انعكاسات التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي جودة المراجعة

نسمة ابراهيم الدسوقي غريب عسكر
تحت إشراف

الاستاذة الدكتورة	**الدكتور**
دينا زين العابدين	**أحمد سعيد عبد العظيم**
أستاذ المحاسبة والمراجعة المساعد	**مدرس المحاسبة والمراجعة**
كلية التجارة- جامعة قناة السويس	**كلية التجارة- جامعة قناة السويس**

الملخص:
هدف البحث الي اختبار مدي تأثير التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي جودة المراجعة الخارجية في ضوء الالتزام بمعايير المراجعة المتعارف عليها GAAS (المعايير العامة – معايير العمل الميداني- معايير التقرير)، ولتحقيق هذا الهدف تم تقسيم الدراسة الي قسمين، القسم الأول وهو الاطار النظري لتاصيل موضوع الدراسة وتناول ادبيات المحاسبة المرتبطة بموضوع الدراسة. القسم الثاني وهو القسم الميداني لاختبار فروض الدراسة وذلك من خلال تصميم قائمة استبيان وتوزيعها على عينة الدراسة المتمثلة في عدد ٤٠٠ فرد، وقد شملت ثلاث فئات هم (أعضاء هيئة التدريس- مراجعي الحسابات- متخصصي تكنولوجيا المعلومات). وقد توصلت نتائج الدراسة الميدانية وجود اثر معنوي ذو دلالة احصائية للتكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي كلا من (المعايير العامة – معايير العمل الميداني- معايير التقرير) باستخدام نموذج الانحدار الخطي البسيط ومن ثم وجود اثر معنوي ذو دلالة احصائية للتكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي جودة عملية المراجعة.

الكلمات المفتاحية: البيانات الضخمة، تحليلات البيانات الضخمة، نظم الذكاء الاصطناعي، تعلم الالة، جودة المراجعة.

Abstract

The current research aimed to examine the effect of integration between Big Data and Artificial Intelligence Systems on external audit quality in light of the compliance with the Generally Accepted Auditing Standards (GAAS) including general standards, fieldwork standards and reporting standards. To achieve this objective, the study is divided into two sections. The first section is the theoretical framework to theorize the topic under study. The section discusses literature related to the topic under study. The second section is the field study to test study hypotheses by designing and distributing questionnaires to study sample (N=400). The study sample consisted of three categories including faculty members, auditors and IT specialists to identify their views on the effect of integration between Big Data and Artificial Intelligence Systems on audit quality .**the results** of Simple Linear Regression revealed that there is a statistically significant effect of integration between Big Data and Artificial Intelligence Systems on general standards, fieldwork standards and reporting standards. Accordingly, there is a statistically significant effect of integration between Big Data and Artificial Intelligence Systems on audit quality.

Keywords: Big Data, Big Data Analytics, Artificial Intelligence Systems, Machine Learning, Audit Quality.

أولاً: مقدمة ومشكلة البحث:

تكمن أهمية المراجعة في كونها توفر ضماناً معقولاً بأن الإدارة قدمت وجهة نظر "حقيقية وعادلة" للأداء المالي للشركة ومركزها، حيث تدعم الثقة والالتزام بين أولئك الذين يديرون الشركة وأولئك الذين يملكونها أو أصحاب المصلحة(pwc, 2017). فمن الأهمية تنفيذ المراجعة بجودة مرتفعة، وفي تاريخ مهنة المراجعة كانت هناك تحولات في طريقة تنفيذها، نتيجة للتحولات في البيئة التي تعمل فيها المنشأة الخاضعة للمراجعة. وفي ضوء التقدم التكنولوجي الذي يعمل على تغيير العالم بوتيرة متزايدة جاء عصر الذكاء الاصطناعي، والبيانات الضخمة الذي كان له تأثير كبير على جميع جوانب الحياة، والذي أدى إلى الكثير من التحسينات المستمرة، مما أدى إلى التوسع في استخدامها على نطاق كبير، وإقبال العديد من الشركات الكبيرة والصغيرة على السواء للاستفادة من قدراتها وإمكانياتها المذهلة، مما يتطلب من المراجعين التكيف مع هذه التغيرات في نماذج الاعمال ومواكبة التطور التكنولوجي.

يوفر استخدام البيانات الضخمة والذكاء الاصطناعي في عملية المراجعة إمكانات كبيرة من خلال توفير التحليل في الوقت الحقيقي، واتمتة المهام، واختبار جميع المعاملات بدلاً من أخذ العينات، مما يمكّن المراجعين من "تجنب المفاضلة بين السرعة والجودة" إلى حد كبير. وعلي الرغم من ذلك الا انه قد ينتج عنه تناقض فالحلول التي يمكن استخدامها لزيادة الشفافية وبناء الثقة هي نفسها قد تكون مصدر مخاطر جديدة، والتي إذا لم يتم التعامل معها بشكل مناسب من قبل المراجعين، قد تضر بجودة المراجعة وكفاءة المراجع وتطويره المهني وتشمل مخاوف اعتماد المراجع بشكل كبير على التكنولوجيا، ونقص المهارات(McGregor and Carpenter, 2020).

وبناءاً علي ما سبق يمكن **صياغة مشكلة الدراسة** من خلال التساؤل الرئيسي التالي:

"ما مدي تأثير التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي جودة المراجعة الخارجية في بيئة الأعمال المصرية ؟ "

و يتفرع من هذا التساؤل الاسئلة الفرعية التالية :

١. ما هي فرص وتحديات التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي؟
٢. ما هي انعكاسات تكامل البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي جودة المراجعة الخارجية في ضوء معايير المراجعة المتعارف عليها (GAAS)؟

ثالثاً: أهداف البحث:

١- بيان فرص وتحديات التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي.
٢- دراسة وتحليل انعكاسات تكامل البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي جودة المراجعة الخارجية في بيئة الأعمال المصرية في ضوء معايير المراجعة المتعارف عليها(GAAS).

رابعاً: أهمية ودوافع البحث:

١. تنبع أهمية البحث من الوتيرة السريعة للتقدم التكنولوجي في مجالات مثل البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي ومن ما تحدثه من تغيير في مهنة المراجعة قد تؤثر علي جودة المراجعة.
٢. الجهود الحكومية في مصر نحو البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي اذ تم افتتاح مركز البيانات والحوسبة السحابية الحكومية (P1) عام ٢٠٢٤ كأول مركز يقدم خدمات تحليل ومعالجة البيانات الضخمة والذكاء الاصطناعي في مصر وشمال إفريقيا،.مما يتطلب التحقق من مدي تأثير التكامل بين البيانات الضخمة الذكاء الاصطناعي علي جودة المراجعة في بيئة الاعمال المصرية.
٣. تعد الدراسة إمتداداً للدراسات العربية والاجنبية التي تطرقت الي تأثير التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الإصطناعي علي جودة المراجعة الخارجية.

خامساً: خطة البحث:

انطلاقا من اهمية البحث وتحقيقا لاهدافه، والاجابة علي تساؤلاته البحثية فقد تم تقسيم البحث على النحو التالي:

المحور الأول : مراجعة الادبيات المحاسبية ذات العلاقة

المحور الثاني: تكامل البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي

المحور الثالث: انعكاسات تكامل البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي جودة المراجعة
المحور الرابع: تصميم الدراسة التحليلية وإختبار الفروض
النتائج والتوصيات:
قائمة المراجع.

المحور الاول: مراجعة الادبيات المحاسبية ذات العلاقة

هدفت دراسة (Wang, 2020) إلى تناول مزايا إدخال الذكاء الاصطناعي في المراجعة في ظل خلفية البيانات الضخمة والتأثير على ممارسة المراجعة. وقد **توصلت الدراسة** إلى انه يجب على المراجعين اغتنام فرصة عصر الذكاء الاصطناعي، والاستفادة من خصائص الذكاء الاصطناعي، وتحسين القدرة على العمل، والتكيف بنشاط مع التحول، والدخول في حقبة جديدة مع أعمال المراجعة.
سعت دراسة (Xing et al., 2020) الي دراسة تأثير الذكاء الاصطناعي على المراجعة وآفاق تطبيقها، مما يعزز تحول المراجعة إلى عصر الذكاء، وتحسين كفاءة جودة المراجعة. **خلصت الدراسة إلى** أن صعود البيانات الضخمة وتكنولوجيا الذكاء الاصطناعي جلبت فرصًا غير مسبوقة لتطوير ابتكار المراجعة، وأثرت بشكل عميق على سلوك أصحاب المصلحة في المراجعة وقراراتهم، ولكنه يجلب أيضًا مخاطر تقنية جديدة ومخاطر نظامية جديدة ، مع كيفية التخلص من التكلفة الهائلة لتطبيق التكنولوجيا، وبناء النظام الأساسي وتدريب الموظفين.
وفي نفس السياق **هدفت** دراسة **(Seethamraju & Hecimovic, 2020)** الي تناول الذكاء الاصطناعي (AI) بمساعدة قوة المعالجة الهائلة والبيانات الضخمة،حيث تحقق في تبني الذكاء الاصطناعية (AI) في المراجعة في أستراليا وتحدد عوامل التأثير. وقد **توصلت إلى** أن تبني شركات المراجعة للذكاء الاصطناعي سيؤدي إلى تحسين جودة المراجعة واتخاذ القرار، وسيساعدها أيضًا على بناء القدرات لتقديم خدمات استشارية للذكاء الاصطناعي ذات قيمة مضافة تكون أكثر ربحية من المراجعة التقليدية. كما تشمل بعض التحديات كعدم القدرة على توثيق استخدام

التكنولوجيا للتحقق من قبل المنظمين، وطبيعة حلول الذكاء الاصطناعي "الصندوق الأسود" لا توحي بالثقة، والمخاطر القانونية المتصورة والمتعلقة بالسمعة لأعمال المراجعة المالية التي تحد من الاستخدام المحتمل للذكاء الاصطناعي.

وتناولت دراسة (Zhang, 2021) تطبيق الذكاء الاصطناعي في المراجعة من منظور البيانات الضخمة **وقد توصلت الدراسة إلى** انه يمكن استخدام الذكاء الاصطناعي في جمع كمية كبيرة من البيانات وتلخيصها وتحليلها، وتقديم توصيات مراجعة مستقبلية من منظور أعلى وأوسع وأشمل من خلال تحليل عيوب أعمال المراجعة التقليدية وفعالية تطبيق الذكاء الاصطناعي في المراجعة من منظور البيانات الضخمة، مما يتطلب من المراجعين امتلاك معرفة مراجعة تقليدية وتكنولوجيا حديثة.

هدفت دراسة (Huang et al, 2022) إلى تقديم نهجًا لتطبيق تحليلات بيانات المراجعة وتعلم الآلة على اختبار المجتمع بالكامل وتناو التحديات. وقد **توصلت الدراسة إلى** أن استخدام تحليلات بيانات المراجعة وتعلم الآلة أحد الحلول الممكنة لتمكين تحليل المجتمع بأكمله بدلاً من عينة من المعاملات ما يمكن من تحسين فعالية وكفاءة عمليات المراجعة، الا انه يجب معالجة العديد من التحديات كتكلفة التنفيذ الأولية للاختبار مرتفعة، ومنحنى التعلم للمراجعين لإتقان مثل هذه الأساليب، كما هناك حاجة إلى معايير مراجعة توضح كيف تتناسب تحليلات بيانات المراجعة وتعلم الآلة مع إطار عمل المراجعة الحالي، ومسؤولية المراجعين حال تطبيق اختبار المجتمع بالكامل.

كما هدفت دراسة **ملاك فايز ضيف واخرون (٢٠٢٣) إلى** اختبار مدى تأثير تكنولوجيا التحول الرقمي من البيانات الضخمة وسلاسل الكتل والحوسبة السحابية والذكاء الاصطناعي على جودة أعمال المراجعة الخارجية (كفاءة وفعالية المراجعة). **وتوصلت الدراسة إلى** وجود تأثير ذو دلالة معنوية لاستخدام ادوات التحول الرقمي من البيانات الضخمة وسلاسل الكتل والحوسبة السحابية والذكاء الاصطناعي على كفاءة وفاعلية المراجعة بما ينعكس على تحسين جودة أعمال المراجعة، الا ان هناك اثار محتملة على مخاطر المراجعة. كما ان استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي يؤدي

الي تنمية قدرات مكاتب المحاسبة والمراجعة على تطبيق المعايير الدولية للمحاسبة والمراجعة وبالأخص معايير رقابة الجودة مما يؤدي إلى زيادة كفاءة جودة المراجعة.
اوضحت دراسة(Samiolo et al., 2023) كيف تتغير عادات المراجعين وتسلط الضوء على المخاطر التي تفرضها التكنولوجيا على اكتساب المراجعين للمعرفة العملية. **وتوصلت الدراسة الي** هناك عناصر مهمة من المذاولة وفهم المعنى والتي يمكن القول إنها حاسمة لتنشئة المراجعين في بداية حياتهم المهنية والتي قد تضيع عند أتمتة مجالات العمل كما أن الهياكل التكنولوجية الجديدة تولد مجالات جديدة من عدم اليقين والتي تفرض مطالب جديدة وغير محسومة على حكم المراجعين.
وفي إطار متصل هدفت دراسة **(Leng, A., & Zhang, Y, 2024)** إلى اختبار تأثير(البيانات الضخمة، وسلسلة الكتل، والذكاء الاصطناعي، والحوسبة السحابية)على كفاءة المراجعة. و**توصلت الدراسة إلى** أنه كلما ارتفعت درجة التحول الرقمي للمؤسسة، زاد خطورة تأخير المراجعة وانخفضت كفاءة المراجعة. حيث أن التحول الرقمي للمؤسسات سيؤدي إلى تفاقم تأخير المراجعة وتقليل كفاءة المراجعة. فقد لا تكون الكفاءة الرقمية لشركات المحاسبة كافية في مواجهة تحديات التكنولوجيا الجديدة وتعقيد البيانات الناجمة عن التحول الرقمي للمؤسسات، وبالتالي لا يستطيع المراجعون إكمال أعمال المراجعة بكفاءة وبشكل منظم.

التعليق علي الدراسات السابقة وتحديد الفجوة البحثية:

- تناولت دراسات عدة تاثير البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي عملية المراجعة الا ان النتائج التي توصلت اليها قد تكون متعارضة فيما بينهما .
- اغلب الدراسات التي تناولت التكامل بين الذكاء الاصطناعي والبيانات الضخمة في عملية المراجعة تمت في بيئات أجنبية وبالتالي هناك حاجة بحثية لدراسة فرص وتحديات تكامل البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي جودة المراجعة في بيئة الاعمال المصرية.
- أهم ما يميز الدراسة الحالية محاولة الربط بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي وتأثيره علي جودة المراجعة الخارجية في ضوء الالتزام بمعايير

المراجعة المتعارف عليها (GAAS) (المعايير العامة- معايير العمل الميداني- معايير التقرير) في بيئة الأعمال المصرية.

المحور الثاني: تكامل البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي

أولاً: طبيعة البيانات الضخمة

يشير معهد المراجعين الداخليين(IIA, 2017, p. 3) الي البيانات الضخمة بانها مصطلح شائع يستخدم لوصف النمو والتوافر المتصاعد للبيانات التي أنشأها الأشخاص والتطبيقات والآلات الذكية. ان البيانات الضخمة عموما تعني كميات كبيرة من البيانات ذات بنية غير منتظمة تتضمن مئات تيرابايت (ألف جيجا بايت) من البيانات إلى بيتابايت (١ بيتابايت هو ١٠٠٠ تيرابايت) وأكثر، يمكن أن تتضمن بيانات من المعاملات المالية وأجهزة الاستشعار وسجلات الويب ووسائل التواصل الاجتماعي(Dunlop, 2015, p.26). ان التعريف الشائع للبيانات الضخمة المقدم من Gartner IT بان "البيانات الضخمة هي أصول معلوماتية كبيرة الحجم سريعة التدفق وكثيرة التنوع، تتطلب أشكالًا مبتكرة وفعالة من حيث التكلفة لمعالجة المعلومات التي تتيح تحسين الرؤية واتخاذ القرار وأتمتة العمليات" (Denham, 2017). تنقسم البيانات الضخمة إلى بيانات مهيكلة (منظمة) وغير مهيكلة (غير منظمة)، بيانات شبه مهيكلة (شبه منظمة)(IIA, 2017; Sarker, 2021). (شحاتة، ٢٠١٨) . البيانات المهيكلة هي بيانات لها هيكل محدد يمكن الوصول إليها بسهولة وعادةً ما يتم تخزينها في شكل جداول أو قواعد بيانات تمهيدا لمعالجتها وادارتها وتحليلها بشكل جيد كالأسماء والتواريخ. البيانات غير المهيكلة هي بيانات لا يوجد لها تنسيق أو تنظيم محدد من مصادر غير منظمة، مما يزيد من صعوبة التقاطها ومعالجتها وتحليلها، وتحتوي في الغالب على نص ووسائط متعددة كملفات الصوت والصور ومقاطع الفيديو وملفات PDF .بينما البيانات شبه المهيكلة هي مزيج من البيانات المهيكلة وغير المهيكلة، وغالبا ما تكون أقرب للبيانات المهيكلة لكنها تفتقر إلى هيكل منظم حيث لا يتم تخزينها في جداول او قواعد بيانات مثل البيانات المنظمة ولكنها تحتوي على خصائص تنظيمية معينة تسهل تحليلها مثل رسائل البريد

الإلكتروني وبرامج معالجة النصوص. تنشأ البيانات الضخمة من **مصادر داخلية** مثل سجلات المنظمة الخاصة والتي تعتبر بشكل عام نظيفة وموثوق بها مثل (قائمة الدخل، المعاملات المصرفية، وأرقام بطاقات الائتمان ومعلومات المخزون) (Sarker, 2021).**ومن مصادر خارجية** من المعاملات بين الأشخاص والأنظمة والآلات التي تعمل بأجهزة الاستشعار، والتي تحتوي في الغالب علي نصوص ووسائط متعددة، مثل المستندات وسجلات معاملات الشراء والصور الرقمية وGPS (Htaybat and Alhtaybat, 2017). يتم تعريف البيانات الضخمة (BD) في أغلب الأحيان باستخدام خصائصها، حيث يتم وصف البيانات الضخمة ب "3V" الحجم والتنوع والسرعة(Lee, 2017). وهي الخصائص الأكثر شيوعًا.

أبرز تلك خصائص كما يلي:

أ- **الحجم volume:** يشير إلى كمية البيانات التي يتم جمعها ، من المعاملات والتفاعلات على وسائل التواصل الاجتماعي. وتتطلب أساليب جديدة لمعالجة وتحليل البيانات الضخمة(CPA Canada& AICPA, 2019) .

ب- **السرعة velocity:** تشير الي السرعة التي يتم بها إنشاء البيانات ومعالجتها وتحليلها(Lee, 2017) فيمكن الحصول على البيانات في الوقت الفعلي تقريبًا، ما يُمكن المنشأت أن تكون أكثر مرونة وأسرع في عملية صنع القرار، مما يتطلب المعالجة والتحليلات في الوقت الفعلي لتجنب التقادم(Sivarajah, et al, 2017) .

ج- **التنوع variety:** تشير الي تعدد الأنواع والاشكال و مصادر البيانات، فقد تكون بيانات مهيكلة اوشبه مهيكلة او غير مهيكلة، كما تنبع من مصادر داخل وخارج المنشأة، فهذا التنوع يحتاج إلى قدرات كبيرة لمعالجتها من أجل الكشف الفعال عن أنماط المعرفة المخفية (Al-Htaybat & Von Alberti-Alhtaybat 2017).

د- **التباين variability**: يشير إلى التباين في معدلات تدفق البيانات، وإلى تغير معني البيانات باستمرار وبسرعة (Sivarajah, et al, 2017; lee, 2017).

ه- **القيمة value:** ان البيانات ذات قيمة منخفضة في شكلها الاصلي، ولكي تكون ذات قيمة عالية يجب تحويل البيانات إلى رؤى أو معلومات قيمة من خلال تحليلات البيانات (lee, 2017, p. 294).

تخلص الباحثة الي أن البيانات الضخمة هي كميات هائلة من البيانات المتنوعة (ارقام، نصوص، صور، فيديو) يتم الحصول عليها من مصادر متعددة داخل او خارج المنشأة، تأتي من أي شيء ومن أي مكان قد تنشأها الالة او الانسان او تنتج من الاعمال التجارية، تتسم بخصائص جعلت طرق المعالجة التقليدية غالبا ما تكون غير كافية مثل الحجم، التنوع، والسرعة التي تتطلب سرعة المعالجة والتحليل، فالكم الهائل من البيانات التي يجري إتاحتها أصبحت مصدر قوة رئيسي تظهر عند تحويلها إلى معلومات قيمة تستخدم في اتخاذ القرار من خلال تحليل البيانات الضخمة باستخدام نظم الذكاء الاصطناعي لاستخراج المعرفة.

ثانياً: ماهية الذكاء الاصطناعي

١. مفهوم الذكاء الاصطناعي

تتعدد المفاهيم الخاصة بالذكاء الاصطناعي علي الرغم من استخدام مصطلح "الذكاء الاصطناعي "Artificial Intelligence" رسميا كمصطلح تقني على أنه "علم وهندسة صناعة الآلات الذكية" (IOSCO, 2021)، الا انه لا يوجد توافق علي تعريف واحد للذكاء الاصطناعي. فيقصد بالذكاء البشري "القدرة على إدراك أو استنتاج المعلومات والاحتفاظ بها كمعرفة وتطبيقها في اتخاذ القرارات ويتم ذلك في أجهزة الكمبيوتر عن طريق تحليل كميات كبيرة من البيانات باستخدام الإحصائيات المتقدمة للعثور على الأنماط وإجراء التنبؤات" (IAASB, 2022). يمكن تعريف الذكاء الاصطناعي (AI) بأنه" قدرة الآلة على أداء الوظائف المعرفية التي نربطها بالعقول البشرية (مثل الإدراك والاستدلال والتعلم وحل المشكلات) واداء المهام الجسدية باستخدام الوظائف المعرفية مثل الروبوتات، القيادة الذاتية" (McKinsey, 2019, p.2). الذكاء الاصطناعي هو "أجهزة وبرامج قادرة على التصرف مثل العقل البشري: التعلم، التفكير، التكيف، التحليل، اتخاذ القرارات، وأداء المهام المعقدة

والقائمة على الأحكام" (IIA, 2017). يتم تعريف الذكاء الاصطناعي على نطاق واسع بأنه "برنامج كمبيوتر أو تطبيق برمجي يمكنه تقليد أو محاكاة السلوك البشري". (Ng& Alarcon, 2020). يمكن تصنيف الذكاء الاصطناعي بناءً على طريقة عمله الي ذكاء (مساعد- معزز- ذاتي/مستقل) (PWC, 2020). الذكاء المساعد يساعد الذكاء الاصطناعي البشر على القيام بنفس المهام بشكل أسرع أو أفضل وتكون هذه المهام عادةً "ضيقة " النطاق، فيتم اتخاذ القرار بواسطة البشر.؛ وفي الذكاء المعزز يؤدي الذكاء الاصطناعي إجراءات عامة لمساعدة البشر حيث "يتعلم" البشر والآلات من بعضهم البعض ويزيدون من كفاءة ما يفعلونه معًا، فيتم اتخاذ القرار من كلاهما ؛ بينما في الذكاء الذاتي يعمل الذكاء الاصطناعي بتدخل بشري أقل بكثير (أي السيارات ذاتية القيادة بالكامل)، يعمل في بيئات معقدة ومفتوحة مع مستوي عالي من الاستقلالية، اتخاذ القرار يتم من خلال الذكاء الاصطناعي.

مما سبق تخلص الباحثة ان الذكاء الاصطناعي (AI) تطبيق برمجي يمكنه تقليد أو محاكاة السلوك البشري لأداء أهداف ومهام محددة، قادر علي التعلم من التجارب السابقة، التحليل، اتخاذ القرارات، وأداء المهام المعقدة والقائمة على الأحكام، كما يتضمن مهامًا مثل التخطيط والإدراك وفهم اللغة، ما يجعله قادر علي تقديم تنبؤات أو توصيات أو قرارات بناءً على المعلومات المقدمة لتحقيق أهداف الإنسان.

ثالثاً: التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي

تتطلب تحليلات البيانات الضخمة خوارزميات متطورة تعتمد على تقنيات الذكاء الاصطناعي لمعالجة البيانات في الوقت الفعلي بدقة وإنتاجية عالية، وللكشف عن الانماط والعلاقات داخل البيانات الضخمة التي قد تفيد عملية اتخاذ القرار. فيتم تعريف تحليلات البيانات الضخمة (BDA) بأنها "عملية فحص وتنظيف وتحويل ونمذجة البيانات الضخمة لاكتشاف وتوصيل المعلومات والأنماط المفيدة، واقترح الاستنتاجات، ودعم اتخاذ القرارات" (Cao et al, 2015). وتنقسم التحليلات الي التحليلات الوصفية والتنبؤية والتشخيصية والإرشادية (Sivarajah, et al, 2017).

١. طرق تحليلات البيانات الضخمة (BDA) باستخدام الذكاء الاصطناعي

١.١.تعلم الالة (ML): مجال فرعي من "الذكاء الاصطناعي" يسمح لأجهزة الكمبيوتر بالتعلم بشكل مستقل من البيانات والمعلومات بناءً على البيانات التجريبية (Bhatnagar, 2019, p. 276) يعمل على أتمتة بناء النماذج التحليلية لتحليل البيانات لفهم الأنماط وإجراء التنبؤات(Zaripova et al., 2023). تتم برمجة الالة لاستخدام نهج تكراري للتعلم من البيانات التي تم تحليلها، ومع تعرض الالة لكمية أكبر من البيانات، يتم التعرف على أنماط أكثر قوة، وبالتالي تحسين عملية تحليل البيانات لعمل تنبؤات دقيقة، من خلال "التعلم" من بيانات المثال أو التجربة السابقة. فالهدف من(ML) هو اكتشاف المعرفة واتخاذ قرارات ذكية من خلال تحويل البيانات المرصودة إلى نموذج يمكن استخدامه للتنبؤ أو شرح بيانات غير مرئية (Mahanty & Mahanti, 2019). مثل التعرف على الأنماط في الصور ومقاطع الفيديو، وتصنيف رسائل البريد الإلكتروني العشوائية، والتنبؤ بالسلوكيات الاحتيالية. تنقسم خوارزميات تعلم الالة الي اربع فئات التعلم الخاضع للإشراف supervised learning يتم فيها تعليم خوارزمية الكمبيوتر بمجموعة أولية من بيانات التدريب المصنفة من قبل البشر بينما في التعلم غير الخاضع للإشراف unsupervised learning تتعلم فيها خوارزمية الكمبيوتر من بيانات الإدخال غير المصنفة فقط (والمخرجات غير المعروفة) لتحليل مجموعات البيانات غير المصنفة فهي قادرة على اكتشاف الأنماط الخفية فيها دون الحاجة إلى التدخل البشري فهي عملية تعتمد على البيانات؛ وفي التعلم شبه الخاضع للإشراف Semi-supervised learning هو مزيج من التعلم الخاضع للإشراف وغير الخاضع للإشراف فهي نماذج مبنية باستخدام كل من البيانات المصنفة وغير المصنفة أثناء عملية التدريب. فالهدف النهائي هو توفير نتيجة أفضل للتنبؤ. تتضمن بعض مجالات التطبيق الترجمة الآلية واكتشاف الاحتيال (Sarker, 2021, PP. 3-4)؛ والتعلم المعزز Reinforcement Learning نموذج لتعلم الالة يتعلم تحت إشرافه الخاص دون الحاجة إلى مجموعات

بيانات مدربة بإستخدام التجربة والخطأ، يضبط نفسه باستمرار للحصول على مخرجات أفضل في المرة القادمة (IOSCO, 2021).

١.٢. التعلم العميق Deep learning (DL):

عبارة عن تقنية ذكاء اصطناعي تستخدم شبكة عصبية هرمية عميقة لتحليل البيانات فهي أداة قوية لتحليل البيانات الضخمة (Mpofu, 2023). يمكنها معالجة وتحليل البيانات المعقدة وغير المنظمة مثل الصور والصوت والنص دون تدخل بشري مثل رسائل البريد الإلكتروني ومنشورات وسائل التواصل الاجتماعي والملفات الصوتية للمكالمات (Issa et al., 2016). تتضمن التطبيقات الحالية لـ (DL) المركبات ذاتية القيادة التي تتباطأ مع اقترابها من ممر المشاة، وآلات الصراف الآلي التي ترفض الأوراق النقدية المزيفة (Ng & Alarcon, 2020, P. 10).

١.٣. معالجة اللغة الطبيعية Natural Language Processing (NLP):

هي مجالا فرعيًا من الذكاء الاصطناعي لمعالجة وتحليل كميات كبيرة من البيانات يتم التقاطها عن طريقة كتابة البشر أو تحدثهم، تُستخدم في شكل تصحيح تلقائي على الهواتف، والمراجعة الإملائية، ومحركات البحث وروبوتات الدردشة وتستخدم للتسويق ودعم العملاء (CPA Canada& AICPA, 2019.p15).

١.٤. الرؤية الحاسوبية Computer Vision (CV) :

مجالا فرعيًا من الذكاء الاصطناعي يدرب أجهزة الكمبيوتر على تفسير وفهم العالم المرئي واستخلاص معلومات ذات مغزى من الصور الرقمية من الكاميرات ومقاطع الفيديو والمدخلات المرئية الأخرى. فيمكن للآلات تحديد وتصنيف الكائنات أو البيانات ضمن تنسيق غير منظم(صور) بدقة أكبر (PwC, 2020, p.5). تتمثل التطبيقات الحالية ل (CV) في السيارات ذاتية القيادة والطائرات المسيرة.

٢. الأدوات والبرامج المستخدمة لتطبيق الذكاء الاصطناعي في تحليل البيانات الضخمة:

توفر الأجهزة والبرمجيات المتقدمة الأدوات والأطر اللازمة لكفاءة المعالجة والتحليل بالذكاء الاصطناعي (Zaripova et al., 2023). اشهرها مايلي:

- **Hadoop**: إطار عمل برمجي مفتوح المصدر (مجاني) مكتوبة بلغة Java لمعالجة وتخزين كميات هائلة من البيانات غير المهيكلة في نظام موزع للتعامل مع التدفقات الهائلة من البيانات غير المهيكلة(Manyika, et al, 2011, p.32)
- **Apache Spark**: يعد إطارا عاما لمعالجة البيانات يمتلك مكتبات ومكونات لتعلم الآلة لتطبيق MLعلى البيانات الضخمة (Bhatnagar, 2019, p. 279).
- **SqlStream**: توفر تحليلات مباشرة في الوقت الفعلي للبيانات الضخمة.

تتمتع البيانات الضخمة والذكاء الاصطناعي بعلاقة تآزرية، يكملان بعضهما البعض بشكل فعال، يحتاج الذكاء الاصطناعي إلى كميات هائلة من البيانات للتعلم وتعزيز عمليات الحكم وصنع القرار؛ كما ان البيانات الضخمة تستخدم الذكاء الاصطناعي لتحسين تحليلات البيانات(Krishna et al., 2023, p.1075). تتميز نماذج تعلم الآلة وتقنيات التعلم العميق بالمهارة في التعامل مع هياكل البيانات المعقدة، بدءاً من معالجة البيانات المنظمة وحتى تفسير البيانات غير المنظمة مثل الصور واللغة الطبيعية مما يوفر رؤى دقيقة لم يكن من الممكن الوصول إليها في السابق(Zaripova et al., 2023). وتعتمد فعالية وكفاءة تعلم الآلة على طبيعة وخصائص البيانات وأداء خوارزميات التعلم فإذا كانت البيانات غير ملائمة أو غير كافية للتدريب، فقد تصبح نماذج تعلم الآلة عديمة الفائدة أو ستنتج دقة أقل (IAASB, 2022). كما ان اختيار خوارزمية التعلم المناسبة قد تختلف حسب خصائص البيانات، فاختيار خوارزمية تعلم خاطئة ستؤدي إلى إنتاج نتائج غير متوقعة قد تؤدي إلى فقدان فعالية النموذج ودقته، فالنجاح النهائي للحل القائم على تعلم الآلة والتطبيقات المقابلة يعتمد بشكل أساسي على كلاهما دون الاخر(Sarker, 2021).

تخلص الباحثة مما سبق الي قدرة فروع الذكاء الاصطناعي علي التعامل مع البيانات الضخمة المتنوعة سواء المنظمة او غير المنظمة عند المعالجة او التحليل، تظهر قيمة البيانات الضخمة عندما يتم معالجة وتحليل تلك البيانات وتحويلها إلى معلومات مفيدة من خلال أدوات تحليل البيانات المدعومة بأنظمة الذكاء الاصطناعي التي تعد بتحليل أسرع وأرخص وأكثر دقة للبيانات الضخمة، كما ان الذكاء

الاصطناعي يحتاج الي مجموعات بيانات كبيرة لتدريب خوارزميات التعلم، فالكمية الهائلة من البيانات عالية الجودة تسمح بتحسينها.

٣. مزايا التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي

٣.١. القدرة علي إتخاذ القرارات من خلال الكشف عن العلاقات والاتجاهات داخل البيانات الضخمة التي سيكون من المستحيل على البشر اكتشافها يدويا.

١.الكفاءة والسرعة في معالجة وتحليل كميات كبيرة من البيانات، مما يوفر رؤى في جزء صغير من الوقت (Zaripova et al., 2023).

٣.٢. أتمتة مهام تحليل البيانات الروتينية وكثيفة العمالة مما يخفض من احتمالية حدوث خطأ بشري فيمكن برمجة مهام فرز البيانات، والتعرف على الأنماط، مما يحرر المحللين البشريين للتركيز على الجوانب الأكثر تعقيداً لتفسير البيانات.

٣.٣. تحسين كفاءة ودقة التنبؤات من خلال اكتشاف الاتجاهات والأنماط المعقدة داخل البيانات؛ ومعالجة كميات كبيرة من البيانات، بما في ذلك البيانات غير المهيكلة مثل النصوص والصور(Fedyk et al., 2021, p.12).

٣.٤. اكتشاف ومنع الاحتيال من خلال تحليل كميات كبيرة من البيانات وتحديد الأنماط والسلوكيات، ومراقبة وتحليل أنشطة المعاملات في الوقت الفعلي(Ahmadi, 2024, p. 68).

٤. **تحديات التكامل بين البيانات الضخمة والذكاء الاصطناعي**:

٤.١. **جودة وكمية البيانات**: يعتمد أداء الذكاء الاصطناعي وتعلم الألة على جمع ما يكفي من البيانات ذات جودة مرتفعة (IIA, 2017, p.46). فإذا كانت بيانات التدريب تحتوي على أخطاء أو معلومات غير ذات صلة(ضجيج) قد يطور نظام الذكاء الاصطناعي أنماطاً غير دقيقة أو منحرفة، مما يؤدي إلى تحليلات وتنبؤات خاطئة(Zaripova et al., 2023, p. 4) .

٤.٢. **خطر التحيز والتمييز:** قد تنتج نماذج الذكاء الاصطناعي نتائج تمييزية والذي يحدث عندما تعكس الخوارزمية التحيز الضمني للأفراد الذين قاموا بكتابتها أو البيانات التي دربتها(Ng& Alarcon, 2021, p.83-85)

٤.٣. **الشفافية وقابلية التفسير**: الافتقار إلى الشفافية وإمكانية التفسير في بعض نماذج الذكاء الاصطناعي نهج "الصندوق الأسود" فيجعل من الصعب شرح كيفية وصول النظام إلى نتيجة أو تنبؤ معين. (Ng& Alarcon, 2020, p.92)

٤.٤. **مخاطر الأمن والخصوصية:** ان الاستعانة بمصادر خارجية من الأطراف الثالثة قد يثير مخاوف بشأن خصوصية البيانات والأمن السيبراني والمخاطر التشغيلية، والوصول غير المصرح به إلى البيانات(IIA, 2017, P.43) وتعد Blockchain تقنية مستقبلية واعدة لإدارة أمن البيانات الضخمة تحفظ البيانات في شكل مشفر بدلاً من تنسيقها الأصلي (lee, 2017).

المحور الثالث: انعكاسات تكامل البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي جودة المراجعة

تعمل التكنولوجيا على تغيير بيئة المراجعة بشكل كبير ومتسارع، ومن الأهمية الاستخدام الفعال للتكنولوجيا من قبل المراجعين مع الالتزام بمعايير المراجعة الدولية فتمثل معايير المراجعة(GAAS) إرشادات عامة لمساعدة المراجعين علي تنفيذ مسئولياتهم، وتنقسم الي (المعايير العامة، العمل الميداني، التقرير).

المعايير العامة: يمكن استخدام الذكاء الاصطناعي ليحل محل البشر في أداء المهام الروتينية والمتكررة وأن يساعد المراجعين على تحديد الأنماط غير العادية والحالات الشاذة في السجلات المحاسبية، مما يمكن من تقليل أخطاء المراجعة وزيادة جودة المراجعة(Law & Shen, 2020). فالذكاء الاصطناعي مثل معالجة اللغة الطبيعية، ورؤية الكمبيوتر، وتعلم الآلة، يمكنه أتمتة جميع مراحل المراجعة على سبيل المثال يمكن للطائرات بدون طيار دعم المراجعين في أداء مهام مثل الجرد المادي، ويمكن لخوارزميات تعلم الآلة (ML) أتمتة المهام الأكثر تعقيداً مثل الكشف عن الحالات الشاذة والاحتيال المحاسبي حيث يمكنها قراءة جميع عقود التأجير وتسليط الضوء علي الحالات الشاذة والمخاطر المحتملة ويقوم المراجع بالتركيز فقط علي المعلومات الأكثر صلة مما يؤدي الي تحسين جودة المراجعة من خلال تجنب المهام التي تستغرق وقتا طويلا وإجراء عمليات المراجعة بشكل أكثر كفاءة وفعالية، وبالتالي

تقليل الأخطاء البشرية، والتركيز على الأنشطة التي تتطلب حكماً مهنياً في مجالات مثل الإهلاك(Vitali & Giuliani, 2024, p. 5). الا انه يمكن للمراجعين إدخال التحيز الآلي في أعمال المراجعة الخاصة بهم عن غير قصد، فإذا لم يتمكن المراجعين من فهم الخوارزميات الأساسية وتصحيح انحياز الآلة على الفور، فاستبدال المزيد من المراجعين بالذكاء الاصطناعي قد يؤدي في النهاية إلى انخفاض جودة المراجعة (Law & Shen, 2020). كما هناك مخاوف من اعتماد المراجع علي الذكاء الاصطناعي بشكل مفرط بدلا من أحكامهم وممارسة الشك المهني مما يضر بجودة المراجعة وكفاءة المراجع وتطويره المهني، وقد ينتهي الأمر بالمراجعين إلى فقدان مهاراتهم (McGregor & Carpenter, 2020, Mpofu, 2023). سيحتاج المراجعين إلى تطوير الكفاءات في مجال تكنولوجيا المعلومات التي تسمح لهم بفهم أنظمة المعلومات والتفاعل معها، فيصبح الحد الأدنى من فهم البرمجة أمراً أساسياً، ولتحليل كميات هائلة من البيانات لن يكون من الكافي الاستفادة من أدوات مثل برنامج Excel(cpacanada, 2019, pp. 9-13).

العمل الميداني: يوفر استخدام التكنولوجيا وتحليلات البيانات في بيئة البيانات متزايدة التعقيد والكبيرة الحجم فرصاً للمراجع للحصول على فهم أكثر فعالية وقوة للكيان وبيئته مما يعزز جودة المراجعة وتقييم المخاطر والاستجابة لها من قبل المراجع(IAASB, 2016). فقد اشار (Mpofu, 2023, p. 496) ان استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي مثل البيانات الضخمة وتحليلات البيانات في المراجعة يمكن من اختبار المعاملات بنسبة 100% بدلاً من أخذ العينات وبالتالي فهم أفضل لبيئة العميل وعملياته من خلال تقييم مصادر متعددة. كما ان الاختبار المستمر والشامل لتفاصيل الأرصدة يقلل من احتمالية مرور سجل غير طبيعي دون أن يتم اكتشافه وبالتالي تخفيض خطر المراجعة (McGregor & Carpenter, 2020, p. 40). فيمكن باستخدام تعلم الآلة التعرف على الأنماط في كميات هائلة من البيانات بما في ذلك البيانات غير المنظمة مثل رسائل البريد الإلكتروني والعقود والفواتير والصور لتقييم المخاطر (IAASB, 2020, p2). وهذا يمكّن المراجعين من كفاية

أدلة المراجعة، والتي يمكن استخدامها لتحديد مؤشرات المخاطر أو الأخطاء التي لم يكن من الممكن اكتشافها في السابق عند فحص البيانات المالية فقط (McGregor & Carpenter, 2020, p. 40; Huang et al., 2022, p. 143). ان البيانات الضخمة كأدلة مراجعة تعتبر موثوقة حيث يتم الحصول عليها من مصادر خارجية ويتم جمعها من قبل المراجعين مباشرة ومن الصعب تغييرها، الا انها ليست خالية من الضوضاء التي يمكن ان تؤدي الي نتائج ايجابية كاذبة مما يخفض موثوقية البيانات وبالتالي يجب علي المراجع ممارسة الشك المهني عند اتخاذ القرارات بناءً على نتائج أدوات الذكاء الاصطناعي فقد تكون النتائج غير دقيقة (IAASB, 2016, p. 6).

معايير التقرير:

يعد استخدام الذكاء الاصطناعي بالقدرة على مراجعة البيانات في الوقت الفعلي وبدلاً من إجراء اختبار دوري لتفاصيل عينة من المعاملات، يستطيع فحص 100% من المجتمع بشكل مستمر (Issa et al., 2016, p. 12). فيمكن للتحليلات والذكاء الاصطناعي والروابط المباشرة مع أنظمة معاملات العملاء أن تسمح لعمليات المراجعة بأن تكون عملية مستمرة، بما يمكن من اكتشاف الأخطاء الجوهرية والمخالفات المالية في الوقت الفعلي عند حدوثها، مما يوفر ضماناً في الوقت الفعلي تقريباً (Chu& Yong, 2021). فقد اشار (أبو الفتوح،& المغازى، ٢٠١٨) بفضل تعلم الآلة والبيانات الضخمة زادت القدرة علي جمع البيانات تلقائيا ومن ثم يمكن اتاحة المعلومات المالية في الوقت الحقيقي بدلا من التقارير الدورية مما يساهم في زيادة جودة المراجعة. الا ان القدرة على اختبار ١٠٠٪ من السكان لا تعني أن المراجع قادر على تقديم شيء أكثر من من مستوي معقول من التأكيد (IAASB, 2016, p. 3). مما يؤدي رفع توقعات المستخدم ورفع مستوى تعريف "الضمان المعقول" إلى الضمان الكامل(CPA Canada& AICPA, 2020). فإذا كانت جودة البيانات منخفضة وغير دقيقة تتأثر جودة الأدلة مما يؤثر على الرأي المعبر عنه (Seethamraju & Hecimovic, 2020). وقد يواجه المراجع في ظل الافتقار إلى الشفافية في أدوات الذكاء الاصطناعي تحدي إثبات أن الأدلة المكتسبة كافية

ومناسبة لتكوين رأيه(FRC, 2020)، فمن الضروري للمراجعين الالمام بـالذكاء الاصطناعي القابل للتفسير(XAI) حتي يمكن فهم وتوثيق مخرجات أدوات الذكاء الاصطناعي المستخدمة في عمليات المراجعة بشكل أفضل (C. Zhang et al., 2022).

تري الباحثة مما سبق أن استخدام البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي يدعم أداء عملية المراجعة بجودة مرتفعة من خلال تعزيز الامتثال لمعايير المراجعة، حيث توفر القدرة علي جمع وتحليل كميات هائلة من البيانات المتنوعة والتحليلات في الوقت الفعلي ومراجعة مجتمع المراجعة بالكامل بما يمكن من فهم منشاة العميل وجمع ادلة كافية والكشف عن الحالات الشاذة والمخاطر المحتملة، كما يمكن أتمتة المهام المتكررة وتوفير الوقت وتقليل أخطاء المراجعة ، الا انه يتطلب عدم الإفراط في الثقة في أدوات الذكاء الاصطناعي وممارسة الشك المهني واكتساب المهارات والكفاءات الرقمية اللازمة للعمل في بيئة البيانات الضخمة ونظم الذكاء الإصطناعي.

المحور الرابع: الدراسة التحليلية وإختبار الفروض

❐ **اولاً: فروض الدراسة الميدانية:**

- **الفرض الرئيسي:** لا يوجد تأثير ذو دلالة إحصائية للتكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي علي جودة المراجعة في ضوء الالتزام بمعايير المراجعة المتعارف عليها (GAAS) بالتطبيق في بيئة الأعمال المصرية، **ويتفرع من الفرض الرئيسي الاول الفروض الفرعية التالية:**

- **الفرض الفرعي الأول:** لا يوجد تأثير ذو دلالة إحصائية للتكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي المعايير العامة.
- **الفرض الفرعي الثاني:** لا يوجد تأثير ذو دلالة إحصائية للتكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي معايير العمل الميداني.
- **الفرض الفرعي الثالث:** لا يوجد تأثير ذو دلالة إحصائية للتكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي معايير التقرير

❐ ثانياً: مجتمع الدراسة وتحديد حجم العينة:

يتكون مجتمع الدراسة من اعضاء هيئة التدريس فى الجامعات المصرية ومراجعي الحسابات والمتخصصين فى تكنولوجيا المعلومات، ونظراً لكبر حجم مجتمع الدراسة تم الاعتماد على أسلوب العينات لجمع البيانات، وقد إعتمدت الباحثة على أسلوب قائمة الاستقصاء، وقامت بإعداد القائمة في شكل عبارات وإستفسارات يُمكن من خلالها دراسة وتحليل الردود عليها لتحقيق أهداف الدراسة وإختبار فروضها.

ولتحديد حجم العينة قامت الباحثة باستخدام المعادلة التالية لتقدير حجم العينة

$$n = \frac{p(1-p)}{e^2 / z^2} = \frac{0.5(1-0.5)}{0.05^2 / 1.96^2} \approx 385$$

حيث أن:

P	احتمال الاستجابة (٠.٠٥).
Z	القيمة الجدولية المقابلة لفترة ثقة ٩٥% تقريبا.
e	نسبة الخطأ المسموح به (٠.٠٥).
n	حجم العينة

وبالتالى فإن اقل حجم عينة هو ٣٨٤ مفردة، وقامت الباحثة بتوزيع ٤٢٠ إستمارة على عينة الدراسة، وتم فحص الإستمارات الواردة كل إستمارة على حده لتحديد مدى صدقها وصلاحيتها للتحليل الإحصائي، وتم إستبعاد الإستمارات الغير صالحة، وبلغت **الإستمارات الصالحة للتحليل ٤٠٠ إستمارة** أي بنسبة (٩٥.٢%) من الإستمارات الموزعة وعددها ٤٢٠ إستمارة إستقصاء، كما هو موضح بالجدول التالي:

جدول رقم (١): الإستمارات التي اجري عليها التحليل

فئات الدراسة	الإستمارات الموزعة	الإستمارات الواردة		الإستمارات المستبعدة		الإستمارت الصحيحة	
		العدد	النسبة	العدد	النسبة	العدد	النسبة
اعضاء هيئة التدريس	٢٠٠	١٤٩	%٧٤.٥٠	٩	%٦.٠٤	١٤٠	%٩٣.٩٦
مراجعي الحسابات	٢٠٠	١٥٣	%٧٦.٥٠	٧	%٤.٧٥	١٤٦	%٩٥.٤٢
متخصصي تكنولوجيا المعلومات	١٥٠	١١٨	%٧٨.٦٧	٤	%٣.٣٩	١١٤	%٩٦.٦١
الإجمالي	٥٥٠	٤٢٠	%٧٦.٣٦	٢٠	%٤.٧٦	٤٠٠	%٩٥.٢٤

المصدر :من إعداد الباحثة بالإعتماد على الدراسات السابقة.

ثالثا: اختبار صلاحية واعتمادية أداة الدراسة:-

- قامت الباحثة باستخدام معامل الفا كرونباخ Cronbach's alpha لتحديد درجة صلاحية ومدي الإعتماد على الأداة المستخدمة في قياس استجابات عينة الدراسة وقياس ثبات محاور الدراسة، حيث يتبين من الجدول أن معامل ألفا كرونباخ أكبر من ٦٠% لجميع محاور الدراسة، بالاضافة الى ان معامل ألفا كرونباخ للمقياس ككل أكبر من ٧٠% ، حيث بلغ (٠.٧٧٨%)، وعلى ذلك يُمكن الإعتماد عليها في قياس محاور الدراسة، وكانت النتائج كما في الجدول التالي:

جدول رقم (٢): معاملات ألفا كرونباخ لعبارات محاور الدراسة.

أبعـــــــاد الدراســة		عدد العبارات	معامل ألفا كرونباخ
المحور الاول انعكاس التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي جودة المراجعة في ضوء معايير المراجعة المتعارف عليها		40	.778
البعد الاول	انعكاس التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي المعايير العامة	11	.888
البعد الثاني	انعكاس التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي معايير العمل الميداني	16	.654
البعد الثالث	انعكاس التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي معايير التقرير	13	.628
المقياس ككل		40	.778

المصدر: من إعداد الباحثة بالإعتماد على نتائج برنامج التحليل الإحصائى للبيانات SPSS.

رابعاً:اختبار الانحدار:

اختبار الفرض الرئيسي "لا يوجد تأثير ذو دلالة إحصائية للتكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي جودة المراجعة في ضوء الالتزام بمعايير المراجعة المتعارف عليها (GAAS) بالتطبيق في بيئة الأعمال المصرية ". بإستخدام **تحليل الانحدار البسيط** وكانت النتائج التالية:

جدول رقم (٣): تحليل نموذج انحدار التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي على جودة المراجعة.

المتغير	المعلمات المقدرة β_i	الخطأ المعيارى S.E.	T-test		F-test		معامل التحديد R^2
			القيمة	Sig.	القيمة	Sig.	
التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي	.977	.004	270.168	.000	72990.793	.000	.995

المصدر: من إعداد الباحثة بالإعتماد على نتائج برنامج التحليل الإحصائى للبيانات SPSS.

يتضح من الجدول السابق ما يلي:

- مستوى المعنوية للتكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي اقل من (٠.٠١) وهذا يدل على ان هذا المتغير معنوي وله تأثير ذو دلالة احصائية على جودة المراجعة، كما أكدت إحصاءات إختبار (F-test) لاختبار معنوية جودة توفيق نموذج الانحدار ككل والتي جاءت دالة إحصائياً عند مستوى معنوية (٠.٠١) اى أن النموذج الخاص بالتقدير معنوي وذو جودة عالية.

- اشارة معامل الانحدار جاءت موجبة، مما يعنى ان العلاقة ايجابية بين التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي وجودة المراجعة، وقيمة الخطأ المعيارى جاءت اقل من (١٠%) مما يدل على انخفاض التباين بالنسبة لهذا النموذج.

- يلاحظ أن قيمة **معامل التحديد (R^2)** بلغت (٠.٩٩٥) اى أن المتغير المستقل: التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي يفسر(٩٩.٥%) من التغير الكلي في المتغير التابع: جودة المراجعة، وباقي النسبة ترجع إلى الخطأ العشوائي أو ربما ترجع لعدم إدراج متغيرات أخرى كان من المفروض إدراجها ضمن النموذج .

بناءاً على النتائج السابقة نرفض الفرض ونقبل الفرض البديل، أى ان هناك تأثير معنوي ذو دلالة إحصائية للتكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي علي جودة المراجعة في ضوء الالتزام بمعايير المراجعة المتعارف عليها (GAAS) بالتطبيق في بيئة الأعمال المصرية.

فيما يخص **اختبار الفرض الفرعي الاول"** لا يوجد تأثير ذو دلالة إحصائية للتكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي المعايير العامة بالتطبيق في بيئة الأعمال المصرية" ، بإستخدام **تحليل الانحدار البسيط** كانت النتائج التالية:

جدول رقم (٤): تحليل نموذج انحدار التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي على المعايير العامة.

المتغير	المعلمات المقدرة β_i	الخطأ المعيارى S.E.	T-test		F-test		معامل التحديد R^2
			القيمة	Sig.	القيمة	Sig.	
التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي	.948	.005	183.699	.000	33745.211	.000	.988

المصدر: من إعداد الباحثة بالإعتماد على نتائج برنامج التحليل الإحصائى للبيانات SPSS.

يتضح من الجدول السابق ما يلي:

- مستوى المعنوية للتكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي اقل من (٠.٠١) وهذا يدل على ان هذا المتغير معنوي وله تأثير ذو دلالة احصائية على المعايير العامة، كما أكدت إحصاءات إختبار (F-test) لاختبار معنوية جودة توفيق نموذج الانحدار ككل والتي جاءت دالة إحصائياً عند مستوى معنوية (٠.٠١) اى أن النموذج الخاص بالتقدير معنوي وذو جودة عالية.

- اشارة معامل الانحدار جاءت موجبة، مما يعنى ان العلاقة ايجابية بين التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي والمعايير العامة، وقيمة الخطأ المعيارى جاءت اقل من (١٠%) مما يدل على انخفاض التباين بالنسبة لهذا النموذج.

- يلاحظ أن قيمة **معامل التحديد (R^2)** بلغت (٠.٩٨٨) اى أن المتغير المستقل: التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي يفسر(٩٨.٨%) من التغير الكلي في المتغير التابع: المعايير العامة، وباقي النسبة ترجع إلى الخطأ العشوائي أو ربما ترجع لعدم إدراج متغيرات أخرى كان من المفروض إدراجها ضمن النموذج .

- **بناءاً على النتائج السابقة نرفض الفرض ونقبل الفرض البديل،** أى ان هناك تأثير معنوي ذو دلالة إحصائية للتكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي المعايير العامة بالتطبيق في بيئة الأعمال المصرية.

فيما يخص اختبار الفرض الفرعى الثاني:

لا يوجد تأثير ذو دلالة إحصائية للتكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي معايير العمل الميداني بالتطبيق في بيئة الأعمال المصرية .

لدراسة هذا الفرض تم إستخدام **تحليل الانحدار البسيط** وحصلت على النتائج التالية:

جدول رقم (٥): تحليل نموذج انحدار التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي على معايير العمل الميداني

المتغير	المعلمات المقدرة β_i	الخطأ المعيارى S.E.	T-test		F-test		معامل التحديد R^2
			القيمة	Sig.	القيمة	Sig.	
التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي	.996	.005	207.801	.000	43181.405	.000	.991

المصدر: من إعداد الباحثة بالإعتماد على نتائج برنامج التحليل الإحصائى للبيانات SPSS.

يتضح من الجدول السابق ما يلي:

- مستوى المعنوية للتكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي اقل من (٠.٠١) وهذا يدل على ان هذا المتغير معنوي وله تأثير ذو دلالة احصائية على معايير العمل الميداني، كما أكدت إحصاءات إختبار (F-test) لاختبار معنوية جودة توفيق نموذج الانحدار ككل والتي جاءت دالة إحصائياً عند مستوى معنوية (٠.٠١) اى أن النموذج الخاص بالتقدير معنوي وذو جودة عالية.

- اشارة معامل الانحدار جاءت موجبة، مما يعنى ان العلاقة ايجابية بين التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي ومعايير العمل الميداني، وقيمة الخطأ المعيارى جاءت اقل من (١٠%) مما يدل على انخفاض التباين بالنسبة لهذا النموذج.

- يلاحظ أن قيمة **معامل التحديد (R^2)** بلغت (٠.٩٩١) اى أن المتغير المستقل: التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي يفسر(٩٩.١%) من التغير الكلي في المتغير التابع: معايير العمل الميداني، وباقي النسبة ترجع إلى الخطأ العشوائي أو ربما ترجع لعدم إدراج متغيرات أخرى كان من المفروض إدراجها ضمن النموذج .

- **بناءاً على النتائج السابقة نرفض الفرض ونقبل الفرض البديل،** أى ان هناك تأثير معنوي ذو دلالة إحصائية للتكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي معايير العمل الميداني بالتطبيق في بيئة الأعمال المصرية.

فيما يخص **اختبار الفرض الفرعى الثالث:** **"**لا يوجد تأثير ذو دلالة إحصائية للتكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي معايير التقرير بالتطبيق في بيئة الأعمال المصرية: بإستخدام **تحليل الانحدار البسيط** كانت النتائج التالية:

جدول رقم (٦): تحليل نموذج انحدار التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي على معايير التقرير.

المتغير	المعلمات المقدرة β_i	الخطأ المعيارى S.E.	T-test		F-test		معامل التحديد R^2
			القيمة	Sig.	القيمة	Sig.	
التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي	.987	.006	175.862	.000	30927.563	.000	.987

المصدر: من إعداد الباحثة بالإعتماد على نتائج برنامج التحليل الإحصائى للبيانات SPSS.

يتضح من الجدول السابق ما يلي:

- مستوى المعنوية للتكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي اقل من (٠.٠١) وهذا يدل على ان هذا المتغير معنوي وله تأثير ذو دلالة احصائية على معايير التقرير، كما أكدت إحصاءات إختبار (F-test) لاختبار معنوية جودة توفيق نموذج الانحدار ككل والتي جاءت دالة إحصائياً عند مستوى معنوية (٠.٠١) اى أن النموذج الخاص بالتقدير معنوي وذو جودة عالية.

- اشارة معامل الانحدار جاءت موجبة، مما يعنى ان العلاقة ايجابية بين التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي ومعايير التقرير، وقيمة الخطأ المعيارى جاءت اقل من (١٠%) مما يدل على انخفاض التباين بالنسبة لهذا النموذج.

- يلاحظ أن قيمة **معامل التحديد (R^2)** بلغت (٠.٩٨٧) اى أن المتغير المستقل: التكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي يفسر(٩٨.٧%) من التغير الكلي في المتغير التابع: معايير التقرير، وباقي النسبة ترجع إلى الخطأ العشوائي أو ربما ترجع لعدم إدراج متغيرات أخرى كان من المفروض إدراجها ضمن النموذج .

- **بناءاً على النتائج السابقة نرفض الفرض ونقبل الفرض البديل،** أى ان هناك تأثير معنوي ذو دلالة إحصائية للتكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي معايير التقرير بالتطبيق في بيئة الأعمال المصرية.

- **بناءاً على النتائج السابقة نرفض الفرض انه** لا يوجد تأثير ذو دلالة إحصائية للتكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي علي جودة المراجعة في ضوء الالتزام بمعايير المراجعة المتعارف عليها (GAAS) بالتطبيق في بيئة الأعمال المصرية مما يشير **الي قبول الفرض البديل.**

النتائج والتوصيات:

اولاً: النتائج النظرية:

- يحتاج الذكاء الاصطناعي إلى كميات هائلة من البيانات للتعلم وتعزيز عمليات الحكم وصنع القرار؛ كما ان البيانات الضخمة تستخدم الذكاء الاصطناعي لتحسين معالجة وتحليل البيانات وذلك من خلال تعلم الالة والتعلم العميق التي يمكنها التعامل مع الحجم والتنوع الهائل في البيانات الضخمة وهياكل البيانات المعقدة المنظمة وغير المنظمة مثل الصور واللغة الطبيعية بكفاءة وسرعة.
- قدرة خوارزميات الذكاء الاصطناعي ونماذج التعلم العميق الكشف عن العلاقات والاتجاهات المعقدة داخل البيانات الضخمة لاستخراج المعرفة بما يدعم عملية صنع

واتخاذ القرار، وبما يمكن من التنبؤ واكتشاف الحالات الشاذة بكفاءة ودقة، بينما تتمثل التحديات في جودة البيانات، وافتقار نظم الذكاء الاصطناعي الي الشفافية .

- المعايير العامة: يؤثر الذكاء الاصطناعي علي مجموعة المهارات والتعليم المطلوبة في وظائف المراجعين فيتطلب من المراجعين الخبرة الفنية لفهم خوارزميات تعلم الآلة المستخدمة ، كما يؤثر الذكاء الاصطناعي في تعزيز الاستقلالية من خلال القدرة علي جمع المعلومات من القنوات المستقلة والمراجعة المستمرة مما يعزز موضوعية الادلة ومع ذلك يتطلب عدم الاقراط في الثقة في نتائج ادوات الذكاء الاصطناعي. كما يمكن للذكاء الاصطناعي ان يحل بشكل فعال مشاكل التكرار وتجنب المهام التي تستغرق وقتا طويلا مما يمكن من تقليل أخطاء المراجعة وإجراء عمليات المراجعة بشكل أكثر كفاءة وفعالية، والتركيز على الأنشطة التي تتطلب حكماً مهنياً بما ينعكس علي بذل العناية المهنية الواجبة.

- معايير العمل الميداني: يوفر الذكاء الاصطناعي القدرة علي فهم اعمال المنشأة والتخطيط المناسب من خلال القدرة علي فحص مجتمع المراجعة بالكامل بالاضافة الي جمع البيانات الضخمة من مصادر خارجية مختلفة وتحليلها مثل وسائل التواصل الاجتماعي ورسائل البريد الالكتروني لتحديد المخاطر المحتملة وتقييم الاستمرارية، بما يوفر ادلة مراجعة كافية وموثوقة، مع اهمية إجراء تقييم نقدي لكل من جودة وموثوقية البيانات والمخرجات من استخدام التقنيات الآلية، وفهم ادوات الذكاء الاصطناعي المستخدمة سواء من قبل العميل او المراجع نفسه.

- معايير التقرير: يوفر الذكاء الاصطناعي القدرة علي التحقق من الالتزام بالمبادئ المحاسبية وتقييم التقديرات المحاسبية المعقدة من خلال جمع ومراجعة مجموعات بيانات أكبر وأكثر تنوعاً، فيمكن لأدوات الذكاء الاصطناعي تحليل البيانات المنظمة أو غير المنظمة سواء محاضر مجلس الادارة او بيانات التواصل الاجتماعي مما يوفر ادلة مراجعة كافية داعمة لابداء الراي الاجمالي مع التأكيد على أهمية ممارسة الشك المهني عند إصدار الأحكام حول المعلومات التي توفرها نظم الذكاء الإصطناعي.

- ثانياً: نتائج الدراسة الميدانية:

توصلت الدراسة الي وجود اثر معنوي ذو دلالة احصائية للتكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي كلا من (المعايير العامة – معايير العمل الميداني- معايير التقرير) باستخدام نموذج الانحدار الخطي البسيط ومن ثم وجود اثر معنوي ذو دلالة احصائية للتكامل بين البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي علي جودة عملية المراجعة.

ثالثاً: توصيات الدراسة:

في ضوء ما توصلت اليه الدراسة من نتائج، توصي الدراسة بما يلي:

١- يجب علي مكاتب المراجعة مواكبة التطورات التكنولوجية المتمثلة في البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي والاستفادة منها لصالحهم وتطوير أدوات وإجراءات المراجعة بما يتناسب معها.

٢- يجب علي الجهات ذات الصلة مثل الجهاز المركزي للمحاسبات ومكاتب المراجعة تزويد المراجعين بالتدريب المتخصص والخبرة العملية، وتعزيز الحد الأدنى من فهم البرمجة .

٣- يجب على واضعي المعايير والمنظمات المهنية المعنية العمل علي مواكبة معايير المراجعة سواء المصرية أو الدولية بما يضمن ملاءمتها لأداء عمل المراجع في ظل بيئة البيانات الضخمة ونظم الذكاء الاصطناعي.

قائمة المراجع.

أولاً: المراجع العربية

١- ضيف، ملاك فايز، شحاته، شحاته السيد، ناثان، & دميانه. (٢٠٢٣). تأثير تكنولوجيا التحول الرقمى على جودة أعمال المراجعة. مجلة الاسكندرية للبحوث المحاسبية، كلية التجارة، جامعة الإسكندرية، م(٧)، ع(١)، ص ص٤١٧-٤٥٦..

٢- شحاتة، محمد موسى على، (٢٠١٨)، "نموذج مقترح لاستخدام تحليلات البيانات الضخمة Big Data في تحسين جودة التقارير المالية وانعكاساتها على مؤشرات تقييم الأداء الاستراتيجي مع دراسة ميدانية ودليل تطبيقي بالبيئة المصرية"، **مجلة التجارة والتمويل**، كلية التجارة، جامعة طنطا، ع(٤)، ص ص ٤٣٣-٤٩٥.

ثانياً: المراجع الأجنبية

1- Ahmadi, S. (2024). A Comprehensive Study on Integration of Big Data and AI in Financial Industry and its Effect on Present and Future Opportunities. International Journal of Current Science Research and Review, 07(01).

2- AICPA. (2020). "The Data-Driven Audit: How Automation and AI are Changing the Audit and the Role of the Auditor", Available at: https://www.aicpa.org/content/ dam/aicpa/interestareas/frc/ assu rancea dvisoryservices/downloadabledocuments/the-data-driven-audit.pdf.

3- Al-Htaybat, K., & Von Alberti-Alhtaybat, L. (2017). Big Data and corporate reporting: impacts and paradoxes. *Accounting Auditing & Accountability Journal*, *30*(4), 850–873.

4- Bhatnagar, R. (2019). Unleashing Machine Learning onto Big Data: Issu+es, Challenges and Trends. Machine Learning Paradigms: Theory and Application, 271-286.

5- Cao, M., Chychyla, R., & Stewart, T. (2015). Big data analytics in financial statement audits. Accounting Horizons, 29(2), 423–429.

6- Chu, M. K., & Yong, K. O. (2021). Big data analytics for business intelligence in accounting and audit. Open Journal of Social Sciences, 9(9), 42-52.

7- cpacanada (2019). Big Data and Artifcial Intelligence - The Future of Accounting and Finance. Available at: https://www.cpacanada.ca/-/media/site/operational/rg-research-guidance-and-support/docs/02041-rg-big-data-ai-future-of-accounting-finance-january-2019.pdf

8- Deloitte (2018). Artificial intelligence-innovation-report-2018-deloitte. SlideShare; Slideshare. https://www.slideshare.net/slideshow/artificial-intelligenceinnovationreport2018deloitte-127749592/127749592

9- Denham, E. (2017). Big data, artificial intelligence, machine learning and data protection. https://ico.org.uk/media/for-

organisations/documents/2013559/big-data-ai-ml-and-data-protection.pdf
10- Dunlop, N. (2015). Beginning Big Data with Power BI and Excel 2013: Big Data Processing and Analysis Using PowerBI in Excel 2013.
11- FRC (2020). Technological Resources – Using Technology To Enhance Audit Quality. FRC (Financial Reporting Council). https://www.frc.org.uk/news-and-events/news/2020/12/technological-resources-using-technology-to-enhance-audit-quality/
12- Huang, F., No, W. G., Vasarhelyi, M. A., & Yan, Z. (2022). Audit Data Analytics, Machine Learning, and Full Population Testing. The Journal of Finance and Data Science, 8, 138–144.
13- IAASB (2016). Exploring the Growing Use of Technology in the Audit, with a Focus on Data Analytics. Available at: https://isca.org.sg/docs/default-source/default-document-library/tech/request-for-input.pdf?sfvrsn=b2034387_0
14- IIA (2017). GLOBAL PERSPECTIVES AND INSIGHTS Artificial Intelligence -Considerations for the Profession of Internal Auditing Special Edition. https://iaia.org.ar/wp-content/uploads/2017/07/Global-Perspectives-and-Insights-2017-10-Artificial-Intelligence-Report.pdf
15- IOSCO (2021). The use of artificial intelligence and machine learning by market intermediaries and asset managers Final Report The Board OF THE. https://www.iosco.org/library/pubdocs/pdf/IOSCOPD684.pdf
16- Issa, H., Sun, T., & Vasarhelyi, M. A. (2016). Research Ideas for Artificial intelligence in Auditing: The Formalization of audit and Workforce Supplementation. Journal of Emerging Technologies in Accounting, 13(2), 1–20.
17- Law, K., & Shen, M. (2020). How does artificial intelligence shape the audit industry? Social Science Research Network.

18- Lee, I. (2017). Big data: Dimensions, evolution, impacts, and challenges. Business horizons, 60(3), 293-303.

19- Leng, A., & Zhang, Y. (2024). The effect of enterprise digital transformation on audit efficiency—Evidence from China. Technological Forecasting & Social Change/Technological Forecasting and Social Change, 201, 123215.

20- Mahanty, R., & Mahanti, P. K. (2018). Unleashing artificial intelligence onto big data. In IGI Global eBooks (pp. 2099–2114)..

21- Manyika, J., Chui, M., Brown, B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh, C., & Hung Byers, A. (2011). Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity. McKinsey Global Institute.

22- McGregor, D., & Carpenter, R. (2020). Potential threats for the auditing profession, audit firms and audit processes inherent in using emerging technology. The Business and Management Review, 11(2), 45-54.

23- Ng, C., & Alarcon, J. (2020). Artificial intelligence in accounting: Practical applications. Routledge.

24- PwC (2021). Computer Vision. Fundamentals for Business Leaders. available at: https://www.PwC.com.au/consulting/assets/PwC-computer-vision-fundamentals-for-business-leaders.pdf

25- Samiolo, R., Spence, C., & Toh, D. (2023). Auditor judgment in the fourth industrial revolution. Contemporary Accounting Research, 41(1), 498–528.

26- Sarker, I. H. (2021). Machine learning: Algorithms, real-world applications and research directions. SN Computer Science, 2(3), 1-21.

27- IAASB (2022). Digital Technology Market Scan: Artificial Intelligence—A Primer https://www.iaasb.org/news-events/2022-03/iaasb-digital-technology-market-scan-artificial-intelligence-primer

28- Seethamraju, R. C., & Hecimovic, A. (2020). Impact of Artificial intelligence on auditing - an exploratory study. Americas Conference on Information Systems.

29- Sivarajah, U., Kamal, M. M., Irani, Z., & Weerakkody, V. (2017). Critical analysis of Big Data challenges and analytical methods. Journal of business research, 70, 263-286.

30- Vitali, S., & Giuliani, M. (2024). Emerging digital technologies and auditing firms: Opportunities and challenges. International Journal of Accounting Information Systems, 53, 100676.

31- Wang, X. (2019). Reflections on the application of AI in auditing practice in the context of big data. In Advances in intelligent systems and computing (pp. 1262–1267).

32- Xing, Z., Zhu, L., & Lijun, Z. (2020, March). A study on the application of the technology of big data and artificial intelligence to audit. In 2020 International Conference on Computer Engineering and Application (ICCEA) (pp. 797-800). IEEE.

33- y Mpofu, F. (2023). The application of Artificial Intelligence in external auditing and its implications on audit quality? A review of the ongoing debates. International Journal of Research in Business and Social Science (2147-4478), 12(9), 496-512.

34- Zaripova, R., Kosulin, V., Shkinderov, M., & Rakhmatullin, I. (2023). Unlocking the potential of artificial intelligence for big data analytics. E3S Web of Conferences, 460, 04011.

35- Zhang, C., Cho, S., & Vasarhelyi, M. (2022). Explainable Artificial Intelligence (XAI) in auditing. International Journal of Accounting Information Systems, 46, 100572.

36- Zhang, Z. (2021). Research on the application of artificial intelligence technology in audit under the background of big data. Journal of Physics Conference Series, 2033(1), 012150.