نموذج وصفي مقترح لتصنيف شركات التأمين والتنبؤ بالأزمات المالية باستخدام أساليب التنقيب عن البيانات
(دراسة تطبيقية مقارنة علي سوق التأمين المصري)

إعداد

ريم صبحى مهدى السيد
المدرس المساعد بقسم التأمين والإحصاء والرياضيات
كلية التجارة - جامعة مدينة السادات
Reemelmahdy88@gmail.com

الأستاذ الدكتور/ أسامة ربيع سليمان
عميد كلية التجارة السابق – جامعة مدينة السادات
أستاذ ورئيس قسم التأمين والإحصاء والرياضيات (السابق)
كلية التجارة – جامعة مدينة السادات
Osama.rabiee@gmail.com

نموذج وصفي مقترح لتصنيف شركات التأمين والتنبؤ بالأزمات المالية باستخدام أساليب التنقيب عن البيانات (دراسة تطبيقية مقارنة علي سوق التأمين المصري)

ريم صبحى مهدى السيد أ.د/ أسامة ربيع سليمان

ملخص البحث:

يقترح البحث نموذجًا تصنيفيًا وصفيًا يتضمن مؤشرات أداء مالي متعددة، لتحديد مستويات المخاطرة لشركات التأمين العاملة في السوق المصري وتوقع الأزمات المالية، باستخدام منهجية عملية تعتمد على خوارزميات التنقيب عن البيانات التصنيفية كأدوات تحليل حديثة متمثلة في أشجار القرار، الغابات العشوائية، الشبكات العصبية الاصطناعية، شبكة الاعتقاد لبييز، تحليل الجار الأقرب، متجهات دعم الآلة ومقارنتها بالأساليب التقليدية متمثلة في الانحدار اللوجيستي المتعدد.

ويستعرض النموذج تحليل مؤشرات مالية رئيسية لتقييم الأداء مثل الربحية، الرافعة المالية، السيولة، جودة الأصول، وإعادة التأمين. تم تطبيق المنهجية على بيانات شركات التأمين المدرجة بالسوق المصري بين 2019 و2023. تم الاستعانة بآراء المتخصصين في النموذج المقترح من العاملين بالهيئة العامة للرقابة المالية وشركات التأمين.

أظهرت النتائج تفوق خوارزميات التنقيب عن البيانات على الأساليب التقليدية في تصنيف شركات التأمين للتنبؤ بالأزمات المالية بدقة أعلى. يعزز البحث أهمية التحول نحو أساليب تحليل البيانات الحديثة لتحليل البيانات الضخمة بفعالية أكبر مقارنة بالأساليب التقليدية، مما يدعم اتخاذ قرارات استراتيجية لتحسين الأداء المالي والتنبؤ بالمخاطر، مما يسهم في استدامة قطاع التأمين وتعزيز ثقة المستثمرين والعملاء.

كلمات مفتاحية: أشجار القرار، الغابات العشوائية، الشبكات العصبية الاصطناعية، شبكة الاعتقاد لبييز، تحليل الجار الأقرب، متجهات دعم الآلة، الانحدار اللوجيستي المتعدد

Abstract: -

The research proposes a descriptive classification model incorporating multiple financial performance indicators to assess risk levels for insurance companies operating in the Egyptian market and predict financial crises. The methodology employs practical approaches utilizing modern analytical tools based on classification data mining algorithms, including Decision Trees, Random Forests, Artificial Neural Networks, Bayesian Belief Networks, K-Nearest Neighbor Analysis, and Support Vector Machines, compared to traditional methods like Multiple Logistic Regression.

The model analyzes key financial indicators such as profitability, leverage, liquidity, asset quality, and reinsurance. It was applied to data from insurance companies listed in the Egyptian market from 2019 to 2023, with expert insights from professionals at the Financial Regulatory Authority and insurance companies integrated into the proposed model.

Results demonstrated the superiority of data mining algorithms over traditional methods in classifying insurance companies and predicting financial crises with greater accuracy. The research emphasizes adopting advanced data analysis techniques to effectively process large-scale data, supporting strategic decision-making to enhance financial performance, predict risks, and contribute to the sustainability of the insurance sector, ultimately boosting investor and customer confidence.

Key Words: Decision Tree, Random Forest, ANN, Bayesian Belief Network, KNN, SVM, Multiple Logistic Regression

مقدمة :

لقد شهد قطاع التأمين تطوراً كبيراً في الآونة الأخيرة، وذلك في ظل سعي الشركات لمواكبة التطورات العالمية، وتلبية متطلبات النمو السريع لصناعة التأمين، والالتزام بالمعايير الدولية. هذا التحديث يترافق مع التحديات المالية الكبيرة التي تواجهها شركات التأمين، والتي تفرض ضرورة توخي الحذر والدقة في إدارة المخاطر المالية. حيث تتعرض شركات تأمينات الممتلكات أثناء مزاولتها لأعمالها لمجموعة من المخاطر الداخلية والخارجية نتيجة لطبيعة نشاطها التأمينى والمالي والتى من شأنها أن تؤثر بطريقة مباشرة أو غير مباشرة على المحفظة الفنية والمالية للشركة وهو الأمر الذى قد يؤثر على كفاءتها وملاءتها المالية وقد يترتب عليه حدوث أزمات مالية تؤدي إلى فشل مالي أو عسر مالي للشركة.

وتعد الأزمات المالية من أخطر التحديات التي تواجه الأسواق المالية عالميًا، خاصة بعد تكرار حالات التعثر المالي لشركات ذات سمعة عالمية في السنوات الأخيرة لأسباب متعددة - هذه الأزمات تنطوي على آثار سلبية واسعة النطاق - حيث قد تؤدي إلى مشكلات سيولة حادة، تعقبها حالات إعسار أو فشل مالي للشركات، مما يؤثر سلبًا على الاقتصاد الوطني والجهات المتعاملة مع تلك الشركات - لذلك- أصبح التقييم المستمر للأداء المالي للشركات أمرًا ضروريًا للتحقق من قدرتها على مواجهة المخاطر المالية والتنبؤ بالأزمات قبل وقوعها، في إطار السعي للحد من تأثيراتها السلبية

وعلى ذلك، أصبح من الضروري تعزيز أنظمة الرقابة المالية علي شركات التأمين للحفاظ على قوة المركز المالي لها وضمان تحقيق الأمان المالي للوفاء بالالتزامات وتقديم الاستقرار للمساهمين وحملة الوثائق، مع تعزيز القدرة على مواجهة الأزمات المالية التي قد تحدث مستقبلاً.

وفي السنوات الأخيرة، زادت أهمية قياس وتقييم الأداء المالي لشركات التأمين نظراً لتزايد حجم البيانات وتنوع مصادرها بفضل التحول الرقمي السريع في قطاع التأمين- هذه البيئة التنافسية التي تزخر بالبيانات الهائلة حول العمليات اليومية داخل الشركة وخارجها- تتطلب استخدام أدوات تحليلية حديثة للتعامل مع ذلك الكم الهائل من المعلومات- مثل **أساليب التنقيب عن البيانات**- التي توفر قدرات تفوق الأساليب التقليدية، حيث تمكن الشركات من:

تحليل البيانات الضخمة :استخراج أنماط وعلاقات مخفية في البيانات وتوليد رؤى قيمة من مصادر متعددة ومتنوعة، مثل بيانات العملاء والسجلات المالية.

تحسين دقة التنبؤ :تساعد الشركات في إجراء تحليلات دقيقة تدعم التنبؤات المستقبلية، مما يعزز كفاءة اتخاذ القرارات الاستراتيجية بشكل أسرع.

تعزيز القدرة التنافسية :بفضل التحليل العميق للبيانات، تستطيع الشركات فهم سلوك العملاء واحتياجات السوق، مما يدعم القدرة التنافسية ويساهم في تحسين المنتجات والخدمات.

فقد بات التحول إلى أساليب تحليل البيانات الضخمة أمراً ضرورياً لشركات التأمين لتحويل البيانات المتراكمة إلى معلومات ذات قيمة، مما يضمن استجابة فعالة للتحديات ، ويساعد في اتخاذ قرارات مدروسة لتحسين الأداء المالي والاستدامة في السوق.

الدراسات السابقة:-

لقد احتل تقييم الأداء المالي والملاءة المالية لشركات التأمين مكانة بارزة في الدراسات الأكاديمية والتطبيقية، نظراً لأهميته الكبيرة في فهم قدرة الشركات على الوفاء بالتزاماتها المستقبلية وتوقع التعثر المالي. وفيما يلي بعض الدراسات المختلفة التي تناولت هذا المجال:

أ- دراسة **(Mwangi ,Mirie, Murigu ,Jane,2015):-** هدفت تلك الدراسة إلى استخدام نموذج الإنحدار المتعدد بالإعتماد علي عدد من المؤشرات المالية تمثلت في (نسبة الملاءة المالية - نسبة السيولة – النسبة المجمعة – نسبة إعادة التأمين - معدل العائد علي الاستثمار – خبرة الشركة – حجم الشركة) وتأثيرها علي معدل العائد علي الأصول ROA (Return On Assets) كمؤشرات لتقييم الأداء في شركات التأمينات العامة العاملة بكينيا وعددها 37 شركة لفترة زمنية مدتها 4 سنوات.

ب- **دراسة (فرحان، أحمد محمد وأخرون 2017):-** قامت تلك الدراسة باستخدام مجموعة من المؤشرات المالية وعددها 15 مؤشر لتقييم الأداء المالي لشركات التأمين العاملة في السوق السعودي وباستخدام نموذج تحليل التمايز المتعدد تم تصنيف الشركات لتقييم أداءها من خلال نسبة الفائض للأصول كدلالة لمعرفة قدرة الشركة علي توليد فائض من أصولها وتم تصنيف الشركات في خمس مجموعات هي (سيئ جداً ، سيئ، مقبول ، جيد ، جيد جداً).

ت- **دراسة (زكي، نيفين محسن 2018):-** هدفت تلك الدراسة إلى محاولة التنبؤ بالأزمات المالية في عدد من الشركات العاملة بالسوق المصري وهي (شركة مصر للتأمين – شركة المهندس – شركة الدلتا – شركة قناة السويس – شركة أروب) عن فترة زمنية مدتها 6 سنوات وذلك بإستخدام الشبكات العصبية ونموذج الإنحدار اللوجيستي بالاعتماد علي مؤشرات الإنذار المبكر ونموذج بيفر.

ث- **دراسة (Morara ,Kamanda , Sibindi, Athenia ,2021):-** هدفت تلك الدراسة إلى استخدام السلاسل الزمنية المقطعية في إعداد نموذج للعلاقة بين عدد من المؤشرات المالية تمثلت في (نسبة الملاءة المالية - نسبة السيولة – النسبة المجمعة – نسبة إعادة التأمين - معدل العائد علي الاستثمار – خبرة الشركة – حجم الشركة) وتأثيرها علي معدل العائد علي الأصول ROA ومعدل العائد علي حقوق المساهمين ROE كمؤشرات لتقييم الأداء في شركات التأمين العاملة بكينيا وعددها 43 لفترة زمنية مدتها 10 سنوات

ج- **دراسة (أمين، رجب أبوحمد 2023):-** هدفت تلك الدراسة إلى تقييم الأداء المالي لشركات التأمين (مصر للتأمين – المهندس – رويال) من خلال قياس أهم مؤشرات الأداء المالي المؤثرة في الفائض ومدي اتفاقها مع المعايير المتعارف عليها في صناعة التأمين بإستخدام الأدوات الإحصائية التقليدية واستخدام أسلوب التحليل العاملي لتحديد أهم المؤشرات المالية تأثيراً في الفائض.

ح- **دراسة (واصف، جمال عبد الباقى 2001)**: هدفت تلك الدراسة إلى تقييم كفاءة الأداء المالي لشركات التأمين المصرية وفقا لبعض المؤشرات المالية المختارة والتي اتضح فاعليتها عند التقييم وكانت هذه المؤشرات عبارة عن مزيج من المؤشرات الخاصة بنظام الإنذار المبكر و نظام مراقبة التحليل المالي(FAST (Financial Analysis Solvency Tools والمؤشرات الفعالة لمؤسسة Standard and Poor's العالمية واختيار المؤشرات التى تتناسب مع طبيعة السوق المصرى بالإضافة إلى استخدام نموذج الانحدار المتعدد لدراسة العلاقة بين هذه المتغيرات(المؤشرات المالية) وتأثيرها على الملاءة المالية وتبين استقرار السوق المصرى وعدم تعرضه للإفلاس على الرغم من انخفاض الطاقة الاكتتابية للسوق بصفة عامة.

خ- **دراسة (إبراهيم، أحمد عبد الرحمن 2002):** هدفت تلك الدراسة إلى تقييم كفاءة الأداء المالي لشركات التأمين المصرية وفقا لبعض المؤشرات المالية المختارة والتي اتضح فاعليتها عند التقييم وكانت هذه المؤشرات عبارة عن مزيج من المؤشرات الخاصة بنظام الإنذار المبكر وتطويره ممثلاً في نظام مراقبة التحليل المالي FAST والمؤشرات الفعالة لمؤسسة Standard and Poor's العالمية وقد قام الباحث بتعريف كل مؤشر من المؤشرات والتي بلغ عددها 16 مؤشر وتطبيقها على شركات التأمين المصرية ، فوجد أن هناك تسعة مؤشرات تقريباً استطاعت جميع الشركات محل الدراسة تحقيق المدى المطلوب لهذه المؤشرات خلال سنوات الدراسة وثلاث مؤشرات استطاعت بعض الشركات التحقيق مدى المطلوب فيها وابتعدت جميع الشركات بدرجة غير كبيرة عن ثلاثة مؤشرات أخرى ، وقام الباحث باقتراح أسلوب الانحدار المتعدد للتنبؤ بالملاءة المالية لشركات التأمين في السوق المصري واختبار مستوى الأمان لهذه الشركات وكفاءات أدائها.

د- **دراسة (عمر،عادل محمد حسين 2006):-** إعتمدت تلك الدراسة على تطبيق نسب التحليل المالي المطبقة من قبل اتحاد مراقبى التأمين في الولايات المتحدة الأمريكية FAST واختبار مدى تناسبها مع السوق المصري واستخدامها في بناء نموذج كمي يعتمد على تحليل التمايز للتنبؤ بالعسر المالي للشركات أو الفشل المالي لها كما قام الباحث بإعداد نموذج آخر استخدم فيه نموذج الإنحدار المتعدد وخريطة مراقبة مستوي الملاءة المالية من أجل قياس مقدرة الشركات علي الوفاء بإلتزاماتها والتنبؤ بالتعثر المالي لها.

ذ- **دراسة (Dar Shawkat & Thakur Ishfaq,2005):-** هدفت تلك الدراسة إلى تحليل وقياس الأداء المالي لشركات التأمينات العامة العاملة في السوق الهندي عن فترة مدتها 10 سنوات بإستخدام مؤشرات

نظام الـCARAMEL (Capital Adequacy, Assets Quality, Reinsurance Treaty, Actuarial Reserves, Management, Earnings, Liquidity) من خلال دراسة تحليلية للمؤشرات بشكل فردي وبإستخدام مجموعة من الأدوات الإحصائية (المتوسط – الإنحراف المعياري – F-Test).

ر- **دراسة(Jansirani.P & A. Muthusamy, 2019): -** هدفت تلك الدراسة إلى تحليل وقياس الأداء المالي لشركات التأمينات العامة العاملة في السوق الهندي عن فترة مدتها 5 سنوات بإستخدام مؤشرات نظام الـCARAMEL من خلال دراسة تحليلية للمؤشرات بشكل فردي وبإستخدام مجموعة من الأدوات الإحصائية (المتوسط – الإنحراف المعياري – F-Test).

ز- **دراسة(Kidest Tesfaye, 2020): -** هدفت تلك الدراسة إلى تحليل وقياس الأداء المالي لإحدي شركات التأمينات العامة العاملة في السوق الأثيوبي (Nyala) عن فترة مدتها 10 سنوات بإستخدام مؤشرات نظام الـCARAMEL من خلال دراسة تحليلية للمؤشرات بشكل فردي وبإستخدام مجموعة(المتوسط – الإنحراف المعياري – one- sample Test).

مشكلة البحث:-

مما سبق عرضه من الدراسات السابقة نلاحظ أن عملية تقييم الأداء المالي والتنبؤ بالأزمات المالية لشركات التأمين قد احتل حيزاً كبيراً من اهتمام العديد من الباحثين في مجال التأمين والسبب في ذلك هو أن عدم دقة عملية القياس والتقييم يقلل بشكل كبير من فرص نجاح أي شركة في تحسين ومراقبة أدائها ويزيد من احتمالات تعرضها للخسارة ويؤدي إلى نتائج عشوائية وعدم حصول المستخدمين على إنذارات مبكرة نسبياً حول احتمالات حدوث أزمات مالية وهو ما قد ينتج عنه قرارات مالية غير سليمة يترتب عليها تحمل تكاليف مرتفعة وضياع فرص محتملة وبالتالي عدم النجاح في تحقيق الأهداف الاستراتيجية المحددة. **لذا** أصبح الاعتماد على الأساليب الإحصائية التقليدية في عملية التقييم والتصنيف والتنبؤ بالأداء المالي غير مناسبة وتنطوي على العديد من المشاكل الإحصائية وعدم قدرتها على التعامل مع عدد هائل من المتغيرات واستبعاد بعض البيانات والمعلومات التي قد تكون هامة في عملية التقييم والتنبؤ، فضلاً عن عدم قدرتها على تحليل كميات هائلة من البيانات والتي نتجت عن التطور التكنولوجي ونمو حجم الأعمال وتطوير المنتجات وزيادة حدة المنافسة في السوق وتراكم البيانات وهو الأمر الذي استدعى بالضرورة الاستعانة بأساليب حديثة تتمكن من تحويل البيانات الهائلة المتراكمة إلى معلومات مفهومة ذات قيمة يمكن استغلالها والاستفادة منها بالإضافة إلى قدرتها العالية على عملية التصنيف والتنبؤ بدقة كبيرة تزداد بزيادة حجم المعلومات وهو ما تمثل في أساليب التنقيب عن البيانات.

ومن هذا المنطلق تتركز مشكلة الدراسة في احتمالية قصور الأساليب الإحصائية التقليدية في عملية تقييم الأداء المالي لشركات التأمين والتنبؤ بالأزمات المالية وزيادة الحاجة إلى الاستعانة بالأساليب الحديثة مثل أساليب التنقيب عن البيانات وهو ما سيحاول هذا البحث القيام به وفقاً للأنظمة المختلفة لقياس الأداء المالي.

هدف البحث:-

يتمثل **الهدف الرئيسي** للبحث "في تصنيف شركات التأمين في السوق المصري والتنبؤ بالأزمات المالية باستخدام أساليب التنقيب عن البيانات ، بهدف توفير حماية الشركة من المخاطر المالية التي قد تؤدي إلى خسائر وتعثرات مالية". ولتحقيق هذا الهدف الرئيسي، تم تحديد مجموعة من **الأهداف الفرعية**، والتي تشمل:

1. **تحليل الماضي لتصور المستقبل** :من خلال دراسة الأداء المالي السابق، يمكن التنبؤ بالمخاطر المحتملة واستباقها، مما يساعد الشركات في اتخاذ التدابير اللازمة للتحوط من أي أزمات قد تواجهها.
2. **التطوير المستمر لكفاءة الأداء المالي** :ويتمثل في العمل على تحسين الأداء المالي يعزز من النمو والربحية والسيولة، مما يسهم في تحقيق الملاءة المالية، وهي ضرورة لبقاء الشركات في السوق.
3. **التحكم في المخاطر** :حيث أنه من خلال قياس المخاطر القابلة للقياس، يمكن التحكم في العوامل التي تؤثر سلبًا على الأداء المالي، مما يساهم في تقليل فرص التعثر المالي.

4. **ترشيد القرارات المالية** :حيث أنه من خلال التحليل المالي الدقيق، يمكن اتخاذ قرارات مالية مستنيرة تسهم في تحقيق الأهداف الاستراتيجية للشركة، مما يعزز من استقرارها ونموها.

وتساعد هذه الأهداف في تعزيز القدرة التنافسية لشركات التأمين في سوق متغيرة وسريعة، كما تعزز من ثقة المستثمرين والعملاء، وتضمن استدامة العمليات المالية للشركات.

منهجية البحث:-

تشمل منهجية البحث المقترحة عدة مراحل منظمة تهدف إلى تصنيف شركات التأمين وفقاً لأداءها المالي بشكل شامل. كما يلي:

1. **تحديد أنظمة التنبؤ بالعسر المالي**:وفي هذه المرحلة تركز على التعرف على الأنظمة والأدوات التي تُستخدم لتوقع الأزمات المالية والعجز المالي داخل شركات التأمين، وتشمل هذه الأنظمة تحليل البيانات التاريخية والاتجاهات الاقتصادية.
2. **قياس الأداء المالي**: وفي هذه المرحلة يتم قياس الأداء المالي لشركات التأمين العاملة في السوق المصري بإستخدام مجموعة من المؤشرات المالية المختلفة لقياس الأداء المالي من عدة محاور هي (الربحية ، الرافعة المالية، السيولة ، جودة الأصول الاستثمارية، إعادة التأمين)، ويهدف هذا إلى تقديم صورة واضحة عن الوضع المالي الحالى للشركات.
3. **استخدام أساليب التنقيب عن البيانات**: هذه المرحلة تتضمن استخدام أساليب حديثة للتنقيب عن البيانات لتصنيف شركات التأمين وفقاً لأدائها المالي ، ويتم مقارنة النتائج المستخلصة من هذه الأساليب مع تلك الناتجة عن الأساليب التقليدية، مما يسهم في تقديم رؤى جديدة حول فعالية الأداء المالي.

حدود البحث:-

تتضمن حدود البحث النقاط التالية:

1. **نطاق الدراسة** :ستركز الدراسة على شركات التأمين التي تعمل في السوق المصري في قطاع التأمينات العامة. هذا يضمن تركيز التحليل على نوع محدد من الشركات، مما يسهل مقارنة النتائج.
2. **فترة الدراسة** :ستغطي الدراسة الفترة من عام 2019/2018 إلى عام 2023/2022. اختيار هذه الفترة الزمنية يسمح بتحليل الاتجاهات والتغيرات في الأداء المالي لشركات التأمين على مدى عدة سنوات، مما يوفر رؤية شاملة حول كيفية تأثير الظروف الاقتصادية والتغيرات في السوق.
3. **مصادر البيانات** :سيتم الاعتماد على البيانات المنشورة في الكتاب الإحصائي السنوي الذي تصدره الهيئة العامة للرقابة المالية، والذي يوفر معلومات موثوقة ودقيقة حول شركات التأمين، مما يعزز من مصداقية النتائج المستخلصة من الدراسة.

خطة البحث:-

في سبيل التوصل للهدف من البحث تم تناول هذا البحث من خلال :

المبحث الأول: الأزمات المالية في شركات التأمين وأهم أنظمة التنبؤ بالأزمات المالية.

المبحث الثاني: النموذج التصنيفي الوصفي المقترح للتنبؤ بالأزمات المالية باستخدام أساليب التنقيب عن البيانات.

النتائج والتوصيات

المبحث الأول
الأزمات المالية في شركات التأمين وأهم أنظمة التنبؤ بالأزمات المالية.

مفهوم الأزمات المالية:-

هي حالة الارتباك أو عدم التوازن المالي التي تصيب شركات التأمين نتيجة لنقص الموارد المالية لديها بسبب العديد من العوامل الداخلية والخارجية والتي تؤثر على قدرة الشركة على سداد التزاماتها المطلوبة مع صعوبة الحصول على التمويل المناسب، و في هذه الحالة تكون الشركة غير قادرة على توليد أموال كافية للوفاء بالتزاماتها المالية وقت استحقاقها مما يؤدي الى حدوث مشاكل سيولة وعسر مالي قد يستدعي أحيانا تدخل السلطات الرقابية لاحتواء الأوضاع وتطبيق اجراءات إصلاحية مناسبة[1].

مراحل الأزمات المالية:-

تنتج الأزمات المالية التي تتعرض لها شركات التأمين من تفاعل العديد من الأسباب والعوامل عبر مراحل زمنية طويلة وصولاً إلى حالة التعثر وفقدان التوازن المالي والنقدي والتشغيلي ، أي أنها تمر بمراحل عديدة فهي ليست وليدة لحظة معينة ولكنها تنشأ نتيجة لتراكم مراحل مختلفة نوردها فيما يلي[2]:

1- **مرحلة النشأة:-** في هذه المرحلة تظهر العديد من الظواهر السلبية التي تشير إلى تعرض شركة التأمين إلى أزمة مالية محتملة وأهم هذه الظواهر هي:
- النقص المتوإلى في حجم أقساط الشركة على الرغم من زيادة حجم الأقساط في السوق.
- توإلى خسائر الشركة عن سنتين متتإلتين.
- استمرار تحقيق عجز في النتائج الفنية للشركة على مدار ثلاث سنوات متتإلية.
- الزيادة في نسب المصروفات والعمولات وتكاليف الإنتاج دون ان يقابلها زيادة ملحوظة في حجم الأقساط.
- التغيرات الكبيرة في المخصصات الفنية خاصةً في مخصص التعويضات تحت التسوية.
- تبديد ملموس في أصول الشركة وأرباحها مع القيام بممارسات خطرة لا تتفق مع الأسس الفنية السليمة في إدارة نشاط الشركة الاكتتابي وعمليات إعادة التأمين والاستثمار مما قد يترتب عليه المساس بحقوق حملة الوثائق.
- ارتفاع معدل التغير في الخبرات والكوادر الفنية بالشركة مما يؤثر على قدرتها على الاستمرار في أداء نشاطها .

2- **مرحلة الفشل الاقتصادي:-** يحدث هذا النوع من الفشل عندما لا تستطيع الشركة تحقيق عائد مناسب على رأس المال المستثمر أي عندما تحقق الشركة معدل عائد على الأموال المستثمرة أقل من متوسط تكلفة هذه الأموال ولا ينتج عن هذا النوع من الفشل إعلان إفلاس الشركة حيث أنه يمكن أن تعاني الشركة من فشل اقتصادي ومع ذلك لا تتوقف عن دفع الالتزامات المستحقة عليها عندما يحين أجل استحقاقها وإنما يحدث درجة من درجات نقص السيولة التي قد يؤدي عدم الاهتمام بها إلى حدوث عسر مالي للشركة قد ينتهي بفشلها نهائيا.

3- **مرحلة التدفق النقدي المنخفض (العسر المالي المؤقت أو الفني) - مخاطر السيولة:-** في هذه المرحلة تكون الشركة غير قادرة على سداد التزاماتها قصيرة الأجل نتيجة للانخفاض الجوهري في الرصيد النقدي المتاح بسبب ضعف القوة الإيرادية للأموال المستثمرة والاعتماد بشكل كبير على الديون مما ينشأ عنه عدم توافق بين أصول الشركة والتزاماتها، وذلك بسبب انخفاض التدفقات النقدية الداخلة (من الأقساط نتيجة تأخر العملاء عن سداد المستحقات المالية للشركة وعائد الاستثمار بسبب سوء تنويع استثمارات شركات التأمين مع الخطأ في توقع توقيت تدفق السيولة النقدية مما يؤدي إلى حدوث تدهور مؤقت أي سوء تنويع الأصول المتداولة السائلة بالنسبة للخصوم المتداولة) عن التدفقات النقدية الخارجة (المطالبات المدفوعة و الخطأ في تقدير توقيت وقوع الحوادث المستقبلية وحجمها وعدم الاحتفاظ بمستوى ملائم من المخصصات المناسبة والتي تفي بالالتزامات قصيرة الأجل بالإضافة إلى إرتفاع نفقات التشغيل و عدم دقة تقدير أسعار التأمين).

1. Fredrick. I. & Osazemen. E.(2018)" Capital structure and corporate financial distress of manufacturing firms in Nigeria", Journal of accounting and taxation, p80.
-Sukhoi.Lee,(2003)" Predicting Insolvencies of Property-Liability Insurers Using Efficiency Measures", Doctoral Dissertation, Temple University, P1.
2. إبراهيم ،أحمد عبد الرحمن سيد أحمد (2002)،"تقييم كفاءة الأداء المالي لشركات التأمين فى جمهورية مصر العربية فى ضوء متطلبات الإفصاح (دراسة تطبيقية)"، رسالة ماجستير ، كلية تجارة، جامعة المنصورة، ص 23-25.
3. مصطفى ،شيماء حمدى(2024) ، " أثر استخدام المراجع الخارجى لأساليب التنقيب عن البيانات علي التنبؤ بالعثر المالي للشركة"، رسالة ماجستير،كلية التجارة ، جامعة مدينة السادات، ص 60.

وجدير بالذكر أن الشركة قد تكون في حالة يسر مالي فني (أي أن أصولها المتداولة أو قيمة استثماراتها الموجهة لرأس المال العامل كافية لمواجهة وسداد التزاماتها الجارية (خصومها المتداولة) حيث أن اليسر المالي الفني مرتبط بظهور قيمة موجبة لصافي رأس المال العامل، ولكن في حقيقة الأمر أن الشركة تعاني من عسر مالي حقيقي حيث أنها قد تكون غير قادرة علي تغطية جميع التزاماتها في حالة تصفيتها لعدم كفاية جميع أصولها.

4- **مرحلة العسر المالي الحقيقي:-** في هذه المرحلة تصبح الشركة غير قادرة علي سداد التزامتها المستحقة لعدم كفاية القيمة السوقية لأصولها لمقابلة إلتزاماتها المختلفة في أي وقت تجاه دائنيها ومساهميها. وتصل الشركة إلى هذه المرحلة عادةً نتيجة حدوث خسائر جسيمة متلاحقة ومتراكمة أدت إلى تآكل رأس المال لتكون هذه بداية النهاية وتكون الشركة مهددة بالإفلاس بأمر قضائى عندما يصل الفرق بين القيمتية إلى حد معين.
5- **مرحلة الإفلاس:-** تعتبر هذه المرحلة هي المحصلة النهائية لحالة التعثر المالي للشركة إذا أهملت علاجها وفشلت كل محاولات الإدارة في الحصول علي تمويلات إضافية بسبب إستهلاك كل حقوق الملكية نتيجة الخسائر الكبيرة المتراكمة الأمر الذي يتطلب في النهاية تصفية الشركة أو إعادة تنظيمها وهيكلتها.
6- **مرحلة التصفية:-** في هذه المرحلة يتم اتخاذ الإجراءات القانونية التي من خلالها يتم بيع جميع أصول الشركة وإعادة جزء منها إلى الدائنين وغيرهم من أصحاب الحقوق، وقد تكون التصفية جبرية بحكم قضائي أو إختيارية بقرار من الملاك، ويترتب عليها إنهاء أغراض الشركة والتوقف كلياً عن النشاط وعدم قدرة الشركة علي التفاعل مع الشركات الأخري.

وجدير بالذكر أن القانون 203 لسنة 1991 والذي يسري أحكامه علي شركات قطاع الأعمال العام أشار في مادته رقم 38 إلى أنه إذا بلغت خسائر الشركة نصف رأس المال المصدر وجب علي مجلس الإدارة إلى دعوة الجمعية العمومية للنظر في حل الشركة أو استمرارها،وكذلك المادة 69 من قانون الشركات المساهمة المصرية رقم 159 لسنة 1981 أشار إلى أن الشركة التي بلغت خسائرها إلى أكثر من نصف رأس مالها المصدر تعتبر شركة فاشلة.

مؤشرات الأزمات المالية:-

تقوم عملية تقييم الأداء المالي بقياس مجموعة من المؤشرات العامة لتحديد الوضع المالي للشركة والتنبؤ بالأزمات المالية بها، وأهم هذه المؤشرات هي[1]:

- **الربحية :** تعتبر الربحية مقياساً لقدرة الشركة علي تحقيق الأرباح ومدى كفايتها للحفاظ علي رأس المال ودفع أرباح الأسهم والإلتزامات الجارية، ومقياساً لمدى كفاءة شركة التأمين علي إدارة أصولها لتوليد فائض اكتتابى واستثماري، ويعتبر مؤشر الربحية من أهم عوامل الجذب الرئيسية للمستثمرين وحملة الوثائق ومعيدي التأمين حيث أنه كلما زادت ربحية الشركة كلما زادت ثقة الأطراف الخارجية في الحصول علي أموالهم وإنخفت احتمالية تعرض شركة التأمين لأزمات مالية. ويمكن الإستلال علي هذا المؤشر من خلال مجموعة من النسب أهمها : نسبة ربحية الاكتتاب نسبة العائد علي الاستثمار، نسبة العائد علي حقوق الملكية.
- **السيولة:** يهتم هذا العنصر بقياس مدى كفاية سيولة الشركة لطبيعة أعمالها ، ومدي قدرة الشركة علي مواجهة التزامتها قصيرة الأجل في أي وقت، وكلما زادت هذه النسبة كلما كان ذلك مؤشر جيد علي كفاية الأصول السائلة لمواجهة الشركة لإلتزامتها الجارية في أي وقت وبالتالي إنخفضت احتمالية التعرض لأزمات مالية. وأهم النسب التي يمكن من خلالها الاستدلال علي سيولة الشركة هي: نسبة السيولة السريعة ، نسبة التحصيل.
- **الرافعة المالية:** يقصد بالرافعة المالية مدى اعتماد الشركة علي الديون في تمويل أصولها وتعتبر من أهم المؤشرات لحدوث أزمات مالية حيث كلما إرتفعت نسبة الدين كلما زادت احتمالية التعرض للأزمات المالية. ومن أهم النسب المستخدمة في قياس الرافعة المالية في شركات التأمين: نسبة أخطار الاكتتاب (صافي الأقساط المكتتبة إلى حقوق المساهمين)، نسبة مساعد الفائض للفائض، نسبة المخصصات الفنية إلى حقوق المساهمين.

1- مصطفى ، شيماء حمدي ، المرجع السابق ص 64.

- **معدل نمو المبيعات:** يعتبر أيضاً من أهم المؤشرات علي احتمالية تعرض شركة التأمين لأزمات مالية ومدي استقرار النشاط الاكتتابي للشركة والتحكم في الأخطار التي تتعرض لها، حيث كلما زاد معدل النمو كلما إنخفضت درجة الخطورة. وأهم النسب الدالة عليه هي نسبة التغير في صافي الاقساط المكتتبة (معدل النمو في الأقساط).
- **الملاءة المالية:** ويقصد بها القدرة على دفع الديون بالكامل عند استحقاقها وتتحقق حالة توافر الملاءة المالية بزيادة الأصول على الالتزامات، وكلما زادت ملاءة الشركة المالية كلما إنخفضت احتمالية تعرضها لأزمات مالية. ويستدل علي هذا المؤشر من خلال نسبة هامش الملاءة المالية.
- **جودة الأصول الاستثمارية:** يهتم هذا المؤشر بتقييم جودة أصول الشركة متمثلة في الأصول الثابتة والجارية والاستثمارات المالية وغير المالية من حيث قدرتها علي توليد عوائد مع تنويع المخاطر المتعلقة بها، وكلما إرتفعت القيمة السوقية للأصول الاستثمارية وزادت قدرتها علي تحقيق عوائد كلما إنخفضت احتمالية التعرض لأزمات مالية. وأهم النسب التي تقيس جودة الأصول هي: نسبة الأصول الغير سائلة إلى إجمالي الأصول، الاستثمارات المالية إلى إجمالي الأصول.
- **التدفقات النقدية:** تعتبر أحد المؤشرات الهامة علي احتمالية التعرض لأزمات مالية حيث كلما زادت التدفقات النقدية وخاصة التشغيلية منها كلما إنخفضت درجات الخطورة. ويقاس هذا المؤشر بنسبة التدفقات النقدية عن عمليات التشغيل.

أهم أساليب التنبؤ بالأزمات المالية:-

تناولت العديد من الدراسات والبحوث التنبؤ بالأزمات المالية في شركات التأمين من خلال إتجاهين: **الإتجاه الأول** التحليل أحادي المتغيرات Univariate Variables بالإعتماد علي المؤشرات المالية بشكل فردي بإستخدام الإحصاء الوصفي في تفسير النتائج، **الإتجاه الثاني** الإعتماد علي النماذج الإحصائية التنبؤية متعددة المتغيرات (المؤشرات المالية) Multiple Linear Regression وأهمها وأشهرها تحليل التمايز المتعدد(Multivariate Discriminant Analysis)، أسلوب الإنحدار اللوجيستي Logit Regression ولكل منها شروطه وفروضه وسماته وفيما يلي نوضح الإتجاهين بشكل تفصيلي:-

الإتجاه الأول: التحليل أحادي المتغيرات Univariate Variables بالإعتماد علي المؤشرات المالية منفردة:-
وفقاً لهذا الإتجاه يتم تقييم الأداء المالي للشركات عن طريق تحليل قوائمها المالية في نقطة زمنية محددة من خلال مجموعة من المؤشرات المالية أو النسب المالية خلال سلسلة زمنية بشكل منفرد عن طريق مقارنة النتائج الفعلية لهذه النسب بالمعدلات النمطية أو المعيارية المحددة مسبقاً إما محلياً أو عالمياً لتحديد الإنحرافات الموجودة ودراستها لتحديد مدى خطورتها علي الشركة بإعتباراها متغيرات مستقلة وتأثيرها علي متغير تابع عادةً ما يكون فشل أو عدم فشل الشركة Solvent or Insolvent وفقاً لما قامت به العديد من الدراسات. وأشهر الأنظمة أحادية المتغيرات هي : نظام الإنذار المبكر، نظام الـFAST ، نظام الـ CARAMEL . **وقد وجهت العديد من الانتقادات لهذا الإتجاه أبرزها[1]:**

1- صعوبة الإعتماد علي النسب بشكل فردي للتنبؤ بالوضع المالي العام للشركة .
2- يهمل أسلوب أحادى المتغيرات أية تداخلات أو إرتباطات أو تأثيرات بين النسب.
3- في حالة وجود إنحرافات في هذه المؤشرات قد يدفع ذلك شركة التأمين لتحسينه وتعديله ولكن قد لا يترتب عليه تحسين الوضع المالي العام للشركة ككل.
4- أحياناً عند تطبيق هذا الإتجاه علي الشركات الصغيرة قد يظهر تعرضها لأزمة مالية في حين أنها في الواقع غير ذلك.
5- صعوبة ترتيب وتصنيف الشركات وفقاً لكفاءتها المالية.
6- نظام ثابت غير مرن

1. زكي، نيفين محسن أحمد (2018) ،"أساليب التنبؤ بالأزمات المالية في شركات التأمين" ، رسالة ماجستير ، كلية التجارة – جامعة المنصورة، ص 35.

ولعل أشهر الدراسات التي طبقت هذا الإتجاه دراسة Beaver سنة 1966 والذي يعتبر صاحب فكرة وضع نموذج للتنبؤ بفشل الشركات من خلال نموذج يتضمن مجموعة من المؤشرات المالية سمي بإسمه **نموذج Beaver** حيث قارن بين النسب المالية لـ 158 شركة مقسمة إلى قسمين 79 شركة فاشلة Insolvent و79 شركة غير فاشة Solvent[1].وقد اعتمد في هذا التصنيف على معايير محددة مثل مدى تعرض الشركة لخطر الإفلاس، التخلف عن دفع السندات أو سحوبات بنكية زائدة أو عدم دفع ربح الأسهم الممتازة، كما حرص على أن تكون الشركات المختارة من نفس القطاع ولها نفس حجم الأصول، وقد استخدم بيفر النسب المالية التالية:

التدفق النقدي / مجموعة الديون
صافي الدخل / مجموع الأصول
إجمالي الديون / مجموع الأصول
رأس المال العامل / مجموع الأصول
نسبة السيولة

الإتجاه الثاني: إستخدام الأساليب الإحصائية التنبؤية متعددة المتغيرات:-

يعتمد هذا الإتجاه علي إستخدام الأساليب الإحصائية متعددة المتغيراتMultiple Linear Regression في التنبؤ بالوضع المالي للشركات بإستخدام مجموعة من المؤشرات المالية كمتغيرات مستقلة لمعرفة تأثيرها علي المتغير التابع والذي عادةً ما يكون فشل أو عدم فشل الشركة Solvent or Insolvent وأشهر هذه الأساليب: وأشهرها تحليل التمايز المتعدد(Multivariate Discriminant Analysis)، أسلوب الإنحدار اللوجيستي Logit Regression ولكل منها شروطه وفروضه وسماته[2].

1. Altman, E.I, Hotchkiss. E,(1993) "Corporate financial distress and bankruptcy", John willy and sons , p55.
-Muller, G.H,(2008)" Development of a model to predict financial distress of companies listed on the JSE, Doctoral dissertation, p15.
2. Sagar Kasher,(2003)" Multivariate Analysis', New York.

المبحث الثاني
النموذج التصنيفي الوصفي المقترح للتنبؤ بالأزمات المالية باستخدام أساليب التنقيب عن البيانات

يتكون النموذج التصنيفي من مجموعة من المتغيرات (متغير تابع – متغيرات مستقلة) موضحين كما يلي:

- المتغير التابع (Y): وهو متغير وصفي ترتيبي ويعبر عن التصنيف الذي ستحصل عليه شركة التأمين طبقاً للنسبة التي حققتها (نسبة مؤشرات الأداء المالية التي نجحت في تحقيقها في ضوء المعدلات النمطية المحددة من إجمالي مؤشرات الأداء المالي المقررة) ويأخذ التصنيف ثلاثة أوجه كالتالي:

الفئات التصنيفية المقترحة للمتغير التابع

الفئة التصنيفية	التصنيف	مستوى الأداء المالي ودرجة المخاطرة	مدى التصنيف المقترح طبقاً لنسبة تقييم للأداء المالي المقترح الثاني B
الأولى	A	أداء مالي قوي وغير معرضة لحدوث أزمات مالية (قليلة المخاطرة)	أكبر من 75%
الثانية	B	أداء مالي متوسط ويصعب التنبؤ بحدوث أزمات مالية (متوسط المخاطرة)	65% - 75%
الثالثة	C	أداء مالي ضعيف ومعرضة لحدوث أزمات مالية (عالية المخاطرة)	أقل من 65%

- مجموعة المتغيرات المستقلة(X_i):

وهي متغيرات كمية تتمثل في قيم مؤشرات الأداء المالي التي حققتها شركات التأمين العاملة بالسوق المصري في مجال تأمينات الممتلكات محل الدراسة وخلال سنوات الدراسة المختلفة ، وهذه المتغيرات هي كالتالي:

المتغيرات المستقلة في النموذج التصنيفي المقترح

الرمز	مدلول المتغير
	مؤشرات الربحية
X_1	مؤشر العائد علي الاستثمار
X_2	مؤشر العائد علي حقوق الملكية
X_3	معدل النمو في حقوق المساهمين
X_4	المعدل التجميعي
	مؤشرات الرافعة المالية
X_5	معدل الملاءة المالية عن الاجمالي
X_6	معدل الملاءة عن الصافي
X_7	معدل النمو في صافي الأقساط المكتتبة
X_8	نسبة المخصصات الفنية إلى حقوق المساهمين
X_9	نسبة المخصصات الفنية إلى صافي الأقساط المكتتبة
X_{10}	نسبة المخصصات الفنية وحقوق المساهمين إلى صافي الأقساط المكتتبة
X_{11}	متوسط الفائض التأمين إلى صافي الدخل من الاستثمارات
X_{12}	نسبة المخصصات الفنية إلى الأصول السائلة
	مؤشرات السيولة
X_{13}	مدينو عمليات التأمين إلى حقوق المساهمين
X_{14}	المدينون والأرصدة المدينة الأخري إلى إجمالي الأصول
X_{15}	نسبة السيولة السريعة
	مؤشرات جودة الأصول
X_{16}	الأصول الاستثمارية الأخرى إلى حقوق المساهمين
X_{17}	الاستثمارات المالية إلى إجمالي الأصول
X_{18}	الأصول غير السائلة إلى إجمالي الأصول
	مؤشرات إعادة التأمين
X_{19}	معدل الاحتفاظ

وتجدر الإشارة بأنه تم إعداد استبيان للاستعانة بآراء المتخصصين من العاملين في هيئة الرقابة المالية ومديري إدارات الشؤون المالية في شركات التأمين، بهدف تصميم نموذج تصنيفي وصفي للتنبؤ بالأزمات المالية لشركات التأمين. وقد ركّز الاستبيان على محورين رئيسيين:

1. **تحديد الأهمية النسبية لكل مؤشر من مؤشرات الأداء المالي** داخل مجموعته، لمعرفة مدى اعتماد الشركات عليه في التقييم العملي.
2. **تحديد مستويات التصنيف للأداء المالي الكلي** لشركة التأمين، استناداً إلى عدد المؤشرات التي تحققها الشركة من إجمالي عدد المؤشرات، بهدف تقدير درجة الخطورة واحتمالية التعثر.

تم توجيه الاستبيان إلى مجموعة محددة من العاملين في إدارات مختلفة داخل هيئة الرقابة المالية (إدارات فحص شركات التأمين 1، 2، 3) علي إختلاف تخصصاتهم (مدير عام – مدير إدارة – أخصائي أول إشراف ورقابة – أخصائي ثاني إشراف ورقابة - أخصائى ثالث إشراف ورقابة)، إلى جانب المديرين الماليين في شركات التأمين. وتم الاعتماد على أسلوب الحصر الشامل، حيث شمل الاستطلاع كافة شركات التأمين العامة في السوق المصري 21 شركة (شركة قطاع عام – 20 شركة قطاع خاص). وكانت نسبة الاستجابة 92% موزعة كالتالي:

جدول رقم (1):مجتمع الدراسة

مجتمع الدراسة	الاستمارات الموزعة	الاستجابات
الهيئة العامة للرقابة المالية	30	30
شركات التأمين محل الدراسة والعاملة بالسوق المصري	21	17
الإجمالي	51	47

وحول نتائج الدراسة الميدانية تم التوصل إلى:

1-التوزيع التكراري للمسميات الوظيفية المختلفة والمؤهلات العلمية والخبرات العملية:-

يوضح الجدول (2) التوزيع التكراري وفقًا للفئات المختلفة، مما يساهم في تحليل البيانات بشكل أكثر دقة ويعطي نظرة شاملة حول خلفية العاملين من حيث مؤهلاتهم وخبراتهم.

جدول (2):جدول التوزيع التكراري للمسميات الوظيفية المختلفة والمؤهلات العلمية والخبرات العملية للمستقصى منهم

المسمى الوظيفي			المؤهل			سنوات الخبرة العملية		
البيان	التكرار	النسبة	البيان	التكرار	النسبة	البيان	التكرار	النسبة
مدير عام	7	14.9	مؤهل متوسط	-	-	أقل من سنة	3	6.4
مدير إدارة	17	36.2	مؤهل فوق متوسط	-	-	1-5 سنوات	6	12.8
أخصائى أول إشراف ورقابة	10	21.3	مؤهل جامعي	20	42.6	6-10 سنوات	4	8.5
أخصائى أول إشراف ورقابة	13	27.7	ماجستير	12	25.5	10-15 سنة	2	4.3
-----	--	--	دكتوراه	15	31.9	أكثر من 15 سنة	32	68.1
الإجمالي	47	100	الإجمالي	47	100	الإجمالي	47	100

المصدر: من واقع نتائج التحليل الإحصائى لبيانات قائمة الاستقصاء

من خلال نتائج الدراسة الميدانية، يمكن استنتاج أن التوزيع التكراري للمسميات الوظيفية، المؤهلات العلمية، وسنوات الخبرة للعاملين في الهيئة العامة للرقابة المالية وشركات التأمين قد أظهرت نقاط قوة واضحة كما يلي:

- **المسميات الوظيفية** :جاءت النسبة الأعلى لمديري الإدارات، حيث بلغ عدد التكرارات **17**بنسبة **36.2%**، مما يشير إلى أن مديري الإدارات يمثلون شريحة مهمة من المشاركين في الاستقصاء.
- **المؤهلات العلمية** :كان أعلى تكرار للمؤهلات الجامعية، حيث بلغ عدد التكرارات **20**بنسبة **42.6%**، مما يعكس أن غالبية العاملين المشاركين في الدراسة يتمتعون بتعليم جامعي.
- **سنوات الخبرة** :بخصوص الخبرات العملية، كانت النسبة الأعلى للعاملين ذوي الخبرة التي تزيد عن 15 سنة، حيث بلغ عدد التكرارات **32**بنسبة **68.1%**، مما يشير إلى أن غالبية المشاركين لديهم خبرة طويلة في القطاع، مما يعزز مصداقية النتائج.

تلك النتائج تعطي رؤية واضحة حول الفئات المشاركة في الاستطلاع وتساهم في فهم العوامل المؤثرة في تحليل الأداء المالي لشركات التأمين.

2-الأهمية النسبية المحددة لكل مؤشر مالي داخل مجموعته وفقاً لمدى أهميته ودرجة الاعتماد عليه في الواقع العملي:-

لتحديد الأهمية النسبية لكل مؤشر مالي داخل مجموعته ، سيتم حساب متوسط مرجح للوزن النسبي المحدد لكل مؤشر وفقًا لآراء المشاركين في الاستقصاء من ذوي الخبرة في المجال لضمان أن هذه الأوزان تعكس مدى اعتماد الشركات على هذه المؤشرات في اتخاذ قراراتها المالية.

أولاً: مجموعة مؤشرات الربحية:-

سيتم تحليل أربعة مؤشرات أساسية داخل مجموعة الربحية وهم أربعة مؤشرات (مؤشر العائد علي الاستثمار – مؤشر العائد علي حقوق الملكية – مؤشر النمو في حقوق المساهمين – المعدل التجميعي) كما يلي:-

جدول (3):جدول التوزيع التكراري للأوزان النسبية المحددة لمؤشرات الربحية طبقاً لأراء المستقصى منهم

مؤشر العائد علي الاستثمار			مؤشر العائد علي حقوق الملكية			مؤشر النمو في حقوق المساهمين			المعدل التجميعي		
الوزن النسبي	التكرار	النسبة	الوزن النسبي	التكرار	النسبة	الوزن النسبي	التكرار	النسبة	الوزن النسبي	التكرار	النسبة
.20	6	12.8	.10	1	2.1	.10	2	4.3	.05	1	2.1
.25	13	27.7	.20	3	6.4	.15	6	12.8	.10	10	21.3
.27	2	4.3	.23	2	4.3	.20	17	36.2	.15	5	10.6
.30	20	42.6	.25	21	44.7	.25	12	25.5	.20	2	4.3
.35	3	6.4	.30	15	31.9	.30	9	19.1	.25	19	40.4
.50	2	4.3	.35	2	4.3	.40	1	2.1	.30	10	21.3
.55	1	2.1	.40	3	6.4	--	--	--	--	--	--
الإجمالي	47	100.0	الإجمالي	47	100.0	الإجمالي	47	100.0	الإجمالي	47	100.0

المصدر: من واقع نتائج التحليل الإحصائى لبيانات قائمة الاستقصاء

والجدول التالى يوضح ترتيب المؤشرات المالية داخل مجموعة الربحية وفقاً للمتوسط المرجح لأهميتها النسبية:

جدول (4):الأهمية النسبية المحددة لمؤشرات الأداء المالي داخل مجموعة الربحية

المؤشر	المتوسط المرجح للأهمية النسبية	الترتيب
مؤشر العائد علي الاستثمار	**0.29**	**1**
مؤشر العائد علي حقوق الملكية	**0.27**	**2**
معدل النمو في حقوق المساهمين	**0.23**	**3**
المعدل التجميعي	**0.21**	**4**

المصدر: من واقع نتائج التحليل الإحصائى لبيانات قائمة الاستقصاء

من التحليل السابق، يتضح أن **مؤشر العائد على الاستثمار (ROI)** حصل على أعلى متوسط مرجح للوزن النسبي بين مؤشرات الربحية مقداره **0.29**، مما يشير إلى أنه الأكثر أهمية واعتماداً في قياس الأداء المالي لشركات التأمين.

يليه **مؤشر العائد على حقوق الملكية (ROE)** بمتوسط ترجيحي للوزن النسبي قدره **0.27**، مما يبرز دوره الأساسي في تقييم الربحية من وجهة نظر المساهمين. في المرتبة الثالثة جاء **مؤشر النمو في حقوق المساهمين** بمتوسط ترجيحي للوزن النسبي قدره **0.23** .

أخيراً، **المعدل التجميعي** بمتوسط ترجيحي للوزن النسبي قدره **0.21** ، مما يدل على اهتمام أقل نسبياً بالمعدل التجميعي مقارنة بالمؤشرات الأخرى في مجموعة الربحية. وهذا الترتيب يبرز مدى الاعتماد على مؤشرات العوائد والكفاءة التشغيلية في تقييم الأداء المالي لشركات التأمين.

ثانياً: مجموعة مؤشرات الرافعة المالية:-

سيتم تحليل ثمانية مؤشرات داخل مجموعة الرافعة المالية وهي (معدل الملاءة عن الإجمالي – معدل الملاءة عن الصافي – معدل النمو في صافي الأقساط المكتتبة – نسبة المخصصات الفنية إلى حقوق المساهمين - نسبة المخصصات الفنية إلى صافي الأقساط المكتتبة – نسبة المخصصات الفنية و حقوق المساهمين إلى صافي الأقساط المكتتبة – متوسط الفائض التأميني إلى صافي الدخل من الاستثمارات – نسبة المخصصات الفنية إلى الأصول السائلة) كما يلي:-

جدول (5):جدول التوزيع التكراري للأوزان النسبية المحددة لمؤشرات الرافعة المالية طبقاً لأراء المستقصى منهم

معدل الملاءة عن الإجمالي			معدل الملاءة عن الصافي			معدل النمو في صافي الأقساط المكتتبة			نسبة المخصصات الفنية إلى لحقوق المساهمين		
الوزن النسبي	التكرار	النسبة	الوزن النسبي	التكرار	النسبة	الوزن النسبي	التكرار	النسبة	الوزن النسبي	التكرار	النسبة
.02	1	2.1	.05	2	4.3	.10	32	68.1	.01	1	2.1
.05	1	2.1	.10	29	61.7	.15	6	12.8	.05	3	6.4
.10	26	55.3	.15	9	19.1	.20	7	14.9	.10	40	85.1
.15	12	25.5	.20	7	14.9	.30	2	4.3	.15	1	2.1
.20	6	12.8	--	--	--	--	--	--	.20	2	4.3
.50	1	2.1	--	--	--	--	--	--	--	--	--
الإجمالي	47	100.0	الإجمالي	47	100.0	الإجمالي	47	100.0	الإجمالي	47	100.0
نسبة المخصصات الفنية إلى صافي الأقساط المكتتبة			نسبة المخصصات الفنية و حقوق المساهمين إلى صافي الأقساط المكتتبة			متوسط الفائض التأميني إلى صافي الدخل من الاستثمارات			نسبة المخصصات الفنية إلى الأصول السائلة		
الوزن النسبي	التكرار	النسبة	الوزن النسبي	التكرار	النسبة	الوزن النسبي	التكرار	النسبة	الوزن النسبي	التكرار	النسبة
.05	5	10.6	.10	28	59.6	.10	33	70.2	.10	27	57.4
.10	38	80.9	.15	2	4.3	.15	2	4.3	.15	2	4.3
.15	1	2.1	.20	16	34.0	.20	10	21.3	.20	14	29.8
.30	2	4.3	.22	1	2.1	.30	2	4.3	.25	2	4.3
.50	1	2.1	--	--	--	--	--	--	.30	2	4.3
الإجمالي	47	100.0	الإجمالي	47	100.0	الإجمالي	47	100.0	الإجمالي	47	100.0

المصدر: من واقع نتائج التحليل الإحصائى لبيانات قائمة الاستقصاء

والجدول التالى يوضح ترتيب المؤشرات المالية داخل مجموعة الرافعة المالية وفقاً للمتوسط المرجح لأهميتها النسبية:

جدول (6):الأهمية النسبية لمؤشرات الأداء المالي داخل مجموعة الرافعة المالية

المؤشر	المتوسط المرجح للوزن النسبي	الترتيب
نسبة المخصصات الفنية إلى الاصول السائلة	0.15	1
المخصصات الفنية وحقوق المساهمين إلى صافي الأقساط المكتتبة	0.14	2
معدل الملاءة المالية عن الاجمالي	0.13	4
معدل النمو في صافي الأقساط المكتتبة	0.13	4
متوسط الفائض التأمين إلى صافي الدخل من الاستثمارات	0.13	4
معدل الملاءة عن الصافي	0.12	6
نسبة المخصصات الفنية إلى صافي الأقساط المكتتبة	0.11	7
نسبة المخصصات الفنية إلى حقوق المساهمين	0.10	8

المصدر: من واقع نتائج التحليل الإحصائى لبيانات قائمة الاستقصاء

من التحليل السابق لمجموعة مؤشرات الرافعة المالية، يتضح أن:

- **مؤشر نسبة المخصصات الفنية إلى الأصول السائلة** حصل على أعلى متوسط مرجح للوزن النسبي مقداره **0.15**، مما يشير إلى أنه الأكثر أهمية في تحديد مدى قوة الرافعة المالية لشركات التأمين ، و يعكس هذا المؤشر أهمية الحفاظ على التوازن المالي لشركات التأمين.
- **يليه نسبة المخصصات الفنية وحقوق المساهمين إلى صافي الأقساط المكتتبة** حصل على متوسط مرجح للوزن النسبي مقداره **0.14** مما يشير إلى أهميته في تحديد مدى قوة الرافعة المالية لشركات التأمين ، و يعكس هذا المؤشر أهمية الحفاظ على التوازن المالي لشركات التأمين.
- **مؤشر معدل الملاءة عن الإجمالي** جاء في المرتبة التالية بمتوسط مرجح للوزن النسبي مقداره **0.13.**
- **معدل النمو في صافي الأقساط المكتتبة** جاء في نفس المرتبة مع معدل الملاءة عن الإجمالي بمتوسط مرجح للوزن النسبي مقداره **0.13**، مما يعكس أهمية قياس النمو في حجم الأقساط المكتتبة.
- **أيضاً، مؤشر متوسط الفائض التأميني إلى صافي الدخل من الاستثمارات** جاء في نفس المرتبة مع معدل الملاءة عن الإجمالي بمتوسط مرجح للوزن النسبي مقداره **0.13**، مما يشير إلى أهمية متابعة الفائض التأميني في أداء شركات التأمين.
- **معدل الملاءة عن الصافي** جاء في المرتبة السادسة بمتوسط مرجح للوزن النسبي مقداره **0.12**، مما يشير إلى ضرورة قياس قدرة الشركة على الوفاء بالتزاماتها على المدى الطويل.
- يليه **مؤشر نسبة المخصصات الفنية إلى صافي الأقساط المكتتبة** متوسط مرجح للوزن النسبي مقداره **0.11**، مما يدل على أن هذا المؤشر يعتبر مهماً لقياس التوازن بين المخصصات والأقساط المكتتبة.
- أخيراً، **مؤشر نسبة المخصصات الفنية لحقوق المساهمين** حصل على متوسط مرجح للوزن النسبي مقداره **0.10**. بذلك، يمكن القول إن هذه المؤشرات تلعب دوراً مهماً في تقييم الأداء المالي لشركات التأمين خاصة في ما يتعلق بالرافعة المالية.

ـثالثاً: مجموعة مؤشرات السيولة المالية:ـ

في الجدول التإلى سيتم تحليل ثلاث مؤشرات داخل مجموعة السيولة المالية وهم (نسبة التحصيل (مدينو عمليات التأمين إلى حقوق المساهمين) – نسبة المدينون والأرصدة المدينة الأخري إلى إجمالي الأصول – نسبة السيولة السريعة (الالتزامات إلى الأصول السائلة)) كما يلي:-

جدول (7):جدول التوزيع التكراري للأوزان النسبية المحددة لمؤشرات السيولة المالية طبقاً لأراء المستقصى منهم

نسبة التحصيل			نسبة المدينون والأرصدة المدينة الأخرى إلى إجمالي الأصول			نسبة السيولة السريعة		
الوزن النسبي	التكرار	النسبة	الوزن النسبي	التكرار	النسبة	الوزن النسبي	التكرار	النسبة
.20	5	10.6	.20	1	2.1	.10	2	4.3
.25	3	6.4	.25	6	12.8	.20	18	38.3
.30	7	14.9	.30	18	38.3	.25	7	14.9
.35	6	12.8	.35	7	14.9	.30	3	6.4
.40	12	25.5	.40	11	23.4	.40	15	31.9
.45	1	2.1	.45	4	8.5	.50	2	4.3
.50	12	25.5	--	--	--	--	--	--
.60	1	2.1	--	--	--	--	--	--
الإجمالي	47	100.0	الإجمالي	47	100.0	الإجمالي	47	100.0

ـ المصدر: من واقع نتائج التحليل الإحصائى لبيانات قائمة الاستقصاء

والجدول التالى يوضح ترتيب المؤشرات المالية داخل مجموعة السيولة وفقاً للمتوسط المرجح لأهميتها النسبية:

جدول (8):الأهمية النسبية المحددة لمؤشرات الأداء المالي داخل مجموعة السيولة المالية

المؤشر	المتوسط المرجح للوزن النسبي	الترتيب
مدينو عمليات التأمين إلى حقوق المساهمين	**0.38**	1
المدينون والأرصدة المدينة الأخري إلى إجمالي الأصول	**0.33**	2
نسبة السيولة السريعة	**0.29**	3

المصدر: من واقع نتائج التحليل الإحصائى لبيانات قائمة الاستقصاء

من التحليل السابق لمجموعة مؤشرات **السيولة المالية**، يمكن استخلاص ما يلي:

- **مؤشر نسبة التحصيل** كان الأكثر أهمية حيث حصل على أعلى متوسط مرجح للوزن النسبي مقداره **0.38** وهذا يعكس أهمية قدرة شركة التأمين على تحصيل مستحقاتها، ويعتبر العامل الأهم في تقييم السيولة المالية.
- **نسبة المدينين والأرصدة المدينة الأخرى إلى إجمالي الأصول** جاء في المرتبة الثانية بمتوسط مرجح للوزن النسبي مقداره **0.33**، مما يعكس أهمية مراقبة حجم المدينين وتأثيرهم على إجمالي أصول الشركة،
- **وأخيراً، نسبة السيولة السريعة** بمتوسط مرجح للوزن النسبي مقداره **0.29**، مما يعبر عن أهمية هذا المؤشر في تقييم قدرة الشركة على تغطية التزاماتها القصيرة الأجل من أصولها السريعة.

هذا الترتيب يعكس أن السيولة في شركات التأمين تعتمد بشكل كبير على حجم المدينين وتأثيرهم على حقوق المساهمين وإجمالي أصول الشركة وقدرة التحصيل وسرعة تحويل الأصول المدينة إلى نقدية لمواجهة الالتزامات.

-رابعاً: مجموعة مؤشرات جودة الأصول المالية:-

في الجدول التإلى سيتم تحليل ثلاث مؤشرات داخل مجموعة جودة الأصول المالية المالية وهم (الأصول الاستثمارية الأخرى إلى حقوق المساهمين – الاستثمارات المالية إلى إجمالي الأصول – الأصول غيرالسائلة لإجمالي الأصول)كما يلي:-

جدول (9):جدول التوزيع التكراري للأوزان النسبية المحددة لمؤشرات جودة الأصول المالية طبقاً لأراء المستقصى منهم

الأصول الاستثمارية الاخرى إلى حقوق المساهمين			الاستثمارات المالية إلى إجمالي الأصول			الأصول غيرالسائلة لإجمالي الأصول		
الوزن النسبي	التكرار	النسبة	الوزن النسبي	التكرار	النسبة	الوزن النسبي	التكرار	النسبة
.10	2	4.3	.20	3	6.4	.10	3	6.4
.20	8	17.0	.25	2	4.3	.20	9	19.1
.30	12	25.5	.30	9	19.1	.25	2	4.3
.35	1	2.1	.35	2	4.3	.30	25	53.2
.40	18	38.3	.40	25	53.2	.35	3	6.4
.50	6	12.8	.50	5	10.6	.40	3	6.4
--	--	--	.70	1	2.1	.50	2	4.3
الإجمالي	47	100.0	الإجمالي	47	100.0	الإجمالي	47	100.0

المصدر: من واقع نتائج التحليل الإحصائى لبيانات قائمة الاستقصاء

والجدول التالي يوضح ترتيب المؤشرات المالية داخل مجموعة جودة الأصول المالية وفقاً للمتوسط المرجح لأهميتها النسبية:

جدول (10):الأهمية النسبية المحددة لمؤشرات الأداء المالي داخل مجموعة جودة الأصول المالية

المؤشر	المتوسط المرجح للوزن النسبي	الترتيب
الاستثمارات المالية إلى إجمالي الأصول	0.36	1
الأصول الاستثمارية الأخرى إلى حقوق المساهمين	0.34	2
الأصول غيرالسائلة لإجمالي الأصول	0.26	3

المصدر: من واقع نتائج التحليل الإحصائى لبيانات قائمة الاستقصاء

من التحليل السابق لمجموعة **جودة الأصول المالية**، يتضح الآتي:

- **مؤشر الاستثمارات المالية إلى إجمالي الأصول** جاء في المرتبة الأولى بمتوسط مرجح للوزن النسبي مقداره **0.36**. وهو ما يعكس أهمية الاستثمارات المالية لدى شركات التأمين.
- **مؤشر الأصول الاستثمارية الأخرى إلى حقوق المساهمين** جاء في المرتبة الأولى بمتوسط مرجح للوزن النسبي مقداره **0.33**، هذا يعكس أهمية الأصول الاستثمارية في تعزيز قوة الشركة من خلال علاقتها بحقوق المساهمين.
- **وأخيراً، مؤشر الأصول غير السائلة إلى إجمالي الأصول** حصل على متوسط مرجح للوزن النسبي مقداره **0.26**.

هذا التحليل يُظهر أن جودة الأصول المالية تعتمد بشكل كبير على التوازن بين الاستثمارات السائلة والأصول الاستثمارية الأخرى، وأخيراً الأصول غير السائلة داخل الشركة.

ـخامساً: مجموعة مؤشرات إعادة التأمين:ـ

يوضح الجدول التالي التوزيع التكراري للأوزان النسبية المحددة من قبل المستقصي منهم لمؤشرات الأداء المالي داخل مجموعة إعادة التأمين وهو مؤشر معدل الاحتفاظ والذي حصل علي وزن نسبي (100%) بعدد تكرارات (47) كما هو موضح بالجدول التالى:

جدول (11):جدول التوزيع التكراري للأوزان النسبية المحددة لمؤشرات إعادة التأمين طبقاً لأراء المستقصى منهم

معدل الاحتفاظ		
الوزن النسبي	التكرار	النسبة
1.00	**47**	**100.0**

المصدر: من إعداد الباحثة من واقع نتائج التحليل الإحصائى لبيانات قائمة الاستقصاء

3ـالتوزيع التكراري للنماذج المستويات التصنيف المقترحة للأداء المالي لشركات التأمين ودرجة تعرضها لخطر الأزمات المالية:ـ

يوضح الجدول التإلى التوزيع التكراري للمقترحين (A – B) للمستويات المختلفة من وجهة نظر المستقصى منهم والتي يمكن تصنيف الأداء المالي لشركات التأمين علي أساسها وجاءت نتائج كالتالي:

جدول (12):جدول التوزيع التكراري لمقترحي مستويات التصنيف المختفلة طبقاً لأراء المستقصى منهم

المقترحات التصنيفية	التكرار	النسبة %
المقترح الاول A	20	**42.6**
المقترح الثاني B	27	**57.4**
الإجمالي	47	100

المصدر: من إعداد الباحثة من واقع نتائج التحليل الإحصائى لبيانات قائمة الاستقصاء

ومما سبق يتضح أن المقترح التصنيفي الثاني (B) هو المقترح الذي حصل علي أعلي تكرار (27) بنسبة (57.4%) وهو ما سيتم الاعتماد عليه في مستويات التصنيف المختلفة للتنبؤ بالأزمات المالية في شركات التأمين.

المبحث الثالث

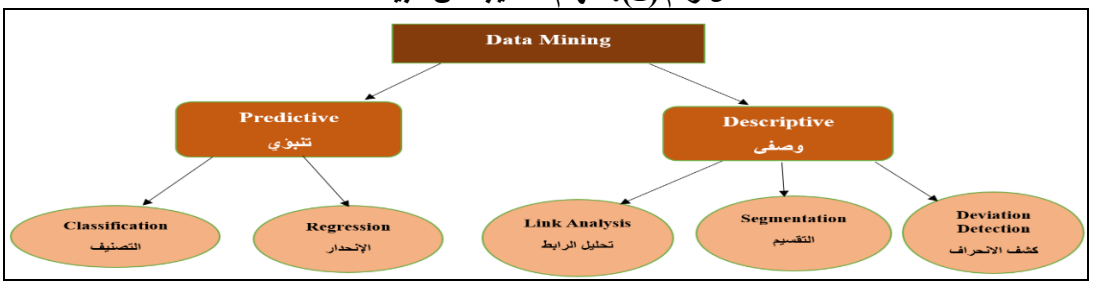
تطبيق أساليب التنقيب عن البيانات في النموذج التصنيفي الوصفي المقترح

يقصد بالتنقيب عن البيانات " هى عملية اكتشاف واستخراج المعلومات المفيدة والمعرفة الخفية والنماذج غير المتوقعة بطريقة آلية من خلال تحليل أحجام هائلة من البيانات بإستخدام الأساليب المختلفة، بغرض التلخيص، التصنيف، التنبؤ، التقسيم، وكشف الانحرافات لإنتاج معرفة مستقبلية تساعد في عملية اتخاذ القرار." وهناك هدفين أساسيين للتنقيب عن البيانات هما[1]:

1. **التنقيب الوصفى Descriptive data Mining :** يعتمد على إعادة تنظيم البيانات و التنقيب فى أعماقها لأستخراج النماذج أو الأنماط (patterns) الموجودة فيها .
2. **التنقيب التنبوئ Predictive data Mining:** يعتمد على إستخدام المعلومات أو البيانات القديمة لتوقع ماسيحدث فى المستقبل أى يحاول إيجاد أفضل التنبؤات إعتماداً على المعطيات.

وهناك خمس مهام رئيسية لعمليات التنقيب عن البيانات هي التصنيف Classification ؛ الإنحدار Regression ؛ تحليل الرابط Link Analysis ؛ التقسيم Segmentation و كشف الانحراف Deviation Detectionوتنقسم هذه المهام إلى قسمين وفقاً للهدف من عملية التنقيب، والشكل التالي يوضح هذا التقسيم:

الشكل رقم (1): مهام التنقيب عن البيانات



مراحل تنفيذ عملية التنقيب في البيانات:

1. **تحديد الهدف :**تحديد ما إذا كانت عملية التنقيب وصفيّة أم تنبؤية.
2. **تحديد العملية المناسبة:** يشمل ذلك اختيار إحدى العمليات الخمس (التصنيف، الانحدار، التقسيم أو التجميع، تحليل الروابط، وكشف الانحرافات) وفقاً للهدف.
3. **تحديد التقنيات المناسبة :**اختيار أسلوب التنقيب المناسب بناءً على العملية المختارة.
4. **اختيار الخوارزميات :** بعد تحديد الهدف والعملية والتقنية، يتم اختيار الخوارزميات الملائمة لتنفيذ هذه التقنية للحصول على الأنماط والمعالم المطلوبة.

أساليب التنقيب عن البيانات وخوارزمياتها :

تُعد هذه المرحلة جوهر عملية التنقيب عن البيانات، حيث يتم بناء نموذج لتمثيل مجموعة البيانات بهدف تنفيذ عمليات التنقيب أو المهام المُحددة سابقاً. هناك العديد من الأساليب والخوارزميات التي يمكن استخدامها في هذا السياق. وبما أن هدف التنقيب عن البيانات هو اكتشاف معرفة مفيدة، سليمة، مفهومة وغير متوقعة، فإن المفاضلة بين أساليب التنقيب تُعتمد غالباً على قدرتها على التنبؤ بالمخرجات. وبشكل عام تصنف أساليب التنقيب عن البيانات إلى نوعين :

1. راجع:

-Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). The KDD Process for Extracting Useful Knowledge from Volumes of Data. Association for Computing Machinery. Communications of the ACM 39 (11), 27-34.
-Firestone, J. M. (March 1997). Data Mining and KDD: A Shifting Mosaic. Available at: www.dkms.com/papers/dmkdd.pdf (Access on October, 2015).
-Han, J., Kamber, M. & Pei, J. (2012). Op, Cit.
-Pulakkazhy, S., & Balan, R.V.S. (2013). Data Mining in Banking and Its Applications-A Review. Journal of Computer Science 9(10), pp. 1252-1259.
-Sharma, A. & Panigrahi, P. K. (February 2012). A Review of Financial Accounting Fraud Detection Based on Data Mining Techniques. International Journal of Computer Applications 39 (1), pp. 37-47.

أ- أساليب خاضعة للإشراف Supervised : وهي الأساليب التي يتم فيها تحديد الفئات التصنيفية مسبقاً، بالإضافة إلى الخصائص أو السمات التي تصف البيانات بشكل دقيق قبل بناء النموذج. يتم تدريب النموذج على هذه البيانات ليتعلم منها، ويُستخدم لاحقاً في التصنيف والتنبؤ ببيانات جديدة. من أهم أساليب التنقيب الخاضعة للإشراف: أشجار القرار، مصنفات بييز، الشبكات العصبية، الجار الأقرب، متجهات دعم الآلة، الخوارزميات الجينية[1].

ب- أساليب غير خاضعة للإشراف Unsupervised: تسعى هذه الأساليب إلى إيجاد نماذج بين مجموعات البيانات دون تحديد مسبق للفئات التصنيفية. غالباً ما تُستخدم لتحديد الحالات أو المجموعات المتشابهة، مثل قواعد الارتباط، تحليل المتتاليات، وتحليل التجميع أو العناقيد.

نماذج التصنيف الخاضعة للإشراف Supervised Techniques :

التصنيف هو أحد مهام التنقيب عن البيانات يُستخدم لاستخراج النماذج التي تحدد التصنيفات المهمة ضمن البيانات وتُعرف هذه النماذج بالمصنفات. في تحليل البيانات، تُعنى عملية التصنيف بتنبؤ الخوارزم المصنف بالفئة المصنفة للبيانات الفئوية، حيث تتخذ الفئات قيماً متقطعة، والرتبة هنا ليست ذات أهمية. إذا كانت البيانات المستهدفة هي بيانات كمية مستمرة، فإن المهمة تتركز على التنبؤ، بإستخدام نماذج تعتمد على تحليل الانحدار[2] تتكون عملية تصنيف البيانات من مرحلتين: **المرحلة الأولى**(التعلم أو التدريب) تشمل تخطيط النموذج المصنف عبر مجموعة من الخصائص التي تصف بيانات التدريب والفئات المرتبطة بها، أو من خلال بناء رياضي للنموذج بالاعتماد على متغيرات مستقلة. يتم تدريب الخوارزم المصنف باستخدام مجموعة من البيانات تُعرف ببيانات التدريب، وهي جزء من قاعدة البيانات المُراد تحليلها. تُستخرج بيانات التدريب عشوائياً في شكل عينة، ويحدد حجمها وفقاً لاختيار المستخدم[3].
أما **المرحلة الثانية**، وهي مرحلة الاختبار، فتتضمن تقييم قدرة النموذج على تصنيف البيانات بدقة، بإستخدام مجموعة اختبار تُشكل الجزء المتبقي من قاعدة البيانات بعد تخصيص مجموعة التدريب. وتعكس دقة النموذج في التصنيف أو التنبؤ نسبة البيانات في مجموعة الاختبار التي تم تصنيفها أو التنبؤ بها بشكل صحيح وفقاً للفئات أو الفئات التصنيفية المدخلة للمتغير التابع.

أولاً: تصنيف شجرة القرار Decision Tree Classification -:

شجرة القرار هي نموذج تعلم خاضع للإشراف يُستخدم في عمليات التصنيف، ويعد من أكثر الأساليب المنطقية شيوعًا في إنتاج تصنيفات من البيانات. تمثل الشجرة أداة وصفية لدعم اتخاذ القرارات، حيث تعتمد على خريطة تبدأ بالملاحظات وتنتهي بالنتائج المحتملة. تمثل كل عقدة في الشجرة اختيارً لاتجاه معين، في حين يعبر كل فرع عن النتائج المحتملة. يتم تقسيم البيانات إلى مجموعتين: مجموعة التدريب(Training set) التي تُستخدم في بناء النموذج من خلال تدريب الآلة على عملية التصنيف، ومجموعة الاختبار (Test set) التي تهدف إلى قياس دقة النموذج وقدرته على التمييز بين الحالات المختلفة للمخرجات، مما يحدد مدى إمكانية الاعتماد عليه في التنبؤ بالظاهرة محل الدراسة[4]. يمكن رسم شجرة القرار بإستخدام خوارزميات معتمدة على الآلة مثل C4.5 و CARTوID3 ، الشجرة تشبه في هيكلها خريطة تدفق، حيث تتألف من[5]:

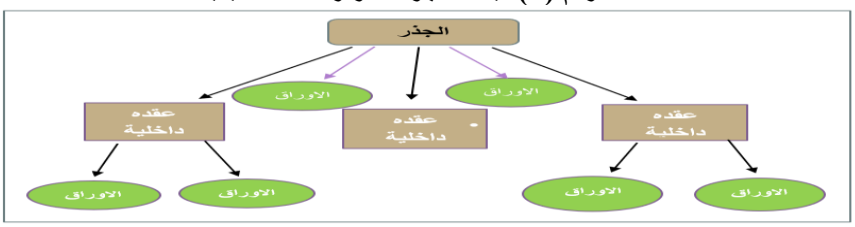
- **عقدة الجذر (Root Node)** : نقطة البداية للشجرة.
- **العقد الداخلية(Internal Nodes)** : تمثل الخواص أو الاختبارات التي تُجرى على هذه الخواص.
- **الفروع (Branches)** : تمثل نتائج الاختبارات.
- **الأوراق (Leaves)** : تمثل مخرجات التصنيف النهائي للشجرة.

والشكل التالى يوضح هيكل شجرة القرارات التصنيفية

---

1. راجع:
Berry, M. A., AND G. S. Linoff. (2000). Mastering Dam Mining. New York, N,Y.Wiley.p 3
-Guo ,L.(2003) "Applying Data mining Techniques in Property/Casualty Insurance", Casualty Actuarial Society Forum Casualty Actuarial Society - Arlington, Virginia Winter,P 4.
2. Zhang,.G. P. (November 2000), Neural Networks for Classification: A Survey, IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics—Part C: Applications And Reviews, Vol. 30, No. 4, p451.
3. Han, Jiawei , Kamber, Micheline, Pei, Jian (2012), in Data Mining: Concepts and Techniques (Third Edition),,Morgan Kaufmann,p 327-330.
4. Murthy, S. K. (1998). Automatic Construction of Decision Trees from Data: A Multidisciplinary Survey. Data Mining and Knowledge Discovery 2, pp. 345–389.
5. Quinlan ,J. R.. Induction of decision trees. Machine Learning(1986), 1:81–106, p 86-87.

شكل رقم (2)هيكل شجرة القرارات التصنيفية



تعتمد شجرة القرار على التعلم من الفئات المصنفة في مجموعة التدريب. هناك العديد من الخوارزميات لبناء شجرة القرار، من أبرزها خوارزمية (Iterative Dichotomies) **ID3** التي قدمها الباحث **J. Ross Quinlan** في أواخر السبعينيات وأوائل الثمانينيات. في عام 1984، قدم الإحصائيون **L. Bierman, J. Friedman, R. Olshan** خوارزمية (Classification and Regression Tree) **CART** ، التي تنتج أشجار قرار ثنائية. في أوائل التسعينيات، قام Quinlan بتطوير **ID3** إلى خوارزمية **C4.5**، التي تعتبر أكثر دقة وانتشاراً[1].

خطوات بناء وتوليد شجرة القرار:

لتوليد شجرة القرار من مجموعة بيانات تدريبية (D) في قاعدة البيانات، يعتمد الخوارزم على ثلاثة معالم أساسية هي[2]:

- **بيانات التدريب (D)** :تتكون من مجموعة مشاهدات التدريب في قاعدة البيانات، مع فئات التصنيف الخاصة بها.
- **قائمة الخواص (Attribute List)**: يقصد بها جميع المتغيرات المستقلة التي تصف البيانات.
- **طريقة اختيار الخاصية (Attribute Criterion)** : هي عملية تحديد معيار الفصل أو التقسيم الذي يحقق أفضل فصل للبيانات وفقًا للفئات التصنيفية. يتم هذا بإستخدام مقاييس اختيار الخاصية المصنفة، مثل: **(Gini Index، Gain Ratio ،Information Gain)**

Information Gain وGain Ratio: يختاران أفضل نقطة فصل للبيانات ويسمحان بالانقسام المتعدد (أكثر من فرعين من العقدة). تستخدم هذه المقاييس في خوارزميات **ID3** و**C4.5**.

Gini Index: يسمح فقط بالانقسام الثنائي لشجرة القرار ويستخدم في خوارزمية **CART**.

مقياس الـInformation Gain:-

هو أداة أو مقياس يستخدم في نظرية المعلوماتInformation Theory لتحديد مدى فعالية خاصية معينة (متغير المستقل) في تقليل أو تخفيض **عدم التأكد** (أو الغموض) المرتبط بعملية تصنيف البيانات، و الهدف الرئيسي من استخدام Information Gain هو تحديد الخاصية الأفضل التي تساعد في بناء شجرة القرار بشكل فعال وأكثر دقة.

كيفية عمل الـ Information Gain :

1-الـ(Information Entropy) : هومقياس قدمه العالم Claude Shannon لمتوسط حجم المعلومات اللازمة لتصنيف أي مشاهدة تدريب في مجموعة التدريب (D) في الفئات التصنيفية لمجموعة التدريب أو الحالات المختلفة للمتغير التابع لمجموعة التدريب بالكامل (وتتراوح قيمته بين الصفر والواحد) وكلما زادت قيمة الـEntropy زاد عدم التأكد والعكس صحيح. و يتم حساب **الـEntropy** كما يلي:

$$\text{Entropy (D)} = -\sum_{i=1}^{m} p_i \log_2 p_i$$

1- Lim ,T, Loh .W, Shih,Y. A (2000),Comparison of Prediction Accuracy, Complexity, and Training Time of Thirty-Three Old and New Classification Algorithms, Machine Learning, 40, 203–228, P205.

2- راجع :

- J. R. Quinlan, Op, Cit, 1986.
- Breiman ,L, Friedman .J, Olshen .R, and Stone, C.(1984), Classification and Regression Trees. Wadsworth International Group.
- Quinlan ,J. R.. C4.5(1993): Programs for Machine Learning. Morgan Kaufmann.

P_i: هو احتمال انتماء أي مشاهدة تدريب في مجموعة التدريب (D) لفئة التصنيف C_i أو الحالة C_i من حالات المتغير التابع لمجموعة التدريب D ويحسب بالقانون $P_i = \frac{|C_{i,D}|}{|D|}$

2- **حساب Entropy(A) الخاص بالخاصيةA:** إذا قمنا بتقسيم البيانات الكلية D إلى مجموعات صغيرة $(D_1,D_2,\ldots\ldots,D_v)$ بناءً على خاصية معينة (A) ، نقوم بحساب Entropy لكل مجموعة جزئية من البيانات الناتجة عن التقسيم وفقاً لحالات تلك الخاصية
$(a_1,a_2,\ldots\ldots,a_v)$ بحيث المجموعة الصغيرة ($D_1 \in a_1$) تنتمي للحالة a_1 من الخاصية(A) وكل حالة من هذه الحالات هي عقدة داخلية ترتبط بالجذر أو العقدة الأصلية (N) من خلال فروع تمثل نتائج تصنيف الخاصية (A) ، ويتم حساب حجم المعلومات المطلوبة لكل خاصية للتأكد من دقة التصنيف أو التقسيم علي أساسها كالتالي:

$$\textbf{Entropy}_{A}\textbf{(D)} = -\sum_{i=1}^{V} \frac{|D_j|}{|D|} \; X \; \textbf{Entropy}\,(\boldsymbol{D_j})$$

Entropy $_A$ (D): يقصد بهذا المقدار حجم المعلومات المطلوبة لتقسيم أو فصل بيانات التدريب الكلية (D) علي أساس الحالات المختلفة للخاصية (A).
$\frac{|D_j|}{|D|}$: هو نسبة مشاهدات التدريب في مجموعة التدريب الجزئية $(\boldsymbol{D_j})$ والمفصولة وفقا للحالة (a_j) في الخاصية (A) إلى إجمالي مشاهدات التدريب
Entropy $(\boldsymbol{D_j})$: حجم المعلومات المطلوب لتصنيف مشاهدات التدريب في المجموعة الجزئية المنفصلة على أساس الحالة (a_j) في الخاصية (A) .

3- حساب Information Gain : يتم حساب **Information Gain** من خلال الفرق بين Entropy الأصلي لمجموعة البيانات الكاملة والـ Entropy المحسوب لكل خاصية بعد تقسيم البيانات بناءً على هذه الخاصية:

$$\textbf{Gain (A)} = \textbf{Entropy (D)} - \textbf{Entropy}_{A}\textbf{ (D)}$$

وكلما كانت قيمة Gain (A) كبيرة أو قيمة التخفيض كبيرة كلما كانت الخاصية A هي أفضل مصنف لبيانات التدريب لتبدأ بعد ذلك الفروع في الظهور لتمثل نتائج الفصل وفقاً لحالات الخاصية A وهي $(a_1,a_2,\ldots\ldots,a_v)$ وتكون كل حالة بمثابة عقدة داخلية وتتكرر هذه العملية حتى تنتهي جميع الخواص ونصل إلى أوراق الشجرة التي تكون بمثابة نتائج عملية تصنيف شجرة القرار .

ثانياً: المصنفات الاحتمالية (مصنفات بييز Bayes Classifier):-
تعتبر مصنفات بييز من أهم الأدوات الإحصائية المستخدمة في التصنيف، حيث تقوم بالتنبؤ باحتمال انتماء مشاهدة معينة في بيانات التدريب إلى فئة معينة من الفئات المتاحة في المتغير التابع. تعتمد هذه المصنفات بشكل أساسي على **نظرية بييز** التي قدمها العالم **Thomas Bayes**، والتي تعد أساساً رياضياً لحساب الاحتمالات الشرطية. في مشاكل التصنيف يكون المطلوب إيجاد احتمال أن مشاهدة التدريب (X) تنتمي للفئة C من حالات أو فئات المتغير التابع لمجموعة التدريب بشرط معرفة الخاصية أو الخواص المحددة التي تصف هذه المشاهدة $X= (x_1, x_2, \ldots\ldots,x_n)$ أو بصيغة أخرى، احتمال الفئة (C) بشرط الحدث (X) ، في نظرية بييز يتم حساب الاحتمال البعدي $P(C \mid X)$ الذي يمثل احتمال أن مشاهدة التدريب (X) تنتمي للفئة (C) بشرط معرفة القيم الخاصة بالخصائص التي تصف هذه المشاهدة. يتم ذلك باستخدام العلاقة الرياضية التالية[1]:

1. Domingos, P. and Pazzani, M.. Beyond independence(July 1996): Conditions for the optimality of the simple Bayesian classifier. In Proc. 1996 Int. Conf. Machine Learning (ML'96), pp. 105–112, Bari, Italy, P105.

$$P((C|X) = \frac{P(X|C)P(C)}{P(X)}$$

- $P(C|X)$ ويعرف هذا الاحتمال (بالاحتمال البعدي Posterior Probability) ، أي احتمال الفئة C بناءً على الخصائص (X) .
- $P(X|C)$ الاحتمال الشرطي لمشاهدة التدريب Xبشرط انتمائه للفئة C.
- P(C) يعرف (بالاحتمال القبلي Prior Probability) الاحتمال القبلي للفئة C، وهو يمثل نسبة وجود الفئة في مجموعة التدريب.
- **P(X)** الاحتمال القبلي لمشاهدة التدريب X بناءً على خصائصه.

شبكات الاعتقاد لبييز[1](Bayesian Belief Networks) :-

هي نموذج تخطيطي احتمالي يستخدم لتصميم العلاقات السببية بين المتغيرات. يتم تمثيل هذه العلاقات عبر مخطط توجيهي غير حلقي(Directed Acyclic Graph - DAG) ، حيث تمثل العقد في المخطط المتغيرات العشوائية، وتمثل الحواف العلاقات السببية أو التبعية الاحتمالية.

مكونات شبكة الاعتقاد لبييز:

- **المخطط التوجيهي غير الحلقي(Directed Acyclic Graph - DAG)** :هذا المخطط يتكون من مجموعة من العقد التي تمثل المتغيرات العشوائية المستقلة (سواء كانت مستمرة أو متقطعة)، والروابط (الأسهم) بين هذه العقد تمثل العلاقات السببية، حيث تمثل كل عقدة متغيراً عشوائياً، ويربط السهم بين العقد لتوضيح العلاقات السببية بينها. العقدة "الأم(Parent) "تؤثر على العقدة "النسل(Descendant) "، أي أن العقدة السابقة تؤثر على العقدة التي تليها. فكل متغير يعتمد بشكل شرطي على متغيرات "الأمهات" المرتبطة به.
- **الجداول الاحتمالية الشرطية (Conditional Probability Distributions- CPT)** : تعتمد الشبكة على حساب التوزيعات الاحتمالية المشروطة لكل متغير. فمثلاً، احتمال حدوث متغير معين يعتمد على حالة المتغيرات السابقة المرتبطة به. و لكل متغير في الشبكة جدول احتمال شرطي يعكس احتمالية المتغير بناءً على العقدة الأم المرتبطة به أو تحدد احتمالية وقوع حدث بناءً على المتغيرات المرتبطة به. فبفرض أن لدينا مشاهدة تدريب $X= (x_1 , x_2 , \ldots,x_n)$ تصفها مجموعة من المتغيرات أو الخواص $(Y_1 ,\ldots\ldots,Y_n)$ على التوالي بحيث كل متغير من هذه المتغيرات مستقل عن أي متغير أخر غير لاحق له في مخطط الشبكة بشرط انحدارهم من نفس الأم ،فإن التوزيعات الاحتمالية الشرطية المشتركة Joint Conditional Probability Distributions لكل المشاهدات الموجودة في الشبكة يمكن حسابها من خلال المعادله التالية: $P(x_1 , x_2 , \ldots,x_n) = \prod_{i=1}^{n} P((X_i|Parent\ (Y_i))$

حيث ، $P(x_1 , x_2 , \ldots,x_n)$: احتمال الحصول على مزيج معين من قيم X الذي تصفه مجموعة من الخواص $(Y_1 ,\ldots\ldots,Y_n)$.

$P((X_i|Parent\ (Y_i))$:هي جميع الاحتمالات الشرطية في جدول الاحتمالات الشرطي CPT والخاص بالمتغير العشوائي X_i حيث :

$$P((X_i|Parent\ (Y_i)) = \frac{P((Parent\ (Y_i)|X_i)\ P(X_i)}{P(Parent\ Y_i)}$$

$((Parent\ (Y_i)|X_i)$: احتمال حدوث الـ Parents بشرط المتغير العشوائي X_i ويحسب بقسمة عدد مشاهدات التدريب في المتغير العشوائي X_i والتي تتبع الـ Parents أو الخاصية Y_i على إجمالي عدد المشاهدات في X_i

1. Cooper, G. and . Herskovits ,E. (1992),"A Bayesian method for the induction of probabilistic networks from data. Machine Learning", 9:309–347, p 310 -312.

$P(X_i)$: احتمال حدوث المتغير العشوائي X_i وهو عدد مشاهدات التدريب في المتغير العشوائي في X_i على عدد مشاهدات التدريب في مجموعة التدريب D ، $P(X_i) = \frac{|X_{i,D}|}{|D|}$

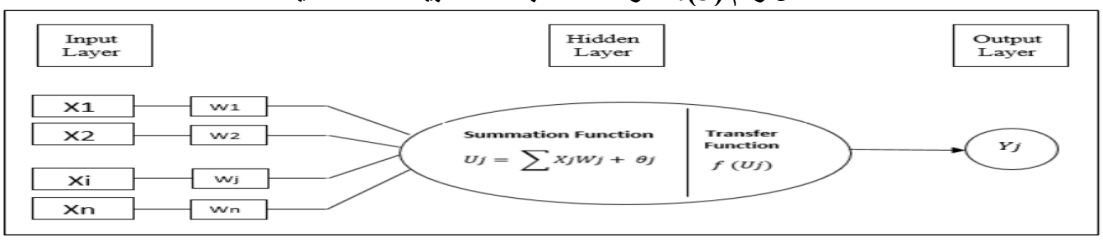
$P(Y_i)$: احتمال الخاصيه Y_i وهي عدد مشاهدات التدريب في مجموعة التدريب D والتي تتبع الخاصيه Y_i على جميع مشاهدات التدريب في D ، $P(Y_i) = \frac{|Y_{i,D}|}{|D|}$

ويمكن اختيار أي عقدة في مخطط شبكة الاعتقاد لتكون هي عقدة المخرجات أو "Output node" والتي تمثل المتغير التابع بفئاته أو حالاته المختلفة وقد تعطي الشبكة عقدة أو أكثر للمخرجات أي متغير تابع أو أكثر وتختلف شبكة الاعتقاد في تصنيفها في أنها لا تعطي فئه التصنيف فقط وإنما احتمال لكل فئه بإستخدام التوزيع الاحتمالي في عمليه التصنيف.

ثالثاً:الشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Networks(ANN):

الشبكات العصبية الاصطناعية (Artificial Neural Networks - ANNs)هي أنظمة حاسوبية مستوحاة من البنية والوظيفة البيولوجية للشبكات العصبية في الدماغ البشري. مثل الدماغ البشري الذي يتكون من مجموعة من الخلايا العصبية (Neurons)، تتكون هذه الشبكات من وحدات إدخال وإخراج متصلة ببعضها البعض عبر روابط ذات أوزان يتم تعديلها خلال مرحلة التعلم. الهدف الأساسي من الشبكات العصبية هو تحسين دقة التنبؤ بالمخرجات (المتغير التابع) عبر تعديل الأوزان أثناء التدريب. والشكل التالي يوضح مكونات الشبكة العصبية[1]:

شكل رقم (3): مكونات الشكبات العصبية الاصطناعية



مكونات الشبكة العصبية الاصطناعية:

من الشكل السابق يتضح لنا أن مكونات الشبكة العصبية تتمثل في[2]:

1. **طبقة المدخلات (وحدات الإدخال) (Input Layer)** :تمثل الطبقة الأولى من الشبكة. تحتوي على عدد من الوحدات (Nodes) التي تمثل السمات أو المتغيرات المستقلة التي تدخل إلى النموذج. تتلقى هذه الوحدات قيم البيانات من مشاهدات التدريب، وتنقل المعلومات إلى الطبقة التالية دون تعديل، ولكن يتم ضرب البيانات في الأوزان المرتبطة بين الوحدات لنقلها إلى الطبقة الخفية. تمثل المتغيرات المستقلة أو الخصائص المميزة للبيانات وعددها (n) $X_i = (x_1, x_2, \ldots..,x_n)$ where i= (1,2,3,…..n)
2. **الطبقة الخفية(Hidden Layer)** :هي الطبقة الثانية التي تأتي بعد طبقة المدخلات(تقع بين وحدات الإدخال والإخراج، وتحتوي على وحدات معالجة تساعد على استخراج الأنماط المعقدة من البيانات) ، يمكن أن تحتوي الشبكة العصبية على أكثر من طبقة خفية واحدة. في هذه الطبقة، يتم تطبيق دالة التفعيل (Activation Function)على الإشارات التي تم نقلها من طبقة الإدخال بعد تعديلها بواسطة الأوزان. الهدف من الطبقة الخفية هو اكتشاف الأنماط والعلاقات المعقدة بين المتغيرات. عادة ما يتم استخدام (دالة تفعيل غير خطية) مثل ReLU أو Sigmoid لجعل النموذج قادراً على التعلم من البيانات غير الخطية.

1. Shavlik , J. W Mooney, R. J.. Towell G. G.(1991), Symbolic and Neural Learning Algorithms: An Experimental Comparison, Machine Learning, 6, 111-143 ,p116.

2. راجع:

-Curram ,S. P and Mingers, J.(1994), Neural networks, decision tree induction and discriminant analysis: An empirical comparison. J. Operational Research Society, 45:440–450, p440-441.

-Jeatrakul ,P. and Wong ,K.W.(2009), Comparing the Performance of Different Neural Networks for Binary Classification Problems, Eighth International Symposium on Natural Language Processing,p112

3. **طبقة المخرجات (وحدات الإخراج) (Output Layer)** :تمثل الطبقة الأخيرة في الشبكة. تحتوي على وحدات تساوي عدد الفئات أو المتغيرات التابعة التي نرغب في التنبؤ بها. يتم هنا حساب مخرجات الشبكة العصبية النهائية التي تمثل النتائج أو المتغيرات التابعة أو التصنيفات التي يسعى النموذج للتنبؤ بها.
4. **الروابط والأوزان:(Connection Links and Weights)** :تمثل قوة الاتصال بين الوحدات المختلفة في الشبكة (تربط وحدات الإدخال مع الطبقات المخفية والطبقات المخفية مع طبقات الإخراج)، وتحدد تأثير كل وحدة إدخال على وحدة الإخراج. كل رابط بين وحدتين يحمل "وزناً(Weight) "، وهو قيمة عددية تحدد قوة التأثير بين الوحدات ، يتم تعديل الأوزان خلال عملية التعلم.
5. **دالة التجميع:(Summation Function)** : تقوم بجمع الإشارات القادمة إلى كل وحدة عصبية، بعد أن تكون قد ضربت كل مدخل من المدخلات في الأوزان الخاصة بها للحصول علي المجموع.
6. **دالة التفعيل أو التنشيط (Activation Function)** :تقوم بمعالجة القيمة الناتجة من دالة التجميع. هذه الوظيفة غالباً ما تكون (غير خطية) وتحدد ما إذا كان النيورون سينشط أم لا.

تدريب الشبكة العصبية:-

بعد بناء مخطط الشبكة العصبية وتهيئة المعاملات يتم تدريب الشبكه كالتالي: كل مشاهدة تدريب (X) في مجموعة التدريب يتم التعامل معها وفقاً للخطوات التالية[1]:

الخطوه الأولى: التغذية الأمامية للمدخل Feedforward Propagation the Input:

كل وحدة في طبقة الإدخال تأخذ قيمتها مباشرة من مشاهدة تدريب (X) في مجموعة التدريب.

إذا كانت وحدات الإدخال (Input I_i) تحتوي على القيم $(x_1, x_2, \ldots, x_n)$ ، فإن قيمة مخرج الوحدة (Output O_i) تكون نفس القيمة المدخلة $(x_1, x_2, \ldots, x_n)$ بدون أي تعديل. هذا يتم عبر المعادلة التالية $I_i = O_i$

حيث: (i) هو عدد مشاهدات التدريب في مجموعة التدريب ، **(n)** عدد الخواص أو المتغيرات المستقلة الموصفة للبيانات في مجموعة التدريب.

الخطوة الثانية: عمل الطبقات الخفية(Hidden Layer Processing) :

يتم نقل المخرجات(Output O_i) من طبقة الإدخال إلى الطبقة الخفية الأولى(L1). في كل وحدة في الطبقة الخفية، يتم حساب **صافي المدخل** (I_j) من خلال تجميع المدخلات المضروبة في الأوزان (W_{ij}) التي تربط طبقة الإدخال بالوحدة الخفية (هو عباره عن مزيج خطي من المدخلات بعد ترجيحها بالأوزان المقابله لها). يتم إضافة **قيمة التحيز** (θ_j) الخاصة بوحدة الإدخال للحصول على صافي المدخل (I_j) كما يلي:

$$I_j = \sum_{i=1}^{n} W_{ij} O_i + \theta_j$$

حيث:

W_{ij} :هو وزن الرابط الذي يصل الوحدة (i) في الطبقة السابقة بالوحدة (j) في الطبقة الحالية.

O_i :هو مخرج الوحدة (i) في الطبقة السابقة.

θ_j :هو قيمه التحيز الخاصة بالوحدة (j) .

بعد حساب صافي المدخل، يتم تطبيق دالة التنشيط أوالتحويل عليه (Sigmoid Function or Logistic Function) – وهي عادةً دالة غير خطية قابلة للتفاضل تسمح لخوارزم الانتشار الخلفي بنمذجة مشاكل التصنيف التي لا يمكن حلها خطياً- للحصول على المخرج (Oj) الوحدة الخفية كما يلي:

$$f(I_j) = O_j = \frac{1}{1 - e^{-I_j}}$$

يتم تكرار هذه العملية بجميع الطبقات الخفية وصولاً إلى الطبقة الأخيرة (L_n) وهي طبقة المخرجات، ليصبح في النهاية مخرج هذه الطبقة هو ناتج عملية التنبؤ أو التصنيف للشبكة العصبية.

الخطوة الثالثة :الانتشار العكسي للخطأ (Backpropagation) :

- بعد الحصول على المخرج النهائي من الشبكة العصبية، يتم حساب الخطأ من خلال مقارنة القيم المتوقعة بالقيم الفعلية . الهدف من الانتشار العكسي هو تحسين الأوزان وتقليل هذا الخطأ. بالنسبة للوحدات في طبقة المخرجات، يتم حساب الخطأ في الوحدة (j) باستخدام المعادلة:

1. راجع:

-S. P. Curram and J. Mingers,Op.Cit.p441.

- J. W. Shavlik, R. J. Mooney, G. G. Towell, Op.Cit,p116.

$$Err_j = Oj\ (1- Oj)(T_j - Oj)$$

حيث Tjهو التصنيف الفعلي، و Ojهو المخرج النهائي للشبكة أو ناتج عملية التنبؤ أو التصنيف.

- بالنسبة للوحدات في الطبقات الخفية، يتم حساب الخطأ بشكل مشابه ولكن مع إضافة تأثير الطبقات العليا:

$$Err_i = Oj\ (1- Oj)\ \sum_k Err_k\ W_{ik}$$

حيث ،Err_j : هوخطأ الوحدة (j) في الطبقة الخفية.

Err_k : هو خطأ الوحدة (k) في الطبقة الأعلى للطبقة التي تحتوي على الوحدة (j).

W_{ik} : وزن الرابط الذي يصل بين الوحدتين (k) و (j).

- تحسين الأوزان(Weight Update) : بعد إحتساب أخطاء الوحدات في طبقة المخرجات والطبقات الخفية يتم بعد ذلك تحسين الأوزان وقيم التحيز بإستخدام قيم هذه الأخطاء وذلك لتقليل خطأ التنبؤ بين القيمة الفعلية والقيمة المستهدفة حيث يتم تحسين قيمة الأوزان كالتالي:

$$(new)\ W_{ij} = W_{ij} + \Delta W_{ij}$$

$$Err_j\ Oi\ \Delta W_{ij} = (l)$$

حيث، W_{ij} (new) : هو الوزن الجديد بعد التحسين وذلك بعد إضافة مقدار التغير عليه.

ΔW_{ij} : هو مقدار التغير أو التحسين الذي سيحدث في الوزن.

(l) : هو معدل التعلم Learning rate الذي يتحكم بسرعة التعديل وهي قيمة ثابتة تتراوح قيمتها من (0-1) ويتحدد بالقاعدة $\frac{1}{t}$ حيث (t) هوعدد مرات التكرار Iterations على بيانات التدريب

Err_j : هو خطأ الوحدة (j) في الطبقة الأعلى.

Oi هو مخرج الوحدة (i) في الطبقه الأدنى.

أيضاً يتم تعديل وزن ثابت التحيز كالتالي: $\theta_j = \theta_j + \Delta\theta_j$

$\Delta\theta_j = (l)\ Errj$

رابعاً: خوارزمية متّجه دعم الآلة (Support Vector Machine - SVM) :

هو أسلوب يجمع بين النظرية الإحصائية والتعليم الموجه والذي طوِر من قبل الباحث **Vladimir Vapnik** عام 1995. وهي خوارزمية قوية في **التعلم الإلى** تستخدم بشكل شائع في مهام **التصنيف** وأحياناً **الانحدار** .تعتمد فكرتها الأساسية على إيجاد **المستوى الفائق (Hyperplane)** المثالي الذي يفصل بين فئات البيانات المختلفة في الفضاء ذو الأبعاد العالية، مما يجعلها قادرة على التعامل مع البيانات المعقدة جداً.[1]

فكرة عملها الأساسية:

- تسعى**SVM** لإيجاد **أقصى حد من التباعد** أو المسافة بين البيانات من الفئات التصنيفية المختلفة. حيث يتم تحديد هذا من خلال مستوى فاصل بين المجموعتين (أ و ب) علي سبيل المثال، بحيث يكون هناك أكبر مسافة ممكنة بين أقرب نقاط من كل مجموعة إلى هذا المستوى، مما يساهم في جعل النموذج أكثر قدرة على **التعميم** عند مواجهة بيانات جديدة.
- **النقاط التي تكون قريبة من المستوى الفاصل** تسمى بـ **متجهات الدعم (Support Vectors)**، وهي التي تؤثر على تحديد مكان المستوى الفائق. الفكرة هي اختيار مستوى يعمل بأفضل طريقة حتى يتم فصل البيانات بأقل نسبة خطأ.

متجه دعم الآلة غير الخطي Non Linear SVM :

مصنف متجه دعم الآلة غير الخطي (Non-Linear SVM) يُستخدم عندما تكون البيانات غير قابلة للفصل بشكل خطي، مما يعني أن المستوي الفائق (hyperplane) لن يكون قادراً على فصل البيانات في فضائها الأصلي. تعتمد فكرة Non-Linear SVM على تحويل البيانات إلى **فضاء ذو أبعاد أعلى** عبر استخدام تحويل غير خطي .(Nonlinear Mapping) بعد هذا التحويل، يصبح الفصل بين الفئات ممكناً بإستخدام مستوى فائق كما في مصنفات SVM الخطية. علي مرحلتين هما[1]: **المرحلة الأولي** هي تحويل مجموعة البيانات التي لدينا من فضائها الحالي إلى فضاء أعلى باستخدام التخطيط الغير خطي Nonlinear mapping حتي يمكن فصل البيانات وتمييزها.

1. Scholkopf, B., Bartlett, P. Smola ,L. A., and Williamson ,R.. Shrinking the tube(1999): A new ¨ support vector regression algorithm. ,Advances in Neural Information Processing Systems 11, pp. 330–336. Cambridge, MA: MIT Press,p330.

المرحلة الثانية هي البحث عن المستوى الفائق المناسب الذي يحقق أقصى هامش ممكن MMH ويمكنه فصل البيانات خطياً في فضاءها الجديد بحيث ننتهي بمشكلة أمثلية تربيعية يمكن حلها بالنموذج الخطي لمتجهات الدعم Linear SVMs formulation ، بحيث يكون هذا المستوى الفائق مقابلاً للسطح الفائق الذي يفصل البيانات لاخطياً في فضاءها الأصلي. فبفرض أن لدينا مشاهدة تدريب 3-D ثلاثي الأبعاد $X= (x_1, x_2,\ldots\ldots,x_n)$ ممثل في فضاء 6-D سداسي الأبعاد باستخدام التخطيط:

$$Z= \{\Phi_1(x)=x_1, \Phi_2(x)=x_2, \Phi_3(x)=x_3, \Phi_4(x)=x_1^2, \Phi_5(x)=x_1 x_2, \}3x_1(x)=x_6\Phi$$

ليصبح المستوي الفائق $d(Z)= W.Z+ b$ وهو مستوي خطي ، حيث (W,Z) هي متجهات ويمكن حله في صورة مشكلة أمثلية تربيعية لإيجاد (b, w) وبالتعويض عنهم نحصل علي المستوي الفائق اللاخطي في كثيرة الحدود من الدرجة الثانية في فضاء البيانات الأصلي 3-D كما يلي:

$$d(Z)= w_1x_1+ w_2x_2+ w_3x_3+ w_4x_1^2+ w_5x_1x_2 + w_6x_1x_3 +b = w_1z_1+ w_2z_2+ w_3z_3+ w_4z_4+ w_5z_5 + w_6z_6 +b$$

ولكن تظهر المشكلة في حالة استخدام المصنف $d(X^T) = \sum_{i=1}^{n} y_i \propto_i X_i X^T + b_0$ في تصنيف مشاهدة الإختبار X^T بسبب تعقد العمليات الحسابية لذلك يتم إستخدام طريقة النواة Kernal method كالتالي[1]:

$$K(X_i, X_j) = \Phi(X_i).\Phi(X_j)$$

ليأخذ المصنف الصورة التالية:

$$f(x) = (\sum_{i=1}^{n} y_i \propto_i K(X_i, X_j) + b_0)$$

وهناك أكثر من دالة من دوال النواة يعطي كل منها مصنف غير خطي مختلف للبيانات في فضاءها الأصلي، وهم[2]:

Polynomial Kernal of degree h: $K(X_i, X_j) = (X_i.X_j + 1)^h$

Gaussian radial basis function Kernal: $K(X_i, X_j) = e^{-\|X_i - X_j\|^2 / 2\sigma^2}$

Sigmoid Kernal: $K(X_i, X_j) = tanh(kX_i.X_j - \delta)$

خامساً: مصنفات الجار الأقرب K- Nearest Neighbor Classifiers :

خوارزمية الجار الأقرب (K-Nearest Neighbor) هي نموذج تصنيف بسيط وفعّال يُستخدم في التعلم الآلي تحت إشراف (supervised learning) لأداء مهام التصنيف والتنبؤ. ظهرت الفكرة الأساسية لهذه الخوارزمية في خمسينيات القرن الماضي، وازدادت شهرتها في الستينات عندما تطورت القدرات الحاسوبية. تعتمد هذه الخوارزمية على "التعلم بالقياس"، حيث يقوم النموذج بمقارنة عينة الاختبار مع عينات مجموعة التدريب المخزنة لديه والتي تشبهها[3].

تتمثل فكرة خوارزمية KNN في تمثيل كل مشاهدة تدريب موصفة بمجموعة من الخصائص (المتغيرات المستقلة) في فضاء متعدد الأبعاد، حيث يتم تخزين مشاهدات التدريب كإحداثيات في هذا الفضاء. عندما نريد تصنيف أو التنبؤ بعينة جديدة، يقوم النموذج بالبحث عن أقرب K نقاط (الجيران) حول هذه العينة في فضاء التدريب. يتم استخدام تصنيفات هذه النقاط القريبة لتحديد تصنيف العينة الجديدة بناءً على الأغلبية أو النمط السائد بين الجيران الأقرب [4].

1. J. Han, M.Kamber, J. Pei,Op.Cit,p413- 414.
2. Vapnik ,V. N .Op.Cit.p141,1995.
3. Osuna, E., Freund, R, and Girosi, F., Op.Cit,. 1997,p 278
4. Cover ,T. and Hart,P.(1967), Nearest neighbor pattern classification. IEEE Trans. Information Theory, 13:21–27, p 21.

في خوارزمية الجار الأقرب(KNN) ، يُستخدم مفهوم "القرب" لتحديد التشابه بين نقطة (مشاهدة) الاختبار والنقاط (المشاهدات) المخزّنة. يتم قياس هذا القرب بإستخدام المسافة الإقليدية Euclidean Space ، وهي من أبسط وأشهر طرق قياس المسافات في فضاءات المتغيرات المتعددة [1].

لحساب المسافة الإقليدية بين نقطتين (مشاهدتين تدريب) في فضاء(n) الأبعاد، بخصائص (متغيرات مستقلة) $X_1=(x_1,x_2,\ldots\ldots,x_n)$ و$X_2=(x_1,x_2,\ldots\ldots,x_n)$ نستخدم الصيغة التالية[2] :

$$\text{dist}(X_1, X_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(X_{1i} - X_{2i})^2}$$

حيث: X_{1i} و X_{2i} يمثلان قيمة الخاصية i في النقطتين X_1 و X_2 على التوالي.

يُحسب الفرق بين كل زوج من القيم، ويُربع هذا الفرق، ثم تجمع المربعات، ويُؤخذ الجذر التربيعي لمجموعهم.

كلما كانت المسافة بين مشاهدتين أصغر، زادت احتمالية انتماء مشاهدة الاختبار إلى نفس الفئة التي ينتمي إليها أقرب جيرانها.

سادساً: الانحدار اللوجستي المتعدد Multinomial logistic regression:

تُعتبر نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد من النماذج غير الخطية والتي تمتاز بالمرونة العالية عن النماذج الخطية ، هو أحد نماذج الانحدار اللوجيستي التي تستخدم للتنبؤ بإحتمال إنتماء مشاهدة ما لفئة معينة، حيث يهتم هذا النموذج بدراسة وتحليل أثر عدة متغيرات مستقلة (لايشترط نوعها) والتي يمكن أن تكون(نسبية أو فئوية، إسمية، ترتيبية) على متغير تابع (نوعي) مكون من أكثر من مجموعة متنافية أي في حالة أن يكون المتغير التابع يتكون من أكثر من فئتين تصنيفيتين أو اسميتين. يتم استخدامه ويتميز الانحدار اللوجيستي بعدة خصائص أهمها[3]:-

1- يتعامل نموذج الانحدار اللوجيستي مع المتغير التابع والذى يتميز بالطبيعة الوصفية.
2- يتعامل نموذج الانحدار اللوجيستي مع جميع مقاييس المتغيرات المستقلة (الإسمية، الترتيبية ، الفترة ، الكمية)
3- يكون نموذج نموذج الانحدار اللوجيستي الترتيبى مناسب عندما تكون مخرجات النموذج فى صورة متغير متعدد الأوجه (أكثر من وجهين).

الإفتراضات الأساسية لإستخدام الانحدار اللوجيستي :-

يرتكز الانحدار اللوجستي على مجموعة افتراضات تعتبر شروطاً أساسية وجب توافرها قبل التطبيق ليكون النموذج فعالاً ودقيقاً وتضمن صحة النموذج وتفسيراته، أهمها:

1. **أن يكون المتغير التابع وصفي** : متغيراً اسمياً ثنائياً بالنسبة لتصنيف الانحدار اللوجستي ثنائي الاستجابة، و يكون فئوى متعدد بالنسبة للانحدار اللوجستي المتعدد، وترتيبي بالنسبة للانحدار اللوجستي الترتيبي.
2. **الإستقلالية:** استقلال المشاهدات أو البيانات عن بعضها البعض، وأن تكون المجموعات منفصلة وقابلة للتحديد.
3. **القيم المتطرفة:** يشترط عدم وجود قيم شاذة في المتغيرات المستقلة لتأثيرها علي دقة النموذج.
4. **عدم وجود علاقات متعددة الاتجاهات بين المتغيرات المستقلة (Multicollinearity):** يفضل عدم وجود ارتباط بين المتغيرات المستقلة وبعضها البعض بشكل كبير وذلك لصعوبة تفسير النتائج وصعوبة تحديد المساهمة النسبية لكل متغير على حده.
5. **تجانس التباين (مصفوفات التباين – التغاير المشترك):** لا يشترط أن تكون تباينات وتغايرات المتغيرات المستقلة في المجتمع متجانسة ومتساوية بين جميع فئات التصنيف أو المتغير التابع.
6. **التوزيع الطبيعي أو الإعتدالي للمتغيرات المستقلة:** لا يشترط أن تكون المتغيرات المستقلة الكمية لها توزيع طبيعي، لهذا يفضل أن تكون العينات الخاصة بالدراسة بحجم كبير للحصول على نتائج أكثر مصداقية ، كذلك لا يشترط التوزيع الطبيعي للبواقي (الأخطاء).

يعتمد على تقدير أقصى احتمال(Maximum Likelihood Estimation) لتقدير العلاقة الاحتمالية بين الفئات. ويمكن توضيحه من خلال المعادلة التالية[4]:

$$\hat{P} = \frac{\exp(a+b1x1+b2x2+b3x3+\cdots)}{1+\exp(a+b1x1+b2x2+b3x3+\cdots)}$$

1. Witten, I.H., Mark ,E. F. Hall ,A. ,C. Pa,J.l (2017), Data Mining Practical Machine Learning Tools and Techniques Fourth Edition, Morgan Kaufmann,p136.
2. Witten, I.H., Mark ,E. F. Hall ,A. ,C. Pa,J.,Op.Cit,p135-136.
3. https://www.statisticssolutions.com/free-resources/directory-of-statistical-analyses/assumptions-of-logistic-regression/
4. https://sphweb.bumc.bu.edu/otlt/mph-modules/bs/bs704_multivariable/bs704_multivariable8.html

$\widehat{P}$: احتمال انتماء مشاهدة معينة لفئة معينة.
exp :الأساس اللوغاريتمي وتقدر بقيمة (2.7183)
a: الحد الثابت.
b: معاملات المتغيرات المستقلة.

نتائج التطبيق العملي للنموذج التصنيفي الوصفي المقترح للأداء المالي لشركات التأمين:-

التحليل الوصفي للبيانات:-

وذلك بغرض إعطاء صورة كاملة وصفية عن الخصائص الإحصائية لمتغيرات الدراسة، من خلال (المتوسط الحسابيMean - التباين Variance – الانحراف المعياري Std. Deviation - أعلي قيمة Maximum - أقل قيمةMinimum - الإلتواء Skewness - التفرطح Kurtosis – الربيعيات Quartiles). والجدول التالي أهم الاحصاءات الوصفية لمتغيرات الدراسة الكمية

جدول (13): الاحصاءات الوصفية لمتغيرات الدراسة الكمية بعد معالجة القيم المتطرفة

Q3	Q1	Maximum	Minimum	Kurtosis	Skewness	Variance	Std. Deviation	Mean	
الربيع الثالث	الربيع الأول	أعلي قيمة	أقل قيمة	التفرطح	الإلتواء	التباين	الانحراف المعياري	المتوسط	
10.5660	4.6750	14.82	0.00	-.951	-.257	12.102	3.47882	7.6787	x1
24.5345	6.3925	48.65	-16.78	-.075	-.091	129.807	11.39328	16.3242	x2
28.0883	9.5043	49.88	-13.87	.184	.046	159.669	12.63604	18.1414	x3
89.3250	76.3500	99.50	59.30	-.020	-.375	71.525	8.45724	83.0086	x4
146.0328	47.4905	276.22	5.32	-.022	.596	3071.700	55.42292	91.2259	x5
36.5388	5.5910	79.81	-35.77	.302	.132	478.277	21.86954	19.4203	x6
162.2925	85.4655	261.02	46.45	-.347	.804	2927.061	54.10232	126.9173	x7
341.4790	175.5235	507.27	101.09	-.577	.543	9106.287	95.42687	260.6435	x8
145.1590	72.3555	249.25	2.49	.533	.645	2581.797	50.81139	110.7603	x9
39.5795	24.7835	58.39	3.22	-.028	-.477	136.640	11.68931	31.6832	x10
50.9880	14.6955	92.26	.90	-.338	.560	460.899	21.46855	34.2885	x11
8.8465	2.9490	14.99	.33	-.424	.587	14.015	3.74361	5.9092	x12
76.2075	56.5025	93.66	29.85	-.122	-.585	192.596	13.87791	66.3590	x13
6.1953	0.0000	10.69	0.00	-.480	1.004	9.815	3.13283	2.2763	x14
2.6185	.4995	4.99	.02	-.112	.701	1.450	1.20404	1.5718	x15
67.0390	46.8850	88.92	20.01	-.367	-.489	226.793	15.05964	56.9416	x16
71.4500	38.7000	93.60	17.40	-.993	.088	342.710	18.51243	55.0867	x17
67.0390	46.8850	88.92	20.01	-.367	-.489	226.793	15.05964	56.9416	x18
71.4500	38.7000	93.60	17.40	-.993	.088	342.710	18.51243	55.0867	x19

المصدر: من إ نتائج التحليل الإحصائى باستخدام برنامج الـSPSS

اختبار مشكلة الازدواج الخطي Multicollinearity:-

يقصد بالازدواج الخطى وجود علاقة ارتباط بين متغير أو أكثر من المتغيرات التفسيرية ويعد من أهد المشاكل التي يترتب عليها عدم بناء نماذج تنبؤية دقيقة يمكن الاعتماد عليها. حيث يتم اجراء انحدار خطي بين المتغيرات بعد اعتبار المتغير التابع متغير مستمر ثم يتم النظر إلى قيمة (VIF , Tolerance) إذا كانت قيمة (VIF> 10) إذاً هناك مشكلة ازدواج خطى حقيقية[1]، وإذا كانت قيمة الـ Tolerance < 0.1 إذاً هناك مشكلة حقيقية، والجدول التالي يوضح نتيجة الاختبار:

جدول(14):نتائج قيم الـ VIF لاختبار مشكلة الازدواج الخطي بعد معالجة القيم المتطرفة

المتغيرات	VIF	Tolerance	Sig.
X1	2.964	0.337	0.363
X2	2.272	0.44	0.088
X3	1.372	0.729	0.974
X4	2.349	0.426	0.526
X5	5.723	0.175	0.418
X6	1.65	0.606	0.313
X7	5.868	0.17	0.53
X8	8.836	0.113	0.757
X9	1.614	0.62	0.07
X10	6.112	0.164	0.685
X11	3.465	0.289	0.022
X12	1.695	0.59	0
X13	5.241	0.191	0.84
X14	1.441	0.694	0.006
X15	1.537	0.651	0.319
X16	2.8	0.357	0.851
X17	2.866	0.349	0.021
X18	2.964	0.337	0.363
X19	2.272	0.44	0.088

-المصدر: من نتائج التحليل الإحصائى باستخدام برنامج الـSPSS

تطبيق نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد:-

تم إدخال جميع البيانات إلى برنامج التحليل الإحصائى الـSPSS لتحليلها باستخدام تحليل الانحدار اللوجيستي المتعدد باعتماد طريقة الإدخال المباشر Independent Together وذلك لأهمية جميع المؤشرات كما أوضح ذوى الخبرة والاختصاص (طبقاً لنتائج تحليل الاستقصاء) وعدم رغبة الباحثة في حذف أي مؤشر منهم، مع التحديد المسبق لفئات درجات التصنيف المختلفة وعند مستوى معنوية 0.05% ، وقد تم التوصل للنتائج التالية:

جدول(15): ملخص المشاهدات أو المفردات الداخلة في نموذج تحليل الانحدار المتعدد

البيان		العدد	النسبة
Y	A	24	22.9%
	B	44	41.9%
	C	37	35.2%
الحالات الصالحة		105	100%
مفقود		0	0
الإجمالي		105	100%

-المصدر: من نتائج التحليل الإحصائى باستخدام برنامج الـSPSS

1. https://bookdown.org/chua/ber642_advanced_regression/multinomial-logistic-regression.html hypothesis -test- of-coefficients

أولاً: جودة توفيق النموذج :

يقوم اختبار جودة توفيق نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد على الفروض التالية :

H_0: نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد المقترح ملائم ومناسب للبيانات

H_1: نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد المقترح غير ملائم ومناسب للبيانات. ويمكن توضيح ذلك من خلال الجدول التالي:

جدول (16):نتائج اختبار Goodness-of-Fit لجودة توفيق النموذج

	Chi-Square	df	Sig.
Pearson	124.532	174	.998
Deviance	**96.681**	**174**	**1.000**

-المصدر: من نتائج التحليل الإحصائى باستخدام برنامج الـSPSS

يتضح من الجدول السابق أن الانحدار اللوجيستي المتعدد مناسب وملائم للبيانات ، حيث أن نتيجة الاختبار غير معنوية وذلك لأن قيمة (P-Value > 0.05) وهو ما يعني قبول الفرض العدمى الذي ينص علي أن نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد المقترح ملائم ومناسب للبيانات.

ثانياً: اختبار المعنوية الكلية لمعاملات النموذج :

للمقارنة بين نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد الذى يتضمن المتغيرات المستقلة ونموذج الأساس (Base Line) والذى يتضمن الحد الثابت فقط ويعني أن المتغيرات المستقلة ليس لها أي تأثير علي المتغير التابع، تم استخدام اختبار (χ^2) وذلك وفقاً للفروض التالية:

H_0: نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد الذى يتضمن المتغيرات المستقلة ليس أفضل في التنبؤ من نموذج الأساس الذى يتضمن الحد الثابت فقط.

H_1: نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد الذى يتضمن المتغيرات المستقلة أفضل في التنبؤ من نموذج الأساس الذى يتضمن الحد الثابت فقط. ويمكن توضيح ذلك من خلال الجدول التالى:

جدول(17):نتائج اختبار المعنوية الكلية لمعاملات النموذج المقترح

Model	-2 Log Likelihood	Chi-Square	df	Sig.
Intercept Only	**224.568**			
Final	**103.910**	**120.659**	**34**	**.000**

-المصدر: من نتائج التحليل الإحصائى باستخدام برنامج الـSPSS

يتضح من الجدول السابق أن قيمة (P-Value < 0.05) مما يعنى عدم قبول الفرض العدمى وقبول البديل الذي ينص علي أن نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد الذى يتضمن المتغيرات المستقلة أفضل في التنبؤ من نموذج الأساس الذى يتضمن الحد الثابت فقط.

ثالثاً: القدرة التفسيرية للنموذج :

يمكن الحكم على القدرة التفسيرية لنموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد من قياسات Pseudo R- Square والموضحة في الجدول التالى:

جدول(18) :نتائج اختبار القدرة التفسيرية للنموذج المقترح

Pseudo R-Square	
Cox and Snell	**.683**
Nagelkerke	**.774**
McFadden	**.537**

-المصدر: من إعداد الباحثة بالاعتماد علي نتائج التحليل الإحصائى

حيث أن قيمة Cox and Snell، Nagelkerke ، McFadden تقدر بـ 0.683 ، 0.774، 0.537 علي التوالي وهى قيم جيدة جداً، ووفقاً لقيمة Nagelkerke التى تساوى 0.774 وهو ما يعني أن المتغيرات المستقلة تُفسر77.4% من التغيرات التى تحدث في المتغير التابع ، وباقي النسبة تعود للعوامل الأخرى.

رابعاً: كفاءة تصنيف النموذج :

يوضح جدول التصنييف التالي نسبة المشاهدات التى تم تصنييفها تصنيفاً صحيحاً طبقاً للفئات المختلفة للمتغير التابع ، باستخدام نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد ومقارنتها مع التصنييف الفعلي المشاهد، كما يلي:

جدول(19):مصفوفة تصنيف المشاهدات باستخدام نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد

	التصنيف	Predicted Group Membership			نسبة التصنيف الصحيحة
		A	B	C	
العدد	A	18	4	2	75.0%
	B	3	35	6	79.5%
	C	2	6	29	78.4%
النسبة الكلية%		21.9%	42.9%	35.2%	78.1%

- نجح النموذج في تصنيف 78.1% من المشاهدات بشكل صحيح.
- المصدر: من نتائج التحليل الإحصائى باستخدام برنامج الـSPSS

من نتائج الجدول السابق وبمقارنة التصنيف الذي حصلنا عليه باستخدام نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد مع التصنيف الأصلي ، نلاحظ أنه من أصل 105 مشاهدة أصاب النموذج في إعادة التصنيف بشكل صحيح لـ85 مشاهدة بنسبة 78.1% وهى نسبة جيدة جداً.

- بالنسبة للمجموعة الأولى نجح النموذج في تصنيف 18 مشاهدة من أصل 24 بنسبة 75%
- بالنسبة للمجموعة الثانية أصاب النموذج في تصنيف 35 مشاهدة من أصل 44 بنسبة 79.5 %
- أما المجموعة الثالثة فقد أصاب النموذج في تصنيف 29 مشاهدة من أصل 37 بنسبة 78.4 %

خامساً: اختبار معنوية معاملات نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد :

يتم استخدام اختبار Wald لاختبار معنوية كل متغير مستقل علي حده داخل نموذج الانحدار، فيما يلي القيم المقدرة لمعالم نموذج الانحدار اللوجيستى المتعدد داخل النموذج[1] ، ونسبة الأرجحية Odds Ratio (OR) وهي احتمال انتماء مشاهدة معينة لفئة ما من فئات التصنيف فضلاً عن غيرها من الفئات ويأخذ الاحتمال قيمة من (0 إلى ∞) وذلك بعد أخذ الدالة الأسية (exp (e)) للوغاريتم أو لدالة اللوجيت بحيث أى زيادة بمقدار وحدة واحدة في المتغير المستقل تؤدى إلى زيادة احتمالية إنتماء المشاهدة إلى الفئة التصنيفية بمقدار المقدر أو معلمة الإنحدار($\exp(\beta)$)[2] ، والجدول التالي يوضح ذلك:

جدول(20):القيم المقدرة لمعالم نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد

Exp (β)	P-Value	Wald	Std. Error	β	Y
Y = B					
	.870	.027	14.230	2.325	Intercept
.275	.002	9.493	.419	-1.291	X1
.889	.091	2.856	.070	-.118	X2
1.169	.021	5.299	.068	.156	X3
1.182	.092	2.843	.099	.167	X4
1.013	.675	.176	.030	.013	X5
1.013	.617	.251	.026	.013	X6
1.003	.901	.016	.026	.003	X7
.971	.128	2.319	.020	-.030	X8
1.008	.655	.199	.017	.008	X9
1.182	.220	1.504	.136	.167	X10
1.153	.015	5.935	.058	.142	X11
1.639	.094	2.809	.295	.494	X12
.914	.442	.591	.117	-.090	X13
.744	.148	2.095	.204	-.296	X14
1.555	.438	.600	.570	.441	X15
1.123	.058	3.585	.061	.116	X16
.800	.016	5.789	.093	-.224	X17
.	.	.	.	0[b]	X18
.	.	.	.	0[b]	X19

1- https://online.stat.psu.edu/stat462/node/207/.
2- Chapter 11 Multinomial Logistic Regression | Companion to BER 642: Advanced Regression Methods (bookdown.org).

Exp (β)	P-Value	Wald	Std. Error	β	Y
Y = C					
	.357	.848	14.947	13.762	Intercept
.446	.064	3.426	.437	-.808	X1
.821	.016	5.823	.082	-.197	X2
1.090	.212	1.558	.069	.086	X3
1.178	.113	2.516	.103	.164	X4
1.003	.935	.007	.031	.003	X5
1.039	.178	1.818	.028	.038	X6
1.000	.988	.000	.027	.000	X7
.979	.283	1.152	.020	-.021	X8
.974	.161	1.965	.019	-.026	X9
1.125	.429	.625	.149	.118	X10
1.197	.003	9.044	.060	.180	X11
2.121	.014	6.014	.307	.752	X12
.858	.205	1.605	.121	-.153	X13
.492	.006	7.535	.259	-.710	X14
.965	.958	.003	.673	-.035	X15
1.007	.914	.012	.063	.007	X16
.808	.022	5.252	.093	-.214	X17
.	.	.	.	0[b]	X18
.	.	.	.	0[b]	X19

a. The reference category is: A.
b. This parameter is set to zero because it is redundant.

-المصدر: من نتائج التحليل الإحصائى باستخدام برنامج الـSPSS

من الجدول السابق يتضح أن المتغيرات المستقلة التي تكون قيمة مستوى الدلالة فيها **P-Value** أقل من مستوى المعنوية (0.05) ، تكون معنوية في دالة التصنيف بين المجموعات وجاء ذلك للمتغيرات (X1 = معدل العائد علي الاستثمار) و(X3 = معدل العائد علي حقوق المساهمين) و(X11 = متوسط الفائض التأميني إلى صافي الدخل من الاستثمارات) و(X17 = الاستثمارات المالية إلى إجمالي الأصول) وذلك في دالة التصنيف الخاصة بالفئة (B). أما في دالة التصنيف الخاصة في الفئة (C) فكانت المتغيرات (X2 = معدل العائد علي حقوق الملكية) و(X11 = متوسط الفائض التأميني إلى صافي الدخل من الاستثمارات) و (X12 = نسبة المخصصات الفنية إلى الأصول السائلة) و(X14 = المدينون والأرصدة المدينة الأخرى إلى إجمالي الأصول) وأخيراً (X17 = الاستثمارات المالية إلى إجمالي الأصول) أما باقي المؤشرات فكانت غير مؤثرة في عملية التصنيف.

وبالتالي تصبح الدوال التصنيفية كالتالي:

Y_B = 10.22668 + 0.275X1 + 0.889X2 + 1.169 X3+ 1.182 X4 + 1.013 X5 + 1.013 X7 + 1.003 X9 + 0.971 X10 + 1.008 X11 + 1.182X12 + 1.153 X13 +1.639 X14 +0.914X15 +0.744 X16 + 1.555 X17 + 1.123 X18 + 0.8 X19

Y_C = 947895.9 + 0.446X1+ 0.821X2 + 1.09X3 + 1.178X4 + 1.003X5 + 1.039X7 + X9 + 0.979 X10 + 0.974 X11 + 1.125X12 + 1.197X13 + 2.121X14 + 0.858X15 + 0.492 X16 + 0.965X17 + 1.007X18 + 0.808 X19

1- نتائج أداء خوارزمية الشبكات العصبية ANN:-

تحديد هيكل الشبكة:

يتكون هيكل الشبكة من ثلاث طبقات: **الطبقة الأولى طبقة المدخلات** وتحتوي علي 19 وحدة إدخال تمثل المتغيرات المستقلة الداخلة في النموذج، **الطبقة الثانية الطبقة الخفية** وهي طبقة واحدة تحتوي علي 3 نيورونات يتم فيها تجميع المدخلات بعد ضربها في الأوزان ثم تفعيل دالة التنشيط وهنا تم استخدام دالة الـSigmoid ، **الطبقة الثالثة طبقة المخرجات** وتتكون من 3 وحدات إخراج تمثل تصنيف المتغير التابع بعد تجميع القيم الخارجة من الطبقة الخفية وضربها في الأوزان الجديدة وتفعيل دالة التنشيط وهي دالة الـHyperbolic. توضح الجداول التالية نتائج مخرجات خوارزمية الشبكة العصبية ANN علي النحو التالي:

ملخص تشغيل الخوارزمية لبيانات الدراسة

البيـــــان		العدد	النسبة
عينة الدراسة	بيانات التدريب	79	75.2%
	بيانات الاختبار	26	24.8%
الحالات الصالحة		105	100.0%
حالات مستبعدة		0	
الإجمالي		105	100.0%

بيانات تفصيلية حول هيكل الشبكة المدربة

طبقة المدخلات Input Layer	المتغيرات المستقلة الداخلة (19 متغير)	X1,X2,X3,X4,X5,X6,X7,X8,X9,X10,X11, X12,X13,X14,X15,X16,X17,X18,X19
	عدد وحدات الادخال	3
	Rescaling Method for Covariates	Standardized
الطبقات الخفية Hidden Layer	عدد الطبقات الخفية	1
	عدد الوحدات في الطبقات الخفية	3
	دالة التفعيل	Sigmoid Function
طبقة المخرجات Output Layer	المتغير التابع (المراد التنبؤ به وتصنيفه)	Y
	عدد الوحدات الإخراج	3
	دالة التفعيل	Hyperbolic tangent
	Error Function	Sum of Squares

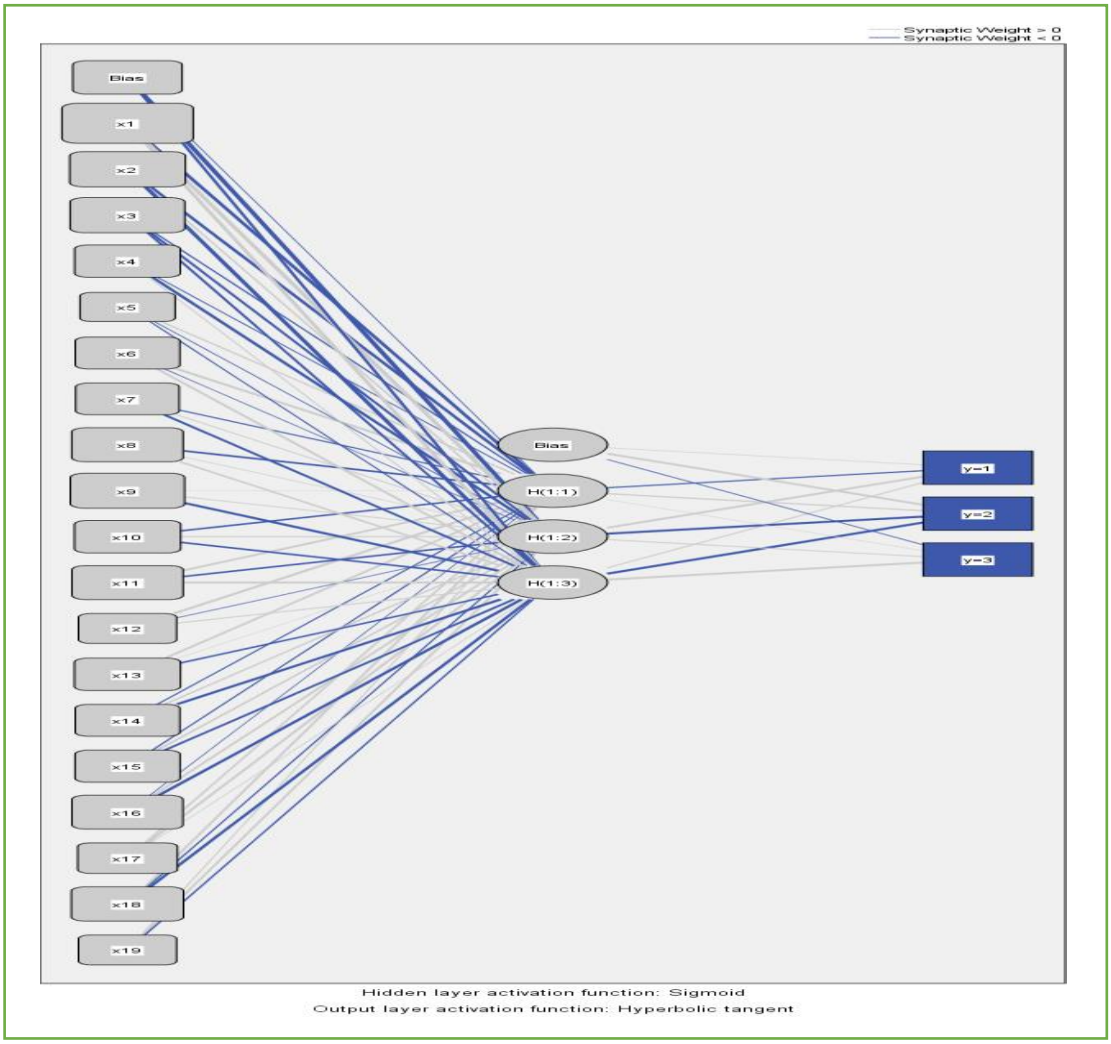
تدرب الشبكة العصبية:-

تم تدريب الشبكة العصبية عدة مرات للوصول إلى أدنى خطأ ممكن في التصنيف. في هذا السياق، يتم استخدام أسلوب التدريب الإشرافي **(Supervised Training)**، حيث تُعرض الشبكة على مجموعة من متجهات التدريب كمدخلات، ويرافقها المتجهات المستهدفة كمخرجات مرغوبة. تمثل المدخلات قيم المتغيرات المستقلة، بينما تشير المخرجات إلى القيم المتوقعة للمتغير التابع.

ملخص نموذج تصنيف الشبكة العصبية

مجموعة التدريب Training set	مجموع مربعات الخطأ Sum of Squares Error	12.503
	نسبة خطأ التصنيف المتوقع Percent Incorrect Predictions	17.7%
مجموعة الاختبار Testing set	مجموع مربعات الخطأ Sum of Squares Error	5.408
	نسبة خطأ التصنيف المتوقع Percent Incorrect Predictions	23.1%

شكل (4):هيكل الشبكة المدربة



معالم النموذج المقدرة (أوزان الشبكة المدربة):-

يوضح الجدول أدناه نتائج تطبيق نموذج الشبكة العصبية متعددة الطبقات **MLP (Multilayer Perceptron)** لتصنيف شركات التأمين استناداً إلى أدائها المالي. تُظهر النتائج القيم التالية:

1. **أوزان الاتصال بين الطبقات:**

أوزان من طبقة المدخلات إلى الطبقة الخفية.

أوزان من الطبقة الخفية إلى طبقة المخرجات.

2. **أوزان التحيز:(Bias Weights)**

أوزان التحيز المرتبطة بـ طبقة المدخلات.

أوزان التحيز المرتبطة بـ الطبقة الخفية.

جدول (21): تقديرات MLP لنموذج الشبكة العصبية

الأوزان المقدرة							
طبقة المخرجات Output Layer			الطبقة الخفية الأولي Hidden Layer 1				
Y=3	Y=2	Y=1	H(1:3)	H(1:2)	H(1:1)		
			-.630	-2.731	-.049	Bais	طبقة المدخلات Input Layer
			.980	1.277	-.943	X1	
			-1.216	.322	-.757	X2	
			-.578	-.589	-.208	X3	
			.130	-.790	-.121	X4	
			-.139	-.068	.409	X5	
			.687	-.066	1.056	X6	
			-.725	.235	-.342	X7	
			.670	.121	-.936	X8	
			-1.449	.255	.024	X9	
			-.753	.419	-.710	X10	
			1.269	-.741	1.090	X11	
			.370	-.086	1.114	X12	
			-.657	.035	.706	X13	
			-1.197	.433	-.182	X14	
			-.705	.508	-.191	X15	
			-.999	.580	-.046	X16	
			.055	.612	.387	X17	
			-.752	-.165	.516	X18	
			-.241	.497	.125	X19	
-.128	1.204	.081				Bais	الطبقة الخفية Hidden Layer
.038	.580	-.448				H(1:1)	
.268	-1.618	1.213				H(1:2)	
1.372	-1.680	.336				H(1:3)	

الأهمية النسبية للمتغيرات داخل نموذج الشبكة العصبية:

يوضح الجدول التالي أهمية المتغيرات المستقلة داخل نموذج الشبكة العصبية:

Normalized Importance	Importance	المتغير
100.0%	.113	X1
64.3%	.073	X2
62.0%	.070	X3
41.6%	.047	X4
17.6%	.020	X5
39.1%	.044	X6
37.0%	.042	X7
54.8%	.062	X8
61.1%	.069	X9
42.7%	.048	X10
54.1%	.061	X11
24.2%	.027	X12

X13	.048	42.6%
X14	.044	39.0%
X15	.045	39.9%
X16	.061	53.5%
X17	.032	27.8%
X18	.064	56.4%
X19	.027	24.0%

يتضح من الجدول السابق أن أبرز المتغيرات التي كانت ذات أهمية وتأثير في نموذج الشبكة العصبية كانت متغيرات مجموعة الربحية وهي (متغير معدل العائد علي الاستثمار) في المرتبة الأولي بأهمية بلغت (0.113) ونسبة (100%) يليه (متغير معدل العائد علي حقوق الملكية) في المرتبة الثانية بأهمية (0.073) ونسبة (64.3%) ، وفي المرتبة الثالثة جاء (متغير معدل العائد علي حقوق المساهمين) بأهمية (0.070) ونسبة (62%).

تقييم أداء نموذج الشبكة العصبية:-

مصفوفة التصنيف (الارتباك):

مصفوفة التصنيف (الارتباك) للشبكة المدربة

العينة	فئات التصنيف	التصنيف المتوقع Predicted			نسبة التصنيف الصحيحة
		A	B	C	
التدريب	A	15	3	6	62.5 %
	B	1	38	5	84 %
	C	1	4	32	86.5 %
النسبة الكلية للتصنيف %		16.2%	42.8 %	40.9 %	81%

يتضح من المصفوفة السابقة أن دقة تصنيف نموذج الشبكة العصبية قد بلغ **(81%)** وهي نسبة أعلي من النسبة التي حققها نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد.

2- نتائج أداء خوارزمية شجرة القرار (Decision Tree (C5.0:-

ملخص نموذج تصنيف شجرة القرار

العينة	مجموعة التدريب		مجموعة الاختبار	
	العدد	النسبة	العدد	النسبة
التنبؤات الصحيحة	67	90.54%	21	67.74%
التنبؤات الخاطئة	7	9.46%	10	32.26%
الإجمالي	74		31	

الأهمية النسبية للمتغيرات داخل نموذج شجرة القرار:

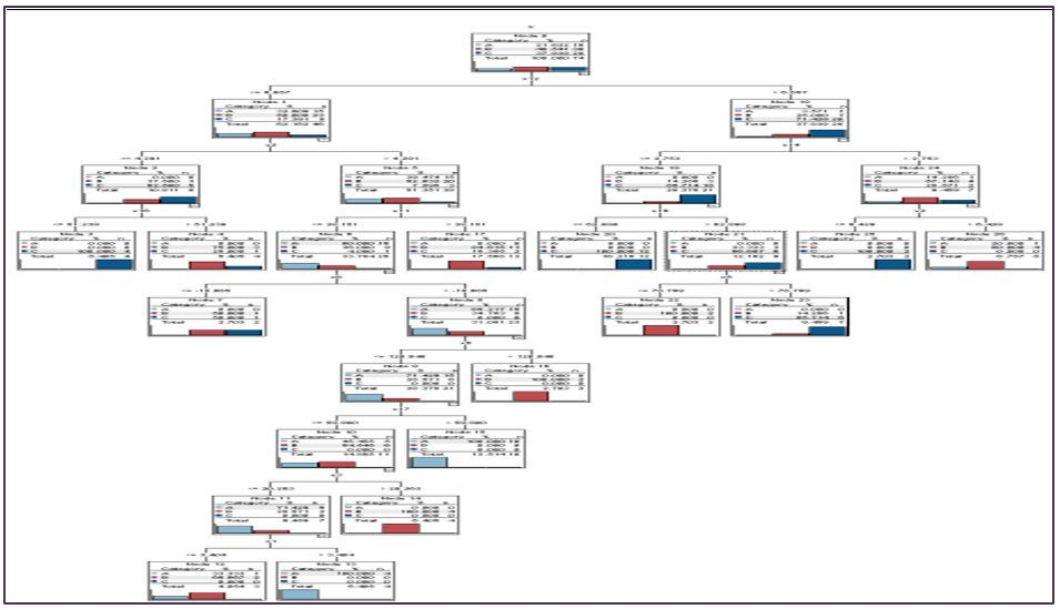
يوضح الجدول التالي أهمية المتغيرات المستقلة داخل نموذج شجرة القرار:

المتغير	Importance
X1	0.04
X2	0.24
X3	0.11
X5	0.01
X6	0.04

0.11	X11
0.08	X12
0.24	X14
0.06	X16
0.04	X17

يتضح من الجدول السابق أن أبرز المتغيرات التي كانت ذات أهمية وتأثير في نموذج شجرة القرار كانت متغير (X2 = معدل العائد علي حقوق الملكية) ومتغير (X14= مدينو عمليات التأمين والأرصدة المدينة الأخرى) في المرتبة الأولي بأهمية (0.24) ، وفي المرتبة الثانية جاء متغير (X3= معدل العائد علي حقوق المساهمين) ومتغير (X11= متوسط الفائض التأمينى إلى صافي الدخل من الاستثمارات) بأهمية (0.11) .
يوضح الشكل التالي هيكل شجرة القرار (Decision Tree (C5.0علي النحو التالي:

شكل(5):هيكل شجرة القرار



تقييم أداء التصنيف لنموذج شجرة القرار:-
مصفوفة التصنيف (الارتباك):

مصفوفة التصنيف (الارتباك) لشجرة القرار

العينة	فئات التصنيف	التصنيف المتوقع Predicted			نسبة التصنيف الصحيحة
		A	B	C	
التدريب	A	18	5	1	75%
	B	2	40	2	91%
	C	1	6	30	81%
النسبة الكلية للتصنيف %					84%

يتضح من المصفوفة السابقة أن دقة تصنيف نموذج شجرة القرار قد بلغ **(84%)** وهي نسبة أعلي من النسبة التي حققها نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد ونموذج الشبكة العصبية.

3- نتائج أداء خوارزمية الغابات العشوائية Random Forest:-

يوضح الجدول التالي نتائج مخرجات نموذج الغابات العشوائية Random Forest علي النحو التالي:

ملخص نموذج تصنيف الغابات العشوائية (RF)

العينة	مجموعة التدريب		مجموعة الاختبار	
	العدد	النسبة	العدد	النسبة
التنبؤات الصحيحة	71	95.95%	18	58.06%
التنبؤات الخاطئة	3	4.05%	13	41.94%
الإجمالي	74		31	

الأهمية النسبية للمتغيرات داخل نموذج الغابات العشوائية:

يوضح الجدول التالي أهمية المتغيرات المستقلة داخل نموذج الغابات العشوائية:

المتغير	Importance
X1	1.66
X2	1.36
X3	1.12
X5	2.03
X6	1.46
X7	1.67
X9	2.15
X10	1.51
X11	1.23
X12	0.92

يتضح من الجدول السابق أن أبرز المتغيرات التي كانت ذات أهمية وتأثير في نموذج الغابات العشوائية كان متغير (X9= نسبة المخصصات الفنية إلى صافي الأقساط المكتتبة) في المرتبة الأولى بأهمية (2.15) وفي المرتبة الثانية المتغير (X5= معدل الملاءة عن الإجمالي) بأهمية (2.03) وفي المرتبة الثالثة متغير(X7= معدل نمو صافي الأقساط المكتتبة) بأهمية (1.67) ومتغير (X1= معدل العائد علي الاستثمار) في المرتبة الرابعة بأهمية بلغت (1.66).

تقييم أداء التصنيف لنموذج الغابات العشوائية:-

مصفوفة التصنيف (الارتباك):

مصفوفة التصنيف (الارتباك) لنموذج الغابات العشوائية

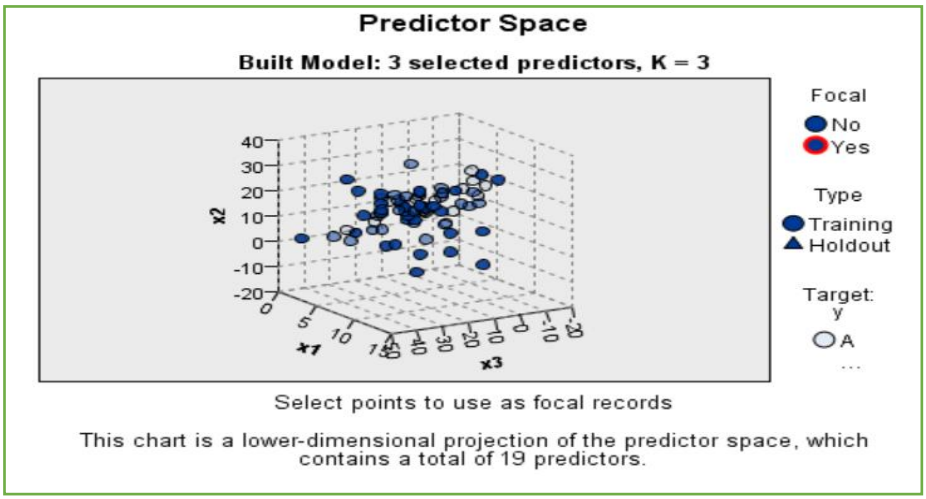
العينة	فئات التصنيف	التصنيف المتوقع Predicted			نسبة التصنيف الصحيحة
		A	B	C	
التدريب	A	18	4	2	75%
	B	3	36	5	81.8%
	C	0	2	35	94.6%
النسبة الكلية للتصنيف %		85.7%	85.7%	83.3%	85%

يتضح من المصفوفة السابقة أن دقة تصنيف نموذج الغابات العشوائية قد بلغ **(85%)** وهي نسبة أعلي من النسبة التي حققها نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد ونموذج الشبكة العصبية ونموذج شجرة القرار.

4- نتائج أداء خوارزمية الجار الأقرب K- Nearest Neighbor:-

يوضح الشكل التالي الهيكل التصنيفي لنموذج الجار الأقرب K- Nearest Neighbor حيث اعتمد في تصنيفه علي أقرب ثلاثة جيران (K=3) واختيار فئة التصنيف لأقرب جار لتكون هي الفئة المتوقعة ، ويلاحظ اختزال عدد المتغيرات في الرسم ليسهل تمثيلها بيانياً مع إمكانية تغيير هذه المتغيرات. علي النحو التالي:

شكل(6):الشكل التصنيفي لنموذج الجار الأقرب K- Nearest Neighbor



ملخص نموذج تصنيف الجار الاقرب KNN

العينة	مجموعة التدريب		مجموعة الاختبار	
	العدد	النسبة	العدد	النسبة
التنبؤات الصحيحة	55	74.32%	20	64.52%
التنبؤات الخاطئة	19	25.68%	11	35.48%
الإجمالي	74		31	

تقييم أداء التصنيف لنموذج الجار الأقرب:-
مصفوفة التصنيف (الارتباك):
مصفوفة التصنيف (الارتباك) لنموذج الجار الأقرب

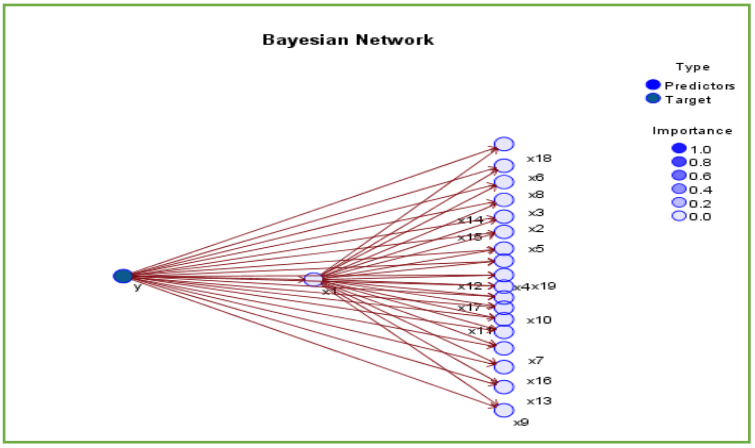
العينة	فئات التصنيف	التصنيف المتوقع Predicted			نسبة التصنيف الصحيحة
		A	B	C	
التدريب	A	15	8	1	62.5%
	B	2	36	6	82%
	C	0	13	34	92%
النسبة الكلية للتصنيف %		88%	63%	83%	81%

يتضح من المصفوفة السابقة أن دقة تصنيف نموذج الجار الأقرب قد بلغ **(81%)** وهي نسبة أعلي من النسبة التي حققها نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد ومساوية لنموذج الشبكة العصبية وأقل من شجرة القرار والغابات العشوائية.

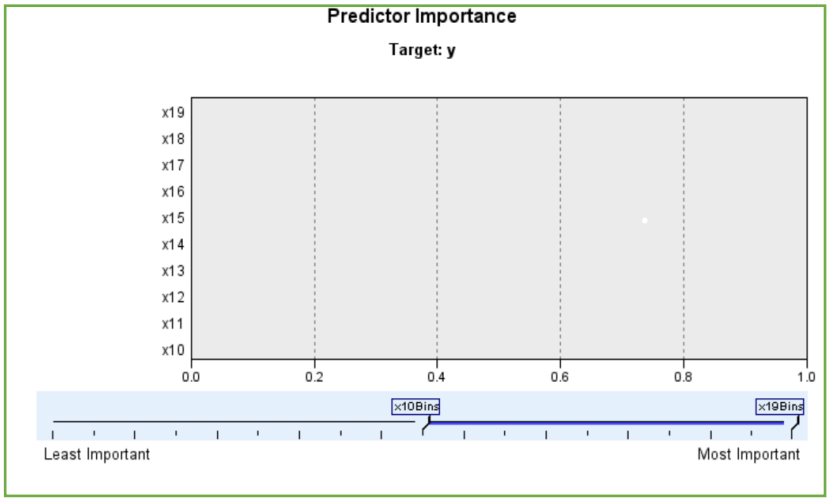
5- نتائج أداء خوارزمية شبكة الاعتقاد لبييز Bayes Belief Network:-

يوضح الشكل التالي هيكل شبكة الاعتقاد لبييز Bayes Belief Network علي النحو التالي:

شكل(7):شبكة الاعتقاد لبييز Bayes Belief Network



الأهمية النسبية للمتغيرات المستقلة في نموذجة شبكة الاعتقاد لبييز



ملخص نموذج تصنيف شبكة الاعتقاد لبييز Bayes Belief Network

العينة	مجموعة التدريب		مجموعة الاختبار	
	العدد	النسبة	العدد	النسبة
التنبؤات الصحيحة	71	95.95%	3	9.68%
التنبؤات الخاطئة	3	4.05%	28	90.32%
الإجمالي	74		31	

تقييم أداء التصنيف لنموذج شبكة الاعتقاد لبييز:-

مصفوفة التصنيف (الارتباك):

مصفوفة التصنيف (الارتباك) شبكة الاعتقاد لبييز Bayes Belief Network

العينة	فئات التصنيف	التصنيف المتوقع Predicted			نسبة التصنيف الصحيحة
		A	B	C	
التدريب	A	17	0	7	71%
	B	2	30	12	68%
	C	0	4	33	89%
النسبة الكلية للتصنيف %		89.5%	88%	63.5%	76%

يتضح من المصفوفة السابقة أن دقة تصنيف نموذج شبكة الاعتقاد لبييز قد بلغ **(76%)** وهي أقل نسبة في النسب التي حققتها جميع نماذج التصنيف السابقة وكذلك نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد. فضلاً عن أن المتغيرات المستقلة لم تتضح أهميتها في عملية التصنيف في النموذج وعدم قدرته علي التصنيف الجيد لبيانات الاختبار وهو ما يشير إلى أن النموذج غير مناسب للبيانات.

6- نتائج أداء خوارزمية متجهات دعم الآلة Support Vectors Machine:-

يوضح الجدول التالي نتائج مخرجات متجهات دعم الآلة Support Vectors Machine علي النحو التالي:

ملخص نموذج تصنيف متجهات دعم الآلة Support Vectors Machine

العينة	مجموعة التدريب		مجموعة الاختبار	
	العدد	النسبة	العدد	النسبة
التنبؤات الصحيحة	57	77.03%	22	70.97%
التنبؤات الخاطئة	17	22.07%	9	29.03%
الإجمالي	74		31	

تقييم أداء التصنيف لنموذج متجهات دعم الآلة:-

مصفوفة التصنيف (الارتباك):

مصفوفة التصنيف (الارتباك) لنموذج متجهات دعم الآلة

العينة	فئات التصنيف	التصنيف المتوقع Predicted			نسبة التصنيف الصحيحة
		A	B	C	
التدريب	A	15	9	0	62.5%
	B	3	35	6	79.5%
	C	1	7	29	78%
النسبة الكلية للتصنيف %		79%	57%	83%	75%

يتضح من المصفوفة السابقة أن دقة تصنيف نموذج متجهات دعم الآلة قد بلغ **(75%)** وهي أدنى نسبة دقة تصنيف من بين النسب التي حققتها جميع نماذج التصنيف المستخدمة وعلي رأسها نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد.

وجدير بالذكر، أنه تم تطبيق جميع خوارزميات التنقيب عن البيانات (أشجار القرار،الغابات العشوائية ، التصنيف البيزي ،الجار الأقرب، الشبكات العصبية، متجهات دعم الآلة) بإستخدام الحزمة الاحصائية SPSS Modeler18.

مقارنة عامة بين أداء جميع النماذج المصنفة المستخدمة في الدراسة بإستخدام مقاييس الأداء المختلفة:-

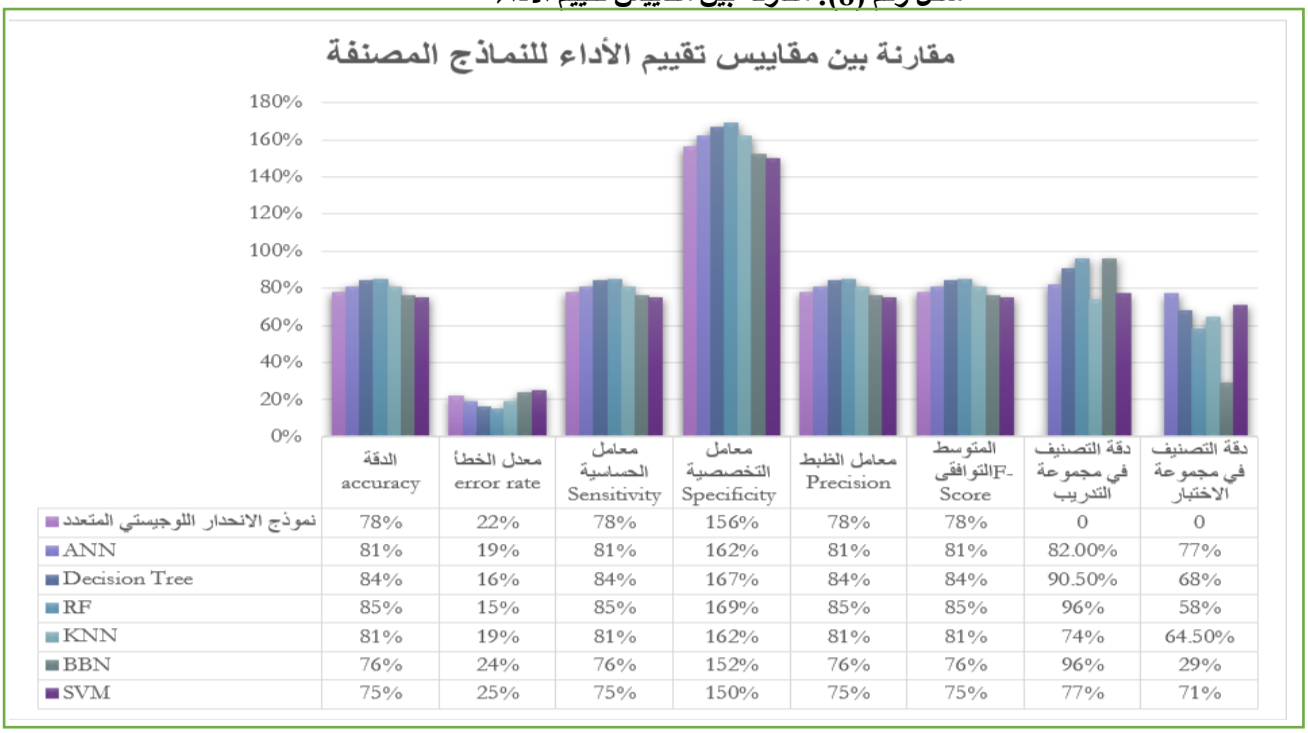
يوضح الجدول التالي مقارنة بين أداء جميع نماذج التصنيف المستخدمة في الدراسة من خلال مقاييس تقييم الأداء

النموذج / المقياس	نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد	ANN	Decision Tree	RF	KNN	BBN	SVM
الدقة accuracy	78%	81%	84%	85%	81%	76%	75%
معدل الخطأ error rate	22%	19%	16%	15%	19%	24%	25%
معامل الحساسية Sensitivity	78%	81%	84%	85%	81%	76%	75%
معامل التخصصية Specificity	156%	162%	167%	169%	162%	152%	150%
معامل الظبطPrecision	78%	81%	84%	85%	81%	76%	75%
المتوسط التوافقي F-Score	78%	81%	84%	85%	81%	76%	75%
دقة التصنيف في مجموعة التدريب	____	82. %	90.5%	96%	74%	96%	77%
دقة التصنيف في مجموعة الاختبار	____	77%	68%	58%	64.5%	29%	71%
Rank الرتبة	5	.53	2	1	3.4	6	7

المختلفة كما يلي:

جدول رقم (22):مقارنة بين أداء النماذج المصنفة

شكل رقم (8): مقارنة بين مقاييس تقييم الأداء



النتائج والتوصيات:

أولاً: نتائج البحث:

تم تطبيق نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد كأسلوب احصائي تقليدي في عملية التصنيف ونماذج التنقيب عن البيانات الحديثة. وتؤكد النتائج الأهمية المتزايدة لاستخدام أساليب التنقيب عن البيانات الحديثة، ومحدودية النماذج التقليدية في مواجهة البيانات المعقدة والضخمة، حيث شملت الأسباب الرئيسية لهذا التفوق ما يلي:

1. **الدقة االعالية :**أظهرت نماذج التنقيب عن البيانات حساسية وتخصصية أكبر في تصنيف المشاهدات إلى الفئات الصحيحة، مما يعكس قدرة أعلى على فهم الأنماط المعقدة في البيانات

2. **الاستخدام الشامل للمتغيرات المستقلة :**تنوعت النماذج في اعتمادها على المؤشرات المالية في النماذج التصنيفية، حيث كانت بعض المؤشرات غير ذات أهمية في العديد من النماذج. لكن الشبكات العصبية كانت الأكثر قدرة على الاستفادة من جميع المؤشرات المالية المقترحة. حيث اعتمد نموذج الشبكات العصبية على جميع مؤشرات الأداء المالي، مع تقييم أهمية كل مؤشر ومساهمته في التصنيف. على العكس، في نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد، جاءت معظم المؤشرات المالية غير معنوية باستثناء سبعة فقط (X1, X2, X3, X11, X12, X14, X17) .

3. **المرونة في معالجة البيانات :**أظهرت نماذج التنقيب عن البيانات قدرة على التعامل مع النماذج المعقدة والبيانات الكبيرة دون قيود أو فرضيات مسبقة على العلاقة بين المتغيرات، وهو ما يميّزها عن النماذج الإحصائية التقليدية.

4. **تفوق نموذج الغابات العشوائية :**أظهر نموذج الغابات العشوائية أفضل أداء من حيث الدقة والحساسية والتخصصية والضبط، حيث حقق دقة بلغت 85% وأقل معدل خطأ بنسبة 15%. هذا يشير إلى قدرة النموذج العالية على تصنيف المشاهدات في فئاتها الصحيحة.

5. **أداء النماذج الأخرى :**جاء نموذج شجرة القرار في المرتبة الثانية بنسبة دقة بلغت 84%، تلاه كل من نموذج الشبكات العصبية والجار الأقرب بنسبة 81%، ثم نموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد بنسبة 78%، ونموذج شبكة الاعتقاد لبييز بنسبة 76%. وأخيرًا، سجل نموذج متجه دعم الآلة أقل دقة بنسبة 74.%

6. **التعلم وتصنيف المشاهدات :**لوحظ أن النماذج أظهرت قدرة عالية على التعلم، لكنها واجهت صعوبة في تصنيف مشاهدات الاختبار، كما حدث مع نموذج شبكة الاعتقاد لبييز والغابات العشوائية. ومع ذلك، تميز نموذج الشبكات العصبية بقدرته العالية على تصنيف مشاهدات الاختبار بدقة كبيرة، مما يشير إلى توازن جيد بين دقة التعلم ودقة الاختبار.

7. جاءت الشبكات العصبية كأكثر الأساليب ملاءمة لبيانات الدراسة وطبيعة النموذج المقترح. و تبين من التحليل أن نموذج الشبكات العصبية أثبت تفوقاً كبيراً من حيث الدقة والقدرة على التصنيف مقارنة بنموذج الانحدار اللوجيستي المتعدد مما يجعل الشبكات العصبية خياراً أكثر تطوراً في مجال تحليل وتصنيف الأداء المالي لشركات التأمين بدقة وكفاءة.

ثانياً: التوصيات:-

1. **تطوير أدوات التقييم والتنبؤ بالأزمات**: بالاعتماد على مؤشرات الأداء المالي الخمسة الرئيسية لتوفير رؤى شاملة ودقيقة حول الوضع المالي للشركات. وتحسين استخدام البيانات لتطوير نماذج تقييم أكثر شمولية.

2. **الاستفادة من أساليب التنقيب عن البيانات:** تعزيز استخدام الشبكات العصبية وأساليب الذكاء الاصطناعي بشكل عام لتحليل البيانات المالية وتحديد الأنماط الخفية التي قد تشير إلى أزمات مالية مستقبلية. وتدريب العاملين على هذه الأدوات لضمان دقة التنبؤ واتخاذ القرارات المناسبة.

3. **التحول إلى الأدوات التحليلية الحديثة:** يُوصى باستخدام أساليب التنقيب عن البيانات الحديثة في التصنيف والتحليل، وذلك بسبب قدرتها على التعامل مع البيانات الضخمة والمعقدة بشكل أفضل مقارنة بالنماذج التقليدية.

4. **تفضيل الشبكات العصبية:** في حالة الاعتماد علي النموذج الوصفي التنبؤي المقترح يفضل تعميم استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية نظراً لدقتها ومرونتها واستخدامها لكافة المؤشرات المالية علي تنوع مجموعاتها مقارنة بالأساليب الإحصائية التقليدية مثل الانحدار اللوجيستي المتعدد.
5. **تطوير نماذج تصنيف** :تعتمد على جميع مؤشرات الأداء المالي المقترحة لتعزيز فهم الأنماط المعقدة.
6. **تعزيز التعاون بين الخبراء الماليين والتقنيين:** حيث أن الجمع بين الخبرات في مجالى التمويل والتكنولوجيا يحسن من دقة النماذج وعملية تحليل البيانات.

الخلاصة

تجمع هذه التوصيات بين تعزيز الكفاءة التشغيلية، والاستفادة من الأدوات الحديثة لتحليل وتصنيف الأداء المالي، وتهيئة السوق المصري ليصبح أكثر مرونة واستدامة في مواجهة التغيرات الاقتصادية والأزمات المحتملة.

المراجع:

أولاً: المراجع باللغة العربية:-

1- إبراهيم ،أحمد عبد الرحمن سيد أحمد (2002)،"تقييم كفاءة الأداء المالي لشركات التأمين فى جمهورية مصر العربية فى ضوء متطلبات الإفصاح (دراسة تطبيقية)"، رسالة ماجستير ، كلية تجارة، جامعة المنصورة.
2- زكي، نيفين محسن أحمد (2018) ،"أساليب التنبؤ بالأزمات المالية في شركات التأمين" ، رسالة ماجستير ، كلية التجارة – جامعة المنصورة.
3- عبد المجيد ،رجب أبوحمد أمين (2023) ،"تقييم الأداء المالي لشركات التأمين العاملة بالسوق المصرية"، مجلة الدراسات التجارية والمالية، كلية التجارة ، جامعة بني سويف ، العدد 3.
4- عمر، عادل محمد حسين (2006) ،" قياس مقدرة الوفاء بالإلتزامات بإستخدام نموذج كمى – دراسة تطبيقية على السوق المصرى ", رسالة ماجستير, كلية التجارة, جامعة المنوفية.
5- محمد ،أحمد محمد فرحان ، أبوزيد،محمد أحمد محمود (2017) ،" تقييم الأداء المالي لشركات التأمين التعاوني بالمملكة العربية السعودية بإستخدام أسلوب تحليل التمايز" ، مجلة كلية التجارة للبحوث العلمية ، جامعة الأسكندرية، العدد الأول – المجلد 54.
6- واصف ،جمال عبد الباقى (2001)،" نموذج إحصائى لتقييم كفاءة الأداء المالي لشركات التأمين", المجلة المصرية للدراسات التجارية, كلية التجارة , جامعة المنصورة.
7- مصطفى ،شيماء حمدى (2024) ، " أثر استخدام المراجع الخارجى لأساليب التنقيب عن البيانات علي التنبؤ بالعثر المالي للشركة"، رسالة ماجستير،كلية التجارة ، جامعة مدينة السادات،

ثانياً: المراجع باللغة الإنجليزية:-

1- Altman, E.I, Hotchkiss. E,(1993), “Corporate financial distress and bankruptcy”, John willy and sons .
2- Berry, M. A., AND G. S. Linoff. (2000). Mastering Dam Mining. New York, N,Y.Wiley.p 3
3- Breiman ,L, Friedman .J, Olshen .R, and Stone, C.(1984),” Classification and Regression Trees”. Wadsworth International Group.
4- Chapter 11 Multinomial Logistic Regression | Companion to BER 642: Advanced Regression Methods (bookdown.org).
5- Cooper, G. and . Herskovits ,E. A(1992), Bayesian method for the induction of probabilistic networks from data. Machine Learning, 9:309–347.
6- Cover ,T. and Hart, P.(1967), Nearest neighbor pattern classification. IEEE Trans. Information Theory, 13:21–27, p 21.

7- Curram ,S. P and Mingers, J.(1994), Neural networks, decision tree induction and discriminant analysis: An empirical comparison. J. Operational Research Society, 45:440–450, p440-441.
8- Dar Shawkat Ahmad & Thakur, Ishfaq Ahmad, January (2015), "A Comparative Analysis of Financial Performance of Public and Private Non-Life Insurers in India", International Journal of Management), Volume 6, Issue 1, pp. 507-526.
9- Domingos, P. and Pazzani, M., (July 1996), Beyond independence: Conditions for the optimality of the simple Bayesian classifier. In Proc. 1996 Int. Conf. Machine Learning (ML'96), pp. 105–112, Bari, Italy, P105.
10- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). The KDD Process for Extracting Useful Knowledge from Volumes of Data. Association for Computing Machinery. Communications of the ACM 39 (11), 27-34.
11- Firestone, J. M. (March 1997). Data Mining and KDD: A Shifting Mosaic. Available at: www.dkms.com/papers/dmkdd.pdf (Access on October, 2015).
12- Fredrick. I. & Osazemen. E. (2018)," Capital structure and corporate financial distress of manufacturing firms in Nigeria", Journal of accounting and taxation,p80.
13- G. P.Zhang,(November 2000), Neural Networks for Classification: A Survey, IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics—Part C: Applications And Reviews, Vol. 30, No. 4, p451.
14- Guo ,Lijia.(2003),"Applying Data mining Techniques in Property/Casualty Insurance", Casualty Actuarial Society Forum Casualty Actuarial Society - Arlington, Virginia Winter,P 4.
15- Han, Jiawei , Kamber, Micheline, Pei, Jian ,(2012)," Data Mining: Concepts and Techniques (Third Edition),,Morgan Kaufmann, p 327-330.
16- https://bookdown.org/chua/ber642_advanced_regression/multinomial-logistic-regression.html hypothesis -test- of-coefficients
17- https://online.stat.psu.edu/stat462/node/207/.
18- https://sphweb.bumc.bu.edu/otlt/mphmodules/bs/bs704_multivariable/bs704_multivariable8.html
19- https://www.statisticssolutions.com/free-resources/directory-of-statistical analyses/assumptions-of-logistic-regression/
20- Jeatrakul ,P. and Wong ,K.W.,(2009), "Comparing the Performance of Different Neural Networks for Binary Classification Problems", Eighth International Symposium on Natural Language Processing,p112
21- Kidest Tesfaye,(2020)," An Assessment of The Performance of Non-Life Insurance in Case of Nyala Insurance S.C", St. Mary's University School Of Graduate Studies, Master Thesis, Addis Ababa, Ethiopia,2020.
22- Lim ,T, Loh .W, Shih,Y.(2000)," A Comparison of Prediction Accuracy, Complexity, and Training Time of Thirty-Three Old and New Classification Algorithms, Machine Learning", 40, 203–228, 2000,P205.
23- Morara, Kamanda and Sibindi, Athenia Bongani,(2021)," Determinants of Financial Performance of Insurance Companies: Empirical Evidence Using

Kenyan Data", Journal of Risk and Financial Management 14: 566. https://doi.org/ 10.3390/jrfm14120566.

24- Muller, G.H,(2008)," Development of a model to predict financial distress of companies listed on the JSE, Doctoral dissertation, p15.

25- Murthy, S. K. (1998). Automatic Construction of Decision Trees from Data: A Multidisciplinary Survey. Data Mining and Knowledge Discovery 2, pp. 345–389.

26- Muthusamy, Jansirani. P, A, June (2019), "Caramel Analysis of Financial Efficiency of Public Sector Non-Life Insurance Companies in India ", International Journal of Business Economics & Management Research, Vol.9 (6), pp. 16-34.

27- Mwangi, Mirie, Murigu Jane Wanjugu, (January 2015), " THE DETERMINANTS OF FINANCIAL PERFORMANCE IN GENERAL INSURANCE COMPANIES IN KENYA", European Scientific Journal edition vol.11, No.1 I

28- Pulakkazhy, S., & Balan, R.V.S. (2013). Data Mining in Banking and Its Applications-A Review. Journal of Computer Science 9 (10), pp. 1252-1259.

29- Quinlan ,J. R.(1993) C4.5: Programs for Machine Learning. Morgan Kaufmann.

30- Quinlan ,J. R.(1986), Induction of decision trees. Machine Learning, 1:81–106, p 86-87.

31- Sagar Kasher,(2003)," Multivariate Analysis', New York.

32- Scholkopf, B., Bartlett, P. Smola ,L. A., and Williamson ,R.(1999), "Shrinking the tube: A new ¨ support vector regression algorithm". ,Advances in Neural Information Processing Systems 11, pp. 330–336. Cambridge, MA: MIT Press, p330.

33- Sharma, A. & Panigrahi, P. K. (February 2012). A Review of Financial Accounting Fraud Detection Based on Data Mining Techniques. International Journal of Computer Applications 39 (1), pp. 37-47.

34- Shavlik , J. W Mooney, R. J. (1991),Towell G. G., Symbolic and Neural Learning Algorithms: An Experimental Comparison, Machine Learning, 6, 111-143 ,p116.

35- Sukhoi.Lee, (2003)," Predicting Insolvencies of Property-Liability Insurers Using Efficiency Measures", Doctoral Dissertation, Temple University.

36- Witten, I.H., Mark ,E. F. Hall ,A. ,C. Pa,J. l,(2017), Data Mining Practical Machine Learning Tools and Techniques Fourth Edition, Morgan Kaufmann,p136.

قائمة إستقصاء

السيد الفاضل/.....

تحية طيبة وبعد ،.....

تقوم الباحثة / **ريم صبحي مهدي** بإعداد رسالة دكتوراه بعنوان " **إستخدام أساليب التنقيب عن البيانات في التنبؤ بالأزمات المالية وتقييم الأداء المالي لشركات التأمين في السوق المصري** " ولإستكمال البحث تم إعداد قائمة إستقصاء بهدف التعرف علي أراء سيادتكم فيما يتعلق بجانبين أساسيين عند تقييم الأداء المالي والتنبؤ بالأزمات المالية في شركات التأمين وهم:-

1- أهم مؤشرات تقييم الأداء المالي من وجهة نظر سيادتكم والتي أثبتت كفاءة وفاعلية في قياسها وتقييمها للأداء المالي لشركة التأمين .

2- في حال إعداد نموذج تصنيفي للأداء المالي لشركة التأمين والتنبؤ بإمكانية حدوث أزمات مالية بها ماهو المدي المناسب من وجهة نظركم لمستويات التصنيف المختلفة والذى يمكن تحديده كنسبة تقييم كلية للأداء المالي وفقاً لعدد المؤشرات التي نجحت شركة التأمين في تحقيقها داخل المعدلات النمطية المحددة من إجمالي عدد المؤشرات.

ونحيط سيادتكم علماً بأن هذه الأسئلة لا تتطلب الإفصاح عن أية معلومات خاصة عن بيئة العمل، وإنما نحاول الاستعانة بمعلومات فنية ومالية من رصيد خبرتكم في مجال التحليل المالي لدي شركات التأمين، والتي لن تستخدم إلا لأغراض البحث العلمي فقط . ولذلك نرجو من سيادتك إستيفاء بيانات هذه القائمة وبذل العناية الكافية في الإجابة علي الأسئلة الواردة بها ولكم جزيل الشكر.....

تفضلوا بقبول فائق الإحترام
الباحثة/ ريم صبحي مهدي

رقم الإستمارة

- بيـــــانـــــات عـــامـــة -

1- المسمي الوظيفي لسيادتكم في الشركة:

.....

2- المؤهل العلمي لسيادتكم:

مؤهل متوسط	
مؤهل فوق متوسط	
مؤهل جامعي	
ماجستير	
دكتوراه	
مؤهلات اخري (أذكرها)	

.....
.....

3- عدد سنوات الخبرة في مجال التحليل المالي:-

أقل من سنة	
1 - 5 سنوات	
6 - 10 سنوات	
10 - 15 سنة	
أكثر من 15 سنة	

أولاً: أهم مؤشرات تقييم الأداء المالي

فيما يلي مجموعة لأهم مؤشرات الحكم علي الأداء المالي لشركات التأمين والتي أثبتت كفاءة وفاعلية من وجهة نظر اتحاد مراقبي التأمين **(NIAC)** في كلٍ من نموذج الإنذار المبكر **IRIS** ونموذج الـ**FAST**، والمؤشرات المختارة من قبل مؤسسة **Standard & Poor`s** وهيئة الرقابة المالية المصرية ، والمطلوب من سيادتكم تحديد وزن نسبى من وجهة نظر سيادتكم ومن واقع الخبرة الشخصية في هذا المجال وفقاً لدرجة أهمية وفاعلية

م	المؤشر	الوزن النسبي المقترح للمؤشر داخل مجموعته %	مدلول المؤشر
أولاً: مؤشرات الربحية Profitability Ratios			
1	معدل العائد علي الاستثمار		يقيس صافي الإيراد المحقق من الاستثمار قبل إضافة مكاسب رأس المال أو الخسائر وضرائب الدخل
2	معدل العائد علي حقوق الملكية		يقيس قدرة الشركة علي تحويل دخلها من النشاط التأميني والاستثماري إلى ربح وإنخفاض قيمة المؤشر تعني وجود مشاكل مالية
3	معدل النمو في حقوق المساهمين		يقيس الإرتفاع والانخفاض في إجمالي حقوق الملكية كنسبة من حقوق الملكية للعام السابق لتدعيم متطلبات رأس المال وزيادة حجم الاستثمارات
4	المعدل التجميعى		يقيس إجمالي ربحية الاكتتاب التأميني و قيمة الأقساط المكتسبة التي يتم استخدامها في تغطية المطالبات المقدمة للشركة وتغطية المصروفات المختلفة التي تتحملها الشركة في سبيل إصدار عقد تأمين وتسوية المطالبات
ثانياً: مؤشرات الرفعة المالية Leverage Ratios			
5	(معدل الملاءة المالية عن الإجمالي)= نسبة إجمالي الأقساط المكتتبة إلى حقوق المساهمين		يقيس مدي دعم رأس المال للمخاطر التأمينية للأعمال المحتفظ بها ويقيس قدرة الشركة علي إستيعاب التسعير غير الملائم. وزيادة هذه المؤشرات عن المدى المقبول يكون في غير صالح الشركة مما يضطرها إلى إسناد جزء كبير من عملياتها لمعيد التأمين، بينما انخفاضها يشير إلى تحقيق السلامة المالية المطلوبة وإن كان يعكس ضعف المحفظة الاكتتابية أى عدم الوصول لمرحلة كفاءة الأداء المالي
6	(معدل الملاءة المالية عن الصافي) = نسبة صافي الأقساط المكتتبة إلى حقوق المساهمين		
7	معدل النمو في صافي الأقساط المكتتبة		يقيس حجم الطاقة الاكتتابية للشركة ويعكس مقدار النمو في حجم أقساط الشركة والذي بدوره يعكس مدي الاستقرار في النشاط التأميني والقدرة الاكتتابية للشركة والتحكم في الأخطار التي تتعرض لها ومدى توافر السيولة لسداد الالتزامات .
8	نسبة المخصصات الفنية إلى حقوق المساهمين		يشيرإلى قدرة الشركة علي تحمل التقلبات العكسية ويقيس مدي ملائمة حقوق المساهمين في مواجهة الالتزامات ومنهجية الشركة في مواجهة مخاطر الاكتتاب
9	نسبة المخصصات الفنية إلى صافي الأقساط		
10	(المخصصات الفنية + حقوق المساهمين) / صافي الاقساط المكتتبة		
11	متوسط الفائض التأميني / صافي الدخل من الاستثمارات		يقيس مدى اعتماد الشركة علي الدخل المحقق من الاستثمارات ومدى سلامة السياسة الاكتتابية
12	نسبة المخصصات الفنية /الأصول السائلة		يعكس هذا المؤشر قدرة الشركة علي تحويل الأصول السائلة لديها إلى نقدية بشكل سريع لمواجهة أية التزامات لديها.

كل مؤشر من هذه المؤشرات داخل مجموعته.

م	المؤشر	الوزن النسبي المقترح للمؤشر داخل مجموعته %	مدلول المؤشر
ثالثاً: مؤشرات درجة السيولة Liquidity Ratios			
13	(نسبة التحصيل)= نسبة مدينو عمليات التأمين / حقوق المساهمين		تقيس هذه النسبة خطرالإئتمان الذي تتعرض له شركة التأمين من حملة الوثائق والوكلاء وشركات إعادة التأمين فيما يخص تحصيل الأقساط وعدم كفاية المخصصات المتعلقة بالتحصيل وزيادة هذه النسبة تدل علي ضعف سياسة الائتمان بالشركة
14	نسبة المدينون والأرصدة المدينة الأخري/ إجمالي الأصول		يستخدم هذا المؤشر للكشف عن مدي اعتماد القدرة المالية للشركة علي أصول لا يمكن تحويلها إلى نقدية بسهولة أو أصول من الممكن أن تتحول إلى ديون مشكوك في تحصيلها وبالتالي يكون من الصعوبة توفير السيولة إذا استدعت الحاجة وتزداد الخطورة إذا شملت تلك الأرصدة ما يزيد مدة تحصيله عن 90 يوم.
15	(السيولة السريعة) = نسبة الالتزامات /الأصول السائلة		يقيس مدي قدرة الشركة علي الوفاء بإلتزاماتها في مواعيدها دون الحاجة إلى تسييل استثمارات
رابعاً: مؤشرات جودة الأصول Assets Ratios			
16	الأصول الاستثمارية إلى حقوق المساهمين		ويقيس هذا المؤشر كفاءة حقوق المساهمين كأحد مصادر التمويل الداخلي فيختبر ما إذا كانت الشركة تعمل بكامل طاقتها الإنتاجية أم لا، وزيادة هذه النسب تعني أن نسبة كبيرة من الأصول يتم توليدها من حقوق المساهمين وهو ما يعني أن الشركة أقل إعتماداً علي المصادر الخارجية في التمويل .
17	الأصول الغير سائلة / إجمالي الأصول		يقيس قدرة استثمارات الشركة علي توليد عوائد وتدفقات نقدية كافية لمقابلة الالتزامات بعد تغطية تكاليف التشغيل وتكوين الأرباح ويشير إرتفاعها إلى صعوبة تسييل أصول الشركة
18	الاستثمارات المالية / إجمالي الأصول		تقيس هذه النسبة درجة تعرض الشركة لمخاطر السوق والتقلبات الإقتصادية
خامساً: مؤشرات إعادة التأمين Reinsurance Ratios			
19	معدل الاحتفاظ		يقيس نسبة دعم نشاط إعادة التأمين لعمليات الشركة

ثانياً: في حال إعداد نموذج تصنيفي للأداء المالي لشركة التأمين والتنبؤ بإمكانية حدوث أزمات مالية بها ماهو المدي المناسب من وجهة نظركم لمستويات التصنيف المختلفة والذى يمكن تحديده كنسبة تقييم كلية للأداء المالي وفقاً لعدد المؤشرات التي نجحت شركة التأمين في تحقيقها داخل المعدلات النمطية المحددة من إجمالي عدد المؤشرات.

-مستويات تصنيف الشركات وفقاً لقدرتها علي الاستمرارية طبقاً لنسبة التقييم المحققة -

الفئة	التصنيف	مستوى الأداء المالي ودرجة المخاطرة	مدى التصنيف المقترح طبقاً لنسبة تقييم للأداء المالي	
			المقترح الأول A	المقترح الثاني B
الأولى	A	أداء مالي قوي وغير معرضة لحدوث أزمات مالية (قليلة المخاطرة)	أكبر من 85%	أكبر من 75%
الثانية	B	أداء مالي متوسط ويصعب التنبؤ بحدوث أزمات مالية (متوسط المخاطرة)	75% - 85%	65% - 75%
الثالثة	C	أداء مالي ضعيف ومعرضة لحدوث أزمات مالية (عالية المخاطرة)	أقل من 75%	أقل من 65%
مدى التصنيف المناسب من وجهة نظركم				