تأثير أعتماد المراجع الداخلي لتقنية تعلم الآلة على دقة تنبؤه بالغش فى القوائم المالية – دليل من الشركات المصرية المقيدة بالبورصة

إعداد
د/ حنان هارون فريد
مدرس بقسم المحاسبة
معهد المستقبل العالى للدراسات التكنولوجية المتخصصة
Hanan.haroon@fa-hists.edu.eg

المجلة العلمية للدراسات والبحوث المالية والإدارية
كلية التجارة – جامعة مدينة السادات
المجلد السادس عشر – (عدد خاص – الجزء الرابع) – سبتمبر ٢٠٢٤م

التوثيق المقترح وفقاً لنظام APA:
فريد، حنان هارون، (٢٠٢٤)، " تأثير أعتماد المراجع الداخلي لتقنية تعلم الآلة على دقة تنبؤه بالغش فى القوائم المالية – دليل من الشركات المصرية المقيدة بالبورصة"، **المجلة العلمية للدراسات والبحوث المالية والإدارية**، كلية التجارة، جامعة مدينة السادات، ١٦ (خاص)، ١٧٧٦ – ١٨٢٣.

رابط المجلة: https://masf.journals.ekb.eg

المستخلص:

يلعب المراجع الداخلي دوراً محورياً في منع أنشطة الغش وأكتشافه ,ومع ذلك فأن توجه ودور المراجع الداخلي فى التعامل مع مخاطر الغش و الأحتيال يمكن أن يختلف بشكل كبير عبر الشركات المختلفة.

يهدف هذا البحث إلى التعرف على تأثيرأعتماد المراجع الداخلي لتقنية تعلم الآلة على دقة تنبؤه بالغش في القوائم المالية. وتوفير رؤىء جديدة حول الممارسات الحالية للمراجعة الداخلية.

تعتمد الباحثة علي المنهج الوصفي التحليلى بالأضافة إلى منهج التحليل القياسى متمثلاً فى بيانات السلاسل الزمنية المقطعية ,وذلك خلال الفترة الزمنية من عام 2017 وإلى عام 2023، وجاء أختيار الشركات التى تمثل عينة الدراسة من الشركات المقيدة بمؤشرEGX-30 وموزعة علي ١١ قطاع بأجمالى ١٨٩ مشاهدة ،وقد قامت الباحثة بتصنيف الشركات إلى أحتيالية وغير أحتيالية بالدمج بين نتائج نموذج Altman-Score ونموذج P-Score,وذلك لأختبار بيانات واقعية في عينة التدريب ,ولقياس عوامل أرتكاب الغش أستخدمت الباحثة نموذج رباعى الغش للوصول إلى التنبوء بالغش في القوائم المالية ,وأعتماداً علي نموذج الأنحدار اللوجيستى (التقليدى) مقارنة بنماذج خوارزميات تعلم الآلة الأسلوب (الحديث) حيث أستخدمت الباحثة خوارزميات تعلم الآلة الخاضعة للإشراف والأكثر شيوعاً فى الأدب المحاسبى وهى؛ Random Forest, Tree Decision, Gradient Boosting, Naïve Bayes, SVM, Neural Network.

وتوصلت الباحثة إلى أنة يوجد تأثير ذو دلالة أحصائية على أستخدام المراجع الداخلي لتقنيات تعلم الآلة على زيادة دقة تنبؤه بالغش في القوائم المالية مقارنة بالأساليب التقليدية.

كما توصلت الباحثة إلى أنة توجد فروق جوهرية ذات دلالة أحصائية بين أحتمالية أرتكاب الغش المتنبىء بها بأستخدام تعلم الآلة وبين أحتمالية أرتكاب الغش المتنبىء بها بأستخدام الأساليب التقليدية. ونتائجنا لها آثار على بناء الحماية المناسبة ضد مخاطر الغش والأحتيال المتزايدة بأطراد داخل الشركات، مع معالجة الغموض بشكل شامل فيما يتعلق بالمسؤولية عن منع الغش واكتشافه.

الكلمات المفتاحية: المراجع الداخلي – تعلم الآلة – الغش بالقوائم المالية – الشركات المقيدة بالبورصة

The Impact of The Internal Auditor's Adoption of Machine Learning Technology on The Accuracy of his Prediction of Fraud in Financial Statements Evidence from Egyptian Companies Listed on the Stock Exchange

Abstract:

The internal auditor plays a pivotal role in preventing and detecting fraudulent activities However, the orientation and role of the internal auditor in dealing with fraud risks can vary significantly across different companies.

This Research Aims to Identify the Impact of the Internal Auditor's Adoption of Machine learning Technology on the accuracy of his prediction of fraud in the financial statements. And to provide new insights into current internal audit practices

The researcher relies on the descriptive analytical approach in addition to the standard analysis approach represented in the cross-sectional time series data, during the period from 2017 to 2023. The selection of companies representing the study sample came from companies listed on the EGX-30 index and distributed over 11 sectors with a total of 189 observations. The researcher classified the companies into fraudulent and non-fraudulent by combining the results of the Altman-Score model and the P-Score model, in order to test realistic data in the training sample. To measure the factors of committing fraud, the researcher used the four-fraud model to reach the prediction of fraud in the financial statements, and based on the logistic regression model (traditional) compared to the models of machine learning algorithms (modern method), where the researcher used supervised machine learning algorithms that are most common in accounting literature, which are; Random Forest, Tree Decision, Gradient Boosting, Naïve Bayes, SVM, Neural Network. The researcher concluded that there is a statistically significant effect on the use of machine learning techniques by the internal auditor to increase the accuracy of his prediction of fraud in the financial statements compared to traditional methods

The researcher also concluded that there are statistically significant fundamental differences between the probability of committing fraud predicted using machine learning and the probability of committing fraud predicted using traditional methods

Our results have implications for building appropriate protection against the steadily increasing risks of fraud and deception within companies, while comprehensively addressing the ambiguity regarding responsibility for preventing and detecting fraud

Keywords: Internal Auditor - Machine Learning - Financial Statement Fraud - Listed Companies

القسم الأول
المقدمة، المشكلة، الهدف، الأهمية، ومنهج البحث

١/١ مقدمة البحث:

في عالم التكنولوجيا الديناميكى أصبح المحتالون يتزودون بأساليب التكنولوجيا المتقدمة مما جعل الكشف عن أنشطة عمليات الأحتيال يشكل تحدياً كبيراً. ، ولقد أحدث الذكاء الأصطناعى وعلى وجة التحديد تعلم الآلة ثورة فى أكتشاف الأحتيال حيث يوفر دقة وسرعة لا مثيل لها.

الذكاء الأصطناعي يوفر فرصة كبيرة للشراء والبيع فمع التحول الرقمى أصبحت الآتمتة أكثر أنتشاراً وتحولت إليها معظم الشركات لتعظيم قيمة أعمالها. (Betti&Sarens2021., Cangemi,2013)

ومن الأهمية بمكان أن تعتمد الشركات أدوات تكنولوجية تعزز أكتشاف الغش وتمنعه مما يؤدى إلى تحسين

الكفاءة والفعالية وحيث أن المراجعة الداخلية هي خط الدفاع الأول للشركات وتقع مسئولية القيام بها على المراجع الداخلى مما جعل تنفيذ مهمته أيضا من خلال أعتماد التحول الرقمى في مختلف مراحل عملية المراجعة الداخلية أمر ضرورى .

كما يتضمن أيضاً أستخدام أتمتة العمليات وتطبيقات الذكاء الأصطناعى لأكتشاف ومنع الغش بالقوائم المالية،ولضمان الأنتقال الناجح للتحول الرقمى يجب على الشركات بصفة عامة والمراجع الداخلى بصفة خاصة أعطاء الأولوية لتطوير الأدوات الأساسية وضمان أعتمادهاعلى نطاق واسع من خلال التجربة حتى تندمج التقنيات الجديدة مع الحالية.(Ceray & Tugba,2024)

وغالباً ما تواجه المراجع الداخلي تحديات شاقة منها الوصول إلى بيانات غير منظمة والتى يمكن أن تأتى في شكل جداول بيانات ,ومستندات رقمية ,وصناديق بريد ألكترونى وتحويل كل ذلك إلى نماذج رقمية حتى يمكن تحليل هذة البيانات والكشف عن روئ غير عادية.(Chiji ,2024)

حيث تبنى تطبيقات تعلم الآلة يتيح المعالجة الدقيقة للمعلومات وتعزيز الأبتكار.

أن أستخدام التكنولوجيا المتطورة مثل الذكاء الاصطناعى يستمد أهميته من الأهتمام به من جميع أصحاب المصلحة في المجتمع وبمساعدة تعلم الآلة يمكن أحداث ثورة فى عمليات المراجعة الداخلية والحصول على رؤي قيمة فى عمليات تحليل البيانات محل المراجعة.

أن هذا الأتصال المعزز بين الاشخاص والمعلومات لديه القدرة على أحداث تغيرات كبيرة فى المشهد الحالى لعملية المراجعة (التقليدية).

يفتح الذكاء الأصطناعى أمكانيات محفزة للأستفادة من نماذج تعلم الآلة المتطورة فى الكشف عن الغش.(Amiram et al.,2015)

هناك قلق متزايد بشأن العدد الضخم من حالات الغش على نطاق عالمى مما يجعل مهمة المراجع الداخلي تزداد صعوبة لكشف تلك الحالات،ووفقاً لدراسة عالمية حول الغش فى المشتريات وجد أكثر من ٢٠٠٠من قادة الأعمال أفادوا بأن مايقرب من ٢٤٪ من الشركات واجهت أنشطة أحتيالية تتعلق بموظفيها وموردیها ,ووافق حوالي ٢٣٪ من المشاركين فى الأستقصاء على أن التواطؤ بين الموردين أمر شائع ،تشير الأحصائيات المتعلقة بالغش فى المشتريات أن المديرين التنفيذين المشاركين فى مثل هذة الأنشطة المتعلقة بالغش يتسببون فى خسائر مالية أعلى بكثير لشركاتهم مقارنة بالموظفين من المستوي الأدنى ،ووفقا لنتائج الدراسة تتكبد الشركات خسارة كبيرة في الأيرادات كل عام بسبب مخططات الغش فى المشتريات وتتراوح الخسائر السنوية بين ١٠٠٠٠$ و ١٥٠٠٠$. (Fraud Fighter,2023)

بالأضافة إلى ذلك أستخدام الأفراد الذين يقومون بالغش والأحتيال تقنيات تكنولوجية متطورة.
تقدم هذة الدراسة تأثير تعلم الآلة كأحد تطبيقات الذكاء الأصطناعى.

٢/١ مشكلة البحث:

يعتبر الكشف عن الأنحرافات والأخطاء في البيانات المحاسبية هو إجراء روتينى للمراجع الذى يقوم بمراجعة البيانات المالية للشركة ،كما أن توفير بيانات محاسبية معقولة وخالية من الأخطاء يقع على عاتق المراجع. وكون الشركات تقوم بالعديد من المعاملات المالية والتى تتطلب أدخال كم هائل من البيانات المالية بأستمرار وبشكل متزايد، هو ما يجعلها تحتاج إلى مراجعة مستمرة ودقيقة من قبل المراجعيين.

وفى ظل أستخدام الطرق التقليدية والتقييم اليدوى نجد ان هناك صعوبة في التعرف على الأخطاء والمشكلات وأكتشاف حالات الغش التى تتعرض لها الشركات والتى قد تكون ناتجة عن أخطاء غير مقصودة أو ناتجة عن الرغبة في زيادة ربحية الشركة، أو خفض الألتزامات الضريبية أو المبالغة فى الأداء ،كما أن قدرة المراجع المحدودة على تقييم كل حالة غش خاصة عندما تكون أنماط الأنحراف الناشئة غير معروفة، هو ما يؤدى إلى الفشل فى أكتشاف حالات الغش سواء المقصودة أو غير المقصودة .

لذلك يجب على المؤسسات تعزيز أنظمتها بأستمرار للكشف عن حالات الغش والأنحرافات المالية بهدف تزويد المراجعين بحلول تعمل على تحسين جودة وكفاءة عمليات المراجعة.

وفي ضوء أعتماد المزيد من حلول علوم البيانات من قبل الشركات لتعزيز أنظمتها وخاصة فى العمليات المحاسبية والمالية فقد أتجهت الشركات إلى أستخدام تقنيات الذكاء الاصطناعى عامة في كافة انشطتها، وتطبيقات تعلم الآلة خاصة فى المعاملات المالية والتجارية للكشف عن حالات الأنحراف والغش التى قد تتعرض لها.

وفي الوقت الحالي فقد أصبح تطبيق تقنيات التعلم الآلي (ML) فى عمليات المراجعة المالية مطلوباً بشدة خاصة مع تزايد كميات البيانات التى تتم معالجتها ومراجعتها والتى قد تستغرق وقتاً طويلاً مع أحتمالية تكراها، ، بالأضافة إلى تعقيد المعالجة اليدوية للمهام المتعلقة بالمراجعة وهو ما يتطلب أتمتة أفضل وحلول ذكية أكثر.

وفى ظل الافتقار إلى استخدام الأدوات الآلية المتقدمة لتزويد المراجعيين بمهامهم وتحسين جودة أعمالهم تحاول الدراسة الحالية التعرف على كيفية أكتشاف الأنحرافات المالية وحالات الغش بأستخدام تقنيات تعلم الآلة والتى قد يكون لديها طرقاً جديدة وإمكانات عالية لتطوير نماذج قوية تساعد المراجعيين على التركيز على المجالات المحفوفة بالمخاطر مما يزيد من كفاءتهم بشكل كبير.

وفي ضوء ماسبق تكشف هذة الدراسة مدى تأثير أعتماد المراجع الداخلي لتقنية تعلم الآلة على اكتشاف الأنحرافات المالية والتنبوء بالغش فى القوائم المالية ، الأمر الذى قد يكون له مكانة مهمة فى الأعمال بسبب التطور السريع لتطبيقات الذكاء الأصطناعى وخاصة تعلم الآلة فى عمليات المحاسبة والمراجعة. وكذلك مكانته أتجاه فريق المراجعة الداخلية لمواكبة التطورات العالمية والوفاء بوضعه ومكانته بشكل كامل بأعتباره "مستشاراً موثوقاً به" لديه قدراً كبيرًا من المعرفة والحكم يمكن الأستفادة منها إذا ما تم دعمها بأدوات وتقنيات جديدة مثل خوازميات التعلم الآلي . وهو ما دفع الباحثة لتناول الدراسة الحالية فى محاولة للأجابة على تساؤل الدراسة الرئيسي وهو :

ما مدى تأثير أعتماد المراجع الداخلي لتقنية تعلم الآلة على أكتشاف الأنحرافات المالية والتنبوء بالغش فى القوائم المالية ؟

٣/١ أهداف البحث:

١/٣/١ الهدف الرئيسي:

يهدف البحث إلى التعرف على تأثير أعتماد المراجع الداخلي لتقنية تعلم الآلة على دقة تنبؤه بالغش فى القوائم المالية.

٢/٣/١ الأهداف الفرعية:

ويتم الوصول للهدف الرئيسي من خلال الأهداف الفرعية التالية:

- دور المراجع الداخلي ومسئوليته فى أكتشاف الغش والأحتيال فى ظل أنتشاره وأستخدام أساليب معتمدة على التكنولوجيا المتطورة .
- أستخدام تعلم الآلة لمساعدة المراجع الداخلي على أكتشاف الغش بالطرق الحديثة.
- أفضل خوارزميات تعلم الآلة التى تساعد المراجع فى أكتشاف الغش بالقوائم المالية .
- الأساليب التقليدية فى أكتشاف الغش بالقوائم المالية.

٤/١ أهمية البحث:

١/٤/١ الأهمية العلمية

تتمثل أهمية البحث فى كونه يتناول قضية هامة تتمتع بالحداثة كما أصبحت مجال أهتمام الباحثين فى الآونة الأخيرة وهو أستخدام تقنيات الذكاء الأصطناعي بصفة عامة و تعلم الآلة بصفة خاصة حيث أصبح توجه عالمي و محلي دمج تلك التقنية فى منظومة عمل جميع الشركات بمختلف تخصصاتها وكذا فى مجال عمل المراجع الداخلي و الخارجي.

مما جعل الكثير من الباحثين يسعون للبحث فى هذا الموضوع ودفع الباحثة إيضاً للبحث والتدقيق وإسراء قاعدة البيانات الخاصة بموضوع البحث وزيادة المعرفة النظرية.

٢/٤/١ الأهمية العملية:

أن التوجة نحو تطبيق تقنيات الذكاء الأصطناعى وبالتحديد تعلم الآلة يرفع من كفاءة عمل المراجع الداخلي ويزيد من قدرته على التنبوء بالغش والأحتيال فى القوائم المالية خاصة بعد أنتشار الغش والأحتيال بأساليب أكثر تقنية وتطور عن ذي قبل.

وزيادة كفاءة المراجع الداخلي فى القيام بمهامه المتطورة يجنب الشركات خسائر الغش والأحتيال و مخاطر يمكن تجنبها مما يزيد من أرباحها وقدرتها التنافسية فى السوق الذي يتسم بالتغيير والتعقيد.

٥/١ منهج البحث:

تعتمد الباحثة علي المنهج الوصفي التحليلي بهدف تغطية كافة جوانب البحث من خلال عمليات التحليل والتفسير والمقارنات إلى أن يتم الوصول إلى تقييمات ذات معنى تحقق أهداف البحث بدقة.

وقد أعتمدت الباحثة على الأسلوب الأختباري فى الدراسة الاحصائية لإختبار فروض البحث والوصول إلى نتائج قابلة للتطبيق ,وفى سبيل ذلك قامت الباحثة بتقسيم البحث إلى الاقسام التالية:

القسم الاول: المقدمة، المشكلة، الهدف، الأهمية، ومنهج البحث.

القسم الثاني: الدراسات السابقة وأستنتاج فروض البحث.

القسم الثالث: الدراسة النظرية.

القسم الرابع: الدراسة الأحصائية والنتائج الرئيسية وتحليلات الحساسية.

القسم الخامس: النتائج والتوصيات.

القسم الثاني
الدراسات السابقة وأستنتاج فروض البحث:

١/٢ الدراسات السابقة:

تناولت العديد من الدراسات الأجنبية تقنيات الذكاء الاصطناعى ومنها تعلم الآلة وتأثيرها على المراجعة الداخلية من وجهات نظر متعددة حيث تناولت دراسة (**Vivek ,2024**) الذكاء الاصطناعى، وعلى وجة التحديد التعلم الآلي لما له من إمكانات هائلة لإحداث ثورة فى مهنة المراجعة الداخلية بدءاً من تمكين تغطية المراجعة لمجموعات الأختبار بأكملها وحتى إدخال الموضوعية فى تحليل المجالات الرئيسية. ومع ذلك، تظهر الدراسات السابقة أن تعدد خيارات الأبتكار يمكن أن يكون هائلاً. تهدف هذة الدراسة إلى تقديم إطار نظري من شأنه تمكين ممارسي المراجعة، في كل من الصناعة والخدمات المهنية، من النظر في كيفية تسخير قدرات تعلم الآلة إلى أقصى إمكاناتها عبر دورة حياة المراجعة الداخلية، بدءاً من تخطيط المراجعة وحتى إعداد التقارير. تناقش الورقة كيفية أرتباط قدرات الذكاء الأصطناعى وتعلم الآلة بأختصاص وظيفة المراجعة الداخلية وذلك بالأستناد إلى الأبحاث الموجودة. ومن خلال القيام بذلك، وتؤكد الدراسة على الخيارات الأكثر تحديدًا المتاحة لإدارة المراجعة الداخلية لدفع الأبتكار عبر كل جزء من دورة حياة المراجعة، والأستفادة من تقنيات الذكاء الأصطناعى والتعلم الآلي المختلفة، وتشير النتائج إلى أن المراجعيين يحتاجون إلى عقلية الأبتكار المستمر ليكونوا عوامل تغيير فعالة .وأن أستخدام تقنية التعلم الآلي يؤدي إلى نتائج إيجابية فى تحسين جودة المراجعة الداخلية ودقة أعمال المراجعة.بينما أوضح (**Musaib,2024**) تأثير الأتمتة على تحسين أعداد التقارير المالية حيث تمثل الأتمتة مثل التعلم الآلي، والعمليات الآلية، والذكاء الأصطناعى القفزة التكنولوجية الرئيسية القادمة في مجال المحاسبة وإعداد التقارير المالية، ويهدف البحث بشكل تجريبي إلى معرفة ما إذا كان أستخدام الشركات العامة لتكنولوجيا الأتمتة يحسن تقاريرها المالية مع التركيز بشكل خاص على الرقابة الداخلية. وفى ضوء هذا الهدف خلصت الدراسة إلى وجود أدلة تشير إلى أن الأتمتة تعمل على تحسين جودة التقارير المالية. وعلى وجه التحديد، يرتبط أستخدام الشركات للأتمتة فى عملية إعداد التقارير المالية بالحد من نقاط الضعف المادية فى الرقابة الداخلية. يكون هذا الأرتباط متسقاً فى تحليل المستويات مع التأثيرات الثابتة ، وفى تحليل التغييرات، وفى تحليل الفروق فى الأختلافات المتطابقة مع درجة الميل. ثانياً، هناك أدلة تشير إلى أن مراقبة عملية إعداد التقارير المالية تنخفض بعد الأتمتة، ويرجع ذلك على الأرجح إلى تصور مفاده أن الأتمتة تقلل من الحاجة إلى المراقبة فى مواجهة ضوابط داخلية أقوى. على وجه التحديد، ترتبط الأتمتة بأرتفاع رسوم المراجعة الخارجية وأجتماعات لجنة المراجعة فى السنوات الأولى بعد قيام الشركة بتنفيذ الأتمتة ولكنها ترتبط بأنخفاض رسوم المراجعة الخارجية وأجتماعات لجنة المراجعة فى السنوات القادمة. ووتوصلت إيضا إلى وجود أدلة تشير إلى أن هذا الأنخفاض فى المراقبة قد يكون مكلفًا فعندما تحدث إخفاقات فى الضوابط الداخلية للشركات التى تعتمد على التشغيل الآلى، فإن الإخفاقات تكون مخيفة، وتؤكد هذة الدراسة على أن أستخدام تكنولوجيا الأتمتة تعمل على تحسين إعداد التقارير المالية.

في حين يشهد مجال مراجعة المشاريع وأنظمة الرقابة الداخلية تحولات كبيرة تغذيها التطورات فى التعلم الآلي (**Milena ,2024**) ، لما يتميز به التعلم الآلي من أمكانية تحليل مجموعات البيانات الضخمة والتنبوء بالنتائج، و تعزيز عمليات مراجعة المشاريع وأنظمة الرقابة الداخلية، مما يضمن إدارة قوية للمخاطر وحل المشكلات بشكل فعال. كما أن تطبيق التعلم الآلي فى جوانب مختلفة من

عمليات المراجعة الداخلية، بما فى ذلك تحديد المشكلة، وعلاج المشكلة، والتحليلات التنبؤية، والمراجعة فى الوقت الحقيقى. بالإضافة إلى ذلك فإنه يسلط الضوء على التغيير الأساسي فى كفاءات المراجعة التى تتطلبها هذة التطورات التكنولوجية. حيث يجب أستكمال مجموعة مهارات المراجع التقليدية بفهم أساسيات التعلم الآلي، ومعرفة البيانات، والخبرة التكنولوجية، وتقييم مخاطر الذكاء الأصطناعى، ومهارات الأتصال الفعالة. ويمكن أن يؤدي تعزيز الخبرة البشرية بالرؤىء المولدة آلياً إلى أستراتيجيات أكثر أستنارة وفعالية لإدارة المخاطر. من خلال تبني إمكانات التعلم الآلي، يمكن للمراجعين وضع أنفسهم كشركاء أستراتيجيين داخل المؤسسات. كما إن القدرة على تسخير الرؤىء المستندة إلى البيانات والأستفادة من التقنيات المتقدمة تمكن المراجعيين من تقديم توصيات أستباقية والمساهمة فى تحقيق الأهداف التنظيمية. هذا التحول من دور يركز على الأمتثال إلى مستشار ذو قيمة مضافة يعزز أهمية وتأثير عمليات المراجعة الداخلية فى مشهد الأعمال سريع التطور، وتشير نتائج دراسة **Milena** إلى أن التعلم الآلي يعمل على تحسين عمليات مراجعة المشروع وإجراءات المراجعة الداخلية، وتشكيل بيئة مراجعة أكثر كفاءة وأستباقية وقائمة على البيانات. كما إن تبني التعلم الآلي يمكّن المراجعين من تسخير قدراتهم، وتعزيز ممارسات إدارة المخاطر، وحل المشكلات بشكل فعال، وتعزيز التحول الرقمي في مجال المراجعة.

وربطت دراسة أخرى بين جودة المراجعة الداخلية و التحول الرقمي (المرجي,٢٠٢٣) وهدفت هذة الدراسة إلى فحص العلاقة بين التحول الرقمي وجودة المراجعة الداخلية وذلك بدراسة وتحليل طبيعة وأهمية المراجعة الداخلية لآليات التحول الرقمي كأحد تطبيقات تكنولوجيا المعلومات، والكشف عن أهم مجالات الفحص التى يجب أن تُركز عليها إدارة المراجعة الداخلية للتحقق من كفاءة وفعالية أستراتيجيات التحول الرقمي.

أعتمدت الدراسة على كل من: المنهج الاستنباطي: لتحليل ما ورد بالدراسات العربية والأجنبية المرتبطة بمتغيرات البحث. والمنهج الأستقرائي: حيث أتبعا طريقة المسح لجمع بيانات أولية بأستخدام أستبيان منظم، تضمن أسئلة وجهت لمراجعين داخليين ومحاسبين وأساتذة جامعات لجمع معلومات حول تأثير التحول الرقمي فى جودة المراجعة الداخلية.وقد أستخدمت الدراسة العينة الطبقية حيث تم تقسيم المجتمع المبحوث إلى طبقات، على أساس مواصفات وخصائص مهمة للدراسة، وتم أختيار مجتمع البحث عشوائياً من مراجعيين داخليين ومحاسبيين وأساتذة جامعات. وقد تم توزيع مجموعه ١١٢ نسخة من الأستبيان مع إجابة ٧٩ بشكل صحيح وأسترجاعها بالكامل.وقد أظهرت نتائج الدراسة والتحليل الإحصائي أن التحول الرقمي له علاقة إيجابية بجودة المراجعة الداخلية. فوجود قواعد وضوابط منظمة لآليات التحول الرقمي تعمل على توفير نظم وثقافة تكنولوجية ومالية أثناء تطبيق وظيفة المراجعة الداخلية.

أما دراسة (عباس,٢٠٢٣) فقد تناولت أثرالتحول الرقمي على تفعيل دور المراجعة الداخلية لتحقيق أهداف التنمية المستدامة وفقا لرؤية مصر ٢٠٣٠ ،وتناول هذا البحث تقنيات التحول الرقمي فى الشركات الصناعية من خلال التعرف على ماهية التحول الرقمي والجوانب الأيجابية الناتجة عن تطبيق تقنيات التحول الرقمي فى الشركات الصناعية. بالإضافة إلى دراسة إنعكاس تطبيق تقنيات التحول الرقمي على تطوير أنشطة المراجعة الداخلية والمزايا المحققة جراء تطبيق هذة التقنيات، والتعرف على الأليات المقترحة بالإضافة إلى رصد وتقييم التنمية المستدامة فى ظل تطبيق تقنيات التحول الرقمي وقد أشتملت الدراسة على الميدانية على عدد ١٥٠ من المراجعيين الداخليين فى الشركات التى شاركت فى مبادرة تحديث الصناعة والمتمثلة فى شركات صناعة الأدوية وشركات

صناعة الأسمنت وصناعة الحديد والصلب، وأظهرت نتائج الدراسة الميدانية وجود أثر لتطبيق تقنيات التحول الرقمي فى الشركات الصناعية على تطور أنشطة المراجعة الداخلية بهذة الشركات، كما أثبتت النتائج وجود دور لتطبيق التكنولوجيا الرقمية فى تحسين العمليات التشغيلية المختلفة وربط الأنتاج برغبات العمال والذى ينعكس بدوره على تحقيق التنمية المستدامة وقد أوصت الدراسة بضرورة السعي نحو تبني تطبيق تقنيات التحول الرقمي فى الشركات الصناعية فى كافة عملياتها التشغيلية لمواكبة التغيرات فى بيئة الاعمال وتحقيق التنمية المستدامة، وذلك للأستفادة من المزايا والفرص التي تحققها التطورات في تكنولوجيا المعلومات.

كما أثرت تطبيقات الذكاء الأصطناعى على كفاءة المراجع الداخلي (الشعراوي,٢٠٢٣) حيث أجريت دراسة على ٢١٠ مراجع من العاملين بالبنك الزراعي المصري لتحليل أثرتطبيقات الذكاء الاصطناعى على تحسين كفاءة المراجع الداخلي وجاءت النتائج التطبيقية تؤكد وجود علاقة إيجابية بين تطبيقات الذكاء الاصطناعى وتحسين كفاءة المراجع الداخلي.

وفي ظل التحديات التى تواجهها الشركات للتحول إلى الرقمنة ظهر الأتجاة إلى أستخدام مدخل المراجعة الداخلية المستمرة للحد من الغش و أدارة الارباح.(حماد ,٢٠٢٣)

حيث هدف الباحث الى معرفة أثر تنبي مدخل المراجعة المستمرة فى مقابل المراجعة التقليدية . وذلك بعمل دراسة إستطلاعية لمجموعة من الشركات بعضها يستخدم المراجعة التقليدية والبعض الآخر يستخدم المراجعة المستمرة ,وجاءت النتائج معبرة عن وجود علاقة ذات تاثير معنوى لتبنى مدخل المراجعة المستمرة وإكتشاف الأخطاء والغش بالبيانات المحاسبية ,وجاءت توصيات الباحث فى ضوء الدراسة الأستطلاعية وتحليل محتوى القوائم المالية لشركات العينة بضرورة أعتبار المراجعة المستمرة منهجاً متبعاً فى جميع الشركات المقيدة بالبورصة وضرروة قيامها بتوفير الكوارد الداخلية للقيام بها لما ينعكس على الحد من الفساد وزيادة قيمة الشركة فى السوق وجذب المزيد من الأستثمارات في السوق المصرى.

وفي ظل تحديات الرقمنة زاد أهتمام الباحثين بكيفية أنجاز أعمال المراجعة الداخلية التى زادت بشكل جعل أمكانية الأعتماد على أساليب المراجعة التقليدية صعب لتلبية متطلبات التغطية الكاملة لأشراف المراجعة.) ,وعلى ذلك يمكن تحويل وظيفة المراجعة من الأشراف التقليدي إلى وظيفة المراجعة الذاتية الذكية وأتمتة جميع مراحل عملية المراجعة الداخلية. (Ling, et al; 2023)

كما أصبح أمام المراجعيين تحدى جديد متعلق بالتهديدات الداخلية حيث تشير التهديدات الداخلية إلى الأجراءات غير الطبيعية التى يتخذها الأفراد ممكن يتمتعون بأمكانية الوصول للبيانات مما يعرض سرية بيانات النظام وسلامتها وتوافرها للخطر. فهي تشكل مخاطر كبيرة على الأمن السيبراني، مما يؤدي إلى خسائر كبيرة للعديد من الشركات. ويعد أكتشاف التهديدات الداخلية أمرًا بالغ الأهمية نظرًا لعدم التوازن فى مجموعات البيانات الخاصة بهم. وقد أمكن بأستخدام خوارزميات التعلم الآلي الخاضعة للإشراف بأستخدام مجموعة بيانات متوازنة فى الترددات اللاسلكية أكتشاف التهديدات الداخلية بنسبة ٩٥,٩٪ مقارنة بالأعمال Manoharan, at el; 2023) (الحالية وسلوك المستخدم.

وقد أزداد شغف واهتمام الباحثيين بأستخدام خوارزميات تعلم الآلة أيضا فى المراجعة الخارجية وذلك عن طريق التنبوء بالتحريفات فى القوائم المالية هذا بالأضافة إلى أستخدامها فى تحديد العوامل والخصائص المميزة للشركات المحرفة والتى تمثل علامات حمراء تمثل تحذيرات هامة من خطر

وقوع التحريفة ومن ثم قياس أحتمال ومخاطر التحريف، مما يجنب المراجع مخاطر التقاضي نتيجة للإخفاق فى عملية المراجعة وعدم إصدار التقرير المناسب. (النقيب,٢٠٢٣)

٢/٢ الفجوة البحثية

العلاقة بين الدراسات السابقة والدراسة الحالية وإظهار المساهمة البحثية:

تناولت دراسه كل من Vivek 2024 ودراسه Musaib 2024 العلاقه بين المراجعه الداخليه والذكاء الاصطناعى والتي أكدت على وجه التحديد أن التعلم الألي كأحد تقنيات الذكاء الأصطناعي يعمل على تحسين أعداد التقارير الماليه وجوده المراجعه الداخليه وهو ما دفع الدراسه الحاليه لمحاوله التعمق أكثر نحو دراسة تحسين إعداد التقارير المالية والوصول إلى دقة عالية فى التنبوء بالغش فى القوائم المالية.

بينما أشارت دراسة Milena 2024 إلى أن تطبيقات التعلم الألي تعمل على تحسين عمليات المراجعه وتعزيز ممارسات المخاطر وتعزيز التحول الرقمي وتعتبر متغيرات هذة الدراسة متغيرات داعمة لمتغيرات الدراسة الحالية والتى تناولتها الباحثة ضمن الأطار النظري بشكل غير مباشر وذلك لمساعدة تقنية التعلم الألي فى أكتشاف الأنحرافات والتنبوء بدقة الغش فى القوائم المالية.

كما اتفقت كلا من دراسه المرجي ٢٠٢٣ ودراسه عباس ٢٠٢٣ على ان التحول الرقمي له دور كبير في تفعيل دور المراجعه الداخليه لتحقيق الاهداف المطلوبه وتعزيز وتطوير انشطه المراجعه الداخليه وبالتالي تحسين جوده وكفاءه المراجعه الداخليه وهو ما اكدت عليه دراسه الشعراوي ٢٠٢٣ وما يتفق مع موضوع الدراسه الحاليه.

بينما اكدت دراسه Linge 2023 على ضروره اتمته عمليات المراجعه الداخليه من خلال الاعتماد على اساليب المراجعه الذاتيه الذكيه لتطوير كفاءه اعمال المراجعه الداخليه وهو ما تؤكد عليه الدراسه الحاليه من خلال استخدام تقنية التعلم الألي لذيادة جودة عملية المراجعة واكتشاف الأنحرافات والغش في القوائم المالية.

وقد اشارت دراسه Manoharan 2023 ودراسه النقيب ٢٠٢٣ الى ضروره الأستعانه بأساليب وخوارزميات التعلم الألي الخاضعه للأشراف لأكتشاف التهديدات الداخليه وحالات الأنحراف وهو ما تناولته الدراسه الحاليه من خلال التطبيق على عدد من الشركات المساهمه المصريه المسجله بالبورصه ولكن في ضوء اعمال المراجعه الداخليه.

بينما اكدت دراسه حماد ٢٠٢٣ على ضروره استخدام تطبيقات الذكاء الاصطناعي والتحول الرقمي وذلك لتحسين اعمال المراجعه الداخليه وذلك لمحاوله اكتشاف الاخطاء والغش في البيانات المحاسبيه وهو ما يعتبر احد اهداف الدراسه الحاليه للوصول الى دقه عاليه في التنبؤ بالغش والأنحرافات في القوائم الماليه.

وفي ضوء ذلك يمكن القول بان الدراسات السابقه جميعها وبالتحديد دراسه النقيب ٢٠٢٣ ودراسه Manoharan 2023 تناولت استخدام خوارزميات التعلم الألي لأكتشاف الاخطاء وحالات الغش والأنحرافات وهو ما يتفق مع موضوع الدراسه الحاليه وهو ايضا ما دفع الباحثه الى الاستعانه بهذه الاساليب والخوارزميات ولكن في ظل اعمال المراجعه الداخليه.

كما ان الدراسات السابقة جميعها قد تناولت تقنيات التعلم الألي والذكاء الاصطناعي للعمل على تحسين اعمال المراجعه الداخليه وتحسين اعداد التقارير الماليه وكفاءه اعمال المراجعه الداخليه بصفه عامه ولكنها لم تشير الى اثر استخدام تقنيات التعلم الألي على دقه التنبؤ بالغش في القوائم الماليه وهو ما دفع الباحثه على تبني الدراسه الحاليه.

كما تركز معظم الابحاث علي اكتشاف الغش والتنبوء به علي مستوي المنظمة ككل.(Mutschmann et al .,2021) وليس علي اكتشافه بالقوائم المالية بالتحديد.

وقد قامت الدراسات السابقة بتقييم العديد من العوامل الحاسمة لاهمية المراجعيين الداخليين في منع الغش وأكتشافه.(Kabuye et al., 2017; Khelil et al., 2016 ;Norman et al., 2010) ,وقد أكدت مهنة المراجعة الداخلية علي دور المراجع الداخلي من خلال الارشادات التي تهدف الي تحسين فعاليته. (The IIA, 2019) ,وعلي ذلك فأن الأبحاث الحالية حول مدي دقة تنبوء المراجع الداخلي بالغش في القوائم المالية محدودة لعدة اسباب:

تقدم دراسات قليلة ادلة تطبيقية علي العوامل المرتبطة بدور المراجع الداخلي في ادارة مخاطر الغش تستخدم اغلب الدراسات أساليب استقصائية تكون ملائمة بشكل محدود. (Drogalaset et al., 2017; Kabuye et al., 2017; Khelil et al., 2016)

غالبا ما تتجاهل الدراسات السابقة التطورات الأخيرة ,مثل لأهمية المتزايدة لأدوات تكنولوجيا المعلومات المبتكرة مثل الذكاء الاصطناعي و بوجة خاص تعلم الآلة.

تركز أغلب الأبحاث علي صناعات أو دول محدودة ذات خصائص فريدة مثل مستويات الفساد المرتفعة وبالتالي لا تقدم الأبحاث السابقة نتائج قابلة للتعميم.

ولا يوجد اجماع حول مفهوم دور المراجع الداخلي في ادارة مخاطر الغش والاحتيال وهذا الافتقار يعتبر قصور في المهنة لأن اجزاء من اطار الممارسة المهنية لمعهد المراجعيين الداخليين (IIA) تربط المراجع الداخلي بشكل مباشر بمنع الغش و الكشف عنه.

استجابة لدعوة (Mutschmann et al .,2021) لمزيد من البحث.

٣/٢ فروض البحث

من العرض السابق للدراسات السابقة يمكن صياغة فروض البحث فيما يلي:

الفرض الاول: لايؤدى إستخدام المراجع الداخلى لتقنيات تعلم الألة إلى زيادة دقة تنبؤه بالغش فى القوائم المالية مقارنة بالأساليب التقليدية.

الفرض الثاني : لا توجد فروق جوهرية ذات دلالة إحصائية بين إحتمالية إرتكاب الغش المتنبيء بها بإستخدام تقنيات تعلم الألة وبين إحتمالية إرتكاب الغش المتنبئ بها بإستخدام الأساليب التقليدية

القسم الثالث
الدراسة النظرية

١/٣ دور المراجع الداخلي في أكتشاف الغش والأحتيال وأستخدام أساليب معتمدة على التكنولوجيا المتطورة.

تتعرض وظيفة المراجعة الداخلية فى المؤسسات لضغوط لتحقيق نتائج لتلبية متطلبات أصحاب المصالح وحماية **المنظمة من التهديدات الناشئة** ، ويعد الحفاظ على الصورة الكبيرة في منظورها الصحيح أمراً صعباً نظراً لحجم التقارير الموجودة داخل المنظمة، ويوفر المراجعون الداخليون خط دفاع ضد الأخطاء والسهو التى يمكن تجنبها والتى قد تؤدي إلى أنخفاض الجودة، أو تشويه سمعة المنظمة ومصداقيتها أو تفويت الفرص على الأدارة لأتخاذ قرارات هامة، أو قد تؤدي إلى خسائر مالية مباشرة .ويتمثل الدور الرئيسي للمراجع الداخلي فى اكتشاف أوجه القصور وعدم الامتثال ومنع الخسائر. ويتم تنفيذ هذة الأنشطة عن طريق **التقييم القائم على المخاطر** والتواصل مع لجان مجلس الإدارة ، وتتمثل مهام عمل المراجع الداخلي في معرفة **الفجوات فى الامتثال والجودة ومجالات أخرى** . ولتحديد هذة الفجوات تتطلب عمليات المراجعة الداخلية تتبع النتائج فى كل مجال من مجالات المخاطر التى تتعرض لها برامج المنظمة .ويتطلب هذا التتبع تحديد السياق ونتائج سريعة، بدلاً من تقديم تقرير ملخص سنوى إلى لجنة المراجعة.(Annika& Bonrath, 2024)

وفى الهياكل التنظيمية المتزايدة التعقيد والمتطلبات اليوم، أصبح الغش أكثر انتشارًا .ويؤكد هذا الارتفاع على أهمية الحفاظ على وتطوير الحماية القوية ضد مخاطر الأحتيال .غالبًا ما يؤدي عدم اليقين والاضطراب إلى التحايل على العمليات والضوابط المعمول بها، مما يخلق أرضاً خصبة للغش (Karpoff,2021) ،يتوقع الخبراء مثل الرئيس التنفيذى لجمعية فاحصي الاحتيال المعتمدين (ACFE)، زيادة كبيرة فى الاحتيال فى السنوات القادمة (Dorris, 2021) بينما تؤكد شركات المحاسبة الكبرى على الحاجة إلى استجابات فورية لهذا التعرض المتزايد للمخاطر من خلال التقارير والأوراق البيضاء.

والسؤال الذى يطرح نفسه من المسؤل عن منع الغش والكشف عنه بأنتظام (Baker,2013) ,وغالباً ما تكون الاجابة انها تقع على عاتق المراجع الداخلي ، أكدت على هذا الدراسات السابقة بتقييم العديد من العوامل الحاسمة لأهمية المراجعيين الداخليين في منع الغش واكتشافه (Khelil et al.,2017,Kabuye et al ,.2016 ; Norman et al., 2010) كما أكدت مهنة المراجعة الداخلية على دور المراجع الداخلي من خلال التوجيه الهادف إلى تحسين فعاليته معهد المدققيين الداخليين. (Hazami- Ammar,2019)

في السنوات الأخيرة، تغيرت بيئة الأعمال بسرعة لتصبح رقمية للغاية فقد تزايد حجم المحتوى الرقمى الذى يتم إنشاؤه فى جميع أنحاء العالم بشكل كبير. ووفقاً لما نشر عن مؤسسة البيانات الدولية فى عام ٢٠١٨، فإنه حوالى خمسة زيتابايت من المحتوى الرقمى تم إنشاؤها فى جميع أنحاء العالم فى عام ، وارتفعت إلى ثلاثة وثلاثون زيتابايت في عام ٢٠١٨، ومن المتوقع أن يصل هذا الرقم إلى مائة خمسة وسبعون زيتابايت فى عام ٢٠٢٥ . كما ان هذة التقلبات ستستمر فى التغير بطريقة سريعة جداً فى السنوات القادمة. وبالتالى فإنه على الشركات ان تعمل على تكييف استراتيجياتها للتعامل مع بيئة الأعمال الجديدة هذة من خلال تضمين التكنولوجيا الرقمية فى استراتيجيتهم فى المستقبل القريب. **(Nathanaël ,2020)**

كما تؤدى معظم التغييرات فى بيئة الأعمال إلى تعديلات على المخاطر التى تحتاج المؤسسات إلى إدارتها وتتطور هذة المخاطر بأستمرار بما فى ذلك تهديدات أمن البيانات والخصوصية , والتى أصبحت معقدة بشكل متزايد حيث تشير معايير معهد المراجعيين الداخليين أن وظيفة المراجع الداخلي مطلوبة لتطوير وضبط تخطيط المراجعة الداخلية فيما يتعلق بالتغيرات التى تحدث فى بيئة الأعمال والمخاطر المتغيرة وتماشيًا مع المعايير تدعو المنظمات والهيئات توسيع نطاق إطار العمل الدولى ليشمل حوكمة الشركات وتكنولوجيا المعلومات والقضايا الإستراتيجية وذلك لكون التحول الرقمى يعمل على إحداث تغييرات كبيرة فى المؤسسات. **(Abdolla,M., Esinath, N., Yasser,B.,:2022)**

كما أن رقمنة البيئة ليست ظاهرة جديدة حيث واجه العالم عدة موجات من التحول الرقمى التى أثرت على الأعمال التجارية والمجتمع بصفة عامة بما فى ذلك أنشاء أجهزة الكمبيوتر وظهور الإنترنت. ففى الوقت الحاضر أصبح الحضور المتزايد لتقنيات التواصل الاجتماعى والمحمول والتحليلات والحوسبة السحابية مندمجاً بشكل متزايد فى الحياة المهنية والخاصة للأشخاص .

ويؤدى إدخال هذة التقنيات إلى إعادة تشكيل البيئة ودفع المؤسسات إلى إعادة التفكير فى استراتيجياتها وعملياتها ونماذج أعمالها حيث تعمل بيئة الأعمال المتغيرة هذة على تعديل مشهد المخاطر التنظيمية وتجلب تحديات جديدة للمؤسسات، مما يعرض ادارتها لمزيد من المخاطر المحتملة والمتوقع حدوثها ، ففي الوقت الحالى يعتبر أمن البيانات مصدر قلق رئيسي للمؤسسات حيث زاد عدد انتهاكات الأمن السيبرانى التى تم الكشف عنها لأنظمة المؤسسات المتداولة علناً بين عامي ٢٠١١ و٢٠١٨، بمقدار أربعة أضعاف وبناء على ذلك، تحتاج الأستراتيجيات التنظيمية إلى التغيير لمواجهة هذة التحديات الناشئة. وبالتالى، تقوم المؤسسات بدمج القضايا والفرص الرقمية فى إستراتيجيتها وإعادة التفكير فى عملياتهم لتشمل المزيد والمزيد من عناصر التقنيات الرقمية فى عملياتهم اليومية مثل تقنية Blockchain وتحليلات البيانات والذكاء الاصطناعى وإنترنت الأشياء والروبوتات وهذة التقنيات أمثلة رئيسية على التقنيات الجديدة التى تدمجها المؤسسات أو ستدمجها فى المستقبل القريب(**Nathanaël ,2020**)

٢/٣ ماهية التعلم الألى:

شهدت السنوات الماضية تقدماً هائلاً فى علوم الكمبيوتر أكثر من أى وقت مضى ويرجع السبب فى ذلك إلى التطور الكبير فى تقنيات وبرامج الذكاء الاصطناعى ، حيث تؤدى أجهزة الكمبيوتر والخوارزميات إلى رؤىء أكثر ازدهاراً ودقة من خلال البرامج التى أكتسبت من التجارب وتكيفها تلقائياً لتتناسب مع احتياجات مهامها (Hassani 2021) فمن المتعارف علية ان المبرمج هو من يقرر كيفية عمل النظام عن طريق كتابة الكود يدوياً. ولكن الان لا يتم كتابة الاكواد والبرامج بل يتم تجميع البيانات التى تشير الى الرؤىء والتعليمات، ويتم تطوير واحداث تغييرات للخوارزميات التى تناسبها حسب الضرورة لأستخراج الأنماط والرؤىء التى يستعان بها لتطبيق هذة التقنيات.

وتستطيع هذة التقنيات ان تعكس قدرة الكمبيوتر على التعرف على الأنماط لاستخدامها وتطبيقها بناءاً على البيانات المتاحة. فهذة التقنيات التكنولوجية لديها القدرة على ان تحاكى الإدراك البشرى من خلال الوصول إلى البيانات من خلال مجموعة متنوعة من المصادر والأنظمة لاتخاذ القرارات والتعلم من نتائجها وأنماطها . فهى مستوحاة من الدماغ البشرى، حيث كانت أجهزة الكمبيوتر تعرف سابقاً بأسم العقول الإلكترونية، ولاشك أن الأنسان يتمتع بقدرات معالجة مذهلة يستطيع الاستعانة بها اذا ما كان الهدف من فهمها لأجل استخدام وإنشاء نسخة الكترونية تعرف بالذكاء الاصطناعى

(Neapolitan 2018) ومنذ إجراء اختبار تورينج في عام ١٩٥٠ من قبل آلان تورينج فقد تزايد الذكاء الاصطناعى وتطورت أدواتة وتقنياته بشكل كبير والذى أشار إلى أن أجهزة الكمبيوتر لديها القدرة على التفكير بذكاء ككيانات اصطناعية بأكملها (OECD.2019).

ومن تقنيات الذكاء الاصطناعى التى يمكن الاستعانة بها فى مجال المحاسبة والمراجعة الربوتات المالية، التعلم الآلي، التعلم العميق، النظم الخبيرة، الشبكات العصبية، تحليل البانات الضخمة، معالجة اللغة الطبيعية، ويعد التعلم الآلي هو الاكثر استخداما فى الكشف عن الانحرافات المالية والتهديدات التى يمكن ان تواجة الشركات ويستخدمه المراجعون، فالتعلم الألي (ML) هو نوع من الذكاء الاصطناعى الذى يتفرع من علوم الكمبيوتر، وهو ليس مجرد اداة لحل المشكلات المتعلقة بتخزين البيانات أو معالجتها أو تدريبها؛ ولكن التعلم الآلي يعتبر وسيلة لتحقيق الهدف من الذكاء الاصطناعى إما عن طريق تدريبه على مجموعة بيانات أو استخدام التجارب المتكررة لتدريب برنامج كمبيوتر لتحقيق أقصى قدر من الأداء الذكى (Fradkov, 2020) كما ان الآلات تعتبر اداة رائعة في اتخاذ القرارات الذكية بسبب مجموعات البيانات الهائلة. وكون العنصر البشرى أفضل بكثير فى اتخاذ القرارات بشأن بيانات محدودة. فإن هذا المزيج يعد فعالاً للغاية فى الاستفادة من الذكاء البشرى والآلي فى إنشاء نماذج التعلم الآلي. يوفر الجمع بين التعلم الآلي والذكاء البشرى مستويات عالية من الدقة بشكل ملحوظ، مما يقودنا نتائج سريعة وأكثر دقة.

نمو التعلم الآلي

لقد أحدث التعلم الآلي تغيرات كبيرة خلال القرن الماضي من خلال تقدمه ونموه بشكل ملحوظ، مما أدى إلى زيادة كفاءة الكمبيوتر فى مختلف المجالات، بما فى ذلك صناعة السيارات والرعاية الصحية والتجارة والخدمات المصرفية والتصنيع . وتعتبر بداية القرن الحادى والعشرين بمثابة نقطة تحول فى تاريخ التعلم الآلي، والتى يمكن أن تعزى إلى ثلاثة اتجاهات عملت بشكل تعاونى (Fradkov,2020).

الأتجاة الأول: البيانات الضخمة : والتى تشير إلى حجم كبير من البيانات المعقدة وتتطلب أساليب متخصصة لمعالجتها. تتضمن هذة البيانات الكبيرة جداً والتى يمكن الوصول إليها فى الغالب بيانات الطقس، وبيانات المعاملات التجارية، ونتائج الاختبارات الطبية، ومنشورات وسائل التواصل الاجتماعي، وتسجيلات كاميرات المراقبة، ومواقع نظام تحديد المواقع العالمية (GPS) من الهواتف الذكية، وبيانات أجهزة الاستشعار، بالأضافة الى العديد البيانات الضخمة الآخرى والتى ستكون غداً أكبر من اليوم، ومع المزيد من البيانات، ستصبح النماذج المدربة أكثر ذكاء(Alpaydin,2016, Alpaydin,).

الأتجاة الثانى: انخفاض تكلفة: ويتمثل انخفاض التكلفة فى تكاليف الحوسبة المتوازية والذاكرة عن طريق توزيع معالجة كميات كبيرة من البيانات بين المعالجات البسيطة. بالإضافة إلى ذلك، يتم إنتاج معالجات أكثر تعقيداً وقوة وبأسعار معقولة مثل البرامج المحاسبية وحدات معالجة الرسومات (GPU). هذة الموارد متاحة لعلماء البيانات والمؤسسات اليوم عبر الحوسبة السحابية دون الحاجة إلى استثمارات ضخمة في الأجهزة. كما ان انخفاض التكاليف وزيادة قوة المعالجة والقدرة على التخزين قد سمح بزيادة التقاط البيانات وتخزينها وامكانية ترميز وتحليل هذة البيانات بشكل أكثر سرعة وكفاءة(Fradkov,2020).

الأتجاة الثالث : تطوير خوارزميات جديدة للتعلم الآلي: يعتبر العديد من هذة الخوارزميات متاح بسهولة فى المجتمعات الكبيرة والمتطورة . ويعتبر هذا الاتجاة هو الأكثر أهمية على الإطلاق، حيث

ساعد فى إنشاء شبكات عصبية اصطناعية تدعم وظائف عالية المستوى لمعالجة البيانات. تعد الشبكات العصبية الاصطناعية (ANNs) خوارزميات مهمة فى التعلم الآلي (ML)، حيث تخدم الغرض المهم المتمثل فى حل المشكلات المعقدة.

هناك بيانات أكثر مما تستطيع أجهزة الأستشعار أو العقل البشري التعامل معه أو معالجته. فالمعلومات المتاحة على الإنترنت اليوم تحتوى على كميات هائلة من النصوص الرقمية والبيانات والتى يمكن ان يستخدمها المراجعون وهى الآن واسعة جداً لدرجة أن المعالجة اليدوية مستحيلة. ويعد استخدام التعلم الآلي لهذا الغرض أكثر كفاءة ويعرف بأسم القراءة الآلية(Fradkov,2020). فالميزة الأساسية للتعلم الآلي هى أنه يمكن تطبيقه على مجموعة واسعة من المهام دون أن تتم برمجته بشكل صريح للتعلم. وباستخدام التعلم الآلي يمكن بناء أنظمة قادرة على التعلم والتكيف مع بيئتها من تلقاء نفسها مع الحد الأدنى من الإشراف والحد الأقصى من رضا المستخدم.

٣/٣ أستخدام تعلم الآلة لمساعدة المراجع الداخلي على أكتشاف الغش بالطرق الحديثة

لقد اجتذب التعلم الآلي اهتماماً كبيراً بالعلوم الاجتماعية وهو بلا شك يعمل على تحليل البيانات. على الرغم من أن المبادئ الأساسية لتقليل البيانات ليست جديدة فى أبحاث المحاسبة والمراجعة، إلا ان التعلم الآلي يقدم طرقاً جديدة للعثور على أنماط فى الأرقام المحاسبية ومساعدة الهيئات التنظيمية على مراقبة العمليات والانحرافات وممارسات إعداد التقارير لعمل تنبؤات دقيقة تساعد على حل المشكلات. وتعتمد هذة التحليلات على الخوارزميات بأعتبارها اداه لفتح مصادر البيانات المالية الكبيرة والمتنامية لإجراء التغيرات والحصول على تنبؤات أفضل تساعد في اتخاذ قرارات مناسبة وأكثر إيجابية.

يقع استخدام التكنولوجيا فى المراجعة فى الغالب تحت مظلة تحليلات البيانات، والتى تستلزم "علم وفن اكتشاف الأنماط وتحليلها، وتحديد حالات الانحراف، واستخلاص المعلومات المفيدة من البيانات الأساسية أو المتعلقة بموضوع المراجعة من خلال التحليل والنمذجة والتصور لغرض التخطيط أو إجراء المراجعة.**(AICPA.2017)**

يمكن أن تشمل فوائد استخدام تحليلات بيانات المراجعة تحسين فهم عمليات المنشأة والمخاطر المرتبطة بها، وزيادة إمكانية اكتشاف الاحتيال والأخطاء .ويمكن للباحثين إيضاح عملية تحليل البيانات بأستخدام التعلم الألي من خلال تناول تحليلات التعلم الالي الأربعة والمتمثلة فى : التحليلات الوصفية، التشخيصية، التنبؤية، والتوجيهية. وتتميز هذة الأنواع بمستويات متزايدة من الصعوبة والتعقيد وتوفر قيمة متزايدة للقائمين عليها ومستخدميها.

التحليلات الوصفية :تستفسر التحليلات الوصفية عن البيانات السابقة أو الحالية وتقدم تقريراً عما حدث (أو يحدث). كما انها تعرض مؤشرات الأداء السابقة للمساعدة فى الانجازات والانحرافات وتوفير الأدلة لاتخاذ القرار؛ حيث يجب أن تستند القرارات المتعلقة بتقديم نتائج جيدة وتحسين الأداء إلى الأدلة.

بأستخدام التحليلات الوصفية، مثل التقارير وأدوات تصور البيانات والتى تساعد المستخدمين النهائيين فى التعرف بأثر رجعى على الأحداث الماضية؛ وذلك من خلال استخلاص المعرفة بالوحدات والأقسام المختلفة والمنظمة بأكملها وكذلك جمع الأدلة المفيدة لعملية صنع القرار المستنيرة والإجراءات القائمة على الأدلة. ففي المراحل الأولى من التحليل توفر التحليلات الوصفية فهما لأنماط البيانات والمتعلقة بنتائج العمليات التى حدثت كمعرفة من هم أفضل العملاء من حيث حجم المبيعات؟" و"ما هي المنتجات الأقل مبيعاً ؟ وتستخدم الإحصائيات الوصفية الادوات التالية للحصول على نتائجها مثل

مقاييس الاتجاة المركزى (المتوسط والوسيط والوضع) ومقاييس التشتت (الحد الأدنى والحد الأقصى والمدى والربيع والانحرافات المعيارية)، بالإضافة إلى توزيع المتغيرات. **Morr & Ali-Hassan,2019)**

يمكن للتحليلات الوصفية قياس الأحداث وإعداد التقارير عنها، وهي خطوة أولي فى تحويل البيانات إلى رؤىء قابلة للتنفيذ. فالتقارير هى المخرج الرئيسي فى التحليلات الوصفية، حيث يتم عرض النتائج فى الرسوم البيانية (على سبيل المثال، رسم بيانى شريطى أو مخطط دائرى)، وجداول ملخصة، والأكثر إثارة للاهتمام، الجداول المحورية. فالجدول المحورى هو جدول يلخص البيانات الناشئة من جدول آخر ويوفر للمستخدمين وظيفة فرز البيانات ومتوسطها وجمعها وتجميعها بطريقة ذات معنى.

التحليلات التشخيصية : التحليلات التشخيصية تعطينا نظرة ثاقبة للماضى, وهي تركز على تعزيز العمليات من خلال تحديد سبب حدوث شيء ما وما هي العلاقات بين الحدث والمتغيرات الأخرى التي يمكن أن تشكل أسبابه. **(Chowdhury et al.,2017)**

التحليلات التنبؤية : يستخدم التحليل التنبؤى البيانات السابقة لإنشاء نموذج يساعد فى عملية التنبؤ وفهم ومعرفة الاتجاهات المستقبلية فهو يحلل الاتجاهات فى البيانات التاريخية ويحدد ما يحتمل أن يحدث فى المستقبل. بأستخدام التحليلات التنبؤية، يمكن للمستخدمين إعداد الخطط وتنفيذ الإجراءات التصحيحية بشكل استباقى قبل وقوع الحدث, كما تساعد بعض التقنيات المستخدمة فى التحليل وضع الحلول الاستباقية فى حالة عدم دقة التنبؤات من خلال خوارزميات التعلم الآلي و النمذجة التنبؤية يمكن استخدام التحليلات التنبؤية وتخطيط الموارد. **(Zhang et al.,2017)**

التحليلات الإرشادية: فى حين أن التحليلات التنبؤية تقدر ما قد يحدث في المستقبل، فإن التحليلات الإرشادية تذهب إلى أبعد من ذلك من خلال وصف خطة عمل معينة لمعالجة المشكلات التى كشفت عنها التحليلات التشخيصية وزيادة احتمالية حدوث النتيجة المرجوة والتى ربما لم يتم التنبوء بها من قبل التحليلات التنبؤية ,وتشمل التحليلات الارشادية محاكاة وتقييم العديد من التنبؤات المحتمل حدوثها من عدمه وتقديم المشورة بشأن كيفية تعظيم احتمالية حدوث النتائج المرجوة وتتمثل التقنيات المستخدمة فى التحليلات الارشادية فى تحليل الرسم البياني والمحاكاة والتحسين العشوائى والبرمجة غير الخطية وتعتبر التحليلات الارشادية مفيدة لتقديم المشورة بشأن مسار العمل للوصول الي هدف مرغوب فيه **(Christo et al., 2022)**

كما تتجاوز التحليلات الإرشادية التنبوء لتمتد الى وصف مسار العمل الأمثل للوصول إلى هدف معين بناء على التنبؤات بالأحداث المستقبلية. ومن الأمثلة البسيطة على ذلك تطبيق يتنبأ بمد خطوط انتاج بناء على وجهات نظر معينة, إذا كان التطبيق مزوداً بتحليلات توجيهية، فيمكنه وصف أقصر مسار للوصول إلى الوجهة بعد مقارنة عدة طرق بديلة.

٤/٣ اغراض تحليل بيانات المراجعة

يتم تعريف تحليلات بيانات المراجعة على أنها "تحليل البيانات الأساسية للبيانات المالية، إلى جانب المعلومات المالية أو غير المالية بغرض تحديد الأخطاء المحتملة أو مخاطر الأخطاء الجوهرية, وهو يشمل الفحص التقليدى للملفات، والإجراءات التحليلية، والتحليلات القائمة على الإحصاءات. ومع ذلك فغالبا ما يكون المراجعون على غير دراية بالعديد من أساليب التحليل. حيث تشير دراسة استقصائية حديثة إلى أن عدم كفاية المهارات والمعرفة هى العائق الرئيسى أمام تطبيق تحليلات البيانات فى المراجعة. على الرغم من أنها تتطلب معرفة إضافية وتكلفة إضافية للتنفيذ الآولي, إلا أن تحليلات

بيانات المراجعة يمكن أن تعزز كفاءة المراجعة وفعاليتها. كما يؤدى تطبيق تحليلات بيانات المراجعة إلى تعزيز فعالية عمليات المراجعة) الداخلية(Cao et al.,2015
وفي ضوء استخدام تقنية التعلم الآلي بأعتباره مجموعة فرعية من الذكاء الاصطناعى , فإن التعلم الآلي هو برنامج حسابى يتعلم تلقائياً الأنماط والاتجاهات من البيانات التاريخية دون أن يبرمجها البشر بشكل صريح
على عكس تحليلات بيانات المراجعة والتى تعتبر وصفية فى المقام الأول، يتضمن التعلم الآلي تحليلات تنبؤية أكثر تقدماً . فهناك العديد من البحوث فى مجال المحاسبة والتى طبقت التعلم الآلي لتعلم أنماط البيانات والتنبوء بالاحتيال في البيانات المالية والأرباح المستقبلية. فقد يتم استخدم خوارزميات متعددة للتعلم الآلي، مثل أجهزة المتجهات الداعمة والشبكات العصبية الاصطناعية وأشجار القرار للتنبوء بعمليات الاحتيال والمخالفات المحاسبية. وقد توصلت ايضا بعض الدراسات الى أن الغابة العشوائية (تقنية التعلم الآلي غير البارامترية)
تتفوق على الانحدار التقليدي فى التنبوء بالأرباح. بالأضافة إلى ذلك، تم تطبيق تقنيات التعلم الآلي على إجراءات المراجعة لدعم اتخاذ القرار.
(Bao et al.2020)
كما أشارت بعض الدراسات الى ان شركة PwC قامت بتطوير احدى منصات تقنية التعلم لقراءة البيانات غير المنظمة فى عقود الإيجار والعقود وتحديد إدخالات دفتر اليومية التى قد تكون مثيرة للمشاكل بأستخدام كلمات رئيسية مشكوك فيها أو من مصادر غير مصرح بها . كذلك فقد تم التوصل إلى طرق جديدة لإجراء تقييمات الاستثمار وآتمتة مراجعة الأوراق المالية والاستثمارات باستخدام خوارزميات التعلم الآلي. (Kokina) et al.,2017)

٥/٣ تطبيقات التعلم الآلي فى عمليات المراجعة

هناك العديد من التطبيقات الممكنة للتعلم الآلي فى إجراءات المراجعة بدءاً من التخطيط وحتى إعداد التقارير. يمكن أن يساعد استخدام الآتمتة لكميات كبيرة من البيانات المنظمة وغير المنظمة فى تقديم عمليات مراجعة عالية الجودة، مما يسمح للمراجعيين بالتركيز بشكل أكبر على المهام التى تتطلب مستوى أعلى من الحكم البشرى. حيث يمكن لتقنيات التعلم الآلي المتقدمة مثل التعلم العميق تحليل البيانات غير المنظمة مثل أوراق عمل المراجعة لتحديد الأخطاء والمخاطر المحتملة كما ركزت دراسة (Sun, 2019) على تقنية التعلم العميق وقدمت اقتراحات وأطر جديدة لتطبيقها على جميع مراحل المراجعة. وبينت أن التعلم العميق يتمتع بقدرات فهم النص، والتعرف على الكلام، والتعرف البصرى، وتحليل البيانات المنظمة، والتى يمكن أن تتلاءم مع بيئة المراجعة. وتوضح أيضًا أن عمليات المراجعة مثل الاختبار الموضوعى يمكن أتمتتها من خلال التعلم العميق من خلال وظائف تحديد المعلومات ودعم القرار. كما يؤدي تطبيق التعلم الآلي إلى قيادة مهنة المحاسبة إلى قدر أكبر من الاتصال والشفافية، وزيادة ثقة المستخدمين.

٦/٣ استخدام التعلم الآلي لأكتشاف الأخطاء

يعد التعلم الآلي مجالاً واسعاً حيث صممت خوارزمياته للقيام بالمهام التى يقوم بها العنصر البشرى بل يمكنها اداء مهام لايمكن اداؤها بواسطة الانسان، فقد صممت هذة الخوارزميات بعناية فائقة ودقة بالغة, حيث تمكن هذة الخوارزميات من قيادة السيارات والتعرف على اللغة المنطوقة واكتشاف الانحرافات او التجاوزات فى البيانات, وكذلك العمليات الغير واضحة او مفهومة فى الدفاتر والسجلات المحاسبية.

كما ان التقارير المالية الأرشيفية تعتمد على تدفق البيانات التى تشمل على خصائص الشركة وسمات الحوكمة وتقارير المراجعة وبيانات السوق والمتغيرات المحاسبية. وتكتشف خوارزميات التعلم الآلي العمليات المعقدة فى هذة البيانات، وتحدد أفضل المتغيرات لشرح وتوصيف النتيجة، وتكشف عن مجموعات مناسبة من المتغيرات لعمل تنبؤات دقيقة تساعد على حل المشكلات. وتعد هذة الخوارزميات اداه لفتح مصادر البيانات المالية المتنامية والكبيرة لإجراء تنبؤات أفضل واتخاذ قرارات مناسبة وأكثر ايجابية.

ويمثل الاحتيال المحاسبي مشكلة عالمية، كما فى العديد من القضايا البارزة مثل شركة إنرون فى الولايات المتحدة، وسينو فورست فى الصين، يونيفرسال فى فرنسا، ومؤخراً وايركارد فى ألمانيا. حيث تشير التقديرات إلى أن الاحتيال يسبب خسائر مالية عالمية تبلغ ٤,٥ تريليون دولار أمريكي كل عام. (Association of Certified Fraud Examiners,2020)

ويشير التقرير الى ان المراجعون يتحملون مسؤولية التأكد من أن البيانات المالية خالية من الأخطاء الجوهرية الناشئة إما عن خطأ غير مقصود أو احتيال متعمد ويرجع ذلك الى عدم تأهيل المراجعين الداخليين بشكل كافى، ومحاولة خداع مراجعى الحسابات من قبل المديرين المتورطين فى الاحتيال المحاسبى بالاضافة الى ان معظم المراجعيين يفتقرون إلى المعرفة عندما يتعلق الأمر بخصائص الاحتيال المحاسبي وأنهم ليس لديهم الخبرة الكافية لاكتشافه. وهو مايؤكد على ان هذا النوع من الاحتيال نتيجة لأخطاء متعمدة.

ويمكن تقسيم الاحتيال أيضًا إلى تقارير مالية احتيالية وهى المتعلقة بالاحتيال الإدارى، واختلاس الأصول وتتمثل فى أى سرقة او احتيال من قبل الموظفين ،ومن أمثلة التقارير المالية الاحتيالية "التلاعب أو تزوير أو تغيير السجلات المحاسبية أو المستندات الداعمة التى يتم إعداد البيانات المالية منها أو التحريف أو الحذف المتعمد من البيانات المالية للأحداث أو المعاملات أو غيرها من المعلومات الهامة ، ويتضمن اختلاس الأصول سرقة أصول المنشأة حيث يؤدى تأثير السرقة إلى عدم عرض البيانات المالية من جميع النواحي المادية بما يتوافق مع مبادئ المحاسبة المقبولة عموماً ، ويشير تقرير رابطة فاحصى الاحتيال المعتمدين)Trouard & Morgan,(2023

الي أن اختلاس الأصول يحدث بمعدل ثمانى مرات أكثر من الاحتيال فى البيانات المالية، ولكن الاحتيال فى البيانات المالية يؤدى إلى خسائر مالية أكبر بكثير وقد يكون هذا أحد أسباب الاهتمام الأكاديمى الأكبر بأكتشاف الاحتيال فى البيانات المالية.

يمكن تبرير استخدام تعلم الآلة للكشف عن الاحتيال فى البيانات المالية من خلال التحسينات المرتبطة فى قرارات المراجعيين وقدرات المنظمين على تحديد الشركات التى يحتمل أن تكون احتيالية من خلال وجود أنظمة كشف الاحتيال والتى تكون أكثر دقة)Hooda et al., 2018(

يعد اكتشاف الاحتيال مهمة تصنيف خاضعة للإشراف. فقبل تطبيق تعلم الآلة، اعتمدت معظم الأبحاث فى هذا المجال على الانحدار اللوجستى والذى لا يزال بمثابة معيار شائع فى الدراسات الحالية. وتعتمد الدراسات التى تناولت الموضوع بشكل كبير على البيانات المالية المتاحة للجمهور فى شكل منظم مثل أرقام البيانات المالية, ومع ذلك يتم استخدام البيانات غير المنظمة أيضاً فى شكل نصى مستخرج من التقارير) المالية. (Skillicorn & Purda,2015

ومن أمثلة مصادر البيانات غير المنظمة الأخرى وسائل التواصل الاجتماعى للبيانات النصية أو المكالمات الجماعية المتعلقة بالأرباح للبيانات السمعية ، تتضمن طرق معالجة البيانات النصية إحصاء

الكلمات التى تنبئ بالسلوك الاحتيالى أو تحليل المشاعر الموجودة فى بيانات وسائل التواصل الاجتماعى (Bao, 2020).

٧/٣ كشف الأنحرافات فى البيانات المالية بأستخدام التعلم الآلي

فى السنوات الأخيرة اتجهت العديد من الابحاث الى محاولة اكتشاف الانحرافات فى البيانات المالية باستخدام تقنيات التعلم الآلي، وركزت الغالبية العظمى من تطبيقات تعلم الآلة على الضمان والامتثال والذى يتضمن المراجعة والمحاسبة وتظل تقييمات المخاطر والتعرف على الأنماط غير الطبيعية المعقدة فى البيانات المحاسبية من المهام الصعبة التى تتطلب المزيد من الدراسات للمساعدة فى هذا المجال, وفى ضوء الكشف عن حالات الأنحراف المستندة إلى القواعد والذى يقتصر على الخوارزميات المبرمجة يدوياً, تستفيد تقنية تعلم الآلة من التعلم التلقائي واكتشاف الأنماط المخفية بناءاً على البيانات المصنفة أو الانحرافات عن الحالة الطبيعية عبر مجموعة البيانات بأكملها والتى تناسب بشكل أفضل غرض التكيف مع البيانات والانحرافات المفاهيمية. حيث يتم استخدام بيانات دفتر الأستاذ العام الحقيقية والتركيبية المستخرجة من)أنظمة تخطيط موارد المؤسسات في الكشف عن الانحرافات.ERP ومن بين حالات الانحراف فى البيانات المالية المطلوب اكتشافها انتهاكات الامتثال لضريبة القيمة المضافة، وأنماط قواعد مسك الدفاتر غير الصحيحة، والبيانات المالية الاحتيالية، والانحرافات العامة عن المعايير والأخطاء الأخرى)Amani & Fadlalla ,2017(

كما ان الشركات لم تقف عند استخدام هذة التقنية ولكن يوجد عدد من شركات المحاسبة الكبرى قد قامت بتطوير أجهزة كشف الانحرافات القائمة على تعلم الآلة, كما قام فريق عمل مكون من مهندسى الذكاء الاصطناعي والمراجعيين الماليين بالعمل على حل واكتشاف حالات الانحراف فى بيانات دفتر الأستاذ العام حيث قام المراجعون بتسجيل كمية كبيرة من مدخلات دفتر اليومية يدوياً للحصول على مجموعات بيانات تدريب واختبار موثوقة بأستخدام الادوات التى تم تطويرها وتم تدريب نماذج تعلم الآلة بأستخدام هذة البيانات، وتم التحقق من صحة أداء النماذج من قبل المراجعيين لضمان جودة أداة الكشف عن حالات الانحراف (EY et al .2022)

كما قامت إحدى أكبر شركات الخدمات المحاسبية بتطوير أداة تسمى GL ai قادرة على اكتشاف البيانات الانحراف في مجموعة بيانات دفتر الأستاذ العام باستخدام التعلم الآلي والأساليب الإحصائية هذا بجانب بعض الشركات التى قامت بتدريب شبكة عصبية للكشف عن حالات الانحراف فى البيانات المالية الواقعية المستخرجة من نظام تخطيط موارد المؤسسات.

ويمكن للباحثة ان تخلص من ذلك الى أهمية الاستعانة بتقنية التعلم الآلي وضرورة استخدامه فى العمليات المحاسبية وأعمال المراجعة وان استخدام هذه التقنية يساعد بشكل كبير فى العثور على حالات الانحراف فى مجموعة البيانات. (PwC)

٨/٣ نماذج التعلم الآلي التى يمكن الأستعانة بها فى عمل المراجعة الداخلية

يوجد عدد من النماذج التى يمكن الاستعانة بها فى اعمال المراجعة الداخلية والتى قد تكون خاضعة للرقابة او غير خاضعة للرقابة وتتمثل هذة النماذج فى:

نموذج الأنحدار اللوجستي: أساس الأنحدار اللوجستي هو اللوغاريتم الطبيعى لنسبة الأرجحية (logit) لحساب الاحتمالات بحثاً عن علاقة المتغيرات نظراً للطبيعة الاحتمالية لهذة الخوارزمية، فهى خيار مناسب للتنبوء بالفئات (المتغيرات الفئوية) استنادًا إلى ميزات مفردة أو متعددة، فئوية ومستمرة. **(Jijo & Abdulazeez,2021)**

دعم نموذج آلات المتجهات: التطبيق الناجح لآلات ناقل الدعم في مجموعة واسعة من الحالات التى تواجة مشكلات التصنيف وهو ما جعل هذة الخوارزمية من بين الخوارزميات التى يجب أخذها فى الاعتبار
حيث تبحث SVM s عن المستويات الفائقة والمثلى التى من شأنها فصل البيانات المتكررة وذلك فى ظل استخدام ابعاد معينة وباستخدام هامش وظيفى أقصى كمقياس للجودة.
نموذج شجرة القرار: أشجار القرار عبارة عن مصنفات تقوم تلقائيًا بإنشاء قواعد بناءً على البيانات المستفادة من خلال مسح مجموعة البيانات وإخراج شجرة التصنيف.
ويمكن استخدام كل من الميزات الفئوية والرقمية فى البناء القائم على القرار.
وتعتبر العقدة الجذرية لبنية شجرة القرار هى نقطة البداية حيث يتم إنشاء عقد القرار الثانوية (الداخلية), ويمثل كل قسم للعقدة غير الورقية سمة ذات قيم مقسمة. ثم يتم إجراء اختبار الميزات وإجراءات التنازل فى جميع أنحاء بناء الشجرة بالكامل حتى العقد الورقية.
ويتم إعطاء الأولوية للميزة الوصفية الأكثر فى عملية التقسيم بناءً على مقياس الإنتروبيا المحدد بواسطة الصيغة.
نموذج الغابة العشوائي: لمعالجة مشكلة التناسب الزائد لأشجار القرار وتحسين الأداء، تم تقديم خوارزميات قائمة على شجرة القرار المجمعة، وتعد الغابة العشوائية واحدة من أكثر الخوارزميات دقة واستخدامًا على نطاق واسع. **(Cunningham,2020)** وتعتبر الفكرة وراء مصنفات الغابات العشوائية هى بناء عدد كبير من أشجار القرار واستخدام آلية قرار التصويت. وتأتى العشوائية من التعبئة وتتميز بإعدادات فرعية عشوائية. كما يسمح إنشاء الأشجار باستخدام بيانات مختلفة, ومع اختيار مجموعة فرعية من الميزات يؤدى ذلك إلى توزيع
عشوائى فى اتجاهين وبالتالى يتم دمج المتعلمين الضعفاء فى نموذج جماعى أقوى,
ويعتبر أعلى قيمة ماكرو لمتوسط الاستدعاء لنموذج الغابة العشوائية المضبوطة هى ٠,٩٩٢ وهو مايتفوق على النماذج التى تم تدريبها مسبقاً.
نموذج ساذج بايز: مصنف **Naïve Bayes** هو خوارزمية احتمالية تضع افتراضات حول الاستقلال بين الميزات المعطاة لفئة غير واقعية بطبيعتها,و على الرغم من ان الميزات المعطاة لفئة غير واقعية الا ان الخوارزمية أثبتت نجاحها فى العديد من التطبيقات. **(Liu,2019)**
نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية: الشبكة العصبية الاصطناعية **(ANN)** هى تقنية حسابية تستخدم الخلايا العصبية الاصطناعية المترابطة كوحدات حوسبة بسيطة تشبه عمليات الدماغ البشرى, ويستخدم التعلم الخاضع للإشراف بشكل شائع لتدريب نماذج **ANN** وتقنية البنية النموذجية للشبكات العصبية هى أن تحتوي على مجموعات (طبقات) من خلايا عصبية متعددة، حيث تكون الطبقة الأولى عبارة عن مدخلات فعلية للميزات التى تستقبلها الشبكة والطبقة الأخيرة كمخرجات للنموذج. بين طبقات الإدخال والإخراج، توجد مجموعة مخفية من الخلايا العصبية. تتضمن البنية العميقة للشبكات العصبية الاصطناعية أكثر من طبقة مخفية.
فى الشبكة العصبية ذات التغذية الأمامية المتصلة بالكامل، ترتبط كل خلية عصبية بكل خلية عصبية فى الطبقة التالية. عادةً ما يتم تعديل أوزان الخلايا العصبية من خلال عملية الانتشار العكسى عند مقارنة المخرجات المتوقعة والمنتجة.
تسمح العملية التكرارية لتعديل الأوزان للشبكة العصبية بالتعلم من بيانات التدريب. **Dastres & (Soori, 2021)**

نموذج الغابة المعزولة: والجدير بالذكر أن خوارزمية غابة العزلة (I Forest) تم إنشاؤها خصيصًا لمهمة الكشف عن الانحرافات، وهى تختلف عن الأساليب الأخرى عن طريق العزل الصريح بدلاً من تحديد نقاط البيانات المعتادة ، ويتم إنشاء الأشجار الثنائية بواسطة الخوارزمية، وتعتمد درجات الانحرافات على المسافة، مما يعني أن عزل حالات الانحراف يجب أن يكون أسهل من حالات تكرار البيانات المعتادة التى لها مسافات أقصر، وتحدد العمليات ميزة عشوائية وقيم ميزة عشوائية لتقسيمها ضمن نطاق الميزة. ويعتبر العامل الحتمى لدرجة الانحرافات هو مسافة مسار الشجرة لتحقيق تقسيم نقطة البيانات المسجلة. ومن بين المزايا
الآخرى ل I Forest الوقت الحسابى حيث أن التعقيد خطى تقريبًا والقدرة على التعامل مع البيانات عالية الأبعاد والتى تعتبر من اهم المزايا ل (I Forest) . **(Xu et al.,2021)**
نموذج التشفير التلقائي: تعد أجهزة التشفير التلقائى هي أكثر طرق الكشف عن حالات الانحراف المعتمدة علي NN وتسود الشبكات العصبية للكشف عن حالات الانحراف فى البيانات المحاسبية لما اشارت آلية الابحاث السابقة إلى أن الكشف عن الانحرافات القائم على التشفير التلقائى يمكن أن يعالج أربعة من أصل ستة تحديات رئيسية للكشف عن الانحرافات، وهى: انخفاض معدل استدعاء اكتشاف الانحرافات، وأبعاد الميزات العالية، والبيانات الصاخبة وعلاقات الميزات المعقدة للغاية. من بين نقاط الضعف في أجهزة التشفير التلقائي هى كمية البيانات التى تعتمد على الكفاءة وقابلية التفسير.
التشفير التلقائى هو تقنية غير خاضعة للرقابة حيث تتعلم الشبكة العصبية الاصطناعية تلقائيًا التمثيل الدلالي المضغوط للبيانات وتكون قادرة على إعادة بنائها مرة أخرى بحيث يكون الإدخال والإخراج متماثلين.(Pang, **et al.,2020**) أجهزة التشفير التلقائي هى مكون ثنائي، والمكون الأول يسمى التشفير. وفى جزء التشفير تتعلم الشبكة العصبية البيانات بأكملها من خلال طبقات متعددة ذات حجم متناقص حتى يتم تحقيق تمثيل البيانات المضغوطة. والجزء الثانى المسمى وحدة فك التشفير يعيد بناء المدخلات الأصلية من التمثيل المضغوط من خلال الطبقات المائلة التى تنعكس عادة من وحدة التشفير.
كما ان المشفر لا يتذكر البيانات الأصلية فقط، لأن الطبقة المضغوطة الأخيرة الخاصة به تمثل عنق الزجاجة للنموذج مع دلالات متعلمة غير خطية. كماانه لا يوجد تقسيم لبيانات التدريب والاختبار مطلوب لهذا النوع من التعلم، ويتم تطبيق مجموعة البيانات بأكملها أثناء ملاءمة النموذج. وتتطلب بنية التشفير التلقائي استخدام نفس مجموعة البيانات بأكملها مرتين، مرة واحدة كبيانات قطار كمدخل ومرة كبيانات اختبار تعمل كحقيقة اساسية.
وفي ضوء النماذج السابقة يمكن للباحثان استنتاج ان استخدام نماذج تعلم الآلة المحددة الخاضعة للرقابة وغير الخاضعة للرقابة لديها إمكانيات عالية للكشف التلقائي بكفاءة عن أنواع الاخطاء والمشكلات المعروفة فى بيانات دفتر الأستاذ العام بالإضافة إلى الانحرافات والاخطاء المتعمدة والاحتيالية.

٩/٣ مدى الأستفادة من التقنيات التكنولوجية الحديثة في المراجعة الداخلية

ويمكن ان تساعد هذة التقنيات الحديثة المراجعيين فى تقليل المهام التي يمكن ان يقومو بها، وزيادة المعلومات المالية الموثوقة المنتجة، وتبسيط حالات المحاسبة والمراجعة المعقدة، وتوفير معلومات أكثر دقة ومساعدة الادارة على اتخاذ قرارات أكثر دقة وفى الوقت المناسب، كما ان له تأثير كبير على مساعدة الادارة فى اتخاذ القرار من خلال تقليل القرارات المتكررة، وتوفير معلومات أكثر دقة، وتبسيط عوامل القرار المعقدة، وتحليل البيانات ومعالجة الحقائق (Saeed,2018)
كما يمكن أن تستفيد المراجعة الداخلية من إدخال التقنيات التكنولوجية فى مهامها خاصة من خلال آتمتة عمليات المراجعة مما يجعلها أسرع وأكثر كفاءة مما يحد من درجة تعقيد المهام التى قد يؤديها

المراجعون الداخليون، والذى سوف يؤدى ايضا إلى تعزيز مهارات المراجعين الداخليين فى مجالات مثل تحديد العمليات التجارية والمخاطر والضوابط المرتبطة بها في الكشف المتوقع عن الاحتيال ومتابعة حالات الانحراف فى الوقت الفعلى.

وقد أصدر معهد المحاسبين القانونيين في إنجلترا وويلز (ICAEW) مقالاً بعنوان "الذكاء الاصطناعي ومستقبل المحاسبة" في عام ٢٠١٧ وتناول تطبيق واستخدام هذة التقنية فى مهنة المحاسبة والمراجعة حيث يرى معهد المحاسبين القانونيين ICAEW انه من الممكن تحقيق الاستفادة من الذكاء الاصطناعي من خلال ثلاث وجهات نظر هى : الرؤىء طويلة المدى، وفهم التكنولوجيا، وتطبيق المحاسبة ، ويرى انه من الممكن ان تحقق هذة الروئ نجاحات عديدة من خلال تصميم وتطوير منظمة مطلعة باستخدام تقنية الذكاء الاصطناعي يجعلها تنمو بسرعة(Lu,2018).

وفي الوقت الحالى نجد ان جميع الشركات تتعامل مع قضايا التكنولوجيا من أجل البقاء، حيث سيكون الذكاء الاصطناعي هو الحل المناسب لهذه المشكلة .حيث توقعت دراسة استقصائية عالمية فى الذكاء الاصطناعي لشركة" Forrester Research انه توجد زيادة تتجاوز عن ٣٠٠٪ فى الاستثمار في الذكاء الاصطناعي في عام ٢٠١٧" مقارنة بعام ٢٠١٦، وهي شهادة على النمو العالمي السريع لهذا القطاع. كما اشارت هذه الدراسة الى ان الخدمات المصرفية والتصنيع ستكون أكثر استفادة من الذكاء الاصطناعي وذلك نتيجة لان تطبيق الذكاء الاصطناعي في المحاسبة يتضمن تحليل البيانات الضخمة وإنتاج معلومات محاسبية دقيقة وموثوقة في الوقت المحدد للمستخدمين كما انه يؤثر بشكل كبير على ممارسات المحاسبة والمراجعة وكذلك هيكل الرقابة الداخلية(Todoroi, 2013).

١٠/٣ الحاجة الى تقنيات جديدة فى المراجعة الداخلية وتقييم المخاطر بناءً على ممارسات الذكاء الأصطناعي

يعتبر الهدف من المراجعة هو التأكيد بشكل معقول من أن العمليات والانشطة تتم وفقاً للخطط والسياسات الموضوعة وكذلك من ان االبيانات المالية تتوافق مع المبادئ المحاسبية المقبولة.

وقد تناولت بعض الدراسات مهام المراجعة الرئيسية المناسبة للذكاء الآصطناعي والمتمثلة في حساب نسب المخزون المختلفة، والدراسات المقارنة للمبيعات، والديون المعدومة، والمقبوضات النقدية، والضمانات، والعوائد وأعتبرتها مناسبة لتوظيف أنظمة مساعدة القرار، يمكن أيضًا تنفيذها من خلال ML. وبشكل أكثر تحديدًا وايجابية، بالاضافة الى تحديد مهام التصنيف مثل التمييز بين الديون القابلة للتحصيل والديون المعدومة أو المعاملات المشروعة والمشكوك فيها ومهام تقييم المخاطر مثل اكتشاف الأخطاء أو التنبؤات المستمرة. وتكمن الفكرة الرئيسية هنا في أن تعلم الآلة يجعل المراجعة أكثر كفاءة وفعالية لأنه يمكّن المراجعيين من التعامل مع كميات كبيرة من البيانات المنظمة وغير المنظمة والتى قد يكون من المستحيل معالجتها.

بالأضافة الى ذلك فإن العديد من الدراسات غالبا ما تقترح تعلم الآلة للقيام بمهام مراجعة محددة مثل التنبوء بالمخاوف المستمرة أو اكتشاف الأخطاء بدلاً من القيام بعملية المراجعة وهو ما يعتبر بمثابة تطبيق محتمل لتعلم الآلة.

إلى جانب تطبيقات الذكاء الاصطناعي والرقمنة حدثت تغييرات مهمة فى المجالات التي تشمل أنشطة المراجعة الداخلية وتقييم المخاطر كما هو الحال فى جميع المجالات. حيث يجب أن تعمل الأنشطة المتعلقة بالمراجعة الداخلية وتقييم المخاطر على تطوير كفاءاتها الرقمية حتى تتمكن من تقديم ضمانات معقولة بما يتماشى مع المعايير الدولية واحتياجات وتوقعات أصحاب المصالح ، ولهذا

الوضع أهمية كبيرة بالنسبة لإدارات المراجعة الداخلية لعدم التشكيك في أسباب وجودها ولحماية سمعتها داخل المنظمة (Westland 2020).
في ظل استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي فى المحاسبة والمراجعة يجب ان تكون العمليات المتعلقة بهم أسرع وأكثر مرونة. فلم تعد هناك حاجة لخطط المراجعة المبنية على المخاطر على المدى المتوسط والطويل فى ظل استخدام الطرق التقليدية. واصبح من الضروري إجراء مراجعة وتقييم للمخاطر بشكل هيكلي يتم تحديثه باستمرار ويتكيف بسرعة مع التغيرات في بيئة التحكم الرقمى). Hess ,2016).
وعلى الرغم من ذلك فإن مهمة المراجعيين الداخليين ليست بهذة السهولة او كما يتوقع البعض، لأن المراجعيين الداخليين يمكنهم بشكل عام إنتاج العمل اعتمادًا على مستوى نمو المنظمة التى يعملون بها وكذلك السياسات والثقافة المتبعة فيها (Rajteri,2010) فعندما يكون مستوى نمو ومواكبة المنظمة للتطورات الحالية منخفضًا هنا يجب على المراجعة الداخلية إعطاء الأولوية للأنشطة الاستشارية بشكل عام وفى هذا السياق توجيه الإدارة لتعزيز البنية التحتية لنظام الذكاء الاصطناعي. ومن أجل تحقيق ذلك يجب عليهم التطوير من أنفسهم بأستمرار بما يتماشى مع التطورات الجارية وتماشيا مع المعايير.

ومن بين العديد من الأساليب والأدوات الجديدة المستخدمة فى المراجعة وتقييم المخاطر، الأدوات والتقنيات الرئيسية والمتمثلة فى تحليل البيانات الضخمة وخوارزميات الذكاء الأصطناعي وأنظمة الإنذار والإنذار المبكر التى يتم إنتاجها بأستخدام التطبيقات الآلية للكشف عن حالات الانحراف و (Bozkus Kahyaoglu, 2020). وتجدر الإشارة إلى أنه لا يكفى معرفة هذة التطبيقات، حيث أن الأدوات والتقنيات الجديدة تتغير باستمرار ولذلك يجب أن يقوم متخصصو المراجعة الداخلية وتقييم المخاطر بمراقبة هذة الابتكارات ودمجها بسرعة فى عملياتهم وأعمالهم(2020 , 2013 KPMG) كما يجب أن يؤخذ فى الاعتبار أن العمليات التجارية يتم تنفيذها فى النظم البيئية الرقمية والمنصات وهياكل الشبكات من خلال البيئة الافتراضية. وفى هذا السياق، ينبغي إدراج قضايا الأمن السيبرانى المحتملة فى عمليات المراجعة وتقييم المخاطر .(COSO ,2019) ويجب أن يؤخذ فى الاعتبار أن بعض خوارزميات الذكاء الاصطناعي قد تحتوى على برامج ضارة تؤدى إلى حالات احتيال.

ووفقًا لعنصر تقييم المخاطر فى إطار الرقابة الداخلية لـ COSO، يجب ان يتم تقييم المخاطر فى النظام البيئى الرقمى، بما فى ذلك مخاطر الاحتيال والفساد الرقمى، ضمن نطاق جميع مخاطر المنظمة. ويجب على جميع الأطراف المعنية، بما فى ذلك المراجعيين الداخليين والإدارة والموظفين، أن يكونوا على دراية بتقييم هذة المخاطر الرقمية ومعرفة ما يجب فعله عند ظهور هذة المخاطر .(Aksoy,2020)ولذلك يجب على المراجعيين الداخليين ومحترفي المخاطر تطوير مهاراتهم الرقمية لالتقاط حالات الاحتيال التى قد تؤثر على مؤسساتهم من خلال هذة التقنية.

القسم الرابع
الدراسة التطبيقية

تستهدف الدراسة التطبيقية التحقق مما إذا كان هناك فروق جوهرية بين اعتماد المراجع الداخلي على الأساليب التقليدية والأساليب الحديثة القائمة على الذكاء الأصطناعى (خوارزميات تعلم الألة) فى التنبؤ بالغش فى القوائم المالية، وهل يؤدى إستخدام المراجع الداخلي لتقنيات تعلم الآلة إلى زيادة دقة التنبوء بالغش فى القوائم المالية مقارنة بالأساليب التقليدية؛ ولتحقيق هذا الهدف **تتناول الباحثة فى هذا القسم هيكل الدراسة التطبيقية** والمكون من مجتمع وعينة الدراسة، متغيرات الدراسة، أدوات وإجراءات الدراسة، تحليل نتائج نماذج الدراسة، نتائج اختبارات الفروض.

١- مجتمع وعينة الدراسة

يتمثل مجتمع البحث فى الشركات المساهمة المدرجة فى بورصة الأوراق المالية المصرية، وتتمثل عينة البحث فى الشركات المدرجة ضمن مؤشر EGX30، وذلك بعد إستبعاد الشركات المضافة حديثاً للبورصة والشركات التى لا تتوافر عنها بيانات كاملة والبالغ عددها (٣)؛ وبالتالى تصبح عينة الدراسة (٢٧) شركة موزعة على ١١ قطاع بإجمالى ١٨٩ مشاهدة (عدد الشركات البالغ ٢٧ شركة × مدة الدراسة وهى ٧ سنوات= ١٨٩ مشاهدة). ويتمثل توزيع مشاهدات عينة البحث حسب القطاع كما يلى:

جدول ١: توزيع مشاهدات عينة الدراسة حسب القطاع

بيانات عينة الدراسة		العدد	النسبة
القطاع	الشركة		
١- خدمات ومنتجات صناعية وسيارات.	السويدي اليكتريك	١	٣,٧٪
٢- عقارات	مجموعة طلعت مصطفى القابضة، بالم هيلز للتعمير، مصر الجديدة للإسكان والتعمير، اوراسكوم للتنمية مصر، مدينة مصر للإسكان والتعمير	٥	١٨,٥٪
٣- موارد أساسية	سيدي كرير للبتروكيماويات، أبو قير للاسمدة، حديد عز، مصر للإنتاج الأسمدة	٤	١٤,٨٪
٤- أغذية ومشروبات وتبغ	الشرقية ايسترن كومباني، الدلتا للسكر- جهينة للصناعات الغذائية- ايديتا للصناعات الغذائية.	٤	١٤,٨٪
٥- رعاية صحية وأدوية	ابن سينا فارما- المصرية الدولية للصناعات الدوائية	٢	٧,٤٪
٦- اتصالات وإعلام وتكنولوجيا المعلومات	المصرية للإتصالات، فورى لتكنولوجيا البنوك والمدفوعات الإلكترونية، اوراسكوم للإستثمار القابضة.	٣	١١,١٪
٧- طاقة وخدمات مساندة	الإسكندرية للزيوت المعدنية.	١	٣,٧٪
٨- منسوجات وسلع معمرة	النساجون الشرقيون للسجاد.	١	٣,٧٪
٩- خدمات النقل والشحن	الاسكندرية لتداول الحاويات	١	٣,٧٪

بيانات عينة الدراسة		العدد	النسبة
القطاع	الشركة		
١٠- خدمات مالية غير مصرفية	القلعة للإستثمارات المالية، بلتون القابضة، مجموعة اي اف جي القابضة.	٣	١١,١٪
١١- البنوك	بنك أبو ظبى الإسلامى، البنك التجارى الدولى	٢	٧,٤٪
الإجمـــــــــــــــــــــالـــــــي		٢٧	١٠٠٪

وتم تطبيق الدراسة على سلسلة زمنية مكونة من ٧ سنوات من عام ٢٠١٧ حتى عام ٢٠٢٣، ويرجع إختيار الباحثة لتلك الفترة الزمنية إلى إعتماد معظم الدراسات السابقة على إختيار سلسلة زمنية طويلة نسبياً بحيث لا تقل فى المتوسط عن خمس سنوات، كما أن هذه الفترة اتسمت ببعض الأحداث الإقتصادية والسياسية التى أثرت على أعمال المنظمات وتسببت فى تقلبات أدائها وعدم استقرارها، وهو ما يمثل دافع وفرصة للغش والتلاعب فى القوائم المالية لدى الإدارات ذات السلوك الإنتهازى.

٢- توصيف وقياس متغيرات الدراسة

بالرجوع إلى فروض الدراسة، يمكن توصيف وقياس متغيرات الدراسة على النحو التالى:-

١/٢ المتغير التابع: التنبؤ بالغش فى القوائم المالية (Fraud (F:

نتيجة لعدم توافر قاعدة بيانات مصرية لتحديد وتصنيف الشركات المرتكبة للغش (الإحتيالية) من عدمه، تم الإعتماد على النماذج الأكثر شيوعاً فى الأدب المحاسبي لاكتشاف إحتمال وجود الغش فى القوائم المالية مثل نموذج Altman Z ونموذج P-Score لتصنيف الشركات إلى شركات إحتيالية وغير إحتيالية نظراً لإرتفاع قدرتها التصنيفية للشركات الإحتيالية، والدمج بين نتائجها لتحسين معدل دقة تصنيف الغش فى القوائم المالية ليصل إلى ٩٦,٥٥٪ وذلك وفقاً لنتائج الدراسات (نصر، ٢٠١٧؛ شحاتة، ٢٠١٧؛ عثمان، ٢٠١٨)، كما تم تصنيف الشركات على أنها إحتيالية Fraud (F) إذا أشارت نتائج أى من النموذجين إلى وجود الغش بقوائمها المالية، وفيما يلى عرض لهذين النموذجين:

- **نموذج Altman Z**: يتم حساب Z-Score بإستخدام المعادلة التالية:

$$Z = 1.2 * X_1 + 1.4 * X_2 + 3.3 * X_3 + 0.6 * X_4 + 1.0 * X_5$$

حيث أن؛ X_1: رأس المال العامل/ إجمالى الأصول؛ X_2 : الأرباح المحتجزة/ إجمالى الأصول؛ X_3: الأرباح قبل الضريبة/ إجمالى الأصول؛ X_4: القيمة السوقية لحقوق الملكية/ إجمالى الديون؛ X_5: المبيعات/ إجمالى الأصول.

وفى حالة زيادة قيمة Z عن ٢,٩٩ تعتبر الشركة غير متعثرة مالياً مما يشير إلى عدم إحتمالية تعرضها للغش، أما فى حالة إنخفاضها عن ١,٨١ تعتبر الشركة متعثرة مالياً مما يشير إلى إحتمالية إرتكبها للغش.

- **نموذج Pustylnick** : يتم حساب P-Score بإستخدام المعادلة التالية:

$$Z = 1.2 * X_1 + 1.4 * X_2 + 3.3 * X_3 + 0.6 * X_4 + 1.0 * X_5$$

حيث أن؛ X_1: حقوق الملكية/ إجمالى الأصول؛ X_2 : الأرباح المحتجزة/ إجمالى الأصول؛ X_3: الأرباح قبل الضريبة/ إجمالى الأصول؛ X_4: القيمة السوقية لحقوق الملكية/ إجمالى الديون؛ X_5: المبيعات/ إجمالى الأصول.

ثم يتم مقارنة معدل التغير لمؤشر P-Score مع معدل التغير لمؤشر Z-Score ، وفى حالة إذا كان $\Delta P - Score > \Delta Z - Score$ تعتبر الشركة إحتيالية، وبخلاف ذلك تعتبر غير إحتيالية.

٢/٢ المتغيرات المستقلة: العوامل المؤدية لإرتكاب الغش بالقوائم المالية

لمقارنة مدى دقة التنبوء بالغش فى القوائم المالية بين الأساليب التقليدية (الإنحدار اللوجيستى) والأساليب الحديثة (خوارزميات تعلم الآلة)، ستعتمد الباحثة على العوامل المؤدية لإرتكاب الغش وذلك للتنبوء بإحتمال وجود الغش بالقوائم المالية والمعبر عنها فى نموذج مربع الغش Fraud Diamond Model، وقد تم الإعتماد على عوامل هذا النموذج دون غيره من نماذج التنبوء بالغش نظراً لإرتفاع نسبة التصنيف الصحيحة Percentage Correct (عدد التنبؤات الصحيحة على العدد الكلى) من ٨٣٪ إلى ٨٥٪ مقارنة بنموذج خماسي الغش وفقاً لنتائج دراسة (شحاتة، ٢٠١٧)، وهو مايبرز أفضلية نموذج مربع الغش. وتتمثل العوامل المؤدية لإرتكاب الغش بالقوائم المالية وفقاً لنموذج مربع الغش فى أربعة عوامل وهى الحافز، الفرصة، التبرير، القدرة، ويمكن توضيحها فيما يلى:

١/٢/٢ الحافز: يعبر عن مواجهة الإدارة لضغوط داخلية وخارجية تدفعها إلى التلاعب بالربح سواء بشكل قانونى أو غير قانونى، اعتماداً على (شحاته،٢٠١٧؛ Yao et al., 2019؛ Wang et al., 2020؛ Papik & Papikova, 2022؛ النقيب،٢٠٢٣) تم قياسه من خلال:

- مواجهة الشركة لضغوط داخلية سواء الضغوط المالية مقاسة بمعدل العائد على الأصول ROA(صافى الربح قبل الضرائب/ إجمالى الأصول)، والضغوط المتعلقة بالإستقرار المالى مقاسة بمعدل النمو فى الأصول GROSS ([إجمالى الأصول$_t$- إجمالى الأصول$_{t-1}$]/ إجمالى الأصول$_{t-1}$).
- مواجهة الشركة للضغوط الخارجية مقاسة بنسبة الرافعة المالية LEV (إجمالى الديون/ إجمالى الأصول).

٢/٢/٢ الفرصة: اعتماداً على (شحاتة، ٢٠١٧) يتمثل هذا العامل فى توافر المناخ الملائم لإرتكاب الغش مقاس بعدم فاعلية هيكل الرقابة الداخلية INDE (عدد الأعضاء المستقلين بمجلس الإدارة ÷ إجمالى عدد أعضاء المجلس) ؛ وطبيعة الصناعة مقاسة بنسبة التغير فى العملاء إلى المبيعات DSRI ([العملاء$_t$ ÷ المبيعات$_t$] / [العملاء$_{t-1}$ ÷ المبيعات$_{t-1}$]).

٣/٢/٢ التبرير: يتمثل هذا العامل فى قدرة الأفراد على تبرير ارتكابهم للغش مقاس بنسبة إجمالى الإستحقاقات إلى إجمالى الأصول TATA قياساً على (شحاتة،٢٠١٧؛ Papik & Papikova, 2022؛ النقيب،٢٠٢٣) وذلك وفقاً للمعادلة التالية:

TATA= ([التغير فى الأصول المتداولة- التغير فى النقدية- التغير فى الإلتزامات المتداولة- التغير فى الجزء المتداول من الديون طويلة الأجل- التغير فى ضرائب الدخل المستحقة- الإهلاك والإطفاء] / إجمالى الأصول).

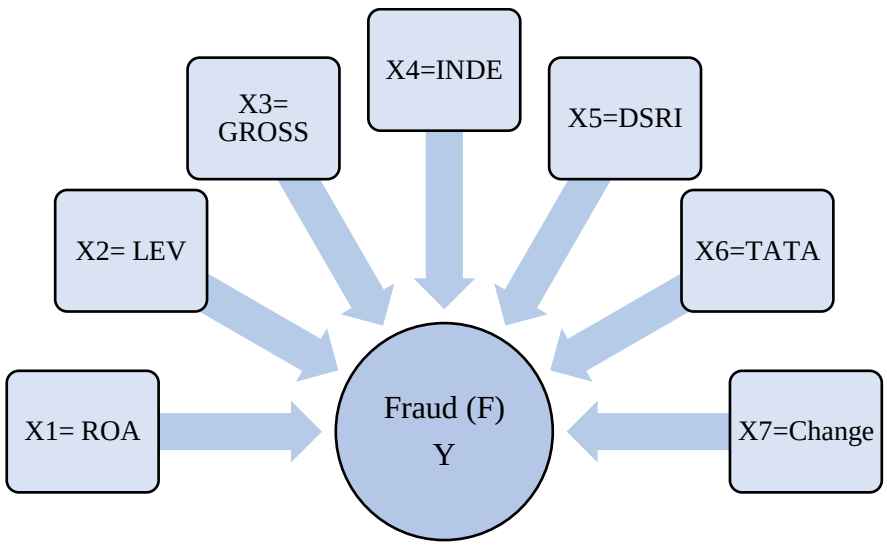
٤/٢/٢ القدرة: ويتمثل هذا العامل فى خصائص وسمات الشخص مرتكب الغش، والتى تمكنه من تحديد وإستغلال الفرص المناسبة لإرتكاب الغش. وتم قياسها بالتغييرات فى مجلس الإدارة Change كمتغير وهمى يأخذ القيمة (١) فى حالة حدوث تغيرات فى مجلس الإدارة والقيمة (صفر) بخلاف ذلك، قياساً على (شحاتة، ٢٠١٧).

الجدول رقم ١: متغيرات الدراسة وطرق قياسها

نوع المتغير	المتغير	الرمز	طريقة الحساب
التابع	التنبؤ بالغش فى القوائم المالية	**Fraud (F)**	دمج بين Z-score وP-score
المتغيرات المستقلة: وتتمثل فى العوامل المؤدية لإرتكاب الغش وفقاً لنموذج مربع الغش			

نوع المتغير	المتغير	الرمز	طريقة الحساب
(بُعد الحافز)	معدل العائد على الأصول	**ROA**	صافى الربح قبل الضرائب ÷ إجمالى الأصول
	الرافعة المالية	**LEV**	إجمالى الديون ÷ إجمالى الأصول
	معدل النمو فى الأصول	**GROSS**	([إجمالى الأصولt- إجمالى الأصولt-1]÷ إجمالى الأصولt-1).
(بُعد الفرصة)	مدى فاعلية هيكل الرقابة الداخلية	**INDE**	عدد الأعضاء المستقلين بمجلس الإدارة ÷ إجمالى عدد أعضاء المجلس
	نسبة التغير فى العملاء إلى المبيعات	**DSRI**	([العملاءt ÷ المبيعاتt] / [العملاءt-1 ÷ المبيعاتt-1]).
(بُعد التبرير)	نسبة إجمالى الإستحقاقات إلى إجمالى الأصول	**TATA**	([التغير فى الأصول المتداولة- التغير فى النقدية- التغير فى الإلتزامات المتداولة- التغير فى الجزء المتداول من الديون طويلة الأجل- التغير فى ضرائب الدخل المستحقة- الإهلاك والإطفاء] ÷ إجمالى الأصول).
(بُعد القدرة)	التغييرات فى مجلس الإدارة	**Change**	متغير وهمى يأخذ القيمة (١) فى حالة حدوث تغيرات فى مجلس الإدارة والقيمة (صفر) بخلاف ذلك

وفيما يلى الرسم التوضيحى لإطار متغيرات الدراسة:



٣- أدوات وإجراءات الدراسة

لتحقيق هدف الدراسة تم الإعتماد على البيانات الفعلية المتضمنة بالتقارير المالية والإيضاحات المتممة للشركات المدرجة بعينة الدراسة بالإضافة إلى الحصول على بيانات إضافية لم ترد بالقوائم المالية، حيث تم الحصول على أسعار الأسهم من خلال مواقع متخصصة؛ وقد تم الوصول إلى مصادر هذه البيانات من خلال الإعتماد على المواقع الإلكترونية مثل موقع مباشر للمعلومات، موقع البورصة المصرية، موقع شركة مصر لنشر المعلومات المملوكة للبورصة المصرية، المواقع الإلكترونية للشركات المدرجة بعينة الدراسة.

ونظراً لعدم إتاحة قاعدة بيانات محلية جاهزة لقياس متغيرات الدراسة والمتعلقة بالبيئة المصرية على غرار قواعد البيانات المالية؛ تمثلت إجراء الدراسة التطبيقية فى توفير قيم عناصر متغيرات الدراسة من المصادر السابق ذكرها، وتحليل محتوى التقارير المالية وتقارير الحوكمة، ثم بعد ذلك قياس المتغيرات سواء بشكل مباشر أو غير مباشر إعتماداً على عدة برامج متخصصة مثل برنامج EXCEL، وذلك من أجل تشغيلها عن طريق البرامج والأساليب الإحصائية الملائمة.

وتمثلت دورة تطوير نماذج الدراسة فى عدة مراحل؛ المرحلة الأولى مرحلة تحضير البيانات، حيث تم تجهيز البيانات من خلال تصنيف الشركات محل الدراسة إلى مجموعتين وهما؛ الشركات الإحتيالية، الشركات غير الإحتيالية، وذلك بالدمج بين نتائج نموذج Altman Z Score ونموذج P- Score، وقياس عوامل ارتكاب الغش وفقاً لنموذج مربع الغش، تمهيداً للتنبؤ بالغش فى القوائم المالية إعتماداً على نموذج الانحدار اللوجيستى (الأسلوب التقليدى للتنبؤ بالغش فى القوائم المالية) ونماذج خوارزميات تعلم الألة (الأساليب الحديثة للتنبؤ بالغش فى القوائم المالية)، وذلك بمختلف الشركات محل الدراسة بإختلاف مجموعتى الدراسة. كما تم فى هذه المرحلة تنظيف البيانات ومعالجة القيم المفقودة إن وجدت وتصحيح الأخطاء.

المرحلة الثانية وهى إشتكشاف البيانات والتأكد من مدى صلاحيتها لغرض بناء نماذج تعلم الآلة، وذلك من خلال إجراء إختبارات التحقق من الإفتراضات التى تتطلبها خوارزميات تعلم الآلة مثل اختبار التوزيع الطبيعى، إختبارات التعددية الخطية، إختبار التوازن النسبى للفئات.

بينما تمثلت المرحلة الثالثة فى تدريب نماذج الدراسة وذلك بتقسيم البيانات إلى مجموعة تدريب ومجموعة إختبار وفقاً لطريقة تقسيم محددة cross-validation، ثم تشغيل النماذج وظبط معلماتها لتحقيق أفضل أداء ممكن للنماذج عند تدريبها واختبارها على البيانات.

أما المرحلة الرابعة فتمثلت فى تقييم أداء النماذج بناءً على مجموعة الإختبار من خلال مجموعة من مقاييس التقييم المناسبة مثل مقياس الدقة Accuracy، مقياس المساحة تحت المنحنى ROC، درجة F، مقياس Precision، مقياس Recall، مقياس Matthews Correlation Coefficient (MCC)، مقياس Specificity؛ وفيما يلى شرح كل منها:

مقياس التقييم	التعريف	طريقة الحساب
الدقة Accuracy	نسبة التنبؤات الصحيحة (كل من الإيجابيات الحقيقية والسلبيات الحقيقية) إلى العدد الإجمالي للتنبؤات.	$Accuracy = \frac{True\ Positives + True\ Negatives}{Total\ Predictions}$
المساحة تحت المنحنى	يقيس احتمالية ترتيب النموذج للحالات	لا يوجد صيغة محددة لحسابه بل هو نتيجة حساب المساحة تحت منحنىROC

ROC (Receiver Operating Characteristic) curve	المرتكبة للغش أعلى من الحالات غير المرتكبة للغش عند التصنيف اللحظى	
درجة F1 Score	درجة F1 هي مقياس يستخدم لقياس توازن بين Precision و Recall. يتم حسابها كالمتوسط التوافقي بينهما.	$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision \times Recall}$
مقياس الإحكام Precision	هو نسبة التنبؤات الإيجابية الصحيحة (الإيجابيات الحقيقية) إلى العدد الإجمالي للتنبؤات الإيجابية (الإيجابيات الحقيقية + الإيجابيات الزائفة)	$Precision = \frac{True\ Positives}{True\ Positives + False\ Positives}$
مقياس الحساسية Recall	هو نسبة التنبؤات الإيجابية الصحيحة إلى العدد الإجمالي للحالات الفعلية الإيجابية	$Rcall = \frac{True\ Positives}{True\ Positives + False\ Negatives}$
مقياس معامل ارتباط ماثيوز Matthews Correlation Coefficient - (MCC	هو مقياس يأخذ في الاعتبار جميع عناصر مصفوفة التشتت (الإيجابيات الحقيقية، الإيجابيات الزائفة، السلبيات الحقيقية، السلبيات الزائفة) ويعطي فكرة شاملة عن جودة النموذج	$MCC = \frac{(FP \times FN) - (TP \times TN)}{\sqrt{(TN + FN)(TN + FP)(TP + FN)(TP + FP)}}$
مقياس النوعية Specificity	هو نسبة التنبؤات السلبية الصحيحة (السلبيات الحقيقية) إلى العدد الإجمالي للحالات الفعلية السلبية.	$Specificity = \frac{True\ Negatives}{True\ Negatives + False\ Positives}$

وأخيراً يتم التحقق من فروض الدراسة من خلال إجراء مقارنة بين النماذج وفقاً لمقاييس تقييم الأداء السابقة للحكم على أقوى وأدق نموذج فى التنبوء بالغش بالقوائم المالية؛ ثم إيجاد الفروق الجوهرية بين قيم الغش المتنبأ بها من قبل النماذج، وذلك من خلال إجراء إختبار McNemar.

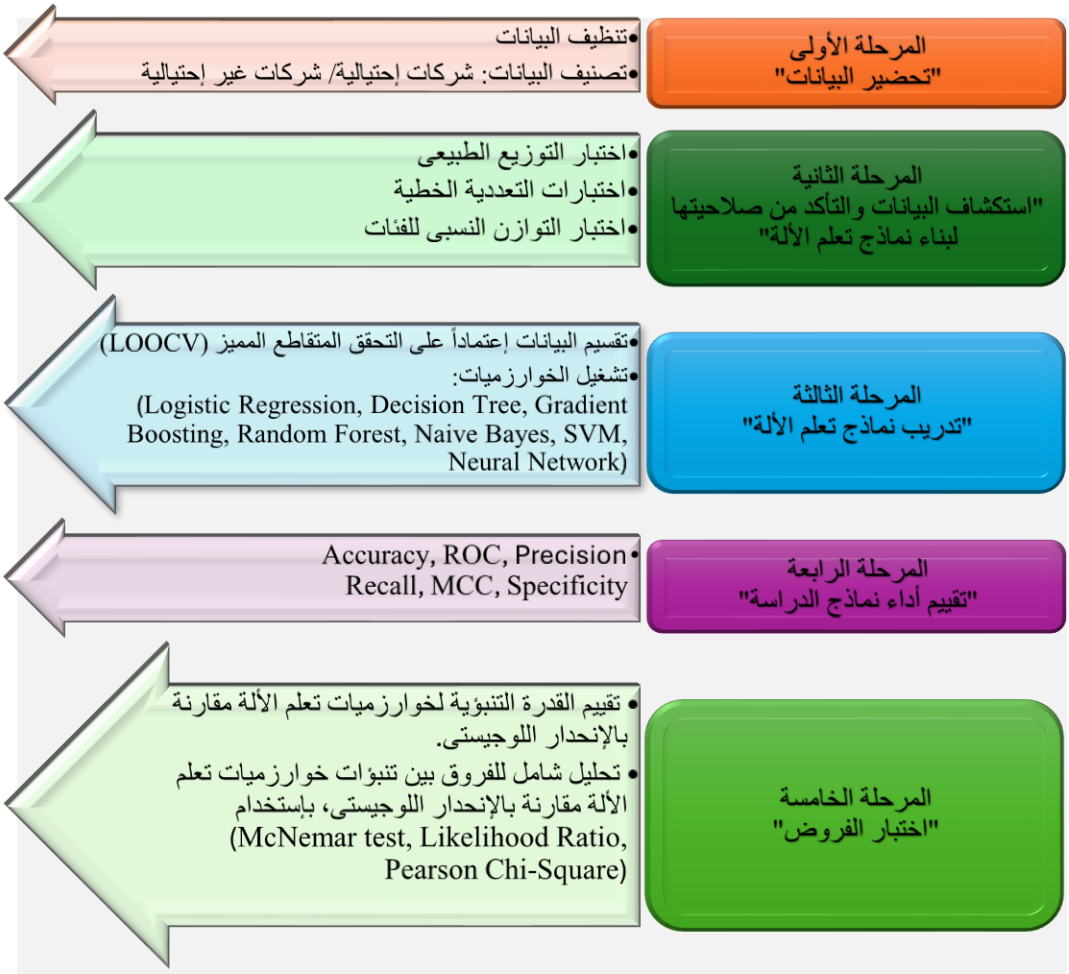
وتقوم الدراسة التطبيقية على مجموعة من الأدوات من أجل القيام بعملية التحليل الإحصائى للبيانات التى تم تجميعها، فقد تم إستخدام برنامج Orange Data Mining فى تطبيق خوارزميات تعلم الآلة Machine Learning كأساليب حديثة قائمة على الذكاء الإصطناعى Intelligent Artificial للتنبوء بالغش فى القوائم المالية؛ حيث استخدمت الباحثة خوارزميات تعلم الآلة الخاضعة للإشراف والأكثر شيوعاً فى الأدب المحاسبى وهى؛ Random Forest, Tree Decision, Gradient Boosting, Naïve Bayes, SVM, Neural Network.؛ بالمقارنة مع Logistic Regression كأحد الأساليب التقليدية المستخدمة فى التنبوء بالغش فى القوائم المالية.

بالإضافة إلى ذلك، استخدامت الباحثة برنامج SPSS الإحصائى لإجراء إختبار الفروق الجوهرية بين قيم الغش المتنبأ بها اعتماداً على الأساليب التقليدية والأساليب الحديثة المستخدمة للتنبوء بالغش فى القوائم المالية، وذلك بالإعتماد على الأساليب التالية:

- **إختبار McNemar**: لتقييم التباين فى التنبؤات الثنائية بين نماذج تعلم الآلة والإنحدار اللوجيستى.
- **إختبار Likelihood Ratio**: لمقارنة جودة الملائمة مع البيانات بين نماذج تعلم الآلة والإنحدار اللوجيستى لتحديد أيهما يقدم أداء أفضل.
- **إختبار Pearson Chi-Square**: لتحليل الإختلافات فى توزيع التنبؤات بين نماذج تعلم الآلة والإنحدار اللوجيستى على أساس التوزيع الفئوى، وتحديد ما إذا كانت النماذج تعطى توزيعات مختلفة بشكل كبير عن المتوقع.

وبالإعتماد على هذه الإختبارات الإحصائية الثلاثة يمكن الحصول على تحليل شامل للفروق بين التنبؤات التى يقدمها كل نموذج، مما يساعد فى تحديد أى نموذج أكثر فعالية فى الكشف عن حالات الغش فى القوائم المالية.

الشكل رقم ١: رسم توضيحى لمنهجية البحث



٤- نتائج الدراسة التطبيقية

يهدف هذا البند إلى تحليل وتفسير نتائج الإحصاءات الوصفية لمتغيرات الدراسة، إختبار صلاحية بيانات التحليل الإحصائى لمتغيرات الدراسة، تحليل نتائج التنبؤ بالغش فى القوائم المالية وفقاً لنماذج الدراسة ثم إختبارات الفروض، وذلك على النحو التالى:

١/٤ إختبار الإحصاءات الوصفية Descriptive Statistics: تتضمن المتوسط الحسابى و الوسيط والإنحراف المعياري لمتغيرات الدراسة.

جدول٢: الإحصاءات الوصفية

Variable		Financial Statement	
		Fraud (N=91)	Non-Fraud (N=98)
ROA	Mean	0.040	0.162
	Median	0.035	0.159
	Std.D	0.069	0.149
	Missing value	0	0
GROSS	Mean	0.248	0.230
	Median	0.165	0.136
	Std.D	0.492	0.562
	Missing value	0	0
LEV	Mean	0.751	0.468
	Median	0.752	0.448
	Std.D	0.243	0.307
	Missing value	0	0
INDE	Mean	0.192	0.123
	Median	0.182	0
	Std.D	0.175	0.160
	Missing value	0	0
DSRI	Mean	1.230	1.062
	Median	0.969	1.009
	Std.D	1.462	0.419
	Missing value	0	0
TATA	Mean	-0.084	-3.867
	Median	-0.049	-0.031
	Std.D	0.660	37.992
	Missing value	0	0
Change	Mean	0.835	0.765
	Median	0	0
	Std.D	0.373	0.426
	Missing value	0	0

ويوضح جدول الإحصاءات الوصفية الإنخفاض الملحوظ فى متوسط العائد على الأصول ROA لدى الشركات الإحتيالية عن الشركات غير الإحتيالية، مع ارتفاع متوسط الرافعة المالية LEV، وطبيعة الصناعة مقاسة بنسبة العملاء إلى المبيعات DSRI، وهو ما يشير إلى أن الشركات الإحتيالية تعتمد بشكل كبير على الديون لتمويل أصولها وغير قادرة على تحقيق عوائد كافية من إستثماراتها لتغطية تكلفة الديون، مما يؤدى إلى زيادة الضغوط المالية وهو ما يحفز الإدارة إلى التحريف والغش بالقوائم المالية لتحسين الصورة. بالإضافة إلى ذلك يلاحظ ارتفاع متوسط نسبة الإستحقاقات إلى إجمالى الأصول (TATA) فى الشركات الإحتيالية مقارنة بالشركات غير الإحتيالية وهو ما يشر إلى التلاعب فى الأرباح من خلال زيادة الإستحقاقات الإختيارية فى الشركات الإحتيالية. وأيضاً يلاحظ إرتفاع متوسط تغييرات مجلس الإدارة (Change) فى الشركات الإحتيالية مقارنة بالشركات غير الإحتيالية، وهو ما يشير إلى توافر القدرة لدى مرتكبى الغش على تحديد فرص الغش المتاحة واستغلالها.

٢/٤ إختبارات صلاحية البيانات لبناء وتدريب نماذج تعلم الآلة: يوجد مجموعة من الإختبارات يجب إجراؤها للتحقق من صحة الإفتراضات التى تبنى عليها نماذج تعلم الآلة، حيث تتطلب أغلب النماذج مثل (logistic Regression، Decision Tree، Random Forest، Support Vector Machine، Neural Network) التأكد من خلو البيانات من مشكلة التعددية الخطية، نظراً لأن الإرتباط العالى بين المتغيرات يتسبب فى عدم إستقرار تقديرات المعاملات، تقليل كفاءة التعلم، تعقيد النموذج وإنخفاض أدائه. كما يجب أيضاً إجراء إختبار توازن البيانات وذلك لضمان إختيار نوع التحقق المتقاطع cross-validation المناسب.

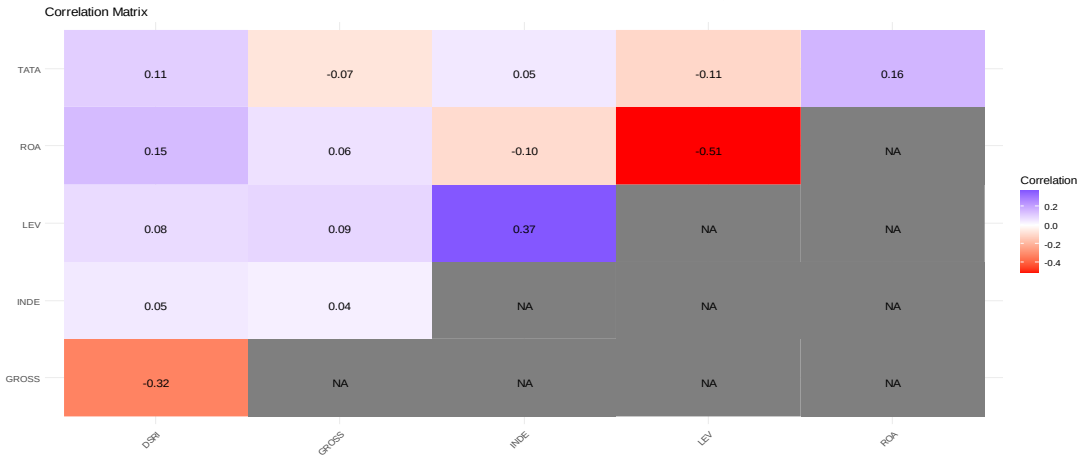
وقبل إجراء إختبار التعددية الخطية، قامت الباحثة بإختبار مدى إعتدالية البيانات، حيث تم الإعتماد على إختباري (Shapiro- Wilk; Lilliefors test)، كما هو موضح فى الجدول التالي:

جدول ٣: إختبارات التوزيع الطبيعى للبيانات

Variables	Shapiro-Wilk		Lilliefors test	
	Statistic	Sig	Statistic	Sig
Fraud	0.636	0.00	4.815	0.00
ROA	0.491	0.00	6.744	0.00
LEV	0.163	0.00	5.250	0.00
GROSS	0.050	0.00	7.081	0.00
DSRI	0.642	0.00	3.210	0.00
TATA	0.054	0.00	6.770	0.00
INDE	0.052	0.00	6.875	0.00
Change	0.820	0.00	3.644	0.00

ويتضح من الجدول السابق أن جميع متغيرات الدراسة لا تتبع التوزيع الطبيعى، حيث أن قيمة Sig أقل من ٠,٠٥ أمام جميع المتغيرات، لذلك سيتم الإعتماد على مصفوفة إرتباط سبيرمان لمعرفة مدى وجود إرتباط عالى بين متغيرات الدراسة.

الشكل ٢ : نتائج مصفوفة إرتباط بيرسون لمتغيرات الدراسة



ويلاحظ من مصفوفة إرتباط سبيرمان عدم وجود إرتباط عالى بين متغيرات الدراسة، حيث لم تتجاوز قيم الإرتباط ٧٠٪، مما يعنى عدم وجود مشكلة التعددية الخطية. وللتأكيد على صحة هذه النتيجة قامت الباحثة بإجراء إختبارى VIF، Tolerance كما هو موضح فى الجدول التالى:

جدول ٤ : Collinearity Statistics

Collinearity Statistics		
Variables	Tolerance	VIF
ROA	.650	1.539
LEV	.539	1.856
GROSS	.962	1.040
DSRI	.954	1.048
TATA	.684	1.461
INDE	.826	1.211
Change	.984	1.016
a. Dependent Variable: Fraud		

يؤكد الجدول السابق على أن المتغيرات لا تعانى من مشكلة التعددية الخطية Multicollinearity، حيث أن قيمة معامل تضخم التباين Variance Inflation Factor (VIF) للمتغيرات المستقلة يقل عن القيمة (٣) ومعامل Tolerance أكبر من القيمة (٠,١) مما يعنى أن الإرتباط بين المتغيرات لم ينتج عنه أى مشاكل للتداخل الخطى وبالتالى موثوقية أداء نماذج تعلم الآلة.

وبالنسبة لإختبار توازن البيانات، فقد تم أولاً حساب توزيع الفئات، حيث أنه يوجد عدد ٩١ شركة إحتيالية، ٩٨ شركة غير إحتيالية، بإجمالى ١٨٩ مشاهدة؛ ثم حساب النسبة المئوية لكل فئة كما يلى:

- نسبة الشركات الإحتيالية= (١٨٩/٩١)×١٠٠ = ٤٨,١٣٪.
- نسبة الشركات غير الإحتيالية= (١٨٩/٩٨)×١٠٠ = ٥١,٨٧٪.

وبالتالى فإن مؤشر التوازن (٩٨/٩١)= ٠,٩٣، ومؤشر عدم التوازن ([٩٨-٩١]÷٩١)= ٠,٠٧٧؛ وهو ما يشير إلى أن البيانات شبة متوازنة، حيث أن النسب متقاربة فيما بينها.

٣/٤ تحليل نتائج التنبؤ بالغش فى القوائم المالية وفقاً لنماذج الدراسة:

تهدف الدراسة إلى إختبار الفرض الأول الذى ينص على "لايؤدى إستخدام المراجع الداخلي لتقنيات تعلم الآلة إلى زيادة دقة التنبوء بالغش فى القوائم المالية مقارنة بالأساليب التقليدية"، ثم إختبار الفرض الثانى الذى ينص على أنه "لا توجد فروق جوهرية ذات دلالة إحصائية بين إحتمالية إرتكاب الغش المتنبأ بها بإستخدام تقنيات تعلم الآلة وبين إحتمالية إرتكاب الغش المتنبأ بها بإستخدام الأساليب التقليدية"

وتحقيقاً لهذا الهدف قامت الباحثة بإستخدام نموذج الإنحدار اللوجيستى كأحد الأساليب التقليدية المستخدمة فى التنبوء بالغش فى القوائم المالية ومقارنة النتائج بأداء خوارزميات تعلم الآلة وهى شجرة القرارات Decision Tree، التعزيز المتدرج Gradient Boosting، الغابات العشوائية Random Forest، Naïve Bayes، آلة المتجهات الداعمة Support Vector Machine (SVM)، الشبكة العصبية Neural Network.

وبناءً على ذلك وفى ظل خصائص البيانات تم تقسيم البيانات وتدريب النماذج لتقييم أدائها بإستخدام تقنية التحقق المتقاطع Cross-validation، وهى تقنية تُستخدم لتقييم أداء نماذج تعلم الآلة والتأكد من أنها تعمم جيداً على بيانات جديدة لم تُستخدم أثناء التدريب. يتضمن هذا الأسلوب عدة أنواع من أشهرها:

- التحقق المتقاطع البسيط Simple Cross-Validation : الذى يقسم البيانات إلى مجموعتين مجموعة تدريب ومجموعة إختبار بنسب مختلفة تتراوح بين (٧٠٪/٣٠٪- ٧٥٪/٢٥٪- ٨٠٪/٢٠٪)، ولكنه قد يؤدى إلى تقديرات غير موثوقة إذا كانت مجموعة الإختبار صغيرة نسبياً أو لا تمثل البيانات بشكل جيد.
- التحقق المتقاطع بناءً على عدد من الطيات K-Flod Cross Validation: وفيه يتم تقسيم البيانات إلى عدد K طيات (Flod) متساوية الحجم، ويتم تدريب النموذج على K-1 طية واستخدام الطية المتبقية كبيانات إختبار، ثم تكرار هذه العملية عدد K مرات يتراوح بين ((5k-10K- 20K بحيث يتم إستخدام كل طية كبيانات إختبار مرة واحدة، ثم حساب متوسط الأداء عبر جميع الطيات؛ ويتميز بتقديرات أكثر دقة لأداء النماذج مقارنة بالتحقق المتقاطع البسيط، يناسب مجموعة البيانات متوسطة الحجم ولكنه مكلفاً وبطيئاً مع البيانات كبيرة الحجم وتقديراته أقل إستقراراً مع البيانات صغيرة الحجم.
- التحقق المتقاطع المميز Leave One Out Cross-Validation (LOOCV): هو نوع خاص من التحقق المتقاطع يقوم بتقسيم البيانات إلى عدد N (حيث أن N هو عدد العينات) بحيث تحتوى كل طية على عينة واحدة كبيانات إختبار والعينات المتبقية n-1 كبيانات تدريب؛ وهو يتميز بالتقدير الدقيق وغير متحيز لأداء النموذج، لكنه مكلفاً وغير مستقر مع البيانات الكبيرة أو غير المتوازنة.

وقد اعتمدت الدراسة على التحقق المتقاطع المميز LOOCV حيث تم تقسيم البيانات إلى عدد ١٨٩ طية، وذلك لضمان دقة التقديرات وعدم تحيزها فى ظل بيانات الدراسة التى تتسم بكونها بيانات متوازنة ويتراوح حجمها مابين الصغير إلى المتوسط. وفيما يلى نتائج تدريب وإختبار نماذج الدراسة:

١/٣/٤ نموذج الإنحدار اللوجيستى Logistic Regression:

يمثل الأسلوب التقليدي المستخدم فى التنبوء بالغش فى القوائم المالية بناءً على متغيرات الدراسة، ويوضح الجدول رقم (٥) نتائج تقييم أداء نموذج الإنحدار اللوجيستى كما يلى:

جدول رقم ٥: نتائج تقييم أداء نموذج Logistic Regression

Model	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC	Spec
Logistic Regression	0.724	0.661	0.648	0.681	0.661	0.336	0.647

يتضح من الجدول السابق أن المساحة تحت المنحنى(AUC) Area Under the Curve = ٠,٧٢٤، مما يشير إلى أن النموذج قادر على التمييز بين الفئات (الشركات الإحتيالية وغير الإحتيالية) بنسبة ٧٢٪. أما الدقة Accuracy (CA) = ٠,٦٦١ ، وهذا يدل على أن النموذج صحيح فى التنبؤ بالغش بالقوائم المالية بنسبة ٦٦٪. بينما درجات F1 score = ٠,٦٤٨ ، وهذا يشير إلى أن نموذج الإنحدار اللوجيستى يحقق توازن بين اكتشاف الشركات الإحتيالية وتقليل الإنذارات الخاطئة بنسبة ٦٤٪. ومقياس Precision (Prec) = ٠,٦٨١ ، وهذا يدل على أن ٦٨٪ من الشركات التى صنفها النموذج كشركات إحتيالية هى فعلاً شركات إحتيالية. فى حين جاء مقياس Recall= ٠,٦٦١ ، وهذا يعنى أن النموذج تنبأ بحوالى ٦٦٪ من الحالات المرتكبة للإحتيال. ومقياس Matthe Correlation Coefficient (MCC) =٠,٦٦٣، يعبر عن أن قدرة النموذج على التمييز بين الشركات الإحتيالية وغير الإحتيالية بشكل عام تقدر بنسبة ٣٣٪. وأخيراً مقياس Specificity (Spec) =٠,٦٤٧، ويدل على أن النموذج تنبأ بالشركات غير الإحتيالية بشكل صحيح بنسبة ٦٥٪ تقريبا، الأمر الذى يشير إلى أن النموذج قد أخطأ فى تصنيف بعض الشركات غير الإحتيالية واعتبرها إحتيالية.

٢/٣/٤ خوارزمية شجرة القرارات Decision Tree:

يوضح الجدول رقم (٦) نتائج تقييم أداء نموذج Decision Tree كما يلى:

جدول رقم ٦: نتائج تقييم أداء نموذج Decision Tree

Model	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC	Spec
Decision Tree	0.855	0.873	0.873	0.873	0.873	0.746	0.872

يتضح من الجدول السابق أن المساحة تحت المنحنى Area Under the Curve (AUC) = ٠,٨٥٥، مما يشير إلى أن النموذج قادر على التمييز بين الفئات (الشركات الإحتيالية وغير الإحتيالية) بنسبة ٨٥٪. أما الدقة Accuracy (CA) = ٠,٨٧٣ ، وهذا يدل على أن النموذج صحيح فى التنبؤ بالغش بالقوائم المالية بنسبة ٨٧٪. بينما درجات F1 score = ٠,٨٧٣ ، وهذا يشير إلى أن نموذج الإنحدار اللوجيستى يحقق توازن بين اكتشاف الشركات الإحتيالية وتقليل الإنذارات الخاطئة بنسبة ٨٧٪. ومقياس Precision (Prec) = ٠,٨٧٣ ، وهذا يدل على أن ٨٧٪ من الشركات التى صنفها النموذج كشركات إحتيالية هى فعلاً شركات إحتيالية. فى حين جاء مقياس Recall= ٠,٨٧٣ ، وهو يعنى أن النموذج تنبأ بحوالى ٨٧٪ من الحالات المرتكبة للإحتيال. وجاء مقياس Matthe Correlation Coefficient (MCC) =٠,٧٤٦، يعبر عن أن قدرة النموذج على التمييز بين الشركات الإحتيالية وغير الإحتيالية بشكل عام تقدر بنسبة ٧٤٪. وأخيراً مقياس Specificity (Spec) =٠,٨٧٢، ويدل على أن النموذج تنبأ بالشركات غير الإحتيالية بشكل صحيح بنسبة ٨٧٪

تقريبا، الأمر الذى يشير إلى أن النموذج قد أخطأ فى تصنيف بعض الشركات غير الإحتيالية واعتبرها إحتيالية.

٤/٣/٣ خوارزمية الغابات العشوائية Random Forest:

يوضح الجدول رقم (٧) نتائج تقييم أداء نموذج Random Forest كما يلى:

جدول رقم ٧: نتائج تقييم أداء نموذج Random Forest

Model	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC	Spec
Random Forest	0.908	0.831	0.831	0.831	0.831	0.662	0.832

يتضح من الجدول السابق أن النموذج قادر على التمييز بين الشركات الإحتيالية وغير الإحتيالية بنسبة ٩٠٪ (AUC) ، ويتنبأ بالغش فى القوائم المالية بشكل صحيح بنسبة ٨٣٪ (CA)، يحقق توازن بين اكتشاف الشركات الإحتيالية وتقليل الإنذارات الخاطئة بنسبة ٨٣٪ F1، ويضنف الشركات الإحتيالية بشكل صحيح بنسبة ٨٣٪ (Prec)، أما الشركات غير الإحتيالية فقد تنبأ بها بشكل صحيح بنسبة ٨٣٪ (Spec) مما يشير إلى أن النموذج أخطأ فى تصنيف بعض الشركات. كما أن النموذج قادر على التنبؤ بحوالى ٨٣٪ من الحالات المرتكبة للغش أو الإحتيال Recall. وبشكل عام النموذج قادر على التمييز بين الشركات الإحتيالية وغير الإحتيالية بنسبة ٦٦٪ (MCC).

٤/٣/٤ خوارزمية التعزيز المتدرج Gradient Boosting:

يوضح الجدول رقم (٨) نتائج تقييم أداء نموذج Gradient Boosting كما يلى:

جدول رقم ٨: نتائج تقييم أداء نموذج Gradient Boosting

Model	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC	Spec
Gradient Boosting	0.908	0.831	0.831	0.831	0.831	0.662	0.832

يتضح من الجدول السابق أن النموذج قادر على التمييز بين الشركات الإحتيالية وغير الإحتيالية بنسبة ٩٠٪ (AUC) ، ويتنبأ بالغش فى القوائم المالية بشكل صحيح بنسبة ٨٣٪ (CA)، يحقق توازن بين اكتشاف الشركات الإحتيالية وتقليل الإنذارات الخاطئة بنسبة ٨٣٪ F1، ويضنف الشركات الإحتيالية بشكل صحيح بنسبة ٨٣٪ (Prec)، أما الشركات غير الإحتيالية فقد تنبأ بها بشكل صحيح بنسبة ٨٣٪ (Spec) مما يشير إلى أن النموذج أخطأ فى تصنيف بعض الشركات. كما أن النموذج قادر على التنبؤ بحوالى ٨٣٪ من الحالات المرتكبة للغش أو الإحتيال Recall. وبشكل عام النموذج قادر على التمييز بين الشركات الإحتيالية وغير الإحتيالية بنسبة ٦٦٪ (MCC).

٤/٣/٥ خوارزمية نايف بايز Naive Bayes:

يوضح الجدول رقم (٩) نتائج تقييم أداء نموذج Naive Bayes كما يلى:

جدول رقم ٩: نتائج تقييم أداء نموذج Naive Bayes

Model	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC	Spec
Naive Bayes	0.864	0.810	0.810	0.810	0.810	0.620	0.811

يتضح من الجدول السابق أن النموذج قادر على التمييز بين الشركات الإحتيالية وغير الإحتيالية بنسبة ٨٦٪ (AUC) ، ويتنبأ بالغش فى القوائم المالية بشكل صحيح بنسبة ٨١٪ (CA)، يحقق توازن بين اكتشاف الشركات الإحتيالية وتقليل الإنذارات الخاطئة بنسبة ٨١٪ F1، ويضنف الشركات الإحتيالية بشكل صحيح بنسبة ٨١٪ (Prec)، أما الشركات غير الإحتيالية فقد تنبأ بها بشكل صحيح

بنسبة ٨١٪ (Spec) مما يشير إلى أن النموذج أخطأ فى تصنيف بعض الشركات. كما أن النموذج قادر على التنبؤ بحوالى ٨١٪ من الحالات المرتكبة للغش أو الإحتيال Recall. وبشكل عام النموذج قادر على التمييز بين الشركات الإحتيالية وغير الإحتيالية بنسبة ٦٢٪ (MCC).

٦/٣/٤ خوارزمية الشبكة العصبية Neural Network:

يوضح الجدول رقم (١٠) نتائج تقييم أداء نموذج Neural Network كما يلى:

جدول رقم ١٠: نتائج تقييم أداء نموذج Neural Network

Model	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC	Spec
Neural Network	0.876	0.788	0.788	0.790	0.788	0.578	0.790

يوضح جدول نتائج تقييم أداء نموذج الشبكة العصبية أن النموذج يميز بنسبة ٨٧٪ (AUC) بين الشركات الإحتيالية وغير الإحتيالية، ويتنبأ بالغش فى القوائم المالية بشكل صحيح بنسبة ٧٨٪ (CA)، يحقق توازن بين اكتشاف الشركات الإحتيالية وتقليل الإنذارات الخاطئة بنسبة ٧٨٪ F1، ويتنبأ بشكل صحيح (بنسبة ٧٩٪) بالشركات الإحتيالية (Prec) والشركات غير الإحتيالية (Spec) وهو مايدل على أن النموذج أخطأ فى تصنيف بعض الشركات. بالإضافة إلى ذلك، فإن النموذج قادر على التنبؤ بحوالى ٨٧٪ من الحالات المرتكبة للغش أو الإحتيال Recall. وبشكل عام النموذج قادر على التمييز بين الشركات الإحتيالية وغير الإحتيالية بنسبة ٥٨٪ (MCC) تقريباً.

٧/٣/٤ خوارزمية ألة المتجهات الداعمة Support Vactor Machine (SVM):

يوضح الجدول رقم (١١) نتائج تقييم أداء نموذج SVM كما يلى:

جدول رقم ١١: نتائج تقييم أداء نموذج SVM

Model	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC	Spec
SVM	0.711	0.661	0.661	0.661	0.661	0.321	0.661

يوضح جدول نتائج تقييم أداء نموذج SVM أن النموذج حقق نسبة ٧١٪ فى التمييز بين الشركات الإحتيالية وغير الإحتيالية (AUC)، كما حقق نسبة ٦٦٪ فى أدائه من ناحية كل من: التنبؤ بالغش فى القوائم المالية بشكل صحيح (CA)، التوازن بين اكتشاف الشركات الإحتيالية وتقليل الإنذارات الخاطئة F1، والتنبؤ بشكل صحيح بالشركات الإحتيالية (Prec) والشركات غير الإحتيالية (Spec) وهو مايدل على أن النموذج أخطأ فى تصنيف بعض الشركات. بالإضافة إلى ذلك، فإن النموذج قادر على التنبؤ بحوالى ٦٦٪ من الحالات المرتكبة للغش أو الإحتيال Recall. وبشكل عام النموذج قادر على التمييز بين الشركات الإحتيالية وغير الإحتيالية بنسبة 32% (MCC) تقريباً.

٤/٤ نتائج اختبارات الفروض الإحصائية:

لأغراض التحقق من تأثير اعتماد المراجع الداخلى لتقنية تعلم الألة على دقة تنبؤه بالغش فى القوائم المالية، قامت الباحثة بإختبار فروض الدراسة على النحو التالى:

١/٤ **نتائج إختبار الفرض الأول**: ينص الفرض الأول على أنه "لايؤدى إستخدام المراجع الداخلى لتقنيات تعلم الألة إلى زيادة دقة تنبؤه بالغش فى القوائم المالية مقارنة بالأساليب التقليدية"، مما يتطلب مقارنة الأداء التنبؤى بالغش فى القوائم المالية بين الإنحدار اللوجيستى كأحد الأساليب التقليدية وبين خوارزميات تعلم الألة كأحد الأساليب الحديثة، وقد أسفرت نتائج التحليل الإحصائى عن الجدول التالى:

جدول رقم ١٢: نتائج إختبار أثر تقنيات تعلم الألة والأساليب التقليدية على دقة التنبؤ بالغش فى القوائم المالية

Model	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC	Spec
Decision Tree	0.855	0.873	0.873	0.873	0.873	0.746	0.872
Random Forest	0.908	0.831	0.831	0.831	0.831	0.662	0.832
Gradient Boosting	0.908	0.831	0.831	0.831	0.831	0.662	0.832
Naive Bayes	0.864	0.810	0.810	0.810	0.810	0.620	0.811
Neural Network	0.876	0.788	0.788	0.790	0.788	0.578	0.790
Logistic Regression	0.724	0.661	0.648	0.681	0.661	0.336	0.647
SVM	0.711	0.661	0.661	0.661	0.661	0.321	0.661

يتضح من الجدول السابق أنه وفقاً لمقياس AUC فإن خوارزميات الغابات العشوائية RF والتعزيز المتدرج GB تحقق أداء ممتاز فى التمييز بين الشركات الإحتيالية وغير الإحتيالية بنسبة ٩٠٪، يليها خوارزميات الشبكة العصبية NN، النايف بايز NB وشجرة القرارات DT والتى حققت أداء جيد جدا بنسبة تتجاوز ٨٥٪، وهذه المستويات فى الأداء أعلى من نموذج الإنحدار اللوجيستى LR الذى حقق أداء جيد بنسبة ٧٢٪.

ووفقاً لمقياس الدقة CA فإن خوارزمية شجرة القرارات DT حققت أعلى أداء فى التنبوء بالغش فى القوائم المالية بشكل صحيح بنسبة ٨٧٪، يليها خوارزمية الغابات العشوائية RF، التعزيز المتدرج GB بنسبة ٨٣٪، ثم خوارزمية نايف بايزى NB بنسبة ٨١٪، خوارزمية الشبكة العصبيةNN بنسبة ٧٨٪ وهى مستويات دقة أعلى من نموذج الإنحدار اللوجيستى LR الذى حقق دقة فى التنبؤ بنسبة ٦٦٪.

أما بالنسبة لأداء النماذج من حيث التوازن بين اكتشاف الشركات الإحتيالية وتقليل الإنذارات الخاطئة F1، وكذلك التنبؤ الصحيح بالشركات الإحتيالية (Prec) والشركات غير الإحتيالية (Spec)، فقد حققت خوارزمية شجرة القرارات أداء جيد جداً بنسبة ٨٧٪، يليها خوارزمية الغابات العشوائية RF والتعزيز المتدرج GB بنسبة ٨٣٪، ثم خوارزمية نايف بايزى NB بنسبة ٨١٪،

خوارزمية الشبكة العصبية بنسبة ٧٩ تقريباً وهى مستويات أداء أعلى من نموذج الإنحدار اللوجيستى LR الذى حقق أداء ضعيف أقل من ٧٠٪.

وفى ضوء هذا التحليل تستنتج الباحثة أن خوارزميات تعلم الألة تزيد من دقة التنبؤ بالغش فى القوائم المالية بشكل أكبر مقارنة بالأساليب التقليدية، **وبناء عليه يتم رفض الفرض الصفرى الأول وقبول الفرض البديل** الذى ينص على أنه "يؤدى إستخدام المراجع الداخلى لتقنيات تعلم الألة إلى زيادة دقة تنبؤه بالغش فى القوائم المالية مقارنة بالأساليب التقليدية".

٢/٤ **نتائج إختبار الفرض الثانى**: ينص الفرض الثانى على أنه "لا توجد فروق جوهرية ذات دلالة إحصائية بين إحتمالية إرتكاب الغش المتنبأ بها بإستخدام تقنيات تعلم الألة وبين إحتمالية إرتكاب الغش المتنبأ بها بإستخدام الأساليب التقليدية "، مما يتطلب مقارنة قيم تصنيف الغش فى القوائم المالية المتنبأ بها بإستخدام الإنحدار اللوجيستى كأحد الأساليب التقليدية وبين تصنيفات الغش فى القوائم المالية المتنبأ بها بإستخدام خوارزميات تعلم الألة كأحد الأساليب الحديثة.

وقد تم الإعتماد على ثلاث إختبارات لقياس الفروق الجوهرية بين الأساليب الحديثة والتقليدية فى التنبوء بالغش فى القوائم المالية وهى؛ اختبار Pearson Chi- Square كإختبار إحصائى يستخدم لتقييم ما اذا كان هناك فرق كبير بين التوزيعات المتوقعة والفعلية فى بيانات الفئات؛ اختبار Likelihood Ratio الذى يقارن بين نموذجين لتحديد ما إذا كان النموذج المعقد يفسر البيانات بشكل أفضل من النموذج البسيط؛ إختبار McNemar وهو اختبار يستخدم لمقارنة التنبؤات الثنائية من نموذجين على نفس مجموعة البيانات. وقد أسفرت نتائج التحليلات الإحصائية عن الجدول التالى:

جدول ١٣: نتائج إختبار الفروق الجوهرية بين تقنيات تعلم الالة وأسلوب الإنحدار اللوجيستى (التقليدى)

Variable	Test	Value	Sig (2 Sided)
LR* DT	Pearson Chi-Square	3.854	0.034
	Likelihood Ratio	3.867	0.034
	McNemar Test	-	0.04
LR*RF	Pearson Chi-Square	56.261	0.00
	Likelihood Ratio	59.489	0.00
	McNemar Test	-	0.03
LR*NB	Pearson Chi-Square	53.971	0.00
	Likelihood Ratio	56.887	0.00
	McNemar Test	-	0.03
LR*GB	Pearson Chi-Square	36.500	0.00
	Likelihood Ratio	37.784	0.00
	McNemar Test	-	0.04
LR*SVM	Pearson Chi-Square	33.860	0.00
	Likelihood Ratio	36.474	0.00
	McNemar Test	-	0.00
LR*NN	Pearson Chi-Square	111.426	0.00
	Likelihood Ratio	126.492	0.00
	McNemar Test	-	0.02

ويتضح من نتائج الجدول السابق أن مستوى معنوية إختبار Pearson Chi- Square أقل من ٠,٠٥ أمام جميع المقارنات، مما يشير إلى وجود إختلافات معنوية بين التوزيعات المتوقعة والفعلية، وهذا يعنى أن تقنيات تعلم الألة تظهر أداء تنبؤي بالغش فى القوائم المالية مختلف مقارنة بأسلوب الإنحدار اللوجيستى التقليدى. كما أن مستوى معنوية إختبار Likelihood Ratio أمام جميع المقارنات أقل من ٠,٠٥، مما يشير إلى أن النموذج المعقد (تقنيات تعلم الألة) يتنبأ ويفسر البيانات بشكل أفضل من النموذج البسيط (الإنحدار اللوجيستى)، وهذا يعنى أن هناك دلالة إحصائية على تحسين الأداء التنبؤى بإستخدام تقنيات تعلم الألة مقارنة بالإنحدار اللوجيستى. بالإضافة إلى ذلك، فإن مستوى معنوية إختبار McNemarأقل من ٠,٠٥ أمام جميع المقارنات، مما يشير إلى أنه يوجد اختلافات ذو دلالة معنوية بين التنبؤات من تقنيات تعلم الألة والإنحدار اللوجيستى. وهذه النتائج تتفق مع نتائج التحليل السابق التى أسفرت عن زيادة مستويات دقة التنبؤ بالغش فى القوائم المالية اعتماداً على تقنيات تعلم الألة مقارنة بأسلوب الإنحدار اللوجيستى.

وبناءً على ماسبق، يتم رفض الفرض الصفرى الثانى وقبول الفرض البديل الذى ينص على أنه "توجد فروق جوهرية ذات دلالة إحصائية بين إحتمالية إرتكاب الغش المتنبأ بها بإستخدام تقنيات تعلم الألة وبين إحتمالية إرتكاب الغش المتنبأ بها بإستخدام الأساليب التقليدية".

القسم الخامس
النتائج والتوصيات

توصلت الدراسة الي النتائج التالية:

١- أهمية استخدام الأساليب التكنولوجية المتطورة لتحديد المخاطر والتركيز المتزايد على منع الغش واكتشافه من قبل المراجع الداخلي. وتدعم هذه النتيجة التطبيق العملي لمثل هذه الأساليب من خلال تسليط الضوء على أهمية الأساليب التكنولوجية للمهنة، مما يجعل الممارسون على دراية بالفوائد. وتتوافق هذه النتيجة مع الأدبيات التي تؤكد على فعالية مثل هذه الوسائل في دعم التنبوء بالغش و الاحتيال. (على سبيل المثال، Proviti Inc. (2021)

٢- تتألف عينة الدراسة من الشركات الاكثر نشاطاً في البورصة المصرية وبالتالي توفر الدراسة دليلاً تطبيقاً على التنبوء بالغش واكتشافه من القوائم المالية للشركات المدرجة بالبورصة المصرية ,وتختلف مصر في الأنظمة التنظيمية والثقافة، وهى من العناصر المهمة فيما يتعلق بالغش وتم معالجة هذة الصعوبة من خلال دمج التأثيرات الثابتة فى نماذج الانحدار التي تم استخدامها. كما يعتمد البحث على بيانات فعلية.

٣- اثبات علاقة ايجابية بين اعتماد المراجع الداخلي لنماذج تعلم الآلة وزيادة دقة تنبوءه بالغش فى القوائم المالية.

٤- اثبات وجود فروق جوهرية ذات دلالة إحصائية بين إحتمالية إرتكاب الغش المتنبأ بها بإستخدام تقنيات تعلم الألة وبين إحتمالية إرتكاب الغش المتنبأ بها بإستخدام الأساليب التقليدية.

التوصيات:

١- توصى الباحثة بالحاجة إلى مزيد من البحث والدراسة حول الأساليب المبتكرة للتنبوء بالغش والكشف عنه خاصة مع نمو انشطة الغش والاحتيال على مستوى المنظمات ، نظرًا لأن إدارة مخاطر الغش والاحتيال يتم ممارستها بشكل تقليدى باعتبارها نشاطًا تقليديًا للمراجعة.

٢- ترى الباحثة ضرورة استخدام التقنيات التكنولوجية المتطورة مثل الذكاء الاصطناعي و تعلم الآلة لدعم مهنة المراجعة الداخلية وتوسيع نطاقها واعتبارها وحدة أكثر دعمًا داخل المنظمات.

مراجع البحث

المراجع العربية:

١. حماد، ماجدة عزت حسين حماد،٢٠٢٣ ،قياس أثر استخدام مدخل المراجعة الداخلية المستمرة فى ظل الرقمنة على إكتشاف الغش والحد من إدارة الأرباح وانعكاس ذلك على قيمة الشركة - دراسة تطبيقية على الشركات المقيدة ببورصة الاوراق المالية المصرية، مجلة البحوث الادارية، كلية التجا،رة جامعة بني سويف،المجلد ٤١، العدد ٢،ص ص ١-٤١.

٢. شحاته، شحاته السيد. (٢٠١٧). مدى ملاءمة نموذجى مربع وخماسى الغش فى تحديد احتمال وجود الغش بالقوائم المالية المضللة دراسة تطبيقية على الشركات المقيدة بالبورصة المصرية .*مجلة الاسكندرية للبحوث المحاسبية*، ١(١)، ٤٩-٩٩.

٣. الشعراوى، بسنت بدر الدين،٢٠٢٣، أثر تطبيقات الذكاء الاصطناعي على تحسين كفاءة المراجع الداخلي: دراسة ميدانية، المجلة العلمية للدراسات المحاسبية، كلية التجارة ، جامعة القاهرة،مجلد ٥، العدد ٣، ص ص ٣٤٤-٣٧٨.

٤. عبد الرحمن محمد رشوان ، هبة حمادة أبو عرب ،٢٠٢٢،دور التحول الرقمي في تحسين جودة عملية المراجعة الداخلي، مجلة دراسات محاسبية ومالية ، مجلد ١٧، عدد ٥٩، ص ص ٣٥ - ٥٢.

٥. عثمان، ياسمين مجدى رجب. (٢٠١٨). دور النسب المالية المشتقة من قائمة التدفقات النقدية فى التنبؤ بالغش فى القوائم المالية: دراسة تطبيقية. الفكر المحاسبي، ٢٢(٣)، ٢٠٠-٢٢١.

٦. على، منذر محمد،عبدالله،عمرو صلاح،خطاب،جمال سعد،٢٠٢٢،اثر تفعيل تقنيات الذكاء الاصطناعي على تعزيز أنشطة المراجعة الداخلية: دراسة ميدانية،مجلة الاسكندرية للبحوث المحاسبية،كلية التجارة،جامعة الاسكندرية،المجلد ٦،العدد٣،ص ص ١-٤٠.

٧. كريم ممدوح عباس،٢٠٢٣، أثر التحول الرقمي على تفعيل دور المراجعة الداخلية لتحقيق أهداف التنمية المستدامة : دراسة ميدانية، المجلة العلمية للبحوث والدراسات التجارية المجلد ٣٧ - العدد ٢،ص ص ١٥٦٥-١٦٢٧.

٨. محمد المرجي ،٢٠٢٣، **تأثير التحول الرقمي في جودة المراجعة الداخلية**،المجلة العربية للادارة،مجلد ٤٣،العدد١،ص ص٦١-٧٨.

٩. محمد موسى،٢٠٢٠، قياس أثر تفعيل أنشطة المراجعة الداخلية لآليات التحول الرقمي على تعزيز المساءلة والشفافية وتحسين الأداء الحكومي مع دليل ميداني بالبيئة المصرية، المجلة العلمية للدراسات المحاسبية،المجلد ٢ العدد ١،ص ص٧٠٣-٧٨٧.

١٠. نصر، على عبد الوهاب. (٢٠١٧). العلاقة بين التعثر المالى ووجود الغش بالقوائم المالية-دراسة تطبيقية على الشركات المقيدة بالبورصة المصرية .*مجلة الاسكندرية للبحوث المحاسبية*، ١(١)، ١-٤٨.

١١. النقيب، سحر عبد الستار عبد الستار (٢٠٢٣). قييم مداخل استخدام تقنيات التعلم الآلي في المراجعة الخارجية بغرض تحقيق فعالية التنبؤ بتحريفات القوائم المالية-دراسة تجريبية على الشركات المقيدة في البورصة المصرية. مجلة المحاسبة والمراجعه لاتحاد الجامعات العربيه، ١٢(١)، ١٨١-١٢٢.

١٢. النقيب، سحر عبدالستار عبدالستار،٢٠٢٣،تقييم مداخل استخدام تقنيات التعلم الآلي في المراجعة الخارجية بغرض تحقيق فعالية التنبؤ بتحريفات القوائم المالية: دراسة تجريبية على الشركات

المقيدة في البورصة المصرية،مجلة المحاسبة والمراجعة، كلية التجارة،جامعة بني سويف،الجلد ١،العدد ١،ص ص ١٢٢-١٨٨.

المراجع الأجنبية:

1. Abdolla,M., Esinath, N., Yasser,B.,:2022," An exploratory study of the perceptions of auditors on the impact on Blockchain technology in the United Arab Emirates", *International Auditing Journal*, vol.,27(1),PP: 24-44.
2. ACFE, (2022), "Occupational fraud 2022: A report to the nations" https://acfepublic.s3.us-west-2.amazonaws.com/2022+Report+to+the+Nations.pdf
3. The IIA. (2019). IIA position paper*: Internal audit and fraud*. **https://na.theiia.org/about-ia/PublicDocuments/Fraud-and-Internal-Audit.pdf**
4. Aksoy, T., & Saglam, M. (2020). "Examining the Effects of Internal Control System on Crisis Management Skills: The Case of IMM Fire Service Department". *International Journal of Research in Business and Social Science, 9*(6), pp: 274–288. https://doi.org/10.20525/ijrbs.v9i6.922
5. Alpaydin, E. (2016), "Machine Learning: The New AI", (*MIT Press*).
6. Amani, F.A.; Fadlalla, A.M. 2017, "Data Mining Mpplications in Accounting: A Review of the Literature and Organizing Framework". *Int. J. Account. Inf. Syst*., vol.,24,pp: 32–58.
7. Amiram, D., Bozanic, Z., & Rouen, E. (2015)," Financial Statement Errors: Evidence from the distributional properties of financial statement numbers", *A review of Accounting Studies*, vol.,20 (15),pp:40–1593. https://doi.org/10.1007/s11142-015-9333-z
8. Annika, B.,Marc,E.,(2024), "Internal auditing's role in preventing and detecting fraud: An empirical analysis",*Internationel Auditing Journel,* https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/ijau.12342.
9. Association of Certified Fraud Examiners. (2020). Report to the Nations: 2020 Global Study on Occupational Fraud and Abuse.
10. Baker , T., (2013)," Fraud: Who is-responsible " https://www.bakertilly.com/insights/fraud-who-is responsible.
11. Bao, Y., Ke, B. , Li, Y., Yu, J., Zhang, J., (2020),"Detecting Accounting Fraud in publicly Traded US Firms using a Mchine Learning Approach , *J Account Res*, vol.,58 (1), pp: 199-235.
12. Betti,N., & Sarens,G.,(2021), Cangemi ,(2013)"Understanding the Internal Audit Function in a Digitalised Business Environment", *Journal of*

Accounting & Organizational Change, https://doi.org/10.1108/JAOC-11-2019-0114

13. Bozkus Kahyaoglu, S., Sarıkaya, R., & Topal, B. (2020). "Continuous Auditing as A Strategic Tool in Public Sector Internal Audit: The Turkish Case". *Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Meslek Yüksekokulu Dergisi, 23*(1), pp: 208–225. https://doi.org/10.29249/selcuksbmyd.670261.
14. Cao, M. Chychyla, R. Stewart, T., (2015),"Big Data Analytics in Financial Statement Audits,*Account Horiz,* vol.,29 (2) pp: 423-42.
15. Ceray A., & Tugba U., (2024)," AI Competencies for Internal Auditor in the Public Sector" *The EDP Audit, Control, and Security Newsletter* ,vol.,69(1),pp:1-23.
16. Chiji Longinus,(2024),"Artificial Intelligence for Detecting and Preventing Procurement Fraud",*International Journal of Business Ecosystem& Strategy*, vol., 6(1),pp 63-73.
17. Chowdhury, M., Apon, A., Dey, K., (2017), "Data Analytics for Intelligent Transportation Systems",*Elsevier Science Publishing*.
18. Christo E., , Manar J., Hossam A. , Walid E. ,(2022),"Introduction to Machine Learning, *Springer,International Publishing* pp: 1–43.
19. COSO. (2019). "Managing cyber risk in a digital age". Retrieved from https://www.coso.org/Documents/COSO-Deloitte-Managing-Cyber-Risk-in-a-Digital-Age.pdf.
20. Cunningham, P.; Delany, S.J. k-Nearest Neighbour Classifiers: 2nd Edition (with Python examples). *arXiv* (2020), arXiv:2004.04523.
21. Dastres, R.; Soori, M. (2021), "Artificial Neural Network Systems". ,*Int. J. Imaging Robot.* , vol., *21*,pp: 13–25.
22. Dorris, B. (2021)," Coronavirus pandemic is a perferct storm for fraud. Association of Certified Fraud Examiners", https://www.acfe.com/pressrelease.aspx?id=4295010491
23. Drogalas, G., Pazarskis, M., Anagnostopoulou, E., & Papachristou, A. (2017). "The effect of internal audit effectiveness, auditor responsibility and training in fraud detection." *Journal of Accounting and Management Information Systems*,vol.,**16**, pp:434–454. **https://doi.org/10.24818/jamis.2017.04001**

24. El Morr, C., Ali-Hassan, H. ,(2019),"Analytics in Healthcare: A Practical Introduction" , DOI:10.1007/978-3-030-045067,:*Springer,International Publishing*,ISBN: 978-3-030-04506-7.

25. EY,(2022),"How an AI Application Can Help Auditors Detect Fraud" , Available online: https://www.ey.com/en_gl/better-begins-with-you/how-an-ai-application-can-help-auditors-detect-fraud
26. Fradkov, A.L. (2020) "Early History of Machine Learning". *IFAC-Papers On Line* 53(2), pp: 1385–1390.
27. Fraud Fighter, (2023)" Procurement Fraud Statistic" ,*Available: http://www.fraudfighters.net/news what-is-procurement-fraud.*
28. Hassani, H. Amiri Andi P., Ghodsi, A. Norouzi,K. Komendantova,N. Unger S., (2021), "Shaping the Future of Smart Dentistry: From Artificial Intelligence (AI) to Intelligence Augmentation (IA)". *IoT* **2**(3), pp: 510–523 .
29. Hazami- Ammar, S. ,(2019)," Internal auditors' perceptions of the function's ability to investigate fraud", *Journal of Applied Accounting Research*, ,vol.,20, pp: 134–153, https://doi.org/10.1108/JAAR-09-2017-0098
30. Hess, T., Matt, C., Benlian, A., & Wiesböck, F. (2016). "Options for Formulating A Digital Transformation Strategy". *MIS Quarterly Executive, 15*, pp: 151–173.
31. Hooda, N., Bawa, S., & Rana, P. S. (2018) ",Fraudulent firm Classification: A case Study of an External Audit , "*Applied Artificial Intelligence*, vol.,32(1), pp: 48–64.
32. Jijo, B.T.; Abdulazeez, A.M., (2021), "Classification Based on Decision Tree Algorithm for Machine Learning. "*J. Appl. Sci. Technol. Trends* ,vol., *2*, 20–28.
33. Kabuye, F., Nkundabanyanga, S. K., Opiso, J., & Nakabuye, Z., (2017)," Internal Audit Organisational Status, Competencies, Activities and Fraud Management in the Financial Services sector", *Managerial Auditing Journal*,vol, 32,pp: 924–944, https://doi.org/10.1108/MAJ-09-2016-1452
34. Khelil, I., Hussainey, K., & Noubbigh, H. (2016)," Audit Committee – Internal Audit Interaction and Moral Courage", *Managerial Auditing Journal*,vol., 31,pp: 403–433. https://doi.org/10.1108/MAJ-06-2015-1205
35. Kokina, J., & Davenport, T.H. (2017),"The Emergence of Artificial Intelligence: How Automation is Changing Auditing", *J Emerg Technol Account*, vol.,14 (1) , pp: 115-122.
36. KPMG. (2013). "Taking The Pulse. A Survey of Internal Audit in Singapore 2013". Retrieved

from https://assets.kpmg/content/dam/kpmg/sg/pdf/2016/09/sg-Audit-Internal-Audit-Survey-2013.pdf.

37. Lu, H., Li, Y., Chen, M., Kim, H., Serikawa, S., (2018), "Brain Intelligence: Go Beyond Artificial Intelligence". *Mob. Netw. Appl*. 23(2), pp: 368–375 .
38. Neapolitan,R. E. Jiang, X., (2018) "Artificial Intelligence: With an Introduction to Machine Learning" (*CRC Press*).
39. Norman, C. S., Rose, A. M., & Rose, J. M, (2010)," Internal audit reporting lines, fraud risk decomposition, and assessments of fraud risk" *Accounting, Organizations and Society*,vol, 35, pp:546–557. https://doi.org/10.1016/j.aos.2009.12.003
40. OECD. (2019). "Going Digital: Shaping Policies, Improving Lives". *Paris: OECD Publishing*. https://doi.org/10.1787/9789264312012-en.
41. Pang, G.; Shen, C.; Cao, L.; Hengel, A.V.D.,(2020), "Deep Learning for Anomaly Detection: A Review." *ACM Comput. Surv.* , vol., pp:*54*, 1–38.
42. Papík, M., & Papíková, L. (2022). Detecting accounting fraud in companies reporting under US GAAP through data mining. *International Journal of Accounting Information Systems*, *45*, 100559.
43. PwC. GL.ai, PwC's(٢٠٢٢) , "Anomaly Detection for the General Ledger. " Available online: https://www.pwc.com/m1/en/events/socpa-2020/documents/gl-ai-brochure.pdf
44. Proviti Inc. (2021). Embracing analytics in auditing. **https://www.protiviti.com/sites/default/files/united_states/insights/2017-internal-audit-capabilities-and-needs-survey-protiviti.pdf**
45. Rajterič, H. I. (2010). "Overview of Business Intelligence Maturity Models". *Management: Journal of Contemporary Management Issues*, *15*(1), pp: 47–67. Retrieved from https://hrcak.srce.hr/53606.
46. Saeed Askary,Nasser Abu-Ghazaleh & Yasean A. Tahat, (2018), "Artificial Intelligence and Reliability of Accounting Information", *Challenges and Opportunities in the Digital Era*, pp: 315–324.
47. Skillicorn, D. & Purda, L., (2015)," Accounting Variables, Deception, and a Bag of Words: Assessing the Tools of Fraud Detection", *Contemporary Accounting Research*, vol.,32(3), pp:1193–1223.
48. Sun, T.(,2019",)Applying Deep Learning to Audit Procedures: An Illustrative Framework" ,*Accounting Horizons ,* vol.,33 (3)pp: 89–109.

49. Todoroi, D., (2013), "How to Create Adaptable ROBO-Intelligences?" *Acad. Econ. Studies Econ. Inform*. 13(1), pp: 27–39 .
50. Trouard ,S, .Morgan ,M, .(2023), " Value of Certified Froud Examiner Certification Perceptions of Government Financial Managers" search.ebscohost.com.
51. Wang, Y., Ashton, J. K., & Jaafar, A. (2019). Money shouts! How effective are punishments for accounting fraud?. The British Accounting Review, 51(5), 100824.
52. Westland, J. C. (2020). "Audit Analytics. Data Science for the Accounting Profession". New York: *Springer Publications*. ISBN 978-3-030-49091-1.
53. Xu, Y.; Dong, H.; Zhou, M.; Xing, J.; Li, X.; Yu, J.,(2021), "Improved Isolation Forest Algorithm for Anomaly Test Data Detection." *J. Comput. Commun.* , vol.,*9*, pp:48–60.
54. Yao, J., Pan, Y., Yang, S., Chen, Y., & Li, Y. (2019). Detecting fraudulent financial statements for the sustainable development of the socio-economy in China: a multi-analytic approach. Sustainability, 11(6), 1579.
55. Zhang, J.,Liu, M., Shen, D., (2017)," Detecting Anatomical Landmarks from Limited Medical Imaging Data Using two-stage Task-oriented deep neural networks. *IEEE Trans*. Image Process.vol, 26(10), PP: 4753–4764.