوكمة الشركات، متغيرات الاقتصاد الكلي.

Abstract

The purpose of this study is to present a Fuzzy Neural Networks approach of financial distress prediction model appropriate for investors and financial analysts. The study contributes by introducing variables that are included in the prediction model of the neuro-fuzzy. This study incorporates the financial indicators, corporate governance, macroeconomic variables in one neuro-fuzzy model. The study presents an Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) with Triangle, Gaussian, Bell, Sigmoid and trapezoidal Membership Functions. The study examines a sample of companies listed in the Egyptian Stock Exchange from 2010 to 2015. Moreover, the results indicate that the model accuracy is 100% for Bell MF, %100 for Gaussian MF, %100 for Sigmoid MF, %98.79 for Trapezoidal MF and %95.18 for Triangle MF. These prediction accuracy levels indicate that ANFIS can be used for the prediction of financial distress, it could be a highly acceptable Model.

Key Words: Fuzzy Neural Networks, ANFIS, Neuro-Fuzzy, Financial Distress, Financial Indicators, Corporate Governance, Macroeconomic Variables

مشكلة البحث:

تهدف دراسة حالة التعثر المالي لعدد من المنشآت، سواء من خلال تحليل أسبابها أو البحث عن أفضل الوسائل لتوقع حدوثها والتنبؤ بها قبل حدوثها بوقت مناسب إلى الحد من تكرار حدوثه في المستقبل. وقد ركزت عدد من الدراسات المحاسبية على توفير معلومة تناسب عدد من الجهات المعنية بنتائج أعمال المنشأة، وبخاصة الإدارة والبنوك المانحة للائتمان والمستثمرين والمراجعين والمؤسسات الحكومية وغيرها.

ويرجع اهتمام أصحاب المصالح بوضع نظام فعال للتنبؤ بالتعثر المالي بحيث يُمكنهم من فهم وضع ربحية الشركات وتعديل استراتيجياتها الاستثمارية للحد من الاستثمارات المتوقعة ذات الصلة بالخسائر التي حدثت، ومع ذلك فإن التطور السريع للأسواق وتكامل الاقتصاد العالمي زاد من عدد الشركات التي تعاني من حدوث التعثر المالي علي مر السنوات، مثال ذلك ما حدث في أكتوبر ٢٠٠٧ حيث تحطمت سوق الأوراق المالية في الصين وقضت علي أكثر من ثلثي عدد الشركات وفقاً لقائمة شركات NASDAQ من بين ٥٧٨ شركة مدرجة في عام ٢٠٠٨، وقد تبين أن عدد الشركات المحققة للخسائر ٢٧٨ شركة (Geng et al., 2015).

هذا وقد اعتمدت عدد من الدراسات على النماذج والأساليب الإحصائية التقليدية مثل تحليل التمايز الخطي، وتحليل التمايز المتعدد المتغيرات، وتحليل الانحدار الخطي، وتحليل الانحدار المتعدد، ونموذج لوجيت، إلا أن هذه الأساليب قد لا تساعد على التنبؤ الدقيق بمخاطر التعثر المالي لأنها لا تستطيع التعامل إلا مع عدد محدود من المتغيرات، وبالتالي فإنها تقوم باستبعاد بعض البيانات والمعلومات المرتبطة بالظاهرة محل الدراسة (سعودي، ٢٠٠٧، ص ٣).

وقد استخدمت معظم الدراسات النسب والمؤشرات المالية للتنبؤ بالتعثر المالي وهي نسب السيولة، نسب الربحية، ونسب الرافعة المالية، ونسب النشاط، ونسب الملاءة المالية، حيث تشير هذه النسب إلى المخاطر المالية ويمكن من خلالها قياس الأداء المالي للشركات. وقد ذكرت دراسة (Kumalasari et al., 2014, P.281) أن عوامل الاقتصاد الكلي يمكن أن يكون لها تأثير في التعثر المالي للشركات كما أنه نتيجة الأزمة المالية في عام ٢٠٠٨ والفضائح المالية البارزة في شركات (Enron, 2001)، (WorldCom, 2002)، (Lehman Brothers, 2008)، بالإضافة إلى ذلك شركة (Nokia 2013) والتي انتهى بها الأمر إلى أن تباع إلى شركة مايكروسوفت الأمريكية عام ٢٠١٤. كما أعلنت الشركة البريطانية العملاقة للبناء والخدمات (Carillion) إفلاسها عام ٢٠١٨، بعد أن رفضت البنوك والحكومة إقراضها ما يسد ديونها، كما تعرضت شركة "سعودي اوجيه" إحدى الشركات الرائدة في مجال المقاولات في المملكة العربية السعودية للإفلاس عام ٢٠١٧ بعد العديد من المحاولات لإنقاذها (ناسة، ٢٠١٨، ص ف). ومن ثم اتجه الباحثون الأكاديميون والمؤسسات والمستثمرون إلى فحص مستوى ممارسات حوكمة الشركات وأثرها علي أداء الشركات وحدوث التعثر المالي، عن طريق تقييم جودة حوكمة الشركات التي يمكن قياسها من خلال مبدأ الإفصاح والشفافية، والعلاقات مع المساهمين وأصحاب المصلحة، وخصائص مجلس الإدارة،

وهيكل الملكية، حيث تبين أن الممارسات الجيدة لحوكمة الشركات تعزز أداء الشركة وفي نفس الوقت تعتبر حماية للشركة من مخاطر حدوث التعثر المالي (Shahawan,2015,P.641:642). ولذلك اتجهت بعض الدراسات مثل (Abou Elsood,2007,P.152; Lee et al.,2003,P.23) إلى استخدام نموذج يجمع بين المعلومات المحاسبية ومتغيرات الاقتصاد الكلي ومقاييس حوكمة الشركات للتنبؤ بالتعثر المالي للشركات بهدف تعزيز دقة التنبؤ مع إمكانية زيادة جودة الاستثمار، وعملية المراجعة، والقرارات الائتمانية.

ولقد شهدت أوائل الثمانينات توسعاً واضحاً في أبحاث الذكاء الاصطناعي من خلال النجاح التجاري للنظم الخبيرة وهي أحد برامج الذكاء الاصطناعي التي تحاكي المعرفة والمهارات التحليلية لواحد أو أكثر من الخبراء البشريين (Russell,2003,P.24). ومع بداية التسعينات من القرن العشرين وأوائل القرن الواحد والعشرين حقق الذكاء الاصطناعي نجاحاً أكبر في جميع أنحاء صناعة التكنولوجيا ويرجع ذلك إلى عدة عوامل منها القوة الكبيرة للحواسيب في الوقت الحاضر، وكذلك زيادة التركيز على حل الكثير من المشاكل الفرعية المحددة، وخلق علاقات جديدة بين مجالات الذكاء الاصطناعي وغيرها من مجالات العمل في مشاكل مماثلة (McCorduck,2004,P.418). بالإضافة إلى ذلك فإنه نظراً لتدفق البيانات بأشكالها سواء كانت نصوياً، أم أرقاماً، أم صوراً، أم ملفات فيديو، ملفات صوتية والتي تنتج عن الاستخدامات العلمية، والطبية، والديموغرافية، والمالية، والتسويقية، فإن عدم وجود الوقت الكافي للمستخدمين للبحث في كل هذا الكم من البيانات، جعل التوجه نحو إيجاد طرق لتحليل البيانات تلقائياً وتصنيفها وتلخيصها واكتشاف وتوصيف الاتجاهات أمراً ضرورياً مطلوباً. وقد استقطب التنقيب في البيانات قدراً كبيراً من الاهتمام في صناعة المعلومات وفي المجتمع ككل في السنوات الأخيرة. وتعتبر أساليب التنقيب في البيانات من التقنيات التي تعتمد على الحاسب والمصممة بأن تقوم باستخراج المعرفة من كميات هائلة من البيانات من خلال تنقية البيانات وتحليل البيانات حيث يعتبر ذلك مجرد خطوة أساسية في عملية اكتشاف المعرفة (Han and Kamber,2006,P.5). حيث يستند هذا المصطلح على عدد كبير من النماذج والتقنيات مستمدة من الإحصاء والتعلم الآلي وقواعد البيانات، وقد ذكرت دراسة (البراد، ٢٠٠٩، ص ١٥٥:١٥٦) أن هناك عديد من الأساليب المختلفة التي يمكن استخدامها في عملية التنقيب في البيانات، أكثرها شيوعاً واستخداماً؛ قواعد الالتزام Association Rules، والتصنيف Classification، والتحليل العنقودي Cluster Analysis، و شجرة القرارات Decision Tree، والعرض المرئي للبيانات Data Visualization، والشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Networks، والخوارزميات الجينية Genetic Algorithms، وآلة شعاع الدعم Support Vector Machine، والمنطق الضبابي Fuzzy Logic. وقد أضافت دراسة (Wang,2006,P.12) أساليب أخرى مثل الانحدار اللوغاريتمي، والانحدار اللوجستي، وخوارزمية الجار الأقرب K- nearest Neighbor.

ولقد أوضحت دراسة (Wang and Yang, 2006, P.16) أن تطبيق أسلوب التنقيب في البيانات سيساعد علي تحسين أوضاع مهنة المحاسبة، فقد حدد المعهد الأمريكي للمحاسبين القانونيين AICPA أن التنقيب في البيانات يعتبر أحد أهم عشرة تقنيات، كما أدرج معهد المراجعين الداخليين الأمريكي IIA التنقيب في البيانات كأسلوب قابل للتطبيق.

وتعتبر الشبكات العصبية الاصطناعية إحدى التطبيقات التي تستخدم في زيادة درجة الدقة في التنبؤ بالمتغيرات وإعطاء الحلول المثلى التي يمكن الوصول إليها وتحقيقها بشكل عملي. وقد ذكرت دراسة (سالم، ٢٠٠٢، ص ٩٣) أن من مزايا الشبكات العصبية وأحد مفاتيح قوتها هو قدرتها على التعامل مع تداخل المتغيرات (تعقد العلاقات بين المدخلات)، كما أن لديها القدرة على التعامل مع الحالات المختلفة التي يوجد بها عدد كبير من البيانات لذلك، فعند استخدام الشبكات العصبية لا يتم استبعاد أي بيانات كما يحدث عند استخدام الأساليب الإحصائية التقليدية أيضاً مما يجعلها تتميز بقدرتها الذاتية على التعلم حيث أنها تقوم باستنباط العلاقات بنفسها عن طريق التدريب.

ومن ناحية أخرى يعتبر المنطق الضبابي Fuzzy Logic أحد أشكال المنطق الذي يستخدم في بعض الأنظمة الخيرة وتطبيقات الذكاء الاصطناعي، وقد نشأ هذا المنطق عام ١٩٦٥ على يد العالم الأذربيجاني الأصل "لطف زادة" من جامعة Berkley وقام بتطويره ليستخدم في معالجة البيانات، إلا أن نظريته لم تلق اهتماماً حتى عام ١٩٧٤.

وقد أشارت دراسة (الشرعى، ٢٠١٢، ص ١١٧) أنه يتم استخدام المنطق الضبابي للاستدلال على ظروف غير مؤكدة، فهو عبارة عن تقنيات تستخدم الفئات الضبابية التي هي فئات بلا حدود قاطعة، ويحاكي هذا المنطق التفكير البشري في حل المشاكل المعقدة من خلال توصيف وتمثيل الخبرة البشرية علي شكل قواعد محددة مثل (IF-Then Rules) كما أنه يقدم الحلول العملية للمشاكل الواقعية من خلال تحويل القيم الذاتية إلي قيم موضوعية، وتكلفة معقولة، ويهتم هذا المنطق بالجانب التقريبي للمشكلة عندما لا يكون بالإمكان تحديدها بدقة.

علاوة علي ما سبق ذكرت دراسة (Azeem and Mohammad, 2015, P.17) أنه تم الاستفادة من مزايا النماذج الهجينة من خلال توليفات لتقنيات الذكاء الاصطناعي، حيث يوجد عدة طرق لدمج الشبكات العصبية مع خوارزميات عديدة منها المنطق الضبابي للحصول علي الشبكات العصبية الضبابية Fuzzy Neural Networks ، وقد أشارت دراسة (Tung et al., 2004, P.568) أن الشبكات العصبية الضبابية Neural Fuzzy Networks هي أحد أدوات التنقيب في البيانات، وتمتلك قدرة قوية علي اشتقاق العلاقات الجوهرية بين المدخلات والمخرجات، كما أن صفة التعميم Generalization التي تتصف بها الشبكات العصبية الضبابية تمكنها من القدرة علي استيفاء عملية صنع القرار، وبالتالي يمكن استخدامه في التنبؤ بفشل البنوك، وهذا النوع من الشبكات يمكن استخدامه لتحديد الخصائص المتلازمة للمصارف التي تعرضت للفشل، وقد أشارت دراسة (Chen, 2001, P.199) إلي أن دمج المنطق الضبابي والشبكات العصبية أو المنطق الهجين من الممكن أن يحقق فوائد هذين الأسلوبين، وينتج عن هذا الدمج عدة أشكال منها نظام

الاستدلال الضبابي القائم على الشبكات التكيفية ANFIS، والشبكات العصبية الضبابية ذاتية التنظيم (The Generic Self-Organizing Fuzzy Neural Networks) (GenSOFNN). وبناءً على ما سبق تتبلور مشكلة البحث في محاولة تطوير نموذج للتنبؤ بالتعثر المالي اعتماداً على النسب والمؤشرات المالية ومقاييس حوكمة الشركات والمتغيرات الاقتصادية من خلال استخدام أحد الأنظمة الذكية الهجينة التي تجمع بين الشبكات العصبية والمنطق الضبابي متمثلاً في نظام الاستدلال الضبابي القائم على الشبكات التكيفية (ANFIS) Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

٢. هدف البحث:

يهدف البحث إلى تطوير نموذج يساهم في تحسين دقة التنبؤ بالتعثر المالي للشركات المسجلة في البورصة المصرية اعتماداً على ثلاثة أنواع من المتغيرات وهي النسب المالية، ومقاييس حوكمة الشركات، ومتغيرات الاقتصاد الكلي باستخدام نظام الاستدلال الضبابي القائم على الشبكات التكيفية ANFIS.

٣. فرض البحث:

لتحقيق هدف الدراسة يمكن صياغة الفرض التالي:

"توجد علاقة معنوية بين استخدام أسلوب الشبكات العصبية الضبابية كأحد أساليب التنقيب في البيانات ودقة التنبؤ بالتعثر المالي"

٤. منهج البحث:

يرتكز منهج البحث على محورين أساسيين:

- المحور الأول: يتمثل في الدراسة النظرية وذلك بقيام الباحثة بالاطلاع على الأبحاث والدراسات السابقة التي تناولت التنبؤ بالتعثر المالي والشبكات العصبية الضبابية بهدف تحديد الإطار النظري.
- المحور الثاني: يتمثل في إجراء الدراسة التطبيقية والتي تهدف الباحثة من خلالها إجراء التطبيق على الشركات المسجلة في البورصة المصرية خلال الفترة من ٢٠١٠ حتى ٢٠١٥ بهدف اختبار صحة فرض الدراسة.

٥. حدود البحث:

- لم يتم استخدام متغيرات أخرى بخلاف النسب المالية ومقاييس حوكمة الشركات والمتغيرات الاقتصادية.
- لم تتعرض الدراسة للشبكات العصبية ذاتية التنظيم والتي يتم الجمع بينها وبين المنطق الضبابي كأحد الأنظمة الهجينة.

٦. تبويب البحث:

في ضوء طبيعة المشكلة وهدف البحث، يتم تبويب البحث كالتالي:

- القسم الأول: مقدمة البحث.
- القسم الثاني: الدراسات السابقة.
- القسم الثالث: الإطار النظري للتنبؤ بالتعثر المالي والشبكات العصبية الضبابية.
- القسم الرابع: الدراسة التطبيقية.

القسم الثاني: الدراسات السابقة

ركزت الدراسات المبكرة التي ناقشت التنبؤ بالتعثر المالي على النسب الفردية للمقارنة بين الشركات الناجحة والشركات التي تعرضت للفشل ومنها دراسة (1932) Fitzpatrick، ودراسة (1935) Smith and Winkor، ودراسة (1945) Chudson، ودراسة (1962) Jackendoff، وبدأت نماذج التنبؤ بالتعثر المالي والإفلاس في التطور مع دراسة (1966) Beaver) واستمرت في التطوير منذ ذلك الحين حيث تعتبر هذه الدراسة من الدراسات الرائدة في مجال التنبؤ بالتعثر المالي، وقد استخدم Beaver المدخل أحادي المتغير Univariate approach حيث استخدم التصنيف المزدوج Dichotomous Classification من خلال أكثر من ٣٠ نسبة مالية تم تقسيمهم إلى ٦ مجموعات لاختبار قدرة كل مجموعة على التنبؤ بالتعثر المالي، وقد أثبتت هذه النتائج مدى قدرة النسب المالية على التنبؤ ونجاحها بشكل كبير في هذا المجال ولكن تم انتقاد طريقة النموذج أحادي المتغير على الرغم من جودة النتائج وذلك بسبب صعوبة إيجاد علاقة ارتباط بين النسب المستخدمة والحصول على إشارات واضحة وذلك في حالة وجود اختلاف في المتغيرات وتوقعات متضاربة للشركة،

وفي عام ١٩٦٨ قام Altman بالتنبؤ باحتمال حدوث التعثر المالي قبل وقوعه بخمس سنوات وكانت عدد متغيرات الدراسة ٢٢ نسبة مالية وذلك من خلال استخدام أسلوب تحليل التمايز الخطي linear Discriminate Analysis.

وظل أسلوب تحليل التمايز المتعدد هو الأسلوب الإحصائي المهيمن على التنبؤ بالتعثر المالي من خلال الدراسات التالية (Edmister 1972; Blum 1974; Deakin 1976; Altman et al., 1977) وذكرت دراسة (Ohlson, 1980) أنه تم استبداله بتحليل الانحدار اللوجستي Logistic Regression وهذا الأسلوب قد تجنب بعضاً من مشاكل أسلوب تحليل التمايز المتعدد، ومنذ ذلك الحين وقد تم استخدامه بشكل مكثف في نماذج التنبؤ بالتعثر المالي على السواء.

وقد سار الباحثون منذ دراسة Ohlson على نفس أسلوب التحليل ولكن أضافوا بعض النقاط، فمثلاً أضافت دراسة (Goudie and meeks, 1991) أثر المتغيرات الاقتصادية كعامل مشترك بجانب النسب المالية على خطر الإفلاس وأيضاً دراسة (Ward, 1994) أضافت نفس الأثر. بينما أضافت دراسات أخرى مقاييس حوكمة الشركات إلى جانب النسب المالية والمتغيرات الاقتصادية (Claessens et al., 1999).

وسوف تقوم الباحثة بتقسيم الدراسات السابقة إلى مجموعتين هما؛ دراسات تناولت استخدام الأساليب الإحصائية وأخرى دراسات استخدمت أساليب التنقيب في البيانات وخاصة أسلوب الشبكات العصبية الضبابية في التنبؤ بالتعثر المالي، وفيما يلي شرح لكل منها:

المجموعة الأولى: الدراسات التي تناولت استخدام الأساليب الإحصائية في التنبؤ بالتعثر المالي.

١. دراسة (AbouElsood, 2007) بعنوان

"The Usefulness of Accounting Information Economic Variables and Corporate Governance Measures in Predicting Corporate Failure: An Empirical Study"

هدفت الدراسة إلى توظيف المعلومات المحاسبية ومتغيرات الاقتصاد الكلي ومقاييس حوكمة الشركات للتنبؤ بالفشل المالي للشركات المسجلة بالبورصة المصرية، كذلك تهدف الدراسة إلى تطوير نموذج للتنبؤ بانقراض الشركات واشتملت العينة على ٧٩ شركة وذلك في الفترة من عام ٢٠٠٠ إلى عام ٢٠٠٥. وقد تم استخدام أسلوب تحليل الانحدار اللوجستي الثنائي لاختبار دقة التنبؤ لأربعة نماذج، النموذج الأول يتضمن المعلومات المحاسبية فقط، والنموذج الثاني يتضمن المتغيرات الاقتصادية والمعلومات المحاسبية، والنموذج الثالث يتضمن مقاييس حوكمة الشركات والمعلومات المحاسبية، والنموذج الرابع يتضمن توظيف ٣ عناصر من المتغيرات معاً. وتشير نتائج تحليل الاختبارات الإحصائية إلى أن توظيف الثلاث عناصر من المتغيرات معاً يحسن من دقة التنبؤ بنسبة ٨٤,٨٪ في عينة التصنيف ٧٨,٢٪ في عينة التصديق، بالإضافة إلى أن النموذج الرابع يستخدم لتوقع الفشل قبل حدوثه بـ ٣ سنوات، وبذلك استطاعت الدراسة زيادة

أدوات التنبؤ بالفشل لتحسين عملية المراجعة وقرارات الاستثمارات وقرارات الائتمان في السوق المصري.

٢. دراسة (Altman et al., 2007) بعنوان

"Corporate Financial Distress Diagnosis in China"

هدفت الدراسة إلى تطبيق نظام لتوقع حدوث التعثر المالي في الشركات المسجلة في سوق الأوراق المالية في الصين في يونيو ٢٠٠٧ وتهدف كذلك إلى توفير نظام للإنذار المبكر للمستثمرين والمحللين الماليين نظراً لوجود اختلافات واضحة في الإجراءات المحاسبية وجودة التقارير المالية بين الشركات الصينية والشركات في العالم الغربي. وبناءً على ذلك قامت هذه الدراسة بتطوير نموذج يسمى Z- China Score اعتماداً على نموذج Z-Score للتعرف على حالات التعثر المالي المحتملة في الشركات الصينية. حيث يتكون النموذج من أربعة عوامل تشمل الأصول والالتزامات، ورأس المال العامل، والعائد على إجمالي الأصول، ونسبة الأرباح المحتجزة، وقد تكونت العينة من ١٢٠ شركة في كل من بورصتي شنتشن وشنغهاي. وقد تم تقسيم العينة إلى مجموعتين تألفت المجموعة الأولى (مجموعة التدريب) من ٦٠ شركة من عام ١٩٩٨ إلى عام ٢٠٠٢ حيث أعلنت ٣٠ شركة الإفلاس و ٣٠ شركة نشطة. أما المجموعة الثانية (مجموعة الاختبار) تألفت من ٦٠ شركة ٢١ شركة متعثرة و ٣٩ شركة غير متعثرة تم اختيارها عشوائياً وتم جمع البيانات من قائمة المركز المالي وقائمة الدخل قبل عام واحد من حدوث التعثر علاوة على ذلك تم اختيار ١٥ نسبة مالية تغطي جوانب الربحية والملاءة المالية والسيولة وكفاءة إدارة الأصول والنمو السريع وهيكّل رأس المال. وأشارت النتائج إلى قدرة نموذج Z- China Score على تحديد حالة التعثر المالي التي تعرضت لها الشركات الصينية بدقة ٨٠٪ قبل حدوث التعثر بثلاث سنوات.

٣. دراسة (Christidis and Gregor, 2010) بعنوان

"Some New Models for Financial Distress Prediction in The UK"

هدفت الدراسة إلى تطوير نماذج التنبؤ بالتعثر المالي للشركات في المملكة المتحدة من خلال استخدام النموذج اللوغاريتمي الديناميكي Dynamic Logit الذي يتضمن متغيرات السوق ومتغيرات الاقتصاد الكلي، ويعتبر دمج متغيرات الاقتصاد الكلي أمراً ضرورياً إضافة لزيادة القدرة على التنبؤ والخروج من الدراسة بنماذج محاسبية قائمة على السوق Market-Based Accounting Models. وقد تكونت العينة من معظم عمليات التصفية التي حدثت ووقعت في المملكة المتحدة بين عامي ١٩٧٨ و ٢٠٠٦ للشركات المدرجة في البورصة حيث تضمن العدد الإجمالي لحالات الإفلاس هو ٥٨٩ شركة بينما عدد الشركات التي لم تفلس ٤٩٠٦٣ شركة أي أن متوسط معدل الإفلاس هو ١٩٪. وتشمل الشركات المدرجة من جميع الصناعات باستثناء البنوك وشركات التأمين والاستثمار. وأوضحت نتائج الدراسة أن إضافة عناصر التحكم في الصناعة يعطي تحسناً

لمثل هذه النماذج للشركات البريطانية في حالة وجود النماذج القائمة على المحاسبة والسوق ومتغيرات الاقتصاد الكلي ووجود تحسن كبير، وكذلك أوضحت أن استخدام النموذج اللوغاريتمي الديناميكي يمكن أن يحسن من القوة التنبؤية. وأيضاً توضح النتائج أن المعلومات السوقية ليست بديلاً عن الأرقام المحاسبية وإنما هي المزيد من المعلومات لزيادة القوة التنبؤية وأخيراً توصلت الدراسة إلى أن الربحية، والاحتفاظ بالنقدية لها دوراً هاماً في التنبؤ بالتعثر المالي حتى في وجود متغيرات السوق.

٤. دراسة (Alifian, 2014) بعنوان

"Prediction of Financial Distress Companies in the Trading and Services Sector in Malaysia Using Macroeconomic Variables"

هدفت الدراسة إلى التنبؤ بالتعثر المالي للشركات الماليزية باستخدام النسب المالية ومتغيرات الاقتصاد الكلي من خلال استخدام التحليل اللوغاريتمي حيث تتمثل المؤشرات المالية في نسبة المديونية، ونسبة السيولة السريعة، ونسبة رأس المال العامل، وصافي الدخل إلى إجمالي الأصول بينما تتمثل متغيرات الاقتصاد الكلي في معدل الاقتراض، والناتج المحلي الإجمالي، وتوافر النقدية، ومؤشر أسعار المستهلك وقد تم التطبيق على عينة من الشركات المسجلة في بورصة ماليزيا في الفترة من ٢٠٠١ حتى ٢٠١٠ وعددها ٢٠ شركة منها ١٠ شركات متعثرة و ١٠ شركات غير متعثرة وأثبت النتائج أن هذا النموذج قادر على التمييز بين الشركات المتعثرة وغير المتعثرة بشكل صحيح بنسبة ٨٥٪.

٥. دراسة (Shahwan, 2015) بعنوان

" Effects of Corporate Governance on Financial Performance and Financial Distress: Evidence from Egypt"

هدفت الدراسة إلى فحص جودة ممارسات حوكمة الشركات في الشركات المدرجة في البورصة المصرية وتأثيرها على أداء الشركات والتعثر المالي في السوق الناشئة مثل الحالة المصرية. وقد تكونت العينة من عدد ٨٦ شركة مدرجة بالبورصة المصرية وتمثلت متغيرات هذه الدراسة في الإفصاح والشفافية، وتكوين مجلس الإدارة، وحقوق المساهمين، وعلاقات ونسبة الملكية، وهيكل الرقابة وقد استخدمت الدراسة نموذج Altman Z-score. وتشير النتائج إلى أن نوعية ممارسات حوكمة الشركات داخل الشركات المدرجة بالبورصة منخفضة نسبياً وكذلك لا تدعم النتائج العلاقة الإيجابية بين ممارسات حوكمة الشركات والأداء المالي وبالإضافة إلى ذلك فإن هناك علاقة سلبية بين ممارسات الفريق الاستشاري واحتمال التعثر المالي. وقد وفرت هذه الدراسة أدلة على أن خصائص الشركة يمكن أن تكون مفيدة باحتمال الإفلاس.

٦. دراسة (Ninh et al., 2018) بعنوان

Financial Distress and Bankruptcy Prediction: An Appropriate Model for Listed Firms in Vietnam

هدفت الدراسة إلى تطوير نموذج يشمل مجموعة من المتغيرات المحاسبية ومؤشرات الاقتصاد الكلي للنظر في تأثيرها على احتمال حدوث التعثر المالي للشركات في فيتنام، واستخدمت الدراسة بيانات ٨٠٠ شركة من الشركات المدرجة في بورصة فيتنام خلال الفترة من ٢٠٠٣ حتى ٢٠١٦، وتم الاستعانة بأسلوب الانحدار اللوجستي، وأشارت نتائج الدراسة أن عوامل المحاسبة والسوق بجانب مؤشرات الاقتصاد الكلي لهم تأثير على حدوث التعثر المالي، وعلى الرغم من ذلك فإن تأثير العوامل المحاسبية أكثر أهمية من العوامل التي تعتمد على السوق، وأيضاً فإن نموذج التنبؤ الذي يشتمل على العوامل المحاسبية ومؤشرات الاقتصاد الكلي يؤدي أداء أفضل بكثير من النموذج الذي يشتمل على عوامل السوق مع مؤشرات الاقتصاد الكلي.

٧. دراسة (Karas, M and Reznakova, 2020) بعنوان

Cash Flows Indicators in the Prediction of Financial Distress

انتقدت هذه الدراسة نماذج الإفلاس التقليدية، والتي تعتمد على نسب تستند إلى الاستحقاق والتي تكون عرضة لإدارة الأرباح. وذكرت أن مؤشرات التدفق النقدي أكثر ملاءمة من الناحية النظرية للتنبؤ بالتعثر المالي، والتي تُعرف بأنها عدم كفاية التدفق النقدي. حيث تم القيام بتحليل نسب التدفق النقدي المختلفة، مع التركيز على قدرتها على التنبؤ بالإفلاس وتكونت عينة الدراسة من ٤٣٥٠ شركة صناعية صغيرة ومتوسطة في جمهورية التشيك خلال الفترة من عام ٢٠١٣ إلى عام، وأوضحت الدراسة أن نسب التدفق النقدي التشغيلي مهمة بشكل خاص في التنبؤ بالتعثر المالي، وخاصة عند دمجها مع الديون قصيرة الأجل.

وتم استخدام نموذج هجين معدل باستخدام أشجار التصنيف والانحدار (CART) والانحدار اللوجستي، جنباً إلى جنب مع تحليل المكونات الرئيسية (PCA) لمعالجة التعدد الخطي. وأظهرت نتائج البحث أن مؤشرات التدفق النقدي، وخاصة تلك المتعلقة بالسيولة والكفاءة التشغيلية، هي مؤشرات قوية للتعثر، المساهمات: تساهم هذه الورقة في الحوار حول التنبؤ بالضائقة المالية من خلال التأكيد على المؤشرات القائمة على التدفق النقدي، ومناقشة أهميتها مقارنة بالمقاييس التقليدية القائمة على الربح، خلصت الدراسة إلى أن المؤشرات القائمة على التدفق النقدي توفر وسيلة أكثر موثوقية لتقييم الصحة المالية للشركات، وخاصة في سياق الشركات الصغيرة والمتوسطة الحجم. كما تم تسليط الضوء على الحاجة إلى مزيد من الاستكشاف لمقاييس التدفق النقدي في نماذج التنبؤ بالإفلاس.

٨. دراسة (Amaniyah et al.,2025) بعنوان

Financial Distress Prediction Model

تهدف هذه الدراسة إلى تطوير نموذج شامل للتنبؤ بالتعثر المالي بحيث يشتمل على المؤشرات المالية والمؤشرات الاقتصادية الكلية وحوكمة الشركات ورأس المال الفكري لتوفير إشارات تحذير مبكرة لأصحاب المصالح، واستخدم البحث مراجعة منهجية للأدبيات باستخدام طريقة PRISMA لتحليل الأدبيات الموجودة عن نماذج التنبؤ بالتعثر المالي، واعتمدت الدراسة على المقالات المنشورة بين عامي ٢٠١٤ و ٢٠٢٤، وتوصلت الدراسة إلى أن النموذج الشامل الذي يعمل على دمج النسب المالية مع العوامل الاقتصادية الكلية وحوكمة الشركات ورأس المال الفكري يؤدي إلى تعزيز دقة التنبؤ، وتعتبر النسب المالية ذات أهمية بالغة في تقييم الصحة المالية للشركة، في حين يمكن أن تؤثر الظروف الاقتصادية الكلية بشكل كبير على أداء الشركة، أيضاً أشارت الدراسة إلى دور رأس المال الفكري في الحفاظ على الميزة التنافسية والتنبؤ بالصعوبات المالية، وتعتبر الشركات ذات رأس المال الفكري القوي أقل عرضة لمواجهة التعثر المالي، وبالتالي يمكن لهذا النموذج المتكامل مساعدة أصحاب المصالح في اتخاذ قرارات مستنيرة وتخفيف المخاطر المرتبطة بعدم الاستقرار المالي.

المجموعة الثانية: الدراسات التي تناولت استخدام أساليب التنقيب في البيانات وخاصة أسلوب الشبكات العصبية الضبابية في التنبؤ بالتعثر المالي:

١. دراسة (سعودي، ٢٠٠٧): بعنوان "مدخل محاسبي مقترح لاستخدام نماذج الشبكات العصبية في التنبؤ بمخاطر التعثر المالي للمنشآت الأعمال"

تهدف الدراسة إلى محاولة تقديم مدخل محاسبي مقترح للتنبؤ بمخاطر التعثر المالي للمنشآت الأعمال ويقوم هذا المدخل على بناء نموذج للشبكات العصبية معتمداً على النسب والمؤشرات المالية، بالإضافة إلى استخدام نماذج الخوارزميات الوراثية في تدريب نماذج الشبكات العصبية لتحسين أدائها، وقد تكونت العينة من شركات قطاع الأعمال المصري التابعة لوزارة الاستثمار وعددها ٩ شركات قابضة يتبعها ١٦٠ شركة تابعة خلال الفترة من عام ٢٠٠١ إلى عام ٢٠٠٥. وتم اختيار ٤٩ نسبة مالية شائعة الاستخدام في الدراسات السابقة والمتعلقة بموضوع التنبؤ بمخاطر التعثر المالي. وقد أشارت النتائج إلى أن الدقة التنبؤية لعينة الاختبار في الشبكات العصبية قد بلغت ٩٥,٩٨٪ أيضاً وأشارت إلى أن استخدم الخوارزميات الوراثية في تدريب نماذج الشبكات العصبية أدى إلى تحسين نتائج التنبؤ بمخاطر التعثر المالي للمنشآت الأعمال.

٢. دراسة (Rui, 2010): بعنوان

"A Particle Swarm optimized Fuzzy Neural network for Bankruptcy Prediction"

تهدف الدراسة إلى اقتراح تحسين دقة التنبؤ بالتعثر المالي من خلال عمل أسلوب المنطق الضبابي جنباً إلى جنب مع الشبكات العصبية وقد تكونت العينة من مجموعتين الأولى هي الشركات التي تحتوي علي الأداء المالي غير المرضي وعددها ٥٠ شركة، والمجموعة الثانية هي الشركات الناجحة وعددها ١٧٠ شركة خلال الفترة من ٢٠٠٦ إلى ٢٠٠٩ وتم الاختيار من الشركات المسجلة في بورصة الأوراق المالية في الصين وذلك بالاعتماد علي النسب المالية التالية: رأس المال العامل إلي إجمالي الأصول، والأرباح المحتجزة إلي إجمالي الأصول، والأرباح قبل الفوائد والضرائب إلي إجمالي الأصول، والمبيعات إلي إجمالي الأصول، والقيمة السوقية للسهم إلي القيمة الدفترية لمجموع الديون. وقد انقسمت العينة إلي مجموعتين فرعيتين عينة التدريب وعينة الاختبار، واشتملت عينة التدريب عدد ١٥٤ شركة منها ٣٥ شركة تعرضت للتعثر و١١٩ شركة ناجحة تستخدم نموذج الشبكات العصبية و NN ونموذج الشبكات العصبية الضبابية FNN واشتملت عينة الاختبار علي ١٥ شركة متعثرة و ٥١ شركة غير متعثرة، وذلك لاختبار أداء النماذج. وقد أشارت النتائج إلي أن أداء نموذج الشبكات العصبية الضبابية GFNN هو أفضل بكثير من الشبكات العصبية NN للتنبؤ بالإفلاس، واستخدمت الدراسة برنامج MATLAB.

٣. دراسة (Giovanis,2010) بعنوان

" A neuro- Fuzzy Application in The prediction of Financial Stability and Distress Periods"

تهدف إلى تقديم نموذج الشبكات العصبية الضبابية للتنبؤ بالتعثر المالي وقد تكونت العينة من ١٧٩ شركة من شركات الالكترونيات المسجلة في بورصة تايوان خلال الفترة من ٢٠٠٢ حتى ٢٠٠٨، وانقسمت العينة إلى عينة تدريب خلال فترة ٢٠٠٢ إلى ٢٠٠٦ وفترة الاختبار من ٢٠٠٧ إلى ٢٠٠٨. وقد استخدمت الدراسة عدد ١٢ نسبة مالية اشتملت على خمس مجموعات وهي الهيكل التمويلي، والسيولة ، والنقدية، والأصول المستخدمة، والربحية، واستخدمت الدراسة أسلوب الانحدار الثنائي لتحديد أي من النسب المالية التي تؤثر في حدوث التعثر المالي وهي النسب التي يتم ادخالها في النموذج العصبي الضبابي (ANFIS)، وأشارت النتائج إلى أن نموذج الشبكات العصبية الضبابية يمكن أن يكون أداة قوية للتنبؤ وأكثر دقة من استخدام المنطق الضبابي Fuzzy Logic والشبكات العصبية Neural Network منفردة وقد بلغت درجة الدقة خلال عينة التدريب ٩٦,٩٢٪ عند دالة العضوية المثلثة Triangle، و٩٢,٩٪ عند استخدام دالة العضوية من النوع Gaussian، واستخدمت الدراسة برنامج MATLAB.

٤. دراسة (Yildiz and Akkoc, 2010) بعنوان:

"Bankruptcy Prediction Using Neuro Fuzzy: An Application in Turkish Banks"

تهدف الدراسة إلى مقارنة أداء ثلاثة نماذج وهم النموذج العصبي الضبابي المتمثل في (ANFIS)، ونموذج الشبكات العصبية، وتحليل التمايز المتعدد في التنبؤ بإفلاس البنوك التركية، وتكونت العينة من ٥٥ بنكاً خلال عام ٢٠٠٠، وانقسمت العينة إلى عينة تدريب وعينة اختبار، حيث تألفت عينة التدريب من ١١ بنك مفلس و٢٢ بنك غير مفلس، بينما تألفت عينة الاختبار من ٨ بنوك مفلسة و١٤ بنك غير مفلس، واستخدمت الدراسة ٣٦ نسبة مالية من نسب السيولة، والنشاط، والربحية، وأشارت النتائج إلى أنه بلغت درجة دقة التنبؤ للنموذج العصبي الضبابي (ANFIS) ٩١,٩٠٪، ونموذج الشبكات العصبية ٨٦,٣٦٪، وتحليل التمايز المتعدد ٨١,٨٢٪، ويمكن القول بأن النموذج العصبي الضبابي كان أكثر نجاحاً ضمن النماذج التي استخدمت للتنبؤ بالإفلاس، واعتمد نموذج ANFIS علي دالة العضوية من النوع Gaussian وهي الأكثر استخداماً في التنبؤ بالإفلاس.

٥. دراسة (Korol and Korodi , 2010) بعنوان:

" Predicting Bankruptcy with The use of Macroeconomic Variable"

تهدف الدراسة إلى التحقق من فعالية استخدام نموذج المنطق الضبابي للتنبؤ بالتعثر المالي ليس فقط من خلال استخدام النسب والمؤشرات المالية وإنما أيضاً من خلال استخدام مؤشرات الاقتصاد الكلي، وقد تكونت العينة من ١٣٢ شركة منها ٢٥ شركة مفلسة و١٠٧ شركة لم تتعرض للإفلاس. وأشارت النتائج إلى قدرة نموذج المنطق الضبابي للتنبؤ بالإفلاس قبل حدوثه بسنة وستين وثلاث سنوات وأيضاً ذكرت النتائج تميز هذا الأسلوب بفعالية عالية للتنبؤ بالإفلاس.

٦. تهدف دراسة (Chen, 2013) بعنوان:

"A hybrid ANFIS Model for Business Failure Prediction Utilizing Particle Swarm Optimization and Subtractive Clustering "

تهدف الدراسة إلى بناء نموذج للتنبؤ بالتعثر المالي، حيث أجريت الدراسة على عدد ١٦٠ شركة من شركات الالكترونيات المدرجة في بورصة تايوان مقسمة إلى ٤٠ شركة تعرضت للإفلاس و١٢٠ شركة ناجحة في الفترة من ١٩٨٢ حتى ٢٠١٠ واعتمدت الدراسة على ١٣ نسبة مالية، وقد أشارت النتائج إلى أن النموذج المقترح وهو النموذج الهجين العصبي الضبابي ANFIS يعتبر أكثر دقة من النماذج الإحصائية التقليدية حيث يوفر أدنى نسبة خطأ وبالتالي يوفر نتائج أفضل في التنبؤ بالتعثر المالي المحتمل واستخدمت الدراسة برنامج MATLAB 2009.

٧. دراسة (Zaychenko, 2016) بعنوان:

"Banks Bankruptcy Risk Forecasting with Application of FNN"

تهدف الدراسة إلى التنبؤ بخطر الإفلاس في البنوك الأوروبية من خلال استخدام نموذج الشبكات العصبية الضبابية Fuzzy Neural Networks، وفيها يتم التفرقة بين نوعين وهم FNN TSK و FNN ANFIS & وقد استخدمت الدراسة المؤشرات المالية للبنوك الأوروبية، وتكونت العينة من ١٦٥ بنك منها ٢٠ بنك تدهور وضعه المالي وتم جمع البيانات خلال الفترة من ٢٠٠٤ حتى ٢٠٠٧ وتم تحليل احتمال الإفلاس في ٢٠٠٩ وتمثلت عينة التدريب في ١١٥ بنك وعينة الاختبار في ٥٠ بنك. وأشارت النتائج أن نموذج FNN TSK يعطى نتائج أفضل من FNN ANFIS.

٨. دراسة (Javadi et al., 2020) بعنوان

The Use of Fuzzy, Neural Network, and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) to Rank Financial Information Transparency

تهدف هذه الدراسة إلى تصنيف المعلومات المالية للشركات المدرجة في بورصة طهران باستخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي، وتحديدًا المنطق الضبابي والشبكات العصبية وأنظمة الاستدلال الضبابي العصبي التكيفي (ANFIS)، يقوم البحث بتقييم المعلومات المالية لـ ١٩٨ شركة خلال الفترة من عام ٢٠٠٩ إلى عام ٢٠١٧، واعتمدت الدراسة على النسب المالية مثل نسب السيولة والربحية والرافعة المالية والأداء، وتم استخدام ثلاثة نماذج وهي (النموذج الضبابي والشبكات العصبية و ANFIS لتقييم وتصنيف شفافية الوضع المالي لهذه الشركات، وأشارت

النتائج الدراسة إلى أن دقة التصنيف حيث يوفر نموذج الشبكات العصبية أفضل التصنيفات، يليه عن نموذج ANFIS وكان أداء النموذج الضبابي هو الأقل فعالية من حيث الدقة، حيث أظهر النموذج العصبي خطأ متوسط الترتيب قدره ٠,٠٠٠١، مما يشير إلى دقة تنبؤ مرتفعة، وعلى النقيض من ذلك، لم يسفر النموذج الضبابي عن نتائج مرضية لتصنيف المعلومات المالية، أيضاً تم الإشارة إلى أهمية المعلومات المالية حيث أن التصنيفات القائمة على المعلومات المالية ضرورية لتحديد نقاط القوة والضعف، مما قد يساعد في تحسين الشفافية واتخاذ القرار للمستثمرين وأصحاب المصالح، خلصت الدراسة إلى أن كل من الشبكات العصبية و ANFIS يمكنهما تصنيف المعلومات المالية بشكل فعال.

٩. دراسة (Pavlicko et al., 2021) بعنوان

Ensemble Model of the Financial Distress Prediction in Visegrad Group Countries

تهدف هذه الدراسة إلى إنشاء نموذج للتنبؤ بالتعثر المالي بين الشركات في بلدان مجموعة فيسيجراد (V4) باستخدام بيانات من أكثر من ٥٥٠,٠٠٠ شركة في أوروبا الوسطى، واعتمدت الدراسة على بناء نموذج مكون من ٢٧ متغيراً مالياً تم جمعها من قاعدة بيانات Amadeus لتنبؤ بالوضع المالي للشركة عام ٢٠١٧ مع التركيز على المؤشرات المالية مثل نسبة التداول، والعائد على حقوق الملكية، والعائد على الأصول، ونسبة الدين، ورأس المال العامل الصافي، وجمع النموذج بين ثلاث تقنيات وهي Robust Boost و CART وأشجار التصنيف والانحدار و k- (k-NN) Nearest Neighbors لتحسين دقة التنبؤ، وأشارت النتائج إلى تفوق نموذج المجموعة على الأساليب الفردية حيث حققت دقة تنبؤية أعلى، ويحتوي النموذج النهائي على (AUC) مساحة تحت المنحنى تبلغ ٠,٩٦٤، أيضاً تم الإشارة إلى النسب المالية ذات الأهمية وهي نسبة التداول، والعائد على الأصول، ونسبة الدين، ورأس المال العامل. وخلصت الدراسة إلى أن يعزز النموذج المقترح يدعم الدقة التنبؤية مقارنة بالطرق التقليدية ويمكن أن يساعد أصحاب المصلحة في تقييم الصحة المالية والمخاطر.

١٠. دراسة (Wu et al., 2022) بعنوان

Financial distress prediction using integrated Z-score and multilayer perceptron neural networks

تقدم هذه الدراسة نموذجاً هجيناً يجمع بين نموذج Z-score ل Altman والشبكات العصبية الاصطناعية متعددة الطبقات (MLP-ANN) للتنبؤ بالتعثر المالي بين الشركات الصينية، وخاصة في ظل حالة عدم التأكد المالي المتزايد بسبب جائحة COVID-19، واستخدمت الدراسة مجموعة من البيانات المكونة من ١٧٢٠٦ ملاحظة من الشركات المدرجة في بورصتي شنغهاي وشنغهاي خلال الفترة من عام ٢٠١٦ إلى عام ٢٠٢٠، وتم الاعتماد على خمس نسب مالية هامة للتنبؤ في نموذج Z-score: رأس المال العامل إلى إجمالي الأصول، والأرباح المحتجزة إلى إجمالي الأصول، والأرباح قبل الفوائد والضرائب والإهلاك والاستهلاك إلى إجمالي الأصول، والقيمة السوقية لحقوق الملكية إلى إجمالي الالتزامات، والمبيعات إلى إجمالي الأصول، وتم تقييم فعالية النموذج الهجين من خلال مقارنة دقة تصنيفه بدقة نموذج Z-score ونموذج MLP-ANN، وأشارت نتائج الدراسة إلى تحقيق النموذج الهجين معدل تصنيف صحيح متوسط قدره ٩٩,٤٠٪، متفوقاً على نموذج Z-Score ٨٦,٥٤٪ ونموذج MLP-ANN ٩٨,٢٦٪،

ويوفر النموذج إشارات تحذير مبكرة بشأن تدهور الحالة المالية للشركة، حيث خلصت الدراسة إلى أن النموذج الهجين يتنبأ بفعالية بالتعثر المالي ويمكن أن يكون بمثابة أداة قوية لأصحاب المصالح في السوق الصينية مثل المديرين والمستثمرين والجهات التنظيمية.

١١. دراسة (Maharani et al.,2023) بعنوان

Bank Soundness Level Prediction: ANFIS vs Deep Learning

تهدف هذه الدراسة إلى تطوير نموذج تنبؤي لإفلاس البنوك باستخدام نظام الاستدلال الضبابي القائم على الشبكة العصبية التكيفية (ANFIS) ومقارنة أدائه بتقنيات التعلم العميق Deep Learning، وتحديدًا الذاكرة الطويلة والقصيرة المدى (LSTM) والشبكة العصبية Convolutional Neural Network (CNN)، وتم الاعتماد على بيانات القوائم المالية من ٤٢ جهة إصدار مصرفية مدرجة في بورصة إندونيسيا خلال الفترة من عام ٢٠١٠ إلى عام ٢٠٢١، واستخدمت الدراسة عشر نسب مالية خلال خمسة مجالات للمخاطر: كفاية رأس المال، والائتمان، والسيولة، وجودة الأرباح، والمخاطر التشغيلية، وتم تقييم فعالية النماذج باستخدام متوسط الخطأ المطلق النسبي (MAPE) ومتوسط خطأ الجذر التربيعي (RMSE)، وأشارت نتائج الدراسة إلى تفوق نموذج ANFIS على كل من LSTM و CNN من حيث MAPE، حيث حقق درجة ٠,١٤٠٣، عند تقسيم بيانات التدريب بنسبة ٨٠٪ والاختبار بنسبة ٢٠٪، مما يشير إلى فعاليته في التنبؤ بسلامة البنك.

١٢. دراسة (Osooliana et al.,2024) بعنوان

Financial Distress Prediction Using Artificial Neural Network, Partial Least Squares Regression, Support Vector Machine Hybrid Model, and Logit Model

تهدف هذه الدراسة إلى تقييم ومقارنة الأداء التنبؤي لخمسة نماذج للتنبؤ بالتعثر المالي في الشركات الإيرانية، وهم نموذج لوجيت، والشبكات العصبية الاصطناعية، وآلة الدعم المتجه، وانحدار المربعات الصغرى الجزئية، ونموذج هجين من آلة الدعم المتجه (SVM) وانحدار المربعات الصغرى الجزئية (PLS)، واستخدمت البحث معلومات القوائم المالية السنوية للشركات المدرجة في بورصة طهران للأوراق المالية خلال الفترة من عام ٢٠١٢ حتى عام ٢٠١٧، وتم تحليل ٤١ نسبة مالية، وتصنيفها إلى الربحية والسيولة والرافعة المالية والحجم وأبعاد أخرى لتقييم تأثيرها على التعثر المالي، وتم تقييم أداء النماذج باستخدام مقاييس مثل متوسط خطأ الجذر التربيعي المتوسط، حيث أظهرت نتائج الدراسة أن أداء نموذج آلة الدعم المتجه أعلى دقة في التنبؤ بالتعثر المالي قبل عام واحد من حدوثها، بينما حقق نموذج PLS-SVM الهجين أفضل أداء قبل عامين من التعثر، وأشارت الدراسة إلى النسب المالية الرئيسية التي تؤثر على التنبؤ بالتعثر المالي،

وخاصة نسبة كفاية رأس المال والقروض المتعثرة، والتي كانت ذات أهمية في تحديد الصحة المالية للشركة، وعند مقارنة أداء التقنيات أظهر النموذج الهجين أداءً متفوقاً مقارنة بالنماذج التقليدية، مما يعزز فعالية الجمع بين الأساليب التحليلية المختلفة.

١٣. دراسة (Zhao et al.,2025) بعنوان

Attention-based fuzzy neural networks designed for early warning of financial crises of listed companies. Information Sciences

تهدف هذه الدراسة إلى تطوير نموذج إنذار مبكر للتنبؤ بالأزمات المالية في الشركات الصينية باستخدام الشبكات العصبية الضبابية قائمة على الانتباه Attention-based Fuzzy Neural Network (AFNN) حيث يسعى النموذج إلى تدعيم دقة التنبؤ من خلال دمج المقاييس المالية وتحليل معنويات المستثمر Sentiment Analysis من التقارير السنوية، واعتمدت الدراسة على بيانات مجمعة من ٨٢٠ شركة مدرجة في Mainland China البر الرئيسي للصين وهي منطقة جيوسياسية خاضعة للولاية القضائية المباشرة لجمهورية الصين خلال الفترة من عام ٢٠١٨ حتى عام ٢٠٢٣، وتم تصميم نموذج AFNN لمعالجة مجموعات البيانات متعددة المصادر باستخدام آليات الانتباه لتحسين استخراج المميزات والتصنيف، وتمت مقارنة أداء نموذج AFNN بالشبكات العصبية الضبابية التقليدية والنماذج المتقدمة الأخرى، وأشارت نتائج الدراسة إلى تحسين قوة نموذج التنبؤ نتيجة الاعتماد على إنشاء مجموعة بيانات متعددة المصادر تتضمن كل من المعلومات المالية والنصية، أيضاً أظهرت النتائج التجريبية أن أداء نموذج AFNN يتفوق بشكل كبير على الطرق الأخرى في التنبؤ بالأزمات المالية، مما يدل على فعاليته في التعامل مع مجموعات البيانات المعقدة.

وبتحليل الدراسات السابقة وجدت الباحثة أن معظم الدراسات اعتمدت على النسب المالية المشتقة من القوائم المالية، مثل دراسة (Altman,2007) و (Karas,M and Reznakova, 2020) بينما توجد دراسات أثبتت أن إضافة مقاييس حوكمة الشركات إلى النسب والمؤشرات المالية تساعد في شرح حالة التعثر المالي مثل دراسة (Alfian,2014) و (Ninh et al.,2018)، حيث اتفقت بعض الدراسات إلى وجود تحسن إضافي في التنبؤ بتعثر الشركات عند إضافة البيانات الاقتصادية إلى النسب والمؤشرات المالية بينما ذكرت دراسة (Abou El sood,2007) إلى أن توظيف الثلاثة عناصر وهي النسب المالية، والمتغيرات الاقتصادية، ومقاييس حوكمة الشركات يؤدي إلى تحسين دقة التنبؤ، كما تناولت معظم الدراسات استخدام نموذج (Altman Z-Score)، تحليل التمايز المتعدد، وتحليل الانحدار اللوجستي، وكان من أهم النتائج هي أن أعلى دقة للنماذج الإحصائية كان الانحدار المتعدد حيث تفوق هذا الأسلوب من خلال أنه توقع وجود التعثر المالي قبل حدوثه بثلاث سنوات بدرجة دقة ٩٧,٧٤٪ ثم يأتي النموذج الثاني في ترتيب النماذج الأكثر دقة هو نموذج الانحدار اللوجستي.

ومن ناحية أخرى أشارت دراسات كلا من (Giovanis,2010) ، (Yildiz and) ، (Akkoc,2010) ، (Rui,2010) ، (Chen,2013) ، (Zaychenko,2016) ، (Wu et al.,2022) ، (Maharani et al.,2023) ، (Zhao et al.,2025) إلى أن نموذج الشبكات العصبية الضبابية Fuzzy Neural Network له القدرة على أن يكون أداة قوية للتنبؤ وأكثر دقة من استخدام أسلوب المنطق الضبابي والشبكات العصبية منفردة وبلغت درجة الدقة لهذا النموذج ٩٦,٩٨٪ وكذلك فإن هذا الأسلوب قادر على تقليل معدلات الخطأ. وبناءً على ما سبق يتضح أن الفجوة البحثية التي تتطلب المزيد من الدراسة – كما تبدو للباحثة، تتمثل في استخدام الشبكات العصبية الضبابية للتنبؤ بالتعثر المالي للمنشآت وذلك باستخدام النسب والمؤشرات المالية & متغيرات الاقتصاد الكلي & مقاييس حوكمة الشركات.

واستناداً إلى ما تقدم، يمكن اشتقاق الفرض الرئيس للبحث على النحو التالي : " توجد علاقة معنوية بين استخدام أسلوب الشبكات العصبية الضبابية كأحد أساليب التنقيب في البيانات ودقة التنبؤ بالتعثر المالي".

القسم الثالث: الإطار النظري للتنبؤ بالتعثر المالي والشبكات العصبية الضبابية.

يعد موضوع تعثر الشركات وكيفية حدوثه والتنبؤ به قبل وقوعه من الموضوعات الهامة التي تشغل فكر الباحثين، حيث تمت محاولة البحث في البنود المالية للقوائم المالية للشركات للوصول إلى نموذج أو حل لكيفية التنبؤ بالتعثر المالي للشركات، وبدأت الدراسات في هذا المجال في عام ١٩٣٢ من خلال دراسة (Fitzpatrick) التي تعد من أوائل الدراسات التي تناولت مشكلة التنبؤ بالتعثر المالي ثم توالى الأبحاث.

ويعتبر تعرض الكثير من الشركات للتعثر المالي مشكلة تؤرق العديد من الأوساط المحاسبية، والاقتصادية، فضلاً عن الأوساط الأكاديمية وقد فرض موضوع الشركات المتعثرة نفسه على المجتمع الاقتصادي بصفة عامة؛ وذلك لأن الشركات المتعثرة أصبحت ظاهرة من ظواهر الحياة الاقتصادية في مصر في السنوات الأخيرة، وهذه الظاهرة ليست قاصرة على مجال معين من مجالات النشاط، بل شملت كافة القطاعات من تجارية، وزراعية، وصناعية، كما أن هذه الظاهرة موجودة في القطاعين العام والخاص مما يزيد من أهمية دراستها وتحليلها. ومما هو جدير بالذكر أن مشكلة الشركات المتعثرة ليست بالأمر الجديد؛ حيث أنها قد كانت وسوف تظل ما دامت هناك معاملات مالية وأسواق مالية، إلا أن الجديد هو خروجها عن المعايير والنسب والمتعارف عليها مما ينعكس سلباً على الاقتصاد القومي ككل (دردير، ١٩٩١).

١/٣ تعريف التعثر المالي في الأدب المحاسبي:

عُرفت الشركات المتعثرة مالياً بأنها تلك الشركات التي تعاني من مشاكل اقتصادية، أو مالية، أو إدارية، أو فنية، أو قانونية، أو تسويقية بما يؤثر على قدرتها على تحقيق أرباح، ومن ثم قدرتها على الوفاء بالتزاماتها (دردير، ١٩٩١، ص ٦٧).

وقامت دراسة (خليل، ٢٠١٢، ص ٩٢) بتعريف التعثر المالي بأنه يشمل عدة جوانب وهي عدم القدرة علي الوفاء بالتزاماتها في الأجل القصير، ونقص الموارد وبالتالي نقص عوائد الأسهم أو توقفها، كما أن هناك مظاهر متعددة تشير إلي وجود التعثر المالي بالشركة منها الاحتفاظ بمستويات مرتفعة من المخزون، وعدم استقرار سياسة تحصيل المبيعات الآجلة وحقوق الشركة لدي الغير، ولا تتوقف الآثار السلبية للتعثر المالي على الأضرار المالية فقط بل تمتد لتشمل أيضاً الأضرار المعنوية وتصيب الفئات الأخرى كالمستثمرين، والمقرضين، والعملاء، والعاملين.

وقد عرفت دراسة (النحال، ٢٠١٣، ص ١٣) التعثر المالي من وجهة نظر المراجعة بأنه قدرة الشركة علي الاستمرار في أداء النشاط العادي من عدمه، حيث أن عدم توافر الشروط المحققة لذلك يضع الشركة في محل شك في قدرتها علي استمرارها في مزاولة النشاط، ومن هنا يهتم مراجع الحسابات بالبحث عن تلك الظاهرة في دفاتر الشركة من خلال محاولات الكشف عن أخطاء غير عادية أو انحرافات كبيرة تؤثر علي الأداء.

كما عرفت دراسة (Pratt and Grabowski, 2014, P.401) التعثر المالي بأنه يظهر إذا كان مستوى الديون في الشركة مرتفعة بالمقارنة بمستوي الارباح الحالية المحققة.

أيضاً عرفت دراسة (Amaniyah et al., 2025) التعثر المالي بأنها حالة لا تستطيع فيها الشركة الوفاء بالتزاماتها المالية، مما يؤدي إلى احتمال حدوث الإفلاس.

تري الباحثة أنه من خلال استعراض المفاهيم المختلفة للتعثر المالي، فإنه يمكن تعريف المنشأة المتعثرة بأنها تلك المنشأة التي يحدث بها خلل مالي يؤدي إلى عجزها عن سداد التزاماتها تجاه الغير، أو تحقيقها خسائر متتالية بالإضافة إلى عدم قدرة المنشأة على تحقيق أرباح كافية من أنشطتها التشغيلية لتسديد التزاماتها، وأيضاً أن يكون إجمالي الالتزامات أكبر من إجمالي الأصول لتلك المنشأة.

٢/٣ أسباب التعثر المالي للمنشآت:

يحدث التعثر المالي نتيجة للعديد من العوامل والأسباب، ويمكن تقسيم أسباب التعثر المالي إلي: (Ooghe and Prijcker, 2006)، (غريب، ٢٠٠١؛ سعودى، ٢٠٠٧؛ النحال، ٢٠١٣؛ النشريق، ٢٠٠٧)،

- عوامل خارجية عن نطاق تحكم الإدارة.
- عوامل داخلية تتعلق بضعف كفاءة الإدارة الحالية للمنشأة.

وفيما يلي شرح مختصر لكل منها:

أ- العوامل الخارجية عن نطاق تحكم الإدارة:

تعكس مجموعة المتغيرات التي تفرضها البيئة المحيطة بالمنشأة، والتي تؤثر بشكل مباشر أو غير مباشر على أداء المنشأة، وتتسم هذه المتغيرات بأنها دائمة التغير قد يحدث عنها في بعض الأحوال أزمات للمنشأة يصعب التعامل معها، أو تجنبها وتتمثل هذه العوامل في:

١- الظروف الاقتصادية:

وهي الاتجاهات التضخمية السائدة على مستوى الاقتصاد المحلي والعالمي مثل أسعار الخامات والمواد الأولية ومستلزمات الانتاج وأسعار الطاقة، وأيضاً تقلبات الحادة في أسعار الصرف وتعددتها والتي تؤدي إلى تصاعد قيمة مديونيات العديد من الشركات المقترضة بصورة تتسبب في اختلال غير قابل التصويب في هيكلها التمويلية (غريب، ٢٠٠١، ص ٧٩).

٢- الظروف البيئية المحيطة:

مثل الزلازل، الحرائق، الانفجارات، الفيضانات.

٣- الظروف القانونية:

تتمثل في القوانين المتعلقة بالبيئة، والقوانين المتعلقة بالعمالين، والقوانين المتعلقة بالنظام الاقتصادي.

٤- الظروف السياسية:

وهي الأوضاع السياسية وانعكاسها على الخطط الاقتصادية والاجتماعية وعلى ظروف الاستيراد والتصدير في الدولة، مثل تدخل الدولة بشكل مفاجئ وبطريقة تؤثر على أعمال العميل ونشاطه وتحد من إيراداته المتوقعة مثل زيادة الضرائب والرسوم الجمركية (النشري، ٢٠٠٧، ص ١١٩).

ب- العوامل الداخلية التي تتعلق بضعف كفاءة الإدارة الحالية للمنشأة:

وتعتبر الإدارة هي المسؤولة في المقام الأول عن الوصول بالمنشأة إلى حالة التعثر المالي:

١- عدم كفاءة السياسات الإدارية:

تعتبر الأسباب الإدارية عاملاً مشتركاً في معظم الشركات المتعثرة، سواء في مجال الإدارة العليا أو في مجال المواقع القيادية والتنفيذية، أو السياسة الإدارية العامة المطبقة في كافة قطاعات المنشأة (غريب، ٢٠٠١، ص ٧٨).

٢- عدم كفاءة السياسات التشغيلية:

ويظهر ذلك في عدم استغلال الطاقة الإنتاجية بالكامل، وضعف إنتاجية العامل بالساعة، وإهدار المواد الأولية والبضاعة المجهزة والنصف مصنعة، ووجود نسبة عالية من الإنتاج بنوعية رديئة، وتكرار توقف الآلات وخطوط الإنتاج لإصلاح الأعطال بسبب عدم وجود برامج للصيانة الدورية، وضعف مراقبة الجودة (سعودي، ٢٠٠٧، ص ١٨).

٣- عدم كفاءة السياسات الاستثمارية:

قد تتحيز الإدارة لمجموعة من السياسات الاستثمارية التي ينتج عنها ارتفاع في تكاليف الاستثمارات الرأسمالية لبعض مشروعاتها، كما أن عدم كفاءة السياسات الاستثمارية، تؤدي إلى سوء اختيار الإدارة لسياسات التمويل (النحال، ٢٠١٣، ص ١٨).

٤- عدم كفاءة السياسات التمويلية:

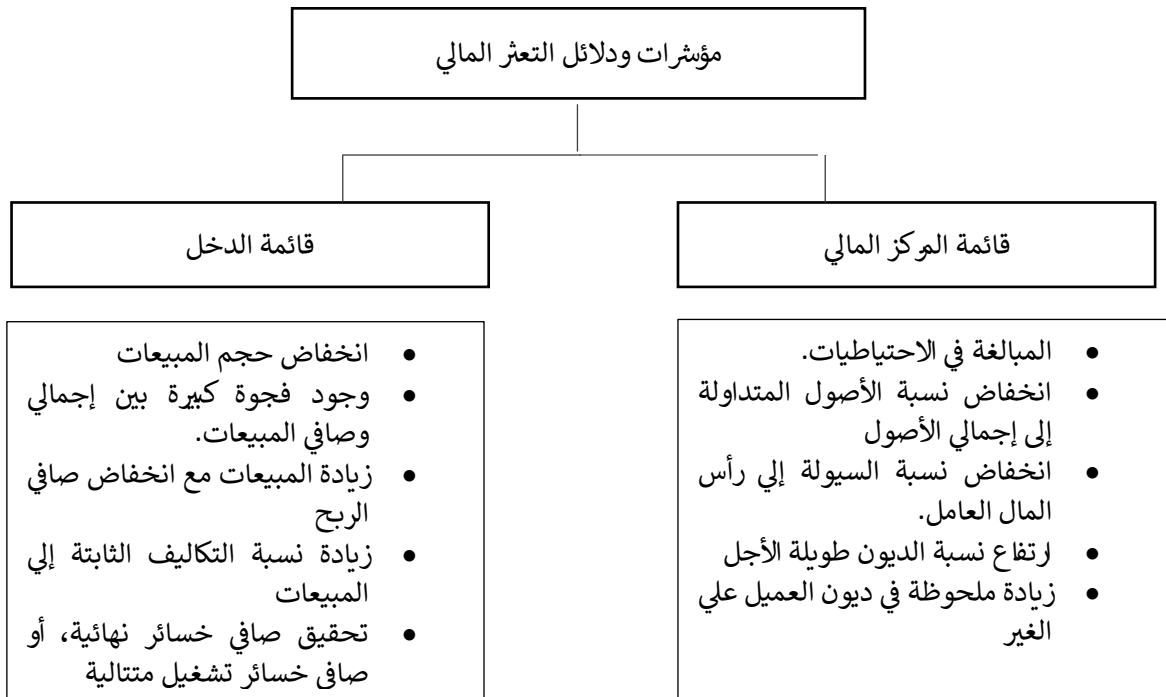
زيادة نسبة الديون في هيكل التمويل، وإن كانت تساهم في زيادة القيمة السوقية للمنشأة بسبب ما تحققه الديون من وفورات ضريبية، إلا أن هذه الزيادة قد تؤدي إلى زيادة احتمال تعرض المنشأة لضغوط مالية وربما تتعرض المنشأة لخطر الإفلاس (ابراهيم، ٢٠١٤، ص ٦٨).

وقد أشارت دراسة (Ooghe and Prijcker, 2006, P.5) أن أسباب الإفلاس ترجع إلى عدة أسباب وهي الأسباب الخاصة بالعوامل الخارجية علي مستوى الدولة مثل العوامل الاقتصادية والتكنولوجية والسياسية والاجتماعية وأيضاً أسباب لها علاقة بأداء الأسواق المالية والمؤسسات وسلوك الحكومة وجهودها لدعم المشروعات.

وبناءً على ما سبق يمكن القول بأن هناك أسباب عديدة للتعثر المالي منها أسباب داخل الشركة نفسها سواء إدارية أو مالية أو تسويقية أو إنتاجية، وقد يعود التعثر المالي إلى أسباب اقتصادية تتعلق بمعدلات التضخم، وتغير أسعار الصرف، وتغير في القرارات الاقتصادية، وضعف التخطيط المالي، وأيضاً أسباب تتعلق بارتفاع تكاليف التشغيل مثل ارتفاع أسعار الطاقة والمياه ومعدلات الأجور، أيضاً يمكن تقسيم أسباب التعثر إلى أسباب سياسية، وأسباب قانونية.

٣/٣ مؤشرات التعثر المالي:

يرى العديد من الكتاب أنه لا يمكن أن تصبح الشركة متعثرة بشكل مفاجئ وبدون مؤشرات توجي بذلك، حيث أن هناك دلائل توضح أن الشركة تواجه مشاكل مالية مثل معلومات تشير إلى وجود مشاكل في السيولة كالمؤشرات السالبة مثل الخسائر الناتجة من العمليات الجارية، والعجز في رأس المال والنسب المحاسبية المختلفة، وأيضاً معلومات تشير إلى عدم قدرة الشركة علي الاستمرار دون إشارة إلى وجود مشاكل في السيولة (حمد، ١٩٩٠، ص ٤٢٣).



شكل رقم (١) مؤشرات ودلائل تعثر المنشآت من القوائم المالية

المصدر: دراسة (عيسي، ٢٠١٠، ص ٤٢)

٤/٣ أثر تطبيق حوكمة الشركات علي حدوث التعثر المالي:

إن العلاقة بين حوكمة الشركات واحتمالية حدوث التعثر المالي تكمن في نظرية المنشأة في صورتها سواء كانت نظرية الوكالة Agency Theory أو نظرية أصحاب المصالح Stakeholders Theory فبقاء الشركة واستمراريتها يتوقف وفقاً للنظرية الأولى على تعظيم ثروة الملاك، في حين ترى النظرية الأخيرة أن بقاء الشركة يقوم على العدل بين مصالح الملاك ومصالح الأطراف الأخرى ذات الاهتمام مثل العمال والعملاء والموردين والمجتمع ككل.

ومما سبق يمكن القول بأنه عند تفسير العلاقة بين هيكل حوكمة الشركات واحتمال تعرض الشركة للتعثر المالي لم تعد المشكلة في وجود قواعد حوكمة الشركات أم لا، ولكن تقييم مدى تطبيق قواعد الحوكمة هو الأهم ليوثر الرؤية لدى المستثمر هل هي حوكمة قوية أم حوكمة ضعيفة، حيث أن تقييم مدى جودة حوكمة الشركات المقيدة بالبورصة سيوفر مؤشراً عن مدى قدرة الشركة علي مواجهة الأزمات، كما يعطي مؤشراً عن مدى جودة البيانات المفصح عنها. أي انه لو توفرت لدي أصحاب المصالح معلومات عن ضعف مستوي الحوكمة بشركة ما فإن ذلك سيزيد من تشككهم

حول موثوقية البيانات المالية، ويزيد من عدم تأكدكم إزاء ما تتخذه الإدارة من قرارات هل هي في مصلحتهم أم لا (عيسى، ٢٠١٠، ص ٥٨:٥٧). وقد ذكرت دراسة (Wang et al., 2004) أن هناك علاقة بين آليات حوكمة الشركات وحدوث التعثر المالي، وكذلك ذكرت دراسة (Parker et al., 2002) أن التوجه نحو الممارسة السليمة لآليات الحوكمة يكون سبباً لتعافي الشركات المتعثرة.

٥/٣ الآثار الاقتصادية للتعثر المالي

عقب الأزمة الآسيوية عام ١٩٩٧ التي بدأت في الانتشار بشكل سريع، وأثاحت هذه الأزمة فرصة للتحقيق فقد بدأ الاهتمام بالبحث عن أسباب الأزمة التي أدت إلى إفلاس عدد كبير من الشركات التايلاندية. علاوة على ذلك فإن هناك العديد من الدراسات التي استخدمت النسب المالية للتنبؤ بالإفلاس فقد تم اقتراح أن يتم أخذ الظروف الاقتصادية في الاعتبار نظراً لأن هذه الشركات عادة ما تكون صغيرة وتعمل في ظل اقتصاد مفتوح، بالإضافة إلى ذلك فإن نظام المحاسبة في الشركة يخضع لمعايير المحاسبة، وبالتالي نادراً ما يعكس التغيرات الحالية في الشركات عندما تضر الأزمة بالاقتصاد بشكل عام، لذلك فإن المتغيرات المحاسبية وحدها قد لا تفسر الكفاءة المالية للشركة ومدي حساسية الشركة لعوامل الاقتصاد الكلي التي تم اعتبارها متغيراً توضيحياً هاماً للإشارة إلى حدوث التعثر المالي للشركات (Tirapat and Nittayakasetwet, 1999, P.103:104).

وقد ذكرت دراسة (Liou, 2007, P.17) أن متغيرات الاقتصاد الكلي تؤثر بشكل كبير على حدوث التعثر المالي مثل سعر الفائدة (IR) Interest Rate، مؤشر الانتاج الصناعي Industrial Production Index (IPI)، مؤشر أسعار المنتجين (PPI) Producer Price Index حيث ترتبط بشكل هام بحدوث التعثر المالي. علاوة على ذلك أشارت دراسة (Kumalasari et al., 2014, P.277) إلى أن سعر الفائدة على الاقتراض ومعدل التضخم لها تأثير في حدوث التعثر المالي، ويزداد معدل حدوث الفشل المالي خلال فترات الركود (Ben, 2014, P.3)، كما أشارت دراسة (Lee and Liu, 2003, P.3) إلى أن الشركات ذات الحساسية العالية لمعدلات النمو السنوي للنقدية (M2) Annual Growth Rate Money Supply أكثر عرضة للتعثر المالي، وكذلك ذكرت دراسة (Bunn and Redwood, 2003, P.6) أن زيادة نمو الناتج المحلي الإجمالي السنوي (GDP) Annual Growth Rate of Real Gross Domestic Product يقلل من احتمال حدوث الفشل المالي، حيث أن حدوث الإفلاس يرتفع بشكل حاد خلال الركود الاقتصادي وحدوث التقلبات المزمدة في التضخم، وأسعار الفائدة، والناتج القومي الإجمالي.

من ناحية أخرى أشارت دراسة (Suntraruk, 2009, P.1 ; Pranowo et al, 2010, P.81) إلى أن متغيرات الاقتصاد الكلي ليس لها تأثير بشكل كبير على حدوث التعثر المالي، ولكن تشير الأدلة التجريبية على وجود بعض الآثار لمتغيرات الاقتصاد الكلي على حدوث التعثر المالي أولاً خلال الاقتصاد المعاكس على سبيل المثال الركود، ونتيجة لذلك لا يمكن للشركات رفع أسعار بيعها في الوقت الذي يزيد فيه تكاليف الانتاج وتقل ربحية الشركات ويزيد ذلك من فرصة إفسار الشركات مما يؤدي في النهاية إلى الوصول لحالة التعثر المالي، وعلى الرغم من أن متغيرات الاقتصاد الكلي

أقل وضوحاً في التنبؤ بالتعثر المالي إلا أن إضافتها إلى النسب المالية ومتغيرات حوكمة الشركات يؤدي إلى تحسين قدرة النموذج على التنبؤ.

وترى دراسة (Abou Elsood,2007,P.107:110) أن هناك جدل كبير في الأبحاث الخاصة بالفشل المالي حول ما إذا كان استخدام المتغيرات غير المالية يؤدي إلى تحسين نتائج التنبؤ بالفشل المالي أم لا. ويمكن تفسير الفشل بشكل واسع من خلال عدم الكفاءة الاقتصادية، وتمويل الديون، وأخطاء الإدارة. علاوة على ذلك استخدام النسب المالية التي تقيس الحالة الداخلية للشركة، فإنه يجب إدراج ظروف الاقتصاد الكلي القائمة للمساعدة في وضع النموذج الملائم للبيئة الخارجية للشركة ويعتبر الغرض الأساسي من دمج متغيرات الاقتصاد الكلي هو التعرف على مدى حساسية أداء الشركات للتغيرات في عوامل الاقتصاد، ويؤدي تطوير نماذج التنبؤ من خلال دمج مؤشرات الاقتصاد الكلي بالإضافة للمعلومات المحاسبية إلى محاولة تعزيز دقة التنبؤ.

وفيما يلي متغيرات الاقتصاد الكلي التي يمكن استخدامها للتنبؤ بالتعثر المالي:

١- معدل النمو السنوي لأسعار المستهلك (CPI) Consumer Price Index

يعبر عن التغيرات في مؤشر أسعار المستهلك التي تستخدم لتقييم تغيرات الأسعار وعلاقتها بتكلفة المعيشة، ويرتبط هذا المعدل بشكل سلبي باحتمال التعثر المالي (Abou El Sood,2007,P.109).

٢- سعر الفائدة على الاقتراض (IROIB) Interest Rate on Industrial Borrowing

يستخدم سعر الفائدة في قياس عبء الديون للشركات الصناعية.

٣- أسعار صرف العملات مقابل الدولار (EXR) Foreign Exchange Rate

يعبر هذا السعر عن القوة النسبية لعملة البلد بالنسبة إلى الدولار الأمريكي، وأيضاً ذكرت دراسة (Kumalasari et al.,2014,P.277) أن سعر الصرف هو القيمة التي تظهر المبلغ المطلوب للعملة المحلية للحصول على وحدة واحدة بالعملة الأجنبية.

٦/٣ الشبكات العصبية الاصطناعية:

١/٦/٣ مفهوم الشبكات العصبية الاصطناعية:

هي نموذج رياضي يعتمد على الشبكات العصبية البيولوجية ويمكن أن تستخدم للتصنيف كأحد تقنيات التنقيب في البيانات، وقد تم تطويرها وتنظيمها بطريقة تجعلها قادرة على التعلم والتدريب (Salehi,2016,P.220). تستخدم مجموعة من العقد المترابطة ويتم تطبيقها بشكل واسع في التصنيف والعنقدة، حيث تتميز بالملائمة ويمكن أن يتولد عنها نماذج قوية (Sharma and Panigrahi,2013,P.40).

وقد انتشر استخدام نماذج الشبكات العصبية في العديد من التطبيقات المحاسبية مع بداية عام ١٩٩٠، وقد أطلق عليها هذا المصطلح لتشابهها مع النظم العصبية الحيوية Biological Nervous Systems والتي تحتوي علي الخلايا العصبية الموجودة في مخ الإنسان، وتقوم هذه النماذج بمحاكاة عمليات الإدراك التي تحدث في مخ الإنسان من خلال استخدام بعض البرامج Software التي يمكن تشغيلها باستخدام الحاسب الآلي (إسماعيل، ١٩٩٨، ص ٣٠٦).

٧/٣ المنطق الضبابي: Fuzzy Logic

في ١٩٦٥ اقترح Zadeh نظرية المجموعات الضبابية كأداة لنمذجة المتغيرات الضبابية في نطاق رياضي، حيث أن مصطلح "Fuzzy" يشير إلى وجود التباس أو الغموض (الضبابية) Fuzziness ينبغي أن تكون مختلفة عن العشوائية Randomness كما وصفها (Bellman and Zadeh, 1970)، حيث أن العشوائية تركز علي عدم التأكد ويعبر عنها باحتمال حدوث أو عدم حدوث الحدث بينما تتعامل الضبابية مع عدم الدقة أو عدم صحة الكلمات، المفاهيم، الأحداث، القضايا، علي سبيل المثال مصطلح "الإنتاج الضخم" يتضمن الغموض بسبب المعني غير الدقيق لكلمة ضخمة في حين أن السؤال عن احتمال وجود إنتاج بمقدار ١٠٠٠ وحدة ينطوي علي العشوائية، إن الحدث الجيد عندما يتم وصفه إما إنتاج ١٠٠٠ وحدة أم لا، إن عدم التأكد يكمن في وقوع أو عدم وقوع الحدث، بمعنى أنه في حين أن الضبابية تتعامل مع عدم التأكد للحدث أو الكلمة أو المفهوم فإن العشوائية تتعامل مع عدم تأكد وقوع أو عدم وقوع الحدث، والعشوائية Randonness يتم تحليلها من قبل نظرية الاحتمالات بينما الضبابية Fuzziness يتم تحليلها من قبل نظرية المجموعات الضبابية (Abdel-Kader, 1997, P.198:199).

١/٧/٣ الأرقام الضبابية: Fuzzy Numbers

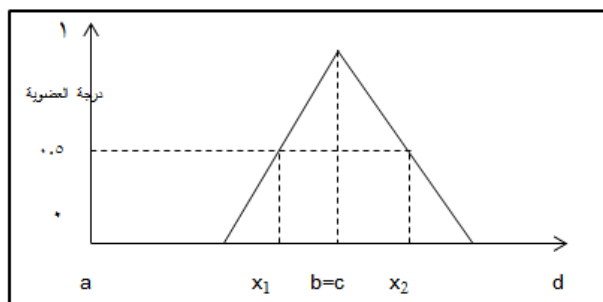
تشير إلي كيفية تطبيق الرياضيات الغامضة "الرياضيات الضبابية" علي المشاكل المالية من خلال تطوير طريقة عرض التقديرات الحالية والمستقبلية، ومع ذلك يمكن أن تتضمن الحلول الضبابية العامة حسابات بشكل أشمل وهنا سيتم تقديم الرياضيات الأكثر قابلية للتطوع (سهولة الانقياد) من خلال استخدام أرقام ثلاثية ضبابية (Abdel-kader and Dugdale, 2001; P2). ومن ثم إن مفهوم الرقم الضبابي يتم التعبير عنه بشكل رسمي من خلال المعادلة $A : (0, 1)$ تتضمن هذه المعادلة علي أن الرقم الضبابي A يعبر عن دالة العضوية. وكذلك فإن الأرقام الضبابية يمكن أن تتخذ العديد من الأشكال مثل منحنيات الجرس Bell Curves، مثلثات Triangles، شبه المنحرف Trapezoids، Gaussian، Sigmoid يوجد داخل هذه الأشكال المعني الفعلي للمجموعة الضبابية الذي يعتمد علي عرض أو انتشار المجموعة نفسها (Cox, 2005, P79).

٢/٧/٣ أنواع الأرقام الضبابية: Types of fuzzy numbers

أشار العديد من الكتاب والباحثين إلى أن هناك العديد من الأرقام الضبابية، وفيما يلي شرح لتلك الأنواع:

النوع الأول: الرقم الضبابي المثلث: Triangular Fuzzy Number

تتركز هذه الطريقة علي تحديد العنصر الذي يمثل الانتماء الكامل للفئة محل الدراسة والتعبير عنه بأكبر درجة انتماء (الواحد الصحيح)، وتم استخدام أسلوب الرسم البياني لإسقاط القيم علي جانبي التوزيع لإيجاد العناصر الأقل انتماءً لهذه الفئة، والعناصر التي لا تنتمي إليها، حيث تكون دالة الانتماء مساوية للصفر (الشرعي، ٢٠١٢، ص ١٢٢). ويحدد الرقم الضبابي بأربع نقاط مثلاً a, b, c, d وتمثل هذه النقاط ويمكن توضيح الرقم الثلاثي الضبابي من خلال الشكل رقم (٢):



شكل رقم (٢) الرقم الضبابي الثلاثي المصدر: (الشرعي، ٢٠١٢، ص ١٢٢)

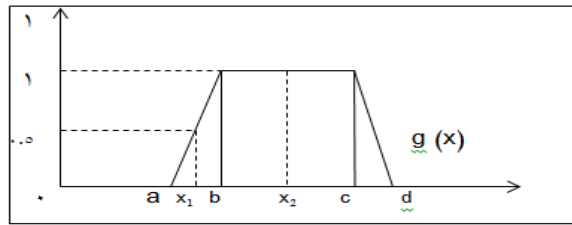
حيث يعبر الرقم $b-c$: عن العنصر الأكبر انتماءً إلى الفئة محل الدراسة (دالة الانتماء واحد صحيح).

a إلى d : تمثلان العناصر التي لا تنتمي إلى الفئة محل الدراسة (دالة الانتماء صفر).

X_1 إلى X_2 : تمثلان العناصر المستهدف قياس دالة انتمائها إلى الفئة محل الدراسة.

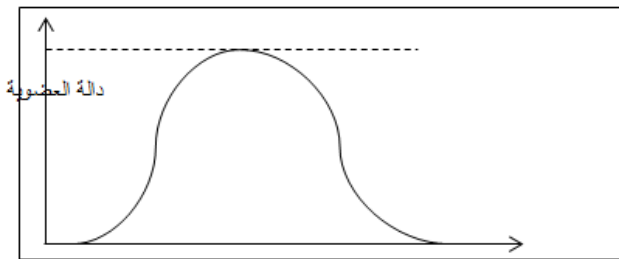
ويشير المحور الرأسي إلى درجات الانتماء التي يكون مداها (صفر، ١) وهي فئة ضبابية، كما يمثل الأفقي العناصر المستهدف قياس دالة انتمائها ويتم تحديد دالة انتماء أي عنصر من خلال الرسم، كما يمكن تحديدها رياضياً برقم ضبابي ثلاثي.

النوع الثاني: الرقم الضبابي شبه المنحرف Trapezoidal Shap ويتم تمثيل الرقم الضبابي شبه المنحرف عن طريق أربعة نقاط a, b, c, d ويتم التعبير عن دالة الانتماء بالصفر عند النقاط النهائية بالمستوي a والمستوي d (الشرعي، ٢٠١٢، ص ١٢٤)، وذلك كما هو موضح بالشكل التالي:



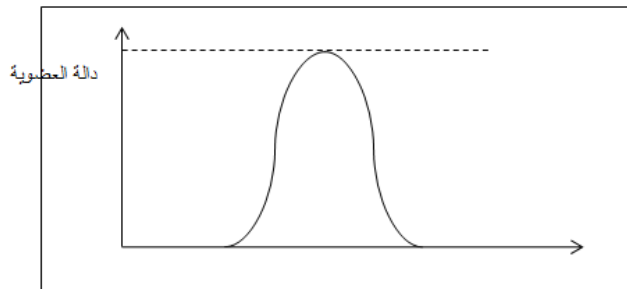
شكل رقم (٣) الرقم الضبابي شبه المنحرف المصدر: (الشرعبي، ٢٠١٢، ص ١٢٤)
ويمثل المحور الرأسي إلى اتجاه الانتماء التي يكون مداها (صفر، ١)، ويمثل المحور الأفقي العناصر المستهدف قياس دالة انتمائها، ويمكن استنتاج دالة انتماء عنصر ما من خلال الرسم.

النوع الثالث: الرقم الضبابي Gaussian: ويستخدم بشكل شائع حيث يتم عرض الأرقام الضبابية طبقاً للشكل التالي (Moffett,1998,P.100):



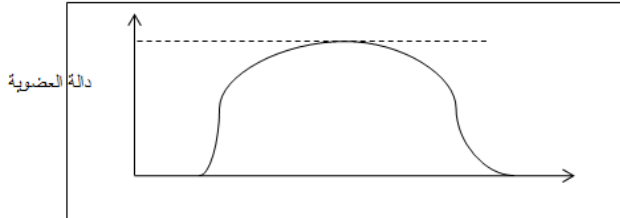
شكل رقم (٤) يوضح الرقم الضبابي Gaussian (Moffett,1998,P.99)

النوع الرابع: الرقم الضبابي Bell: ويتم من خلال هذا الشكل عرض الأرقام الضبابية علي شكل جرس كما هو موضح بالشكل التالي:



شكل رقم (٥) يوضح الرقم الضبابي Bell (Moffett,1998,P.93)

النوع الخامس: الرقم الضبابي Sigmoid: يتم عرض الأرقام الضبابية علي شكل Sigmoid (Gray,2011,P.33)



Sigmoid (Fuller,1995,P.268) شكل رقم (٦) يوضح الرقم الضبابي

٨/٣ الأنظمة الهجينة: Hybrid Systems

يعتبر التهجين من السمات التي كانت لها تأثير كبير علي شكل الشبكات العصبية الاصطناعية، حيث يتم اختيار بنية الشبكة والأوزان والتحكم في المعلمات، وغالباً ما تتضمن شبكة التغذية الأمامية متعددة الطبقات ذات خاصية الانتشار الخلفي أدني حد من الخطأ تبعاً لمجموعة الأوزان الأولية، وتم اقتراح الشبكات العصبية مع الذكاء الاصطناعي وطرق الاستدلال مثل المنطق الضبابي ، وتم تحسين أداء الشبكة وقابلية التطبيق لمهام معينة (Tkac and Verner, 2016, P.794).

ذكرت دراسة (Azeem and Mohammad, 2015, P.17) أنه تم الاستفادة من مزايا النماذج الهجينة من خلال أكثر من توليفة لتقنيات الذكاء الاصطناعي حيث يوجد عدة طرق لدمج الشبكات العصبية من أهمها:

١/٨/٣ نموذج مهجن يجمع بين الشبكات العصبية والمنطق الضبابي:

حيث تعرف باسم الشبكات العصبية الضبابية Fuzzy Neural Networks أو النظم العصبية الضبابية Neuro-Fuzzy Systems ، ويتم تمثيل خصائص المشكلة من خلال تكوين قواعد الاستدلال التي يعبر عنها بـ (If...Then Rules)، وتكون مهمة الشبكات العصبية هي العثور علي أفضل القواعد وضبط معلماتها، وبالتالي فإن الفرق بين النموذج العصبي الضبابي والشبكات العصبية التقليدية هو أنه إذا كان الناتج الأخير "المخرجات" تمثل قيمة أو تصنيف التي سيتم استخدامها في وقت لاحق في صنع القرار، فإن الناتج عن استخدام الأسلوب الهجين هو قاعدة ضبابية Fuzzy Rule ومن ثم يتم تجنب انتقاد الشبكات العصبية مثل صعوبة فهم الوسائل التي تصل من خلالها الشبكات العصبية إلي نتيجة معينة، تعتبر الأوزان المتشابكة لا يسهل تفسيرها من قبل المستخدم النهائي ولذلك تسمى الشبكات العصبية "الصناديق السوداء" (Azeem and Mohammad,2015,P.17).

٢/٨/٣ نظام الاستدلال الضبابي القائم على الشبكات التكيفية (ANFIS):

تم اكتشاف النمذجة الضبابية Fuzzy Modeling أو التحديد الضبابي Fuzzy Identification بشكل منهجي من قبل (Takagi and Sugeno 1993) وهناك العديد من الجوانب الأساسية لهذا المنهج تحتاج إلى فهم أفضل حيث لا يوجد أساليب قياسية لتحويل المعرفة البشرية أو الخبرة إلى قاعدة أساسية The Rule Base أو قاعدة بيانات Database لنظام الاستدلال الضبابي، أيضاً هناك حاجة إلى أساليب فعالة لضبط دالة العضوية وذلك لتقليل الخطأ الناتج أو تعظيم مؤشر الأداء، وبناءً على ذلك تم اقتراح هيكل جديد يسمى نظام الاستدلال الضبابي القائم على الشبكات التكيفية ANFIS، والتي يمكن أن تكون أساساً لبناء مجموعة من القواعد الضبابية (If.....Then) باستخدام دوال العضوية المناسبة لتوليد أزواج المدخلات والمخرجات المحددة (Jang, 1993, P.665).

٣/٨/٣ مفهوم نموذج ANFIS:

يعتبر نظام ANFIS مُقترح من قبل (Jang, 1993)، يستخدم نموذج ANFIS لتقليل الأخطاء حيث يعمل بطريقة تجمع بين الشبكات العصبية NN، والمنطق الضبابي FL، وفي كل من ANN و FL تمر المتغيرات من خلال طبقة المدخلات عن طريق دالة عضوية الإدخال The input Membership Function، وتمكن ANFIS من بناء مجموعة من القواعد الضبابية (If.....Then) باستخدام دوال العضوية المناسبة لتوليد أزواج المدخلات والمخرجات المحددة.

عَرَفَ (محمد، ٢٠١٦، ص ١١٣) نموذج ANFIS بأنه واحد من الانجازات الوظيفية للنظم الضبابية باستخدام الشبكات العصبية، ويحتوي هيكل ANFIS المهيئة من الشبكات العصبية الاصطناعية والمنطق الضبابي على عدد من الاجزاء التي يمكن اختيارها لإيجاد أفضل الحلول، ومن هذه الأجزاء الاختبارية تحديد عدد ونوع دوال العضوية المستخدمة في تمثيل بيانات المدخلات ويوجد نفس هذا الاختبار أثناء بناء نموذج الغموض، كما يحتوي نموذج ANFIS على عملية المحاكاة التي يتم من خلالها إدخال بيانات جديدة.

٩/٣ بناء نظام الاستدلال الضبابي القائم على الشبكات التكيفية ANFIS لاستخدامه في التنبؤ بالتعثر المالي

توجد مجموعة من المراحل الأساسية التي يجب اتباعها لبناء نظام الاستدلال الضبابي القائم على الشبكات التكيفية ANFIS حتى يمكن الوصول إلى أفضل النتائج وهذه المراحل يتم عرضها من خلال ثلاث خطوات رئيسية وهي (المدخلات – التشغيل – المخرجات) كما يلي:

- المدخلات وتعتبر المدخلات هي المرحلة الأولى حيث يتم تحديد المشكلة، وتحديد عدد خلايا طبقة المدخلات، ثم تحديد المدخلات
 - التشغيل ويتم من خلال عدة مراحل تالية وهي المرحلة الثانية والثالثة والرابعة، ففي المرحلة الثانية يتم تهيئة وإنشاء نظام الاستدلال الضبابي من خلال ٤ خطوات وهي التضبيب، والاستدلال الضبابي، والتجميع، وإزالة الضبابية.
 - أما المرحلة الثالثة فيتم فيها تدريب نموذج ANFIS من خلال ٣ خطوات هي تحديد خوارزمية التعلم أو طريقة التدريب، وتحديد معدل الخطأ، وتحديد عدد مرات التدريب (عدد محاولات الشبكة العصبية).
- وفيما يتعلق بالمرحلة الرابعة فإنه يتم اختبار نموذج ANFIS من خلال ادخال بيانات الاختبار المخرجات تمثل المرحلة الخامسة، وهي مرحلة الحصول على النتائج

وفيما يلي يتم شرح لهذه المراحل بالتفصيل:

المرحلة الأولى: يتم في هذه المرحلة تحديد ما يلي:

تحديد المشكلة، وهي المشكلة التي تتطلب من نموذج ANFIS القيام بالتوصل إلى أفضل النتائج لحل هذه المشكلة.

١. تحديد عدد خلايا طبقة المدخلات، حيث يتم ادخال البيانات التاريخية المرتبطة بالمشكلة إلى البرنامج المستخدم، حيث يتم الاستعانة بمجموعة من المتغيرات التي من المحتمل أن يكون لها تأثير قوي في التنبؤ بالتعثر المالي، ويتم ترتيب المتغيرات في مجموعة البيانات Data Set وبالتالي لم تكن هناك قيم مفقودة أو مكررة، أي يتم تجميع البيانات بشكل يراعي جودتها وبشكل يلئم استخدامها في الأداة التي تناسب طبيعتها والهدف منها.

٢. وتمثل (المدخلات) المتغيرات المؤثرة في التنبؤ بالتعثر المالي فيما يلي:

أولاً النسب المالية:

- ١- نسبة التداول CR
- ٢- نسبة رأس المال العامل إلى إجمالي الأصول WC/TA
- ٣- نسبة معدل العائد على الأصول ROA
- ٤- نسبة الديون إلى إجمالي الأصول Debt Ratio
- ٥- نسبة الديون إلى حقوق الملكية Debt Equity Ratio
- ٦- معدل دوران الأصول Assets Turnover

ثانياً مقاييس حوكمة الشركات:

- ١- حجم المجلس BS
- ٢- استقلال مجلس الإدارة BI
- ٣- ازدواجية دور المدير التنفيذي CEO
- ٤- نسبة الملكية المؤسسية Ins own
- ٥- نسبة الملكية الإدارية Inside own
- ٦- نسبة كبار المساهمين BH

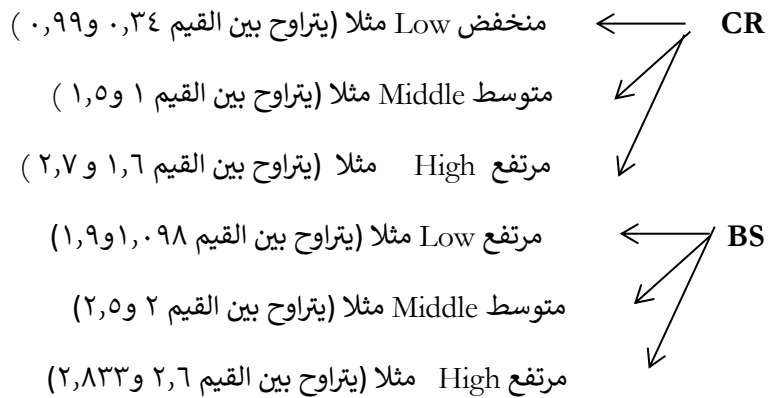
ثالثاً المتغيرات الاقتصادية:

- ١- معدل النمو السنوي لأسعار المستهلك CPI
 - ٢- سعر الفائدة على الاقتراض IROIB ٣- أسعار صرف العملات مقابل الدولار EXR
- ثم يتم استخدام أسلوب الانحدار الثنائي بهدف تحديد وترتيب أهم المتغيرات المستقلة التي تؤثر في المتغير التابع وهو التعثر المالي.

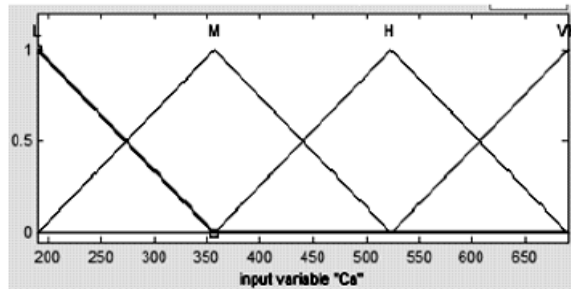
المرحلة الثانية: يتم فيها تهيئة وإنشاء نظام الاستدلال الضبابي (FIS) Fuzzy Inference System حيث يتم القيام بالخطوات التالية:

١- التضمين: Fuzzification

في هذه المرحلة يتم تحويل البيانات الرقمية للمدخلات إلى قيم لغوية تصف المتغيرات بمعنى افتراض أن نسبة التداول CR وحجم المجلس BS هي المتغيرات المؤثرة في حدوث التعثر المالي.



ويتم تمثيل المتغيرات اللغوية السابقة من خلال دوال العضوية والتي تأخذ عدة أشكال منها على سبيل المثال Triangle كما في الشكل رقم (٧):



شكل رقم (٧) يوضح طريقة تمثيل البيانات من خلال دالة العضوية Triangle

٢- الاستدلال الضبابي: Fuzzy Inference System

وفي هذه المرحلة يتم تفعيل القواعد الضبابية التي تربط بين المدخلات بمجموعة المخرجات وتأخذ القواعد الضبابية الترتيب التالي:

If X_1 is Low AND X_2 is Middle Then $F_1 = p_1x_1 + q_1x_2 + r$

حيث تشير متغيرات هذه المعادلة إلي:

- X_1, X_2 : تشير إلي متغيرات المدخلات (وهي الحالات المطلوب فحصها أو اختبارها) CR, BS.
- p, q, r : تشير إلي المتغيرات الثابت التي يتم تقديرها بواسطة النموذج

- F_1 : يشير إلى متغيرات المخرجات (التنبؤ بالتعثر المالي) وهي تمثل دالة خطية لمجموعة المتغيرات السابقة

- ويتم اختيار الخلايا العصبية الضبابية من النوع AND

- وقد بلغ عدد القواعد الضبابية تسع قواعد حيث يتم تمثيل كل متغير من المتغيرات بثلاثة متغيرات لغوية (Low – Middle – High) من خلال دالة العضوية علي شكل Triangle.

٣- التجميع: Aggregation

وهي تمثل عملية الجمع بين المجموعات الضبابية في قاعدة التجميع، ويتم ذلك بإضافة دوال العضوية للمجموعة الضبابية معاً.

٤- إزالة الضبابية: Defuzzification

وتتضمن هذه الخطوة الاستنتاج الذي تم التوصل إليه في المرحلة السابقة، حيث يتم إعادة تحويل هذه النتائج الضبابية إلى قيمة واضحة Crisp Number، من خلال ما يطلق عليه إزالة الضبابية.

المرحلة الثالثة: تدريب نموذج ANFIS

في هذه المرحلة تبدأ الشبكة العصبية في عملية التدريب والتعلم، حيث تقوم الشبكة بالتعرف على خصائص البيانات وتحديد العلاقات فيما بينها ويتم تنفيذ ذلك من خلال الخطوات التالية:

١- خوارزمية التعلم أو طريقة التدريب Optim Method

يتم اختيار من بين طريقتين:

- خوارزمية الانتشار الخلفي Back propagation

- خوارزمية التعلم المهيجنة Hybrid

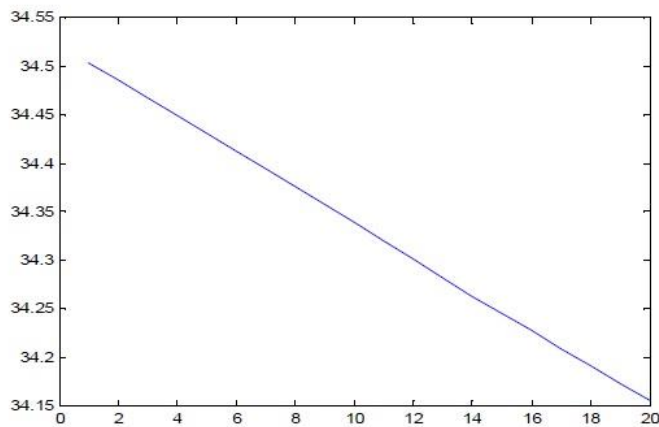
ويتم اختيار خوارزمية التعلم المهيجنة وهي مكونة من (طريقة المربعات الصغرى في الاتجاه الأمامي، وطريقة الانتشار الخلفي في الاتجاه الخلفي)

٢- معدل الخطأ Error Tolerance

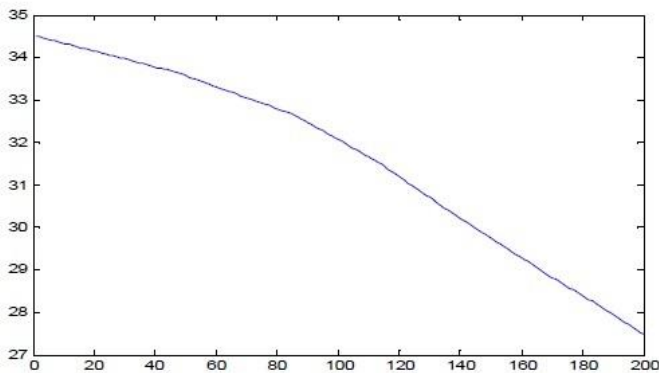
ودائما ما تبقى (0)

٣- تحديد عدد محاولات الشبكة العصبية (تحديد عدد مرات التدريب) Epochs

وهذه الخطوة تتم من خلال عملية التدريب علي بيانات المدخلات وذلك للوصول إلي أعلى درجة دقة تنبؤ وأقل نسبة خطأ ممكنة. ويتم تدريب البيانات Training data وذلك بعدد مرات تدريب يحددها المستخدم حسب قدرتها في الوصول إلي الحل الأمثل Optimal، قد تكون ٢٠ ، ١٠٠ ، ٢٠٠ ويوضح الشكل رقم (٨) ، (٩):



شكل رقم (٨) يوضح تدريب البيانات من خلال 20 Epochs المصدر: (Giovanis,2010,P.8)



شكل رقم (٩) يوضح تدريب البيانات من خلال 200 Epochs المصدر: (Giovanis,2010,P.8)

المرحلة الرابعة: اختبار نموذج ANFIS

وفي هذه المرحلة يتم اختبار مدي صلاحية نموذج الاستدلال الضبابي القائم على الشبكات التكيفية ANFIS، وذلك من خلال إدخال مجموعة من بيانات الاختبار، حيث يتم اختبار قدرة نموذج ANFIS على التنبؤ بالتعثر المالي.

المرحلة الخامسة: الحصول على النتائج.**القسم الرابع: الدراسة التطبيقية****مقدمة:**

يتمثل الهدف الرئيس للدراسة في محاولة تحسين دقة التنبؤ بالتعثر المالي للشركات المسجلة بالبورصة يقوم على بناء نظام الاستدلال الضبابي القائم على الشبكات التكيفية ANFIS معتمداً على ثلاثة مجموعات من المتغيرات، تتمثل المجموعة الأولى في النسب والمؤشرات المالية، والمجموعة الثانية في مقاييس حوكمة الشركات، والمجموعة الثالثة في المتغيرات الاقتصادية.

مجتمع الدراسة:

يتمثل مجتمع الدراسة في جميع الشركات المقيدة في بورصة الأوراق المالية المصرية والمدرجة في مؤشر EGX100، والجدول التالي رقم (١/٤) يوضح عددها وفقاً للتقرير السنوي للبورصة المصرية علي موقعها خلال فترة ٦ سنوات فترة الدراسة التطبيقية من عام ٢٠١٠ وحتى عام ٢٠١٥ كما يلي:

جدول رقم (١)**عدد الشركات المسجلة في البورصة المصرية خلال سنوات الدراسة**

السنة	٢٠١٠	٢٠١١	٢٠١٢	٢٠١٣	٢٠١٤	٢٠١٥
الشركات المقيدة	٢١٢	٢١٣	٢١٣	٢١٢	٢١٤	٢٢٢
نسبة الشركات المتداولة من اجمالي الشركات المقيدة	٩٦	٩٦	٩٦	٩٧	٩٦	٩٨

المصدر: تقرير البورصة المصرية عام ٢٠١٥

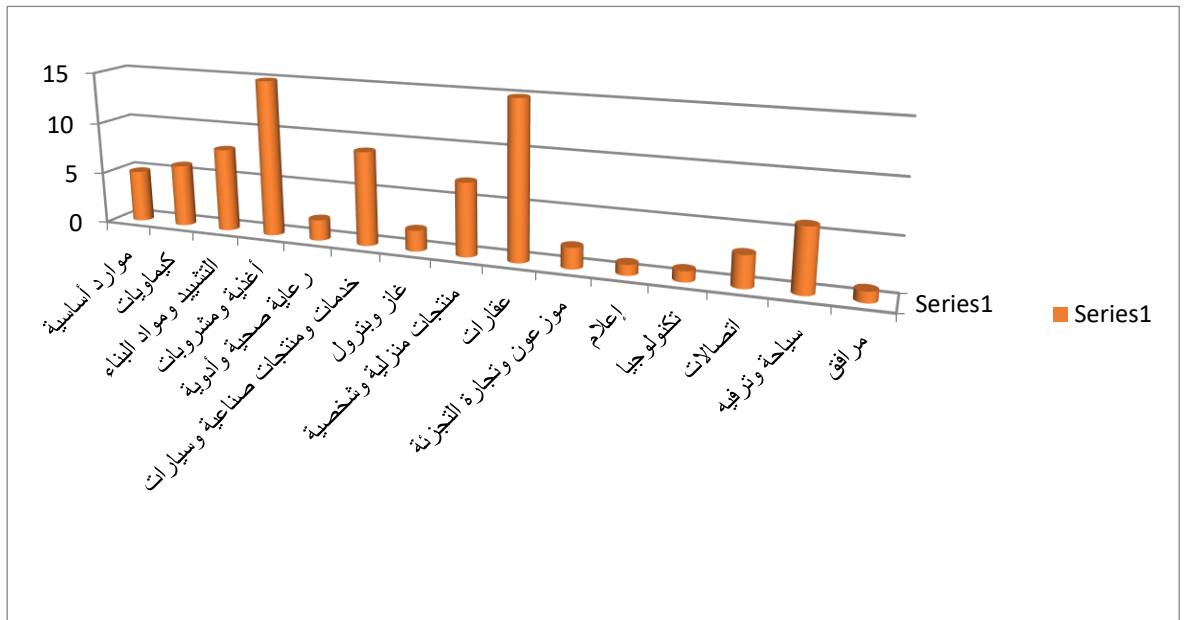
عينة الدراسة:

تم استبعاد البنوك وشركات الخدمات المالية لما لها من طبيعة خاصة، واختلاف تقاريرها المالية وأنشطتها عن الشركات غير المالية، بالإضافة إلى توافر القوائم المالية للشركات كاملة عن ثلاث سنوات متتالية علي الأقل لكل شركة من شركات العينة، فإن العينة النهائية للدراسة قد بلغ حجمها ٨٣ شركة لمدة ٦ سنوات، ويبلغ عدد المشاهدات النهائية ٤٩٨ مشاهدة .

يوضح الجدول التالي التصنيف القطاعي لعينة الدراسة:

	القطاع	عدد الشركات	نسبة عدد شركات القطاع إلى شركات العينة
١	موارد أساسية	٥	٦,٠٢٤٪
٢	كيماويات	٦	٧,٢٢٪
٣	التشييد ومواد البناء	٨	٩,٦٣٪
٤	أغذية ومشروبات	١٥	١٨,٠٧٪
٥	رعاية صحية وأدوية	٢	٢,٤٪
٦	خدمات ومنتجات صناعية وسيارات	٩	١٠,٨٤٪
٧	غاز وبترول	٢	٢,٤٪
٨	منتجات منزلية وشخصية	٧	٨,٤٣٪
٩	عقارات	١٥	١٨,٠٧٪
١٠	موزعون وتجارة التجزئة	٢	٢,٤٪
١١	إعلام	١	١,٢٪
١٢	تكنولوجيا	١	١,٢٪
١٣	اتصالات	٣	٣,٦١٪
١٤	سياحة وترفيه	٦	٧,٢٢٪
١٥	مرافق	١	١,٢٪
	إجمالي	٨٣	١٠٠٪

جدول رقم (٢) التصنيف القطاعي لعينة الدراسة



شكل رقم (١٠) توزيع عينة الدراسة على القطاعات محل الدراسة

مواصفات الشركات المتعثرة:

اتفقت دراسات (النحال، ٢٠١٣) & (عنان، ٢٠١٦) & (AbouElsood, 2007) على ضرورة توافر الصفات التالية في الشركات المتعثرة:

ظهور حالة من حالات التعثر المالي الواضحة والمستمرة علي مدار أكثر من فترة زمنية للمنشأة، حيث تظهر بعض المؤشرات التي تدل علي عدم توازن حالة المنشأة مثل:

- ١- وجود تدفقات نقدية تشغيلية سالبة.
- ٢- وجود صافي خسارة تشغيلي بالسالب.
- ٣- رأس المال العامل بالسالب.
- ٤- تحقيق خسائر متتالية.

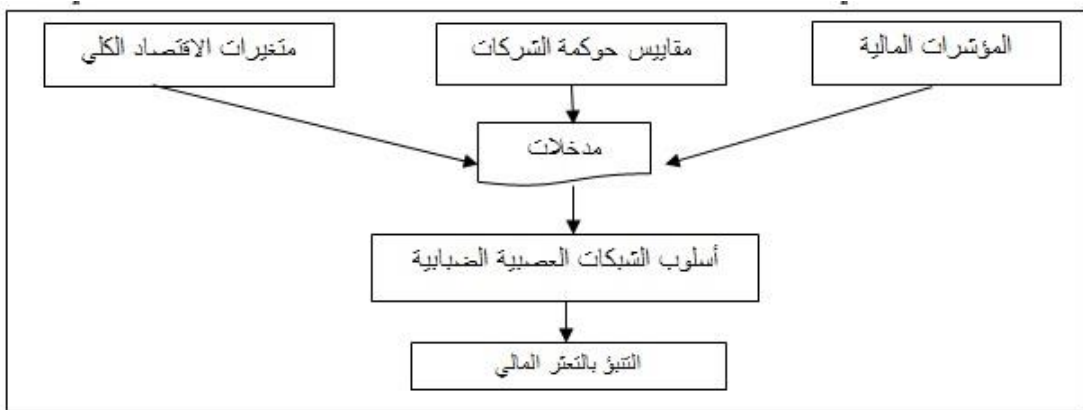
مصادر الحصول على البيانات:

تم تجميع البيانات المطلوبة من خلال التقارير والقوائم المالية المنشورة، وكذلك الإيضاحات المتممة لها، وذلك خلال الفترة من ٢٠١٠ وحتى عام ٢٠١٥ سواء كانت متاحة في كتاب الإفصاح السنوي، أو نماذج الإفصاح المنشورة لدي البورصة المصرية علي موقعها، أو تلك المتاحة

علي موقع مباشر، وموقع أرقام، بالإضافة إلى مواقع الشركات الممثلة لعينة الدراسة علي شبكة الانترنت.

٧/٤ نموذج البحث:

تمثل النسب والمؤشرات المالية، ومقاييس حوكمة الشركات، ومتغيرات الاقتصاد الكلي المستخدمة في البحث بمثابة مدخلات النموذج والتي يتم استخدامها بواسطة أسلوب الشبكات العصبية الضبابية للمساعدة في التنبؤ بالتعثر المالي، ويوضح الشكل رقم (٢/٤) هذه المتغيرات:



شكل رقم (١١) النموذج الذي يوضح مشكلة البحث المصدر: (إعداد الباحثة)

٨/٤ تعريف وقياس متغيرات الدراسة:

أولاً المتغير التابع: التعثر المالي

متغير نوعي يوضح تصنيف الشركة إذا كانت متعثرة تأخذ رقم (١) أما إذا كانت غير متعثرة تأخذ رقم (صفر).

ثانياً المتغيرات المستقلة:

تم استخدام ثلاث مجموعات من المتغيرات المستقلة هي:

(١) النسب المالية: المتغيرات المحاسبية

نسب السيولة: تهدف إلي ضمان أن المنشآت لديها ما يكفي من الأصول السائلة علي الصمود للتصدي للسيولة علي المدى القصير.

١- نسبة التداول = الأصول المتداولة / الخصوم المتداولة

Current Ratio (CR) (Abou Elsood,2007)

٢-نسبة رأس المال العامل إلى إجمالي الأصول

رأس المال العامل = الأصول المتداولة - الخصوم المتداولة استخدمتها الدراسات السابقة

(Miller,2009)&(Altman et al.,2007)

نسب الربحية: تقيس قدرة المنشأة علي الحفاظ أو زيادة هوامشها المالية، مما يساعد علي تقييم الأداء المالي للمنشأة في فترات سابقة، كما يساعد علي تقييم الاستثمارات الحالية والمتوقعة.

معدل العائد علي إجمالي الأصول = صافي الربح بعد الضرائب /إجمالي الأصول ROA

استخدمتها الدراسات السابقة (الرجبي،٢٠٠٦)(Altman et al.,2007),(Lin,2007)

وتقيس هذه النسبة قدرة المنشأة علي استغلال أصولها في توليد الأرباح، كلما كان هذا المعدل مرتفعاً سواء بالنسبة إلي متوسط الصناعة أو إلي سنوات سابقة لنفس المنشأة، كلما كان أداء المنشأة أفضل وأنها تحقق أرباحاً جيدة.

نسب الرافعة المالية: تحاول نسب الرفع المالي تقييم الشركة والقدرة علي الاقتراض، والقدرة علي دفع الفائدة وتقدير المخاطر المالية بشكل حاد، كما تقوم هذه النسب بتوضيح الوضع المالي للمنشأة علي المدى الطويل، وتشير إلي مدى اعتماد المنشأة علي أموال الآخرين في تمويل احتياجاتها.

١- نسبة الديون إلي إجمالي الأصول =إجمالي الديون / إجمالي الأصول

(Abou ElSood,2007)

٢- نسبة الديون إلي حقوق الملكية = إجمالي الديون / حقوق الملكية

(الرجبي،٢٠٠٦)

نسب النشاط: تشير هذه النسب إلي كفاءة المنشأة في إدارة الأصول، وأيضاً تبحث كفاءة المنشأة في استخدام أصولها وتوليد الأرباح وقدرة الإدارة علي التعامل مع الظروف التنافسية، ويتم استخدام معدل دوران إجمالي الأصول من بين نسب النشاط.

معدل دوران إجمالي الأصول = صافي المبيعات /إجمالي الأصول (Lin ,2007)

(٢) مقاييس حوكمة الشركات

خصائص / تشكيل مجلس الإدارة:

- ١- حجم المجلس (Board Size): يحسب من خلال اللوغاريتم الطبيعي لإجمالي عدد أعضاء مجلس الإدارة (Lee et al.,2003 ; Parker,2002; AbouElsood,2007)
- ٢- استقلال مجلس الإدارة Board Independence: يقاس من خلال نسبة تمثيل الأعضاء غير التنفيذيين والمستقلين داخل مجلس الإدارة (Elloumi & Gueyie ,2001)
- ٣- ازدواجية دور المدير التنفيذي CEO Duality: بمعنى أن يكون رئيس مجلس الإدارة هو المدير التنفيذي، يقاس بمتغير وهمي يأخذ رقم (١) إذا كان رئيس مجلس الإدارة هو المدير التنفيذي أو (صفر) بخلاف ذلك. (Abou ElSood,2007)

هيكل الملكية:

- ١- نسبة الملكية المؤسسية Institutional Ownership: وتقاس من خلال نسبة الأسهم المملوكة بواسطة مؤسسات سواء بنوك، أو شركات تأمين، أو شركات قابضة، أو صناديق استثمار (Lee & Yah,2004 ; Shahawan,2015).
 - ٢- نسبة الملكية الداخلية أو الملكية الإدارية Inside Ownership: وتقاس بنسبة الأسهم المملوكة لأعضاء مجلس الإدارة والمديرين (Parker et al.,2002).
 - ٣- نسبة كبار المساهمين BlockHolder: ذكرت دراسة Parker أن كبار المساهمين الذين يمارسون نفوذاً بطريقة تحمي عمليات الشركة، ويقصد بها المساهمون الذين يمتلكون أكثر من ٥٪ من أسهم الشركة، ويمكن أيضاً أن تمثل ملكية كبار المساهمين مؤشراً قوياً على وجود حوكمة الشركات (Parker et al.,2002; AbouElsood,2007)
- ويتم التعبير عن وجود مساهمين كبار في المنشأة من خلال متغير وهمي فتأخذ القيمة (١) إذا كان مجموع ما يملكه كبار الملاك علي الأقل (٢٥٪) من إجمالي أسهم المنشأة وتأخذ القيمة (صفر) بخلاف ذلك.

(٣) متغيرات الاقتصاد الكلي:

فيما يلي متغيرات الاقتصاد الكلي التي يمكن استخدامها للتنبؤ بالتعثر المالي:

١- معدل النمو السنوي لأسعار المستهلك CPI:

تعبّر عن التغيرات في مؤشر أسعار المستهلك التي تستخدم لتقييم تغيرات الاسعار وعلاقتها بتكلفة المعيشة (Lee et al.,2003).

٢- سعر الفائدة علي الاقتراض IROIB:

حيث يتم قياس عبء الديون للشركات الصناعية (AbouElsood,2007).

٣- أسعار صرف العملات مقابل الدولار EXR:

هو مؤشر على القوة النسبية لعملة البلد بالنسبة إلى الدولار الأمريكي (AbouElsood,2007)

٩/٤ التحليل الإحصائي للبيانات:

التحليل الإحصائي للبيانات:

وقد تم إجراء التحليل الإحصائي من خلال استخدام برنامج الحزمة الإحصائية للعلوم الاجتماعية The Statistical Package For The Social Science (SPSS) Version 24.

١- أساليب الاحصاء التحليلي وتتمثل في تحليل الانحدار اللوجستي الثنائي:

تم الاعتماد علي تحليل الانحدار اللوجستي الثنائي وذلك بسبب أن متغير التعثر المالي يتم قياسه بـ (صفر، ١) حيث يستخدم هذا الأسلوب الإحصائي في تحليل البيانات عندما يكون المتغير التابع متغيراً ثنائياً وهمياً (Lee et al.,2003; Lee and Yah,2004; Abou El Sood,2007).

تحليل نموذج الانحدار الثنائي Binary Logistic Regression لمتغيرات الدراسة:

تم استخدام نموذج الانحدار اللوجستي الثنائي بهدف تحديد أهم المتغيرات المستقلة التي تؤثر في التعثر المالي، ويعرض الجدول التالي تقديرات النموذج، ويتضح معنوية معاملات الانحدار عند مستوى معنوية ٥٪:

جدول رقم (٣) يوضح معاملات نموذج الانحدار الثنائي

المتغيرات	B	Sig
ثابت المعادلة	١,٧٦٧	--
رأس المال العامل إلى إجمالي الأصول	-١,٧٤٦	٠,٠٠٠
معدل العائد علي الأصول	-٤,٩٩٢	٠,٠٠٠
معدل دوران الأصول	-٠,٤٢٩	٠,٠٣٣
ازدواجية دور المدير التنفيذي	٠,٤٤٤	٠,٠٣٦
نسبة الملكية الداخلية	-١,٢٦٩	٠,٠٠٥
معدل النمو السنوي لأسعار المستهلكين	-٠,١٢٩	٠,٠٣٣

وبالتالي أظهرت نتائج التحليل الإحصائي من خلال نموذج الانحدار اللوجستي الثنائي أن المتغيرات المستقلة المؤثرة في التعثر المالي هي ثلاث نسب مالية، ومتغيرين لحوكمة الشركات، ومؤشر اقتصادي تم صياغتها في المعادلة التالية:

$$\ln(P/1-P) = 1.767 - 1.746 \text{ WC/TA} - 4.992 \text{ ROA} - 0.429 \text{ Assets Turnover} + 0.444 \text{ CEO} - 1.269 \text{ Inside Own} - 0.129 \text{ CPI}$$

حيث أن: تشير إلى الدالة الاحتمالية $\ln(P/1-P)$

- β_0 ثابت معادلة الانحدار (١,٧٦٧)
- βX_s معاملات الانحدار اللوجستي
- WC/TA رأس المال العامل إلى إجمالي الأصول
- ROA معدل العائد على إجمالي الأصول
- Assets Turnover معدل دوران الأصول
- CEO ازدواجية دور المدير التنفيذي
- Inside Own نسبة الملكية الداخلية
- CPI معدل النمو السنوي لأسعار المستهلكين

نقطة القطع = ٠,٥

حيث أن $\ln(P/1-P)$

هي احتمال أن تنتمي الشركة إلى مجموعة الشركات المتعثرة أو غير متعثرة، ويتم تصنيف الشركات على أنها متعثرة إذا كانت قيمة الدالة المحسوبة باستخدام المعادلة السابقة أكبر من ٥٠٪ تكون الشركة متعثرة، وإذا كانت الدالة المحسوبة لها أقل من ٥٠٪ فإنها تكون شركة غير متعثرة.

١- الدقة النسبية لتصنيف نموذج الانحدار اللوجستي الثنائي:

حيث يعطي جدول التصنيف النسبة المئوية للحالات التي تم تصنيفها تصنيفاً صحيحاً في دالة الانحدار اللوجستي، والنسبة المئوية العامة لتصنيف النموذج المتوقع:

جدول رقم (٤) يوضح الدقة النسبية لتصنيف نموذج الانحدار اللوجستي

الدقة التنبؤية	شركة متعثرة	شركة غير متعثرة	شركات العينة
٧٠,١٪	٧٨	١٨٣	شركات غير متعثرة
٦٥٪	١٥٤	٨٣	شركات متعثرة
٦٧,٧٪			

٢- اختبار جودة توفيق النموذج:

يتم الحكم علي جودة النموذج من خلال عدة معايير متكاملة معاً كما يلي:

جدول رقم (٥) يوضح اختبار جودة توفيق النموذج

الدالة الإحصائية	القيمة الإحصائية	مقاييس جودة توفيق نموذج الانحدار اللوجيستي
يدل علي وجود علاقة قوية بين المتغيرات المستقلة، والمتغير التابع بدرجات حرية "١٥" وهذه القيمة ذات دلالة احصائية عند مستوي معنوية ٥٪	٩٩,٤٢	Chi-Square
يفحص مدي ملائمة النموذج لتصنيف البيانات، وذلك بناء علي توزيع مربع كاي، وبدرجات حرية تساوي (ن-٤)، حيث أن ن = عدد المشاهدات ٤٩٨ مشاهدة، وكلما قلت هذه النسبة دلت علي ارتفاع جودة النموذج.	٥٨٩,٧٩٨	-2 Log Likelihood
يدل علي ارتفاع قدرة المتغيرات المستقلة وهي (النسب المالية- متغيرات حوكمة الشركات - المؤشرات الاقتصادية) علي التغير في تصنيفات دالة الانحدار اللوجستي تصل إلي ٠,٤ تقريباً.	٠,١٨١	Cox & Snell R Square
يدل علي مدي معنوية النموذج، فكلما زادت قيمة هذا المقياس كلما دل ذلك علي معنوية النموذج.	٠,٢٤١	NogelkerkeR Square

استخدام نموذج ANFIS:

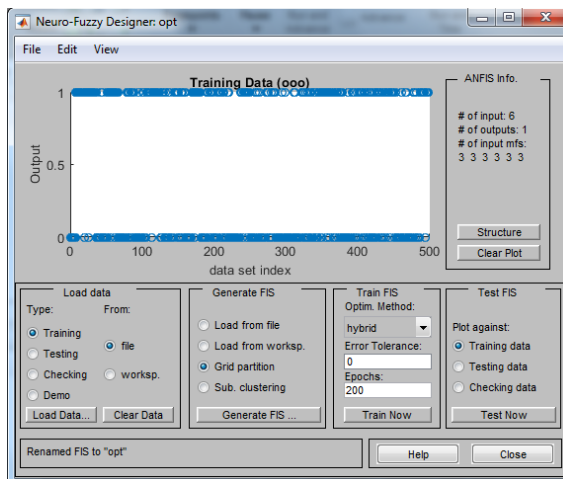
استخدمت الدراسة برنامج MATLAB لتشغيل نموذج ANFIS.

وتمثلت مدخلات البرنامج في المتغيرات التي حققت اهمية أو التي لها دلالة احصائية في نموذج Binary Logistic Regression والمدخلات هي:

- ١- رأس المال العامل إلى إجمالي الأصول
- ٢- معدل العائد على إجمالي الأصول.
- ٣- معدل دوران الأصول.
- ٤- ازدواجية دور المدير التنفيذي
- ٥- نسبة الملكية الداخلية.
- ٦- معدل النمو السنوي لأسعار المستهلكين.

٢/١٠/٤ خطوات التطبيق العملي:الخطوة الأولى: إنشاء نموذج ANFIS

حيث تم استدعاء أداة Neuro-Fuzzy Designer ، وعمل Load data لبيانات التدريب كما هو موضح بالشكل :



شكل رقم (١١) يوضح تحميل بيانات الدراسة لبرنامج MATLAB

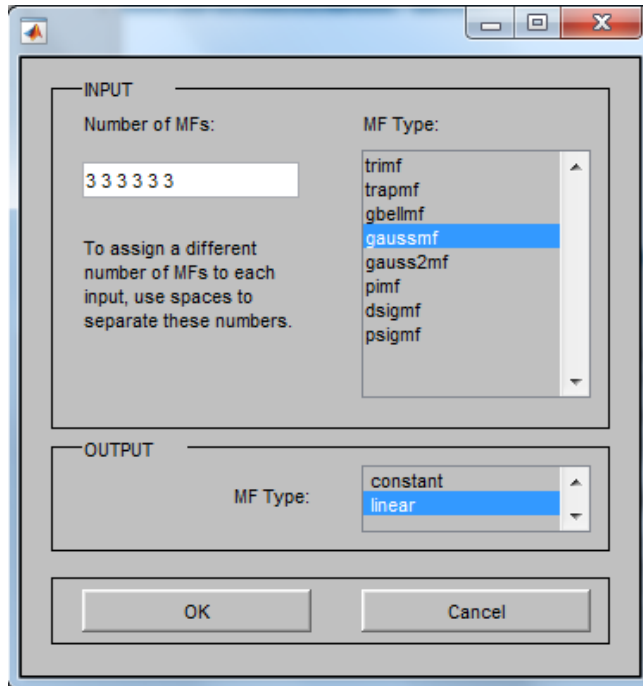
الخطوة الثانية: تهيئة وإنشاء نظام الاستدلال الضبابي FIS : Fuzzy Inference System

ويتمثل نظام FIS في المراحل التالية:

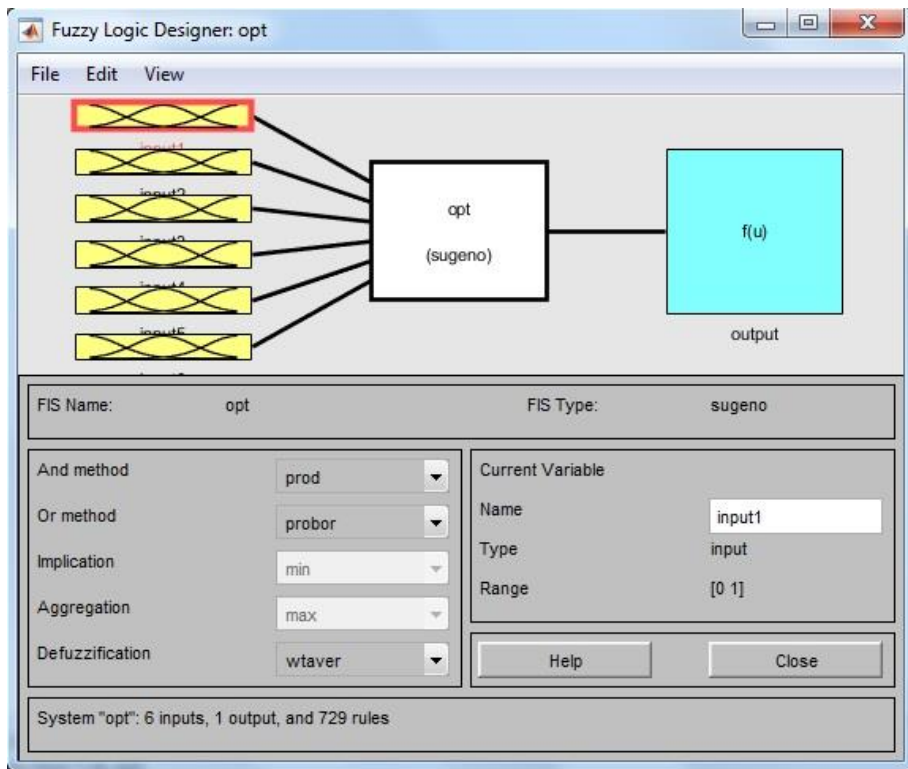
- ١- التضييب Fuzzification
- ٢- الاستدلال الضبابي Fuzzy Inference
- ٣- التجميع Aggregation
- ٤- إزالة الضبابية Defuzzification

١- التضييب: Fuzzification

في هذه المرحلة يتم تحويل البيانات الرقمية (المدخلات) إلى قيم لغوية تصف المتغيرات فعلي سبيل المثال نجد أن معدل العائد علي الأصول يتم التعبير عنه بالقيم (منخفض Low، متوسط-Middle، عال High) وهكذا ويتم تحويل المجموعات العادية Crisp Sets إلى مجموعات ضبابية Fuzzy Sets وذلك باستخدام وظائف العضوية والتي تأخذ عدة أنواع (Gaussian , Bell, Sigmoid, Triangle, Trapezoidal) كما هو موضح بالشكل:



شكل رقم (١٢) تهيئة وإنشاء نظام الاستدلال الضبابي



شكل رقم (١٣) يوضح نظام الاستدلال الضبابي من النوع Sugeno

٢- الاستدلال الضبابي: Fuzzy Inference System

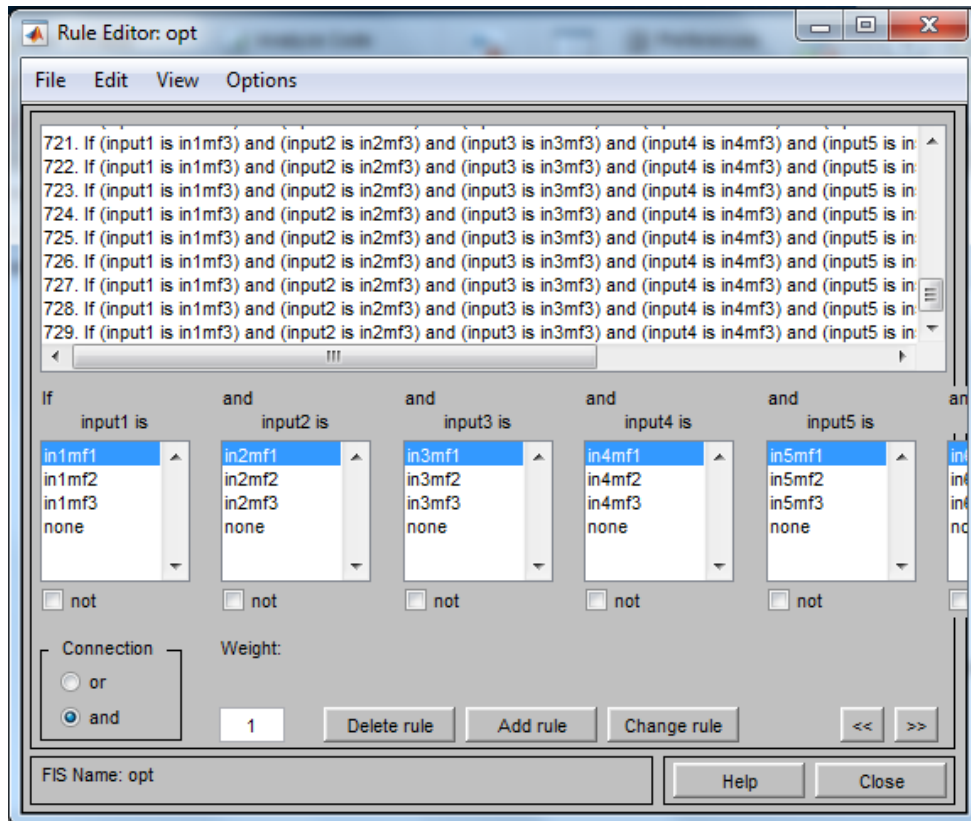
وفي هذه المرحلة يتم تفعيل القواعد الضبابية التي تربط بين قيم المدخلات بمجموعات المخرجات وتأخذ القواعد الضبابية الترتيب التالي:

IF Wc/TA is Low AND ROA is Low AND Assets Turnover is Middle AND CEO Duality is High AND Inside own is Middle

Then

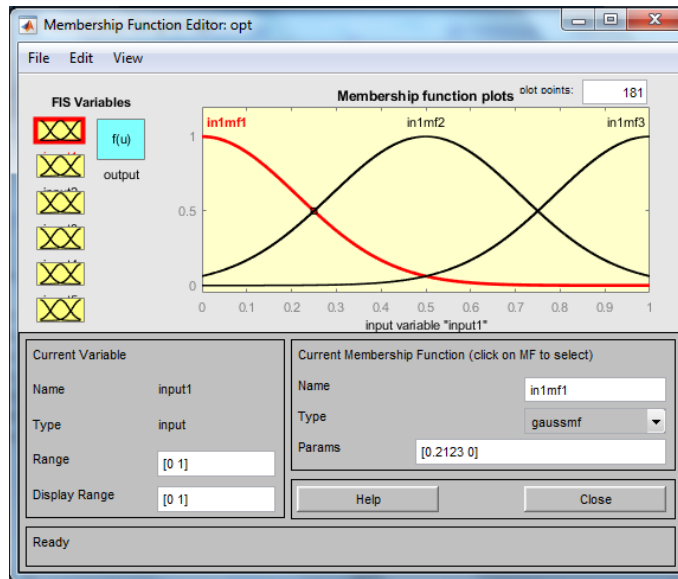
$$f = 1.767 - 1.746 \text{ Wc/TA} - 4.992 \text{ ROA} - 0.429 \text{ Assets Turnover} + 0.444 \text{ CEO-1.269 Inside Own} - 0.129 \text{ CPI}$$

ويتضح ذلك من الشكل التالي:

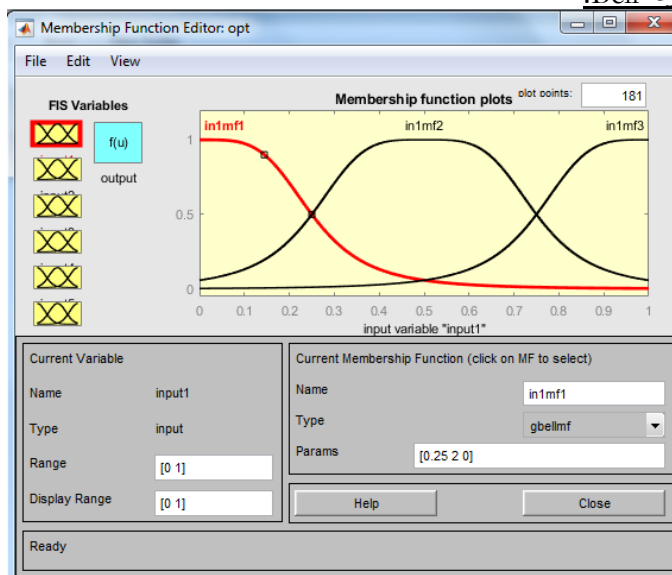


شكل رقم (١٤) القواعد الضبابية

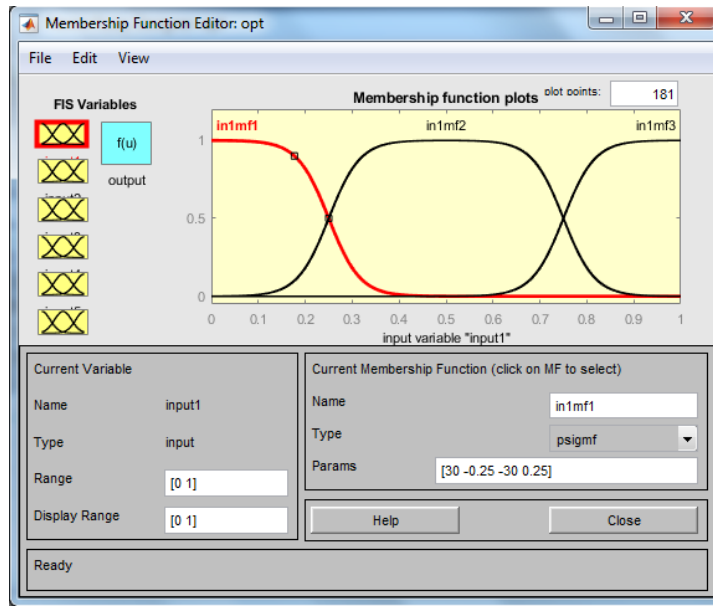
وعدد القواعد في هذه الدراسة ٧٢٩ قاعدة حيث يتم تمثيل كل متغير من المتغيرات بثلاثة متغيرات لغوية هي (Low, Middle, High) من خلال دوال العضوية المختلفة ويمكن توضيح ذلك كما يلي:

أولاً دالة العضوية Gaussian:

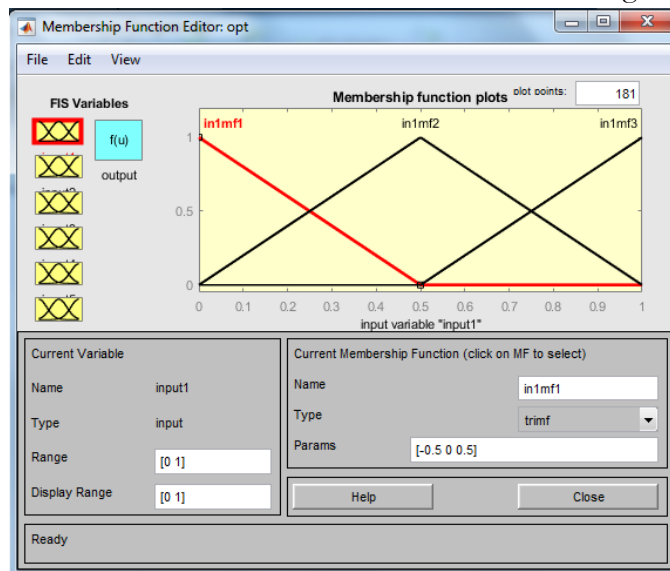
شكل رقم (١٥) دالة العضوية من النوع Gaussian

ثانياً دالة العضوية Bell:

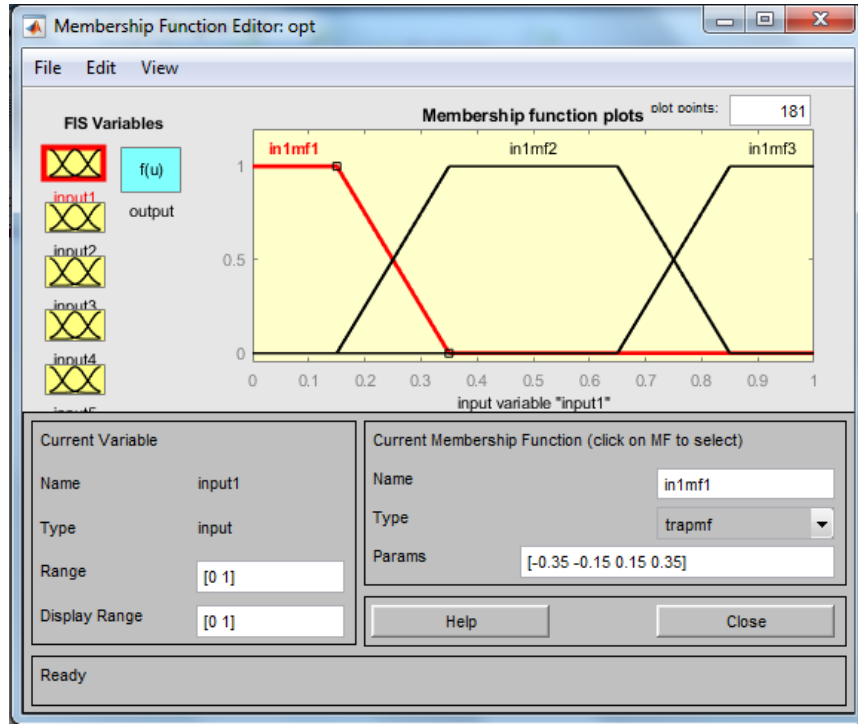
شكل رقم (١٦) دالة العضوية من النوع Bell

ثالثاً دالة العضوية Sigmoid:

شكل رقم (١٧) دالة العضوية من النوع Sigmoid

رابعاً دالة العضوية Triangle:

شكل رقم (١٨) دالة العضوية المثلثة Triangle

خامساً دالة العضوية Trapezoidal:

شكل رقم (١٩) دالة العضوية شبه المنحرف Trapezoidal

٣- التجميع: Aggregation

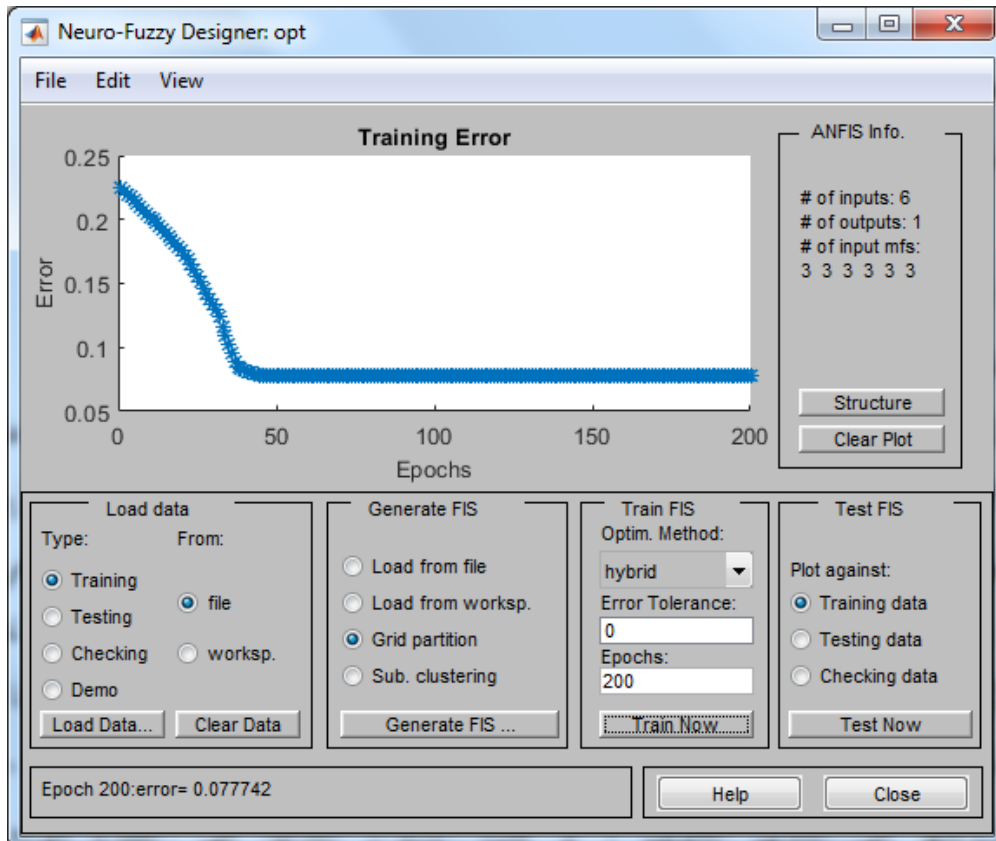
وهي تمثل عملية الجمع بين المجموعات الضبابية في قاعدة التجميع، ويتم ذلك بإضافة دوال العضوية للمجموعة الضبابية معاً.

٤- إزالة الضبابية: Defuzzification

تتضمن هذه الخطوة الاستنتاج الذي تم التوصل إليه في المرحلة السابقة، بمعنى يوجد أكثر من قيمة لغوية لوصف حالة قرارية معينة، ويتم إعادة تحويل هذه النتائج الضبابية إلى قيمة واضحة Crisp Number من خلال ما يطلق عليه إزالة الضبابية Defuzzification.

الخطوة الثالثة: تدريب نموذج ANFIS

من خلال بيانات التدريب Training data وذلك بعدد مرات تدريب 200 Epochs كما حددته دراسة (Giovanis,2010)، كما يتم تحديد خوارزمية التعلم المستخدمة وهي خوارزمية التعلم المهجنة Hybrid.

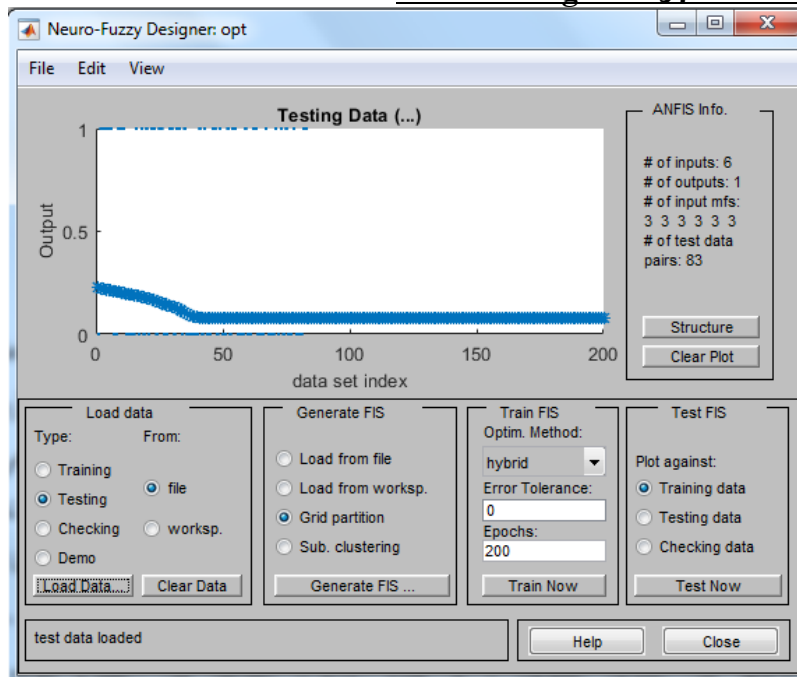


شكل رقم (٢٠) بيانات التدريب

الخطوة الرابعة: اختبار نموذج ANFIS :

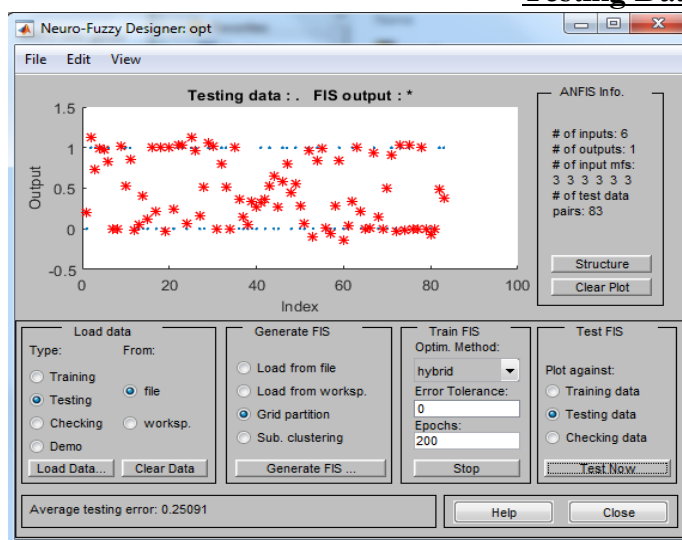
من خلال بيانات الاختبار Testing Data وفي هذه المرحلة يتم اختبار قدرة نموذج الشبكات العصبية الضبابية علي التنبؤ بالتعثر المالي باستخدام عينة الاختبار، وذلك بتغذية النموذج بالمدخلات الخاصة بسنة الاختبار (٢٠١٥) بمختلف دوال العضوية.

تحميل بيانات الاختبار: Load Testing Data

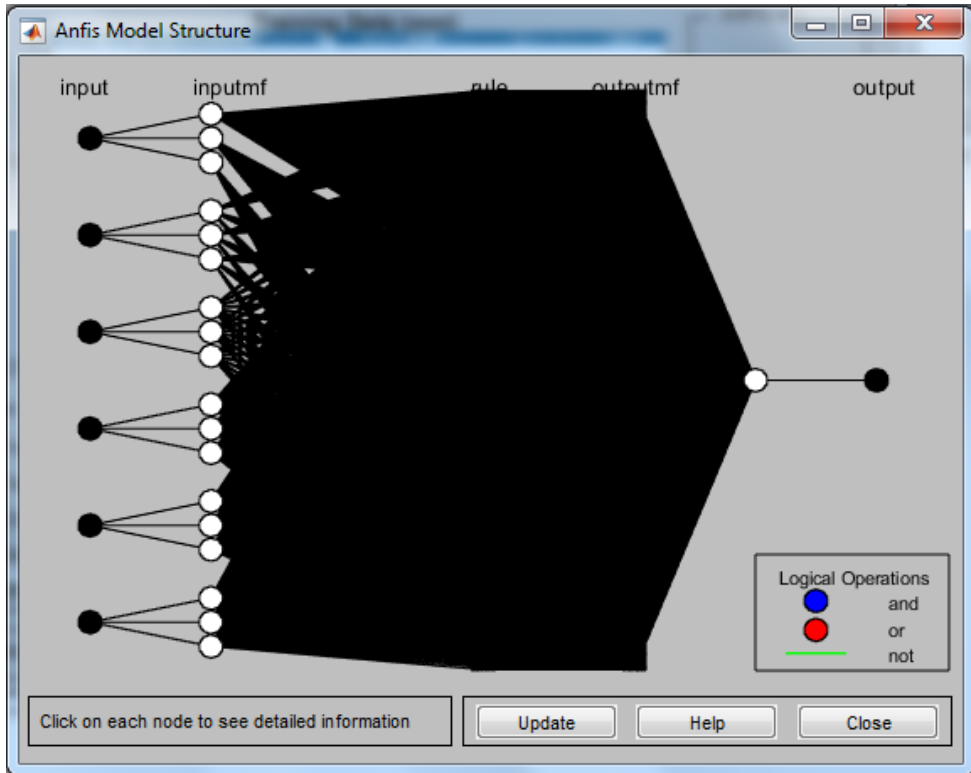


شكل رقم (٢١) تحميل بيانات الاختبار

اختبار البيانات: Testing Data



شكل رقم (٢٢) بيانات الاختبار

هيكل نموذج ANFIS Model Structure

شكل رقم (٢٣) هيكل نموذج ANFIS

٣/١٠/٤ نتائج تشغيل البرنامج:

يتضح فيما يلي نتائج اختبار نموذج الشبكات العصبية الضبابية Fuzzy Neural Networks عن استخدام المتغيرات المتمثلة في النسب والمؤشرات المالية، ومقاييس حوكمة الشركات، والمتغيرات الاقتصادية وذلك للتنبؤ بالتعثر المالي لمجموعة من الشركات المسجلة في البورصة المصرية، في الجدول التالي :

وقد قامت دراسة (Giovanis,2010) بضبط معلمات التدريب Training Parameters مرة 20 Epochs، ومرة أخرى 200 Epochs وهو ما تم تحديده في الدراسة الحالية ولكن تم استخدام عدد مرات تدريب متوسط 50 Epochs لبيان أثر ذلك على نتائج التشغيل كما يتضح من الجدول التالية:

نتائج التشغيل في حالة ضبط معلمات التدريب 200 Epochs:

جدول رقم (٦) يوضح نتائج تشغيل النموذج عند استخدام معلمات التدريب 200 Epochs

Trapezoidal	Triangle	Sigmoid	Bell	Gaussian	
%٩٨,٧٩	%٩٥,١٨	%١٠٠	%١٠٠	%١٠٠	درجة الدقة التنبؤية
٠,١٣٧٤	٠,١٥٨٥	٠,٠٨١٧	٠,٠٤٠٦	٠,٠٣٦٤	Train RMSE
٠,١٢٤٠	٠,١٧٢٥	٠,٠٨٥٤	٠,٠١٤٢	٠,٠١٧	Test RMSE
١	٠,٩٩٦٥	١	١	١	AUC(Area under Curve)
حالة واحدة	٤ حالات	---	---	---	عدد الحالات الخطأ

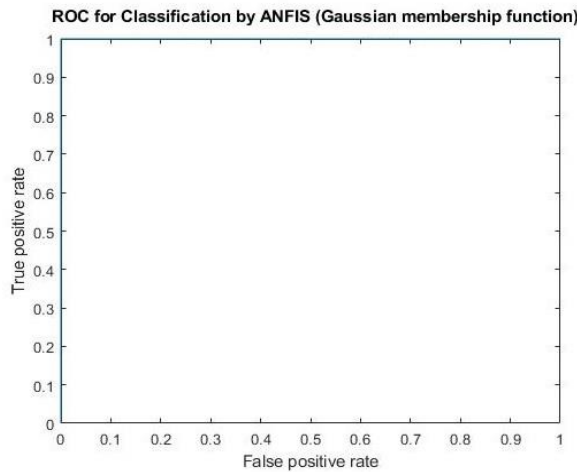
ويتضح مما سبق أن عدد مرات تدريب 200 Epochs تحقق أعلى دقة تنبؤ بأقل معدل خطأ للتدريب Train RMSE وأقل معدل خطأ للاختبار Test RMSE وتحقق هدف الدراسة.

كما يتضح من الجدول رقم (١٤/٤) الخاص بنتائج التشغيل لعدد مرات التدريب 200 Epochs تفوق دالة العضوية من كل من دالة العضوية من النوع Gaussian، Bell، Sigmoid، بأعلى درجة دقة تنبؤية وعدم وجود حالات تنبؤ خطأ، وأعلى معدل AUC وهو معيار أفضلية تصنيف دالة العضوية بين مثيلاتها، بينما تتفاوت درجة معدل خطأ التدريب حيث بلغ بالنسبة Gaussian ٠,٠٣٦٤ وهو أقل معدل خطأ، يليها Bell بمعدل خطأ تدريب ٠,٠٤٠٦، ثم Sigmoid بمعدل خطأ تدريب ٠,٠٨١٧، أما بالنسبة لمعدل خطأ الاختبار فكانت دالة العضوية Bell صاحبة أقل معدل خطأ ٠,٠١٤٢ تليها Gaussian ٠,٠١٧ ثم Sigmoid ٠,٠٨٥٤، ثم تأتي في المرتبة الثانية من دوال العضوية Trapezoidal حيث كانت درجة الدقة التنبؤية %٩٨,٧٩ بمعدل خطأ تدريب ٠,١٣٧٤ ومعدل خطأ اختبار ٠,١٢٤٠ حيث حققت AUC 1 وحالة خطأ واحدة، وأخيراً دالة العضوية من النوع Triangle بلغت درجة دقة التنبؤ %٩٥,١٨ بمعدل خطأ

تدريب ٠,١٥٨٥ ومعدل خطأ اختبار ٠,١٧٢٥ وبلغت درجة AUC ٠,٩٩٦٥ ووجود ٤ حالات خطأ.

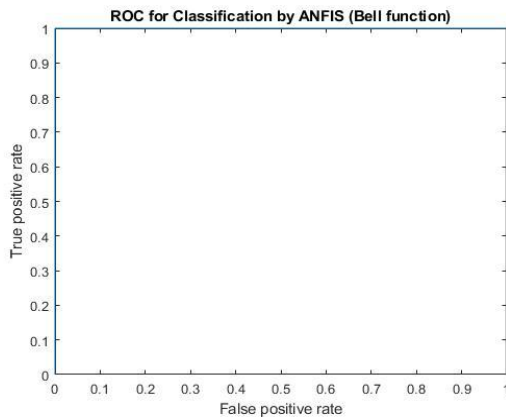
ويوضح الشكل التالي منحنى ROC Curve (Receiver Operating Characteristic) حيث يعتبر من الأساليب الهامة في قياس مصداقية النموذج حيث تمثل المنطقة تحت المنحنى درجة دقة النموذج، ويمثل المحور الرأسي معدل الحالات الإيجابية الصحيحة، والمحور الأفقي معدل الحالات الخطأ.

١- دالة العضوية من النوع Gaussian:



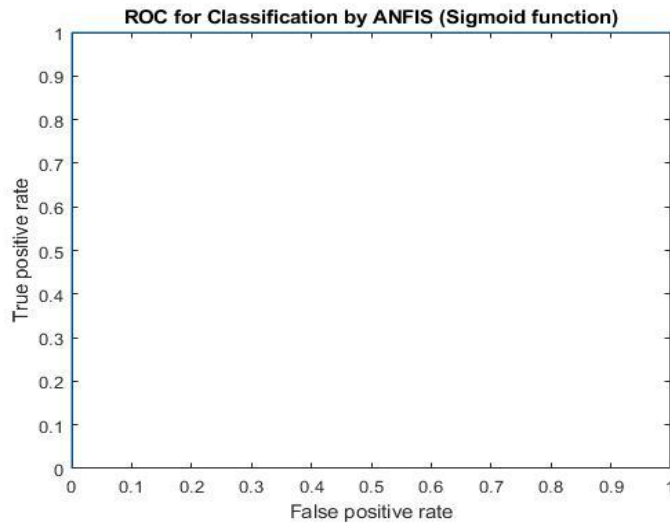
شكل رقم (٢٤) يوضح ROC Gaussian Membership Function

٢- دالة العضوية من النوع Bell:



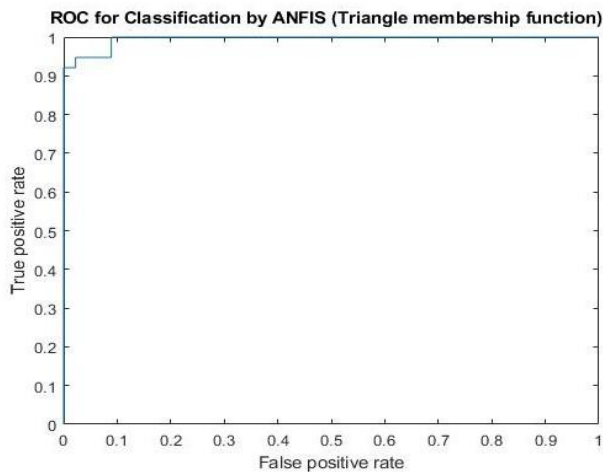
شكل رقم (٢٥) يوضح ROC Bell Membership Function

٣- دالة العضوية من النوع Sigmoid:



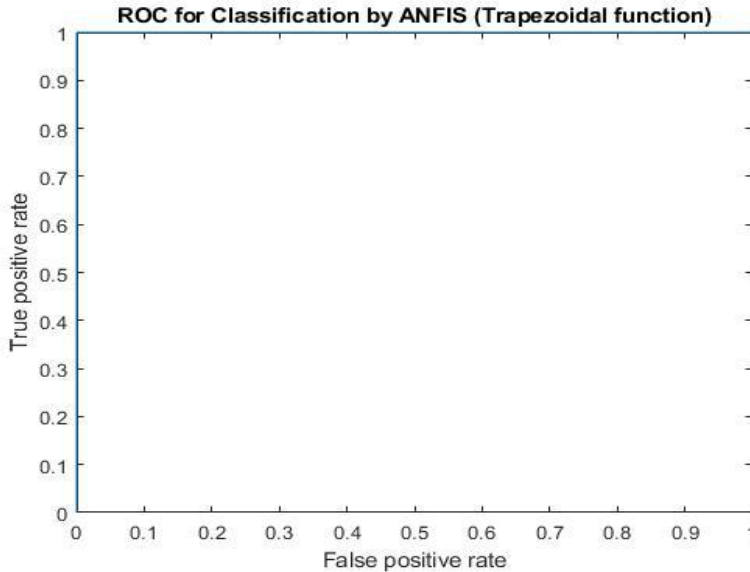
شكل رقم (٢٦) يوضح ROC Sigmoid Membership Function

٤- دالة العضوية من النوع Triangle:



شكل رقم (٢٧) يوضح ROC Triangle Membership Function

٥- دالة العضوية من النوع Trapezoidal:



شكل رقم (٢٨) يوضح ROC Trapezoidal Membership Function

١١/٤ نتائج البحث

قامت الباحثة باستخدام أسلوب الشبكات العصبية الضبابية كأحد أساليب التنقيب في البيانات للتنبؤ بالتعثر المالي للشركات المسجلة في البورصة المصرية. كما تم استخدام برنامج MATLAB r2017a كأحد أفضل البرامج الهندسية التي تستخدم في إنشاء نموذج الشبكات العصبية الضبابية. علاوة على ذلك تم استخدام أنواع مختلفة من دوال العضوية المستخدمة في تحويل المتغيرات من الصورة الرقمية إلى متغيرات لغوية Linguistic Variable وأمثلة دوال العضوية Triangle، Gaussian، Trapezoidal، Bell، Sigmoid. وقد تم الاعتماد على معلمات تدريب 20 Epochs، 50 Epochs، 200 Epochs لبيان أثر عدد مرات التدريب على نتائج التشغيل والحصول على أفضل النتائج، وقد أظهرت النتائج أن معلمات التدريب 200 Epochs هي الأكثر مناسبة للحصول على أعلى درجة دقة للتنبؤ بأقل معدل خطأ تدريب Train RMSE، وأقل معدل خطأ اختبار Test RMSE.

وقد كان أداء نظام الاستدلال الضبابي القائم على الشبكات التكيفية ANFIS في التنبؤ بالتعثر المالي يمثل أقل معدل خطأ تدريب واختبار تم التوصل إليه من خلال استخدام دوال العضوية المختلفة ويتضح ذلك مما يلي:

- بالنسبة لدالة العضوية Bell: بلغ معدل خطأ التدريب 0.0406 TrainRMSE، ومعدل خطأ الاختبار 0.0142 Test RMSE
- بالنسبة لدالة العضوية Gaussian: بلغ معدل خطأ التدريب 0.0364 TrainRMSE، ومعدل خطأ الاختبار 0.0170 Test RMSE
- بالنسبة لدالة العضوية Sigmoid: بلغ معدل خطأ التدريب 0.0817 TrainRMSE، ومعدل خطأ الاختبار 0.0854 Test RMSE
- بالنسبة لدالة العضوية Triangle: بلغ معدل خطأ التدريب 0.1585 TrainRMSE، ومعدل خطأ الاختبار 0.1725 Test RMSE
- بالنسبة لدالة العضوية Trapezoidal: بلغ معدل خطأ التدريب 0.1374 TrainRMSE، ومعدل خطأ الاختبار 0.01240 Test RMSE

بالإضافة إلى ما سبق فإنه عند مقارنة المخرجات الفعلية والخاصة بعام ٢٠١٥ بمخرجات نموذج ANFIS التي تم التنبؤ بها، وجدت الباحثة أن درجة دقة التنبؤ كما يلي:

- بلغت دقة التنبؤ ١٠٠٪ عند استخدام دالة العضوية من النوع Bell.
- بلغت دقة التنبؤ ١٠٠٪ عند استخدام دالة العضوية من النوع Gaussian.
- بلغت دقة التنبؤ ١٠٠٪ عند استخدام دالة العضوية من النوع Sigmoid.
- بلغت دقة التنبؤ ٩٨,٧٩٪ عند استخدام دالة العضوية من النوع Trapezoidal.
- بلغت دقة التنبؤ ٩٥,١٨٪ عند استخدام دالة العضوية من النوع Triangle.

وقد تم ضبط المعلمات الخاصة بمرحلة التدريب بعدد مرات ٢٠٠ Epochs، للحصول على أداء ممكن وأعلى درجة دقة ممكنة لنظام الاستدلال الضبابي القائم على الشبكات التكيفية ANFIS، هذا وتتمثل المتغيرات المستخدمة في نموذج الشبكات العصبية الضبابية فيما يلي:

■ أولاً المتغيرات المالية:

- رأس المال العامل إلى إجمالي الأصول.
- معدل العائد على الأصول.
- معدل دوران الأصول.

- ثانياً مقاييس حوكمة الشركات:
- ازدواجية دور المدير التنفيذي
- نسبة الملكية الداخلية

■ **ثالثاً المتغير الاقتصادي:**

- معدل النمو السنوي لأسعار المستهلكين

وتستخدم تلك المتغيرات في تكوين القواعد الضبابية Fuzzy Rules للحصول علي مخرجات النموذج وهي التنبؤ بالتعثر المالي بأعلى درجة دقة ممكنة وأقل معدل خطأ، وكانت عدد القواعد الضبابية ٧٢٩ قاعدة ويعبر هذا الرقم عن حاصل ضرب ثلاثة متغيرات لغوية(منخفض، متوسط، عال) لكل متغير من متغيرات الدراسة أي حاصل ضرب $3 \times 3 \times 3 \times 3 \times 3 \times 3$

بالإضافة إلى ذلك فإنه قد تم التوصل باستخدام الانحدار اللوجستي الثنائي Binary Logistic Regression إلى المتغيرات التالية والتي تعتبر المتغيرات المؤثرة في حدوث التعثر المالي وهي رأس المال العامل إلى إجمالي الأصول، ومعدل العائد على الأصول، ومعدل دوران الأصول، ازدواجية دور المدير التنفيذي، ونسبة الملكية الداخلية، ومعدل النمو السنوي لأسعار المستهلكين. حيث أظهرت نتائج نموذج الانحدار ما يلي:

- أهمية نسبة رأس المال العامل WC/TA إلى إجمالي الأصول التي تقيس المخاطر في الأجل القصير من خلال قياس العائد الناتج من تدوير الأصول المتداولة والمتاحة في الأنشطة المختلفة.
- أهمية نسبة معدل العائد على إجمالي الأصول حيث تقيس هذه النسبة قدرة المنشأة على استغلال أصولها في توليد الأرباح، وكلما كان هذا المعدل مرتفعاً كلما كان أداء المنشأة أفضل وتحقق أرباحاً جيدة.
- أهمية نسبة معدل دوران الأصول حيث تقيس هذه النسبة كفاءة المنشأة في استخدام أصولها في توليد الأرباح، وزيادة قدرة الإدارة على التعامل مع الظروف التنافسية.
- أهمية متغير ازدواجية دور المدير التنفيذي حيث يشير ذلك إلى أن الجمع بين وظيفة رئيس مجلس الإدارة والمدير التنفيذي تؤثر في حدوث التعثر المالي، ويبدو ذلك أفضل عند اتخاذ القرارات الاستراتيجية الهامة وخاصة في ظل ظروف المنافسة الشديدة.
- متغير نسبة الملكية الداخلية يشير إلى أنه كلما زادت الملكية الداخلية الخاصة بالإدارة أدت إلى تقليل حدوث التعثر.

- وقد أظهر النموذج أن معدل النمو السنوي لأسعار المستهلكين له تأثير علي التنبؤ بالتعثر المالي، وهو ما جاء متفقاً مع ما أكدته الدراسات السابقة أن العوامل الاقتصادية تعمل علي تحسين دقة التنبؤ بالتعثر المالي حيث أن لها تأثير موحد علي جميع الشركات.
 - هناك تحفظ على النتائج لأن عدد شركات العينة غير كافي.
- وبناءً على النتائج المشار إليها يمكن القول بصحة فرض الدراسة الذي ينص علي: "توجد علاقة معنوية بين استخدام أسلوب الشبكات العصبية الضبابية كأحد أساليب التنقيب في البيانات ودقة التنبؤ بالتعثر المالي"

المراجع

أولاً المراجع باللغة العربية:

١. إبراهيم، فريد محرم فريد. (٢٠١٤). " دور جودة الأرباح في الحد من تعرض الشركة لمخاطر الفشل المالي: دراسة تطبيقية علي الشركات المساهمة المقيدة بالبورصة المصرية" المؤتمر العلمي السنوي جامعة عين شمس. ص ٥٩-١٠٠.
٢. إسماعيل، طارق حسنين. (١٩٩٨). قياس قدرة التدفقات النقدية علي التنبؤ بمدي استمرارية منشآت الأعمال باستخدام نماذج الشبكات العصبية. المجلة العلمية للبحوث والدراسات التجارية، السنة الثانية عشر، العدد الثالث والرابع، ص ٢٩١-٣٣٣.
٣. البراد، شريف سعيد. (٢٠٠٩). استخدام تعدين البيانات في اعمال المراجعة ومطالبات التأمين الصحي: دراسة ميدانية على مجال التأمين الصحي بالمملكة العربية السعودية. مجلة الفكر المحاسبي، العدد الأول، الجزء الأول، السنة ١٣. ص ١٤٣-١٩٠.
٤. حمد، محمد نجيب زكي. (١٩٩٠). " نموذج محاسبي للتنبؤ بإفلاس الشركات المتعثرة في ظل ظروف عدم التأكد" مجلة الدراسات والبحوث التجارية، العدد الاول، السنة العاشرة. ص ٤١٩-٤٣٧.
٥. خليل، محمد أحمد إبراهيم. (٢٠١٢). تطوير نموذج للتنبؤ بالتعثر المالي للشركات باستخدام معلومات التدفقات النقدية في ضوء تداعيات الأزمة المالية العالمية. مجلة الدراسات والبحوث التجارية. العدد الثاني (المجلد الأول). ص ٧٣-١١٦.
٦. دردير، امل صلاح. (١٩٩١). "الأبعاد المحاسبية لمبادلة حقوق الدائنة طويلة الأجل بحقوق الملكية وآثارها عند علاج الخلل في الهياكل التمويلية في الشركات المتعثرة مالياً"، رسالة ماجستير غير منشورة، كلية التجارة، جامعة القاهرة.

٧. الرجي، محمد تيسير عبد الحكيم. (٢٠٠٦). استخدام النسب المالية في التنبؤ بفشل الشركات المساهمة العامة الأردنية باستخدام التحليل التمييزي وتحليل اللوجستي. المجلة العربية للعلوم الادارية. العدد الثاني (مايو-٢٠٠٦). ص ١٤٩-١٧١.
٨. زعرب، شيرين مصطفى محمد. (٢٠٠٩). تقييم ملائمة الشبكات العصبية الاصطناعية لتحسين إجراءات المراجعة التحليلية. رسالة ماجستير غير منشورة. كلية التجارة، جامعة القاهرة.
٩. سالم، ضياء الدين محمود. (٢٠٠٢). استخدام الشبكات العصبية في التنبؤ بالتدفقات النقدية لترشيد اتخاذ قرار الائتمان المصرفي. رسالة ماجستير غير منشورة. كلية التجارة جامعة عين شمس.
١٠. سالم، ضياء الدين محمود. (٢٠٠٢). استخدام الشبكات العصبية في التنبؤ بالتدفقات النقدية لترشيد اتخاذ قرار الائتمان المصرفي. رسالة ماجستير غير منشورة. كلية التجارة جامعة عين شمس.
١١. سعودي، سامح محمد لطفي. (٢٠٠٧). "مدخل محاسبي مقترح لاستخدام نماذج الشبكات العصبية في التنبؤ بمخاطر التعثر المالي للمنشآت الأعمال" رسالة دكتوراه غير منشورة، كلية التجارة، جامعة قناة السويس.
١٢. الشرعي، محمد سيف قحطان. (٢٠١٢). قصور الحكم المهني لمراجع الحسابات وترشيده باستخدام الشبكات العصبية والمنطق الضبابي: دراسة تحليلية في الجمهورية اليمنية. رسالة دكتوراه غير منشورة. كلية الاقتصاد جامعة دمشق.
١٣. عنان، أمل حسن علي محمد. (٢٠١٦). "مدي مساهمة قائمة التدفقات النقدية في تحسين الدقة التنبؤية لنماذج التعثر المالي" رسالة ماجستير غير منشورة، كلية التجارة، جامعة الزقازيق.
١٤. عيسي، هدى حميم أبو اليزيد. (٢٠١٠). "الربط بين مستوي تطبيق آليات الحوكمة والتنبؤ بالعسر المالي في البيئة المصرية باستخدام نموذج الشبكات العصبية"، رسالة دكتوراه غير منشورة، كلية التجارة، جامعة طنطا.
١٥. غريب، أحمد محمد لطفي. (٢٠٠١). مدخل محاسبي مقترح لقياس والتنبؤ بتعثر الشركات: دراسة ميدانية في شركات قطاع الأعمال العام بجمهورية مصر العربية. مجلة البحوث التجارية. العدد الأول (٢٠٠١). ص ٧٠-١٣٣.
١٦. محمد، الهام عبد اللطيف. (٢٠١٦). تحسين جودة التقارير المالي باستخدام أسلوب التنقيب في البيانات. رسالة ماجستير غير منشورة. كلية التجارة جامعة المنصورة.

١٧. ناسة، منال السيد محمد أحمد عبدالرحمن. (٢٠١٨). نموذج مقترح للتنبؤ بالتعثر المالي للمنشآت الأعمال باستخدام مقاييس الأداء المالي ومقاييس جودة الأرباح المحاسبية "دراسة تطبيقية". رسالة دكتوراه غير منشورة، كلية التجارة، جامعة القاهرة.
١٨. النحال، فاطمة خالد السيد. (٢٠١٣). "مقارنة الدقة النسبية لأساليب التنبؤ بالتعثر المالي: دراسة امبريقية" رسالة ماجستير غير منشورة، كلية تجارة، جامعة الزقازيق.
١٩. النشقي، مصطفى. (٢٠٠٧). "مشكلة الديون المتعثرة وأثرها علي البنوك المصرية" مجلة العلوم التجارية، العدد الثاني. ص ١٠٣-١٦٠.

ثانياً المراجع باللغة الانجليزية:

1. Abdel-Kader, M. G., and Dugdale, D. (2001). Evaluating Investments in Advanced Manufacturing Technology: A Fuzzy Set Theory Approach. The British Accounting Review, 33(4), pp. 455-489.
2. Abdel-Kader, M.G. (1997).Evaluating Investment Decisions in Advanced Manufacturing Systems- A Fuzzy Set Theory Approach. Ph.D. Dissertation, University of The West of England.
3. Abou Elsood, H .(2007).The Usefulness of Accounting Information Economic Variable and Corporate Governance Measures in Predicting Corporate Failure: An Empirical Study. Unpublished Master Dissertation, Cairo University.
4. Alifiah, M. N. (2014). Prediction of Financial Distress Companies in The Trading and Services Sector in Malaysia Using Macroeconomic Variables. Procedia-Social and Behavioral Sciences, (129), pp. 90-98.
5. Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and The Prediction of Corporate Bankruptcy. The Journal of Finance, 23(4), pp.589-609.
6. ———, E. I., Haldeman, R. G., and Narayanan, P. (1977). Zeta tm Analysis a New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations. Journal of Banking and Finance, 1(1), pp. 29-54.

7. ———, E. I., Zhang, L., and Yen, J. (2007). Corporate Financial Distress Diagnosis in China. New York University Salomon Center, Working Paper, Available on:
<http://people.stern.nyu.edu/ealtman/WP-China.pdf> (Accessed Mar 2024).
8. Amaniyah, E., Mongid, A., Haryono, N. A., & Hariyati, H. (2025). Financial Distress Prediction Model. In International Joint Conference on Arts and Humanities 2024 (IJCAH 2024) , pp. 1695-1709.
9. Amaniyah, E., Mongid, A., Haryono, N. A., & Hariyati, H. (2025). Financial Distress Prediction Model. In International Joint Conference on Arts and Humanities 2024 (IJCAH 2024), pp. 1695-1709.
10. Azeem, M. M., and Mohammad, A. (2015). An Analysis of Applications and Possibilities of Neural Networks (Fuzzy, Logic and Genetic Algorithm) in Finance and Accounting, Donnish Journal of Business and Finance Management Research,1(2),pp.9-18.
11. Azeem, M. M., and Mohammad, A. (2015). An Analysis of Applications and Possibilities of Neural Networks (Fuzzy, Logic and Genetic Algorithm) in Finance and Accounting, Donnish Journal of Business and Finance Management Research,1(2),pp.9-18.
12. Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure. Journal of Accounting Research, 4, pp. 71-111.
13. Bellman, R. E., and Zadeh, L. A. (1970). Decision-Making in a Fuzzy Environment. Management Science, 17(4), 141-273.
14. Ben Jabeur, S. (2014). Macroeconomic Variables in Financial Distress: A Non Parametric Method, Department of Research, Ipag Business School, Working Paper, Available on: http://www.ipag.fr/wp-content/uploads/recherche/WP/IPAG_WP_2014_313.pdf (Accessed Mar 2024).
15. Blum, M. (1974). Failing Company Discriminant Analysis. Journal of Accounting Research, 12(1),pp.1-25.

16. Bunn ,P. and Redwood, V.(2003).Company Account Based Modding of Business Failure. Financial Stability Review, pp.143-150.
17. Chen, K. (2001). Applying Neuro-Fuzzy Adaptive Network to Humanistic Problems. Ph.D Dissertation. Kansas State University.
18. Chen, M. Y. (2013). A Hybrid ANFIS Model for Business Failure Prediction Utilizing Particle Swarm Optimization and Subtractive Clustering. Information Sciences, 220, pp.180-195.
19. Christidis, A., and Gregory, A. (2010). Some New Models For Financial Distress Prediction in The UK.SSRN Working Paper. Available on: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1687166(Accesse d June 2024).
20. Chudson, W. A. (1945). The Pattern of Corporate Financial Structure: A Cross-Section View of Manufacturing 1937. National Bureau of Economic Research.
21. Claessens, S., Djankov, S., and Klapper, L. (1999). Resolution of Corporate Distress: Evidence from East Asia's Financial Crisis. SSRN Working Paper Available on: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=168530(Accessed June 2024).
22. Cox, E. (2005). Fuzzy Modeling and Genetic Algorithms for Data mining and Exploration. First Edition: Elsevier.
23. Deakin, E. B. (1976). Distributions of Financial Accounting Ratios: Some Empirical Evidence. The Accounting Review, 51(1), pp. 90-96.
24. Edmister, R. O. (1972). An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 7(2), pp.1477-1493.
25. Elloumi, F., and Gueyie, J. P. (2001). Financial Distress and Corporate Governance: An Empirical Analysis. Corporate Governance: The International Journal of Business in Society, 1(1), pp. 15-23.

26. FitzPatrick, P. (1932). A Comparison of Ratios of Successful Industrial Enterprises with Those of Failed Firms, Certified Public Accountant, 2, pp.598-605.
27. Fullér, R. (1995). Neural Fuzzy Systems.
28. Fullér, R. (1999). Introduction to Neuro-Fuzzy Systems (Vol. 2). Springer Science & Business Media.
29. Geng, R., Bose, I., and Chen, X. (2015). Prediction of Financial Distress: An Empirical Study of Listed Chinese Companies Using Data Mining. European Journal of Operational Research, 241(1), 236-247.
30. Giovanis, E. (2010). A Neuro-Fuzzy Approach in The Prediction of Financial Stability and Distress Periods.
31. Goudie, A. W., and Meeks, G. (1991). The Exchange Rate and Company Failure in A Macro-Micro Model of The UK Company Sector. The Economic Journal, 101(406), pp. 444-457.
32. Gray, A. W. (2011). Enhancement of Set-Based Design Practices Via Introduction of Uncertainty Through The Use of Interval Type-2 Modeling and General Type-2 Fuzzy Logic Agent Based Methods. Ph.D Dissertation, University of Michigan.
33. Han, J., and Kamber, M. (2006). Data Mining: Concepts and Techniques. Second Edition.
34. Jackendorff, N. (1962). A Study of Published Industry Financial and Operating Ratios. Small Business Administration. (52).
35. Jang, J. S. (1993). ANFIS: Adaptive-Neuro-Based Fuzzy Inference System. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 23(3), pp.665-685.
36. Javadi, R., Talebniya, G., & Panahian, H. (2020). The Use of Fuzzy, Neural Network, and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) to Rank Financial Information Transparency. International Journal of Finance & Managerial Accounting, 5(18), pp. 103-119.

37. Karas,M., Reznakova, M.,(2020). Cash Flows Indicators in the Prediction of Financial Distress. *Inzinerine Ekonomika-Engineering Economics*, 31(5), pp. 525-535.
38. Korol, T., and Korodi, A. (2010). Predicting Bankruptcy with The Use of Macroeconomic Variables. *Economic Computation and Economic Cybernetics Studies and Research*, 44(1), pp.201-221.
39. Kumalasari, R. D., Hadiwidjojo, D., and Indrawati, N. K. (2014). The Effect of Fundamental Variables and Macro Variables on The Probability of Companies to Suffer Financial Distress A Study on Textile Companies Registered In BEI. *European Journal of Business and Management*, 6(34), pp.275-284.
40. Lee, T. S., and Yeh, Y. H. (2004). Corporate Governance and Financial Distress: Evidence from Taiwan. *Corporate Governance: An International Review*, 12(3), pp.378-388.
41. Lee, T. S., Yeh, Y. H., and Liu, R. T. (2003). Can Corporate Governance Variables Enhance The Prediction Power of Accounting-Based Financial Distress Prediction Models? 14. Center for Economic Institutions, Institute of Economic Research, Hitotsubashi University. Working Paper, Available on: <https://ideas.repec.org/p/hit/hitcei/2003-14.html>(Accessed June 2024).
42. Lee, T. S., Yeh, Y. H., and Liu, R. T. (2003). Can Corporate Governance Variables Enhance The Prediction Power of Accounting-Based Financial Distress Prediction Models? 14. Center for Economic Institutions, Institute of Economic Research, Hitotsubashi University. Working Paper, Available on: <https://ideas.repec.org/p/hit/hitcei/2003-14.html>(Accessed June 2024).
43. Lin, C. L. (2007). Validation of A Rolling-Logit Model to Predict TSE Corporate Bankruptcy. Ph.D dissertation, Lynn University.
44. Liou, D. K. (2007). Macroeconomic Variables and Financial Distress. *Journal of Accounting, Business & Management*, 14, pp.17-31.

45. Maharani, S. N., Sugeng, B., Makaryanawati, M., & Ali, M. M. (2023). Bank Soundness Level Prediction: ANFIS vs Deep Learning. *Journal of Applied Data Sciences*, 4(3), 175-189.
46. Mccorduck, P. (2004). *Machines who Think: A Personal Inquiry Into The History and Prospects of Artificial Intelligence*. AK Peters/CRC Press.
47. Miller, W. (2009). Comparing Models of Corporate Bankruptcy Prediction: Distance to Default vs. Z-score. SSRN Working Paper, Available on: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1461704(Accessed June 2024).
48. Moffett, G. (1998). *Fuzzy logic Applied to System Control to Enhance Commercial Appliance Performance*. Louisiana Technical University.
49. Ninh, B. P. V., Do Thanh, T., and Hong, D. V. (2018). Financial Distress and Bankruptcy Prediction: An Appropriate Model for Listed Firms in Vietnam. *Economic Systems*, 42(4), 616-624.
50. Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and The Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), pp.109-131.
51. Ooghe, H., and De Prijcker, S. (2006). *Failure Processes and Causes of Company Bankruptcy: A Typology*. Department of Accountancy & Corporate Finance, Ghent University, Working Paper Available on: https://www.researchgate.net/publication/23646735_Failure_processes_and_causes_of_company_bankruptcy_A_typology(Accessed June 2024).
52. Osooliana, M., Varahramib, V., & Razavia, H. (2024). Financial Distress Prediction Using Artificial Neural Network, Partial Least Squares Regression, Support Vector Machine Hybrid Model, and Logit Model. *Iranian Economic Review*, 28(3), pp.1022-1049.
53. Parker, S., Peters, G. F., and Turetsky, H. F. (2002). *Corporate Governance and Corporate Failure: A Survival Analysis*. Corporate

- Governance: The International Journal of Business in Society, 2(2), pp.4-12.
54. Pavlicko, M., Durica, M., & Mazanec, J. (2021). Ensemble model of the financial distress prediction in visegrad group countries. *Mathematics*, 9(16), 1886.
 55. Pavlicko, M., Durica, M., & Mazanec, J., (2021). Ensemble Model of the Financial Distress Prediction in Visegrad Group Countries, *Mathematics*, 9(16), pp.1-26.
 56. Pranowo, K., Achsani, N. A., Manurung, A. H., and Nuryartono, N. (2010). Determinant of Corporate Financial Distress in An Emerging Market Economy: Empirical Evidence From The Indonesian Stock Exchange, *International Research Journal of Finance and Economics*, 52(1), pp81-90.
 57. Pratt, S.P., and Roger J. Grabowski. (2014). *Cost of Capital: Applications and Examples*. Fifth Edition.
 58. Rui, L. (2010). A Particle Swarm Optimized Fuzzy Neural Network for Bankruptcy Prediction. In *Future Information Technology and Management Engineering (FITME)*, 2010 International Conference on IEEE, pp. 557-560.
 59. Russell, S., and Norvig, P. (2003). *Artificial Intelligence A Modern Approach*. Second Edition.
 60. Salehi, M., and Davoudi Pour, M. (2016). Bankruptcy prediction of listed Companies on the Tehran Stock Exchange. *International Journal of Law and Management*, 58(5), pp.545-561.
 61. Shahwan, T. M. (2015). The Effects of Corporate Governance on Financial Performance and Financial Distress: Evidence from Egypt. *Corporate Governance*, 15(5), pp.641-662.
 62. Sharma, A., and Panigrahi, P. K. (2013). A Review of Financial Accounting Fraud Detection Based on Data Mining Techniques. *International Journal of Computer Applications*, 39(1), pp.1309-3944.

63. Smith, R. F., and Winakor, A. H. (1935). Changes in The Financial Structure of Unsuccessful Industrial Corporations. University of Illinois.
64. Suntraruk, P. (2009). Predicting Financial Distress: Evidence from Thailand. In Proceedings of In Proceedings of The European Financial Management Association 2009 Annual Meeting. Milan, Italy, pp. 24-27.
65. Tirapat, S., and Nittayagasetwat, A. (1999). An Investigation of Thai listed Firms' Financial Distress Using Macro and Micro Variables. Multinational Finance Journal, 3(2), pp.103-125.
66. Tung, W. L., Quek, C., and Cheng, P. (2004). GenSo-EWS: A Novel Neural-Fuzzy Based Early Warning System for Predicting Bank Failures. Neural Networks, 17(4), pp.567-587.
67. Wang, Z., Liu, L., and Chen, C. (2004). Corporate Governance, Ownership and Financial Distress of Publicly Listed Companies in China. Petroleum Science, 1(1), pp. 90-96.
68. Wang, A., (2006). Data Mining and Statistics Examining Critical Patterns of Research and Practice. , Ph.D Dissertation , The University of Texas , USA.
69. Wang, J., and Yang, J. G. S., (2006) . Data mining in Auditing Attest Function", 6th Global Conference Center , USA. 17, pp.15-17.
70. Ward, T. J. (1994). An Empirical Study of The Incremental Predictive Ability of Beaver's Naïve Operating Flow Measure Using Four-State Ordinal Models of Financial Distress. Journal of Business Finance & Accounting, 21(4), 547-561.
71. Wu, D., Ma, X., & Olson, D. L. (2022). Financial distress prediction using integrated Z-score and multilayer perceptron neural networks. Decision Support Systems, 159, 113814.
72. Yildiz, B., and Akkoc, S. (2010). Bankruptcy Prediction Using Neuro Fuzzy: An Application in Turkish Banks. Proceedings of The New York State Economics Association, 3, pp. 143-154.

73. Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy Sets. Information and Control, 8(3), pp.338-353.
74. Zaychenko, Y. (2016). Banks Bankruptcy Risk Forecasting with Application of FNN. In Scientific and Technical Conference "Computer Sciences and Information Technologies (CSIT), XIth International IEEE, pp. 196-199.
75. Zhao, M., Song, Y., Huang, H., & Kim, E. H. (2025). Attention-based fuzzy neural networks designed for early warning of financial crises of listed companies. Information Sciences, 686, 121374, Available at: <file:///C:/Users/ESC/Downloads/ssrn-4733660.pdf>