جامعة قاصدي مرباح، ورقلة – الجزائر
كلية العلوم الإقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير
قسم العلوم المالية والمحاسبية

مذكرة مقدمة لإستكمال متطلبات شهادة ماستر أكاديمي، الطور الثاني

في ميدان : علوم اقتصادية والتسيير وعلوم تجارية

فرع : علوم مالية ومحاسبة، تخصص : تدقيق ومراقبة التسيير

بعنوان :

فعالية وأهمية الأساليب الحديثة للمراجعة التحليلية في كشف الغش والاحتيال المالي

"دراسة تطبيقية، ميدانية"

من إعداد الطالب : أحمد قبايلي

نوقشت وأجيزت علنا بتاريخ :... 04 جوان **2023**.....

أمام اللجنة المكونة من السادة :

أ.د/ قزون محمد العربي..... (أستاذ، جامعة ورقلة) رئيسا
أ.د/ بخـتي ابراهيـم..... (أستاذ، جامعة ورقلة) مشرفا ومقررا
أ.د/ شعوبي محمود فوزي..... (أستاذ محاضر "أ"، جامعة ورقلة) مناقشا

السنة الجامعية 2023/2022

الإهداء

الى أمي العزيزة أطال الله في عمرها ورزقها العفو والعافية، الى روح أبي الغالي رحمه الله الذي أدين له بالتقدير والإجلال، الى روح جدي رحمه الله الذي لا تزال نصائحه تهدي، الى كل الأحبة.

الى زوجتي والى أولادي فلذة كبدي، عبد الرحمن، لينة، إدريس.

الى جامعة قاصدي مرباح ورقلة.

والى كل محب للعلم.

شكر وعرفان

الحمد لله رب العالمين والصلاة والسلام على أشرف الأنبياء والمرسلين، الشكر الجزيل والحمد الكثير لله العلي القدير الذي وفقني وأعانني على إتمام هذا العمل المتواضع.

أتوجه بالشكر والتقدير إلى مشرفي البروفيسور إبراهيم بختي، الذي تفضل علي بتقديم توجيهاته القيمة وتأطيره لهذا العمل، تعلمت منه إحترام الوقت والإجتهاد والدقة في العمل بل أكثر من ذلك تعلمت منه أخلاق طلب العلم، فكان نعم الأستاذ و نعم المشرف فجزاه الله أكبر الدرجات وأكبر التفضيل في الدنيا والأخرة، وبارك الله له في عمره وعلمه وعمله.

كما أتقدم بشكر للجنة الناقشة على قبولها لمناقشة مذكرتي،كما لا يفوتني ايضا أن أتقدم بالشكر إلى أساتذتنا في قسم العلوم المالية والمحاسبية والإدارة بأكملها على ما بذلوه من جهد لإيصال الرسالة العلمية فنسأل الله تعالى أن يكون السند والمعين لهم، كما أتقدم بالشكر إلى كل من قدم لي يد العون من بعيد أو من قريب لإنجاز هذا العمل المتواضع، إلى كل من ساعدني وأخص بالذكر:

البروفيسور صديقي مسعود على التوجيهات والنصائح في ميدان التدقيق والمحاسبة،
الدكتور خويلدي السعيد على المساعدة،
البروفيسور Mark J. Nigrini على التواصل والمساعدة وبالتوجيه بتصحيح تطبيقات قانون بنفورد،
الدكتور سامح محمد رضا رياض أحمد على التواصل والمعلومات القيمة التي قدمها لي،
الدكتور بابنات عبد الرحمن على المساعدة والنصائح القيمة والتأطير الدراسي، فنعم الرجل انت،
الدكتور قزون محمد على التأطير الدراسي والمساعدة في الدراسة الميدانية والمعلومات القيمة،
الدكتور لبوز نوح على النصائح والتوجيهات والمساعدة في الدراسة الميدانية،
الدكتور خويلد إبراهيم على التأطير الدراسي والمساعدة في الدراسة الميدانية من خلال مركز الباحث،
الدكتورة حاج صابري فاطمة الزهرة على المساعدة في التحليل النوعي لدراسة الميدانية والتوجيهات،
الأستاذة حاج صابري أمال على المساعدة والتوجيهات.

أحمد قبايلي
kbaili.ahmed@gmail.com

الملخص:

هدفت هذه الدراسة إلى توضيح فعالية وأهمية أسلوب قانون بنفورد وأسلوب التعلم العميق في كشف الغش والإحتيال المالي، اللذان يعتبران من الأساليب الحديثة للمراجعة التحليلية، وذلك من خلال إستخدام بيانات مالية حقيقية لكشف الانحرافات الممكنة، ومن خلال التحليل النوعي لبيانات الواقع الميداني باستخدام المقابلة مع مجموعة من الخبراء والأكاديميين والممارسين من الإدارات العمومية والمؤسسات المختلفة في الجنوب الشرقي، المعنيين باستعمال أساليب المراجعة التحليلية ؛ وأيضاً إعتماد أسلوب تحليل المضمون لبرنامج تعليمي من الشبكة العنكبوتية يتعلق بالتدريب على مكتبة تعلم الألة وتقنياتها، مع تحليل تصرفات المتابعين وتعليقاتهم.

بين تحليل نتائج الدراسة، أن هذه الأساليب الحديثة مهمة وفعالة ودقيقة، غير أن بيئة العمل الحالية في الجزائر غير قادرة على تطبيقها لأسباب تنظيمية وتشريعية.

كلمات مفتاحية: أساليب حديثة للمراجعة التحليلية، كشف الغش المالي، قانون بنفورد، تعلم عميق، بايثون، مكتبة Sklearn، النظرية المُجذِرة.

Summary:

This study aimed to demonstrate the effectiveness and importance of the Benford's Law method and deep learning in detecting financial fraud and cheating fraud, which are considered modern approaches to analytical auditing. This was is done through the application of real financial data to detect possible deviations and through fieldwork using qualitative analyses of interviews with a group of experts, academics, and practitioners from public administrations and various institutions in the southeast region who are involved in the use of analytical auditing methods. Additionally, the study utilized content analysis of an educational program from the internet related to machine learning and its techniques, analyzing the behaviors and comments of followers.

The analysis of the study's results indicates that these modern methods are important, effective, and accurate. However, the current working environment in Algeria is unable to implement them due to organizational and legislative legal reasons.

Keywords: modern methods of analytical auditing, financial fraud detection, Benford's law, deep learning, Python, Sklearn Library, Grounded theory.

قائمة المحتويات :

الإهداء II
الشكر III
الملخص IV
قائمة المحتويات V
قائمة الجداول VI
قائمة الأشكال البيانية VII
قائمة الملاحق VIII
قائمة الإختصارات والرموز IX
المقدمة ..... أ

الفصل الأول: الإطار المفاهيمي للغش والاحتيال المحاسبي وكشفهما 1
المبحث الأول: الغش والاحتيال المحاسبي 3
المطلب الأول: ماهية الغش والاحتيال المحاسبي 3
المطلب الثانى: لعبة الأرقام المالية 11
المطلب الثالث: مثلث الغش والاحتيال 13
المبحث الثاني: المراجعة التحليلية 15
المطلب الأول: الدراسات السابقة 15
المطلب الثانى: ماهية المراجعة التحليلة 22
المطلب الثالث: أساليب المراجعة التحليلية 27
المطلب الرابع: قانون بنفورد & التعلم العميق 31

الفصل الثاني: الدراسة التطبيقية والميدانية 46
المبحث الاول: الدراسة التطبيقية 48
المطلب الأول: تحليل بواسطة قانون بنفورد 49
المطلب الثانى: التحليل بواسطة خوارزمية العزل 53
المطلب الثالث: التحليل بواسطة خوارزمية شبكات الترميز التلقائي العميق 55
المبحث الثاني: الدراسة الميدانية 61
المطلب الأول: الإطار المنهجى للدراسة الميدانية 61
المطلب الثانى : عرض وتحليل نتائج المقابلات 64
المطلب الثالث: تحليل الدورة التدريبية 71
الخاتمة 73
المراجع 75
الفهرس 79
الملاحق 83

قائمة الجداول:

الجدول رقم 1 : الأشكال المختلف للعبة الأرقام المالية 12

الجدول رقم 2 : التوزيع الاحتمالي للأرقام في العدد حسب توزيع بنفورد.....32

الجدول رقم 3 : القيم الحرجة لتوافق اختبار للمتوسط الانحراف المطلق.....35

الجدول رقم 4 : وصف للبيانات 49

الجدول رقم 5 : وصف لتركب البيانات 49

الجدول رقم 6 : لتطور المتوسط الانحراف المطلق لأربعة سنوات.....50

الجدول رقم 7 : نتائج التحليل بواسطة قانون بنفورد 53

الجدول رقم 8 : وصف البيانات بعد تطبيق الخوارزمية (Isolation Forest Algorithm).....54

الجدول رقم 9 : عرض لنتائج تحليل بواسطة خوارزمية للسنوات الأربعة.....55

الجدول رقم 10 : وصف مكونات الشبكة العصبية للترميز التلقائي AENN 56

الجدول رقم 11 : وصف البيانات بعد نطبيق الشبكة العصبية للترميز التلقائي AENN.....59

الجدول رقم 12 : نتائج التحليل بواسطة الشبكة العصبية الترميز التلقائي العميق للسنوات الأربعة.....60

الجدول رقم 13 : نتائج توليفة بين نتائج التحليلات الأساليب الثلاثة للسنوات الأربعة 60

الجدول رقم 14 : الترميز المستعملة في تحليل المقابلات 64

الجدول رقم 15 : نموذج الاجابات المقدمة 66

قائمة الأشكال:

الشكل البياني رقم 1 : توزيع الرقم الأول حسب احتمال قانون بنفورد 35
الشكل البياني رقم 2 : يبن استعمال العتبة في توزيع بنفوردفي اكتشاف عن الانحرافات 36
الشكل البياني رقم 3 : يبن استعمال البعد المكاني والزماني لأسلوب قانون بنفورد 37
الشكل البياني رقم 4 : بنية الشبكة العصبية ذات التغذية الأمامية بطبقتين مخفيتين وهيكل وحدة حسابية 39
الشكل البياني رقم 5 : كشف العناقيد من الجزيئات بوسطة الخورزمية DBSCAN 41
الشكل البياني رقم 6 : لوصف اكتشف الانحراف Isolation forest algorithm 42
الشكل البياني رقم 7 : بنية الشبكة العصبية الاصطناعية للترميز التلقائي 44
الشكل البياني رقم 8 : خريطة حرارية لتطور المتوسط الانحراف المطلق.....50
الشكل البياني رقم 9 : الانحراف لأول رقمين من بيانات السنة 2018 51
الشكل البياني رقم 10 : الانحراف لأول رقمين من بيانات السنة 2019 51
الشكل البياني رقم 11 : الانحراف لأول رقمين من بيانات السنة 2020 52
الشكل البياني رقم 12 : الانحراف لأول رقمين من بيانات السنة 2021 52
الشكل البياني رقم 13 : عزل القيم المتطرفة عن الطبيعية 54
الشكل البياني رقم 14 : جودة التدريب الشبكة العصبية.....57
الشكل البياني رقم 15 : تركيبة البيانات الكلية للبيانات بعد تطبيق كل الخوارزميات 58
الشكل البياني رقم 16 : الفضاء الكامن بتدريب لـ 20 فترة.....59

قائمة الملاحق :

ملحق برنامج بايثون لخوارزمية العزل 83

قائمة الإختصارات والرموز:

Isolation Forest Algorithm = خوارزمية العزل (خوارزمية الغابة المعزولة).

AENN = شبكة العصبية الاصطناعية لترميز التلقائي.

Autoencoder Neural Network = خوارزمية شبكات الترميز التلقائي العميق.

Regular = هي القيم العادية في البيانات المالية.

Local = سمة لنتائج الانحرافات المحلية بعد تطبيق قانون بنفورد.

Global = سمة لنتائج الانحرافات الكلية بعد تطبيق خوارزمية العزل.

AENNr = سمة لنتائج الانحرافات بعد تطبيق شبكة العصبية الاصطناعية لترميز التلقائي.

Local ∩ Global = هي النتائج الانحرافات بعد تطبيق خوارزمية العزل وتشترك فيها نتائج المحلية.

Local ∩ Global ∩ AENNr = هي النتائج الانحرافات الشبكة و تشترك فيها نتائج كلية و محلية.

InVivo Coding = هو ترميز حسب النظرية المُجذِرة باستعمال فعل من النص لترميز التحليل النوعي.

(LOF) Local Outlier Factor algorithm = خوارزمية معامل الانحرافات المحلية.

Ensemble learning = التعلم بالتجميع.

Bagging = التعبئة هي تقنية من التعلم بالتجميع.

Boosting = التعزيز هي تقنية من التعلم بالتجميع.

Stacking = التراص هي تقنية من التعلم بالتجميع.

Sklearn = scikit-learn = هو اختصار مكتبة من مكاتب بايثون مختصة في تحليل البيانات.

CASEWARE = برنامج متخصص في التدقيق.

IDEA = برنامج لتحليل البيانات.

المقدمة :

تواجه مهنة التدقيق تحديات مستقبلية لسد فجوة التطلعات وفجوة القدرات التقنية للمدققين أمام التطور السريع للتقنيات المتاحة، و يعتبر الغش خطرا محتملا يقع من بين اهتمامات مهنة التدقيق، وذلك من خلال بحث المدققين عن الأخطاء الجوهرية التي قد تكون إما خطأ أو غشا، ومن بين عواقب ظاهرة الغش المالي الأزمات المالية التي لا تزال تداعيتها تعصف باقتصاديات بعض الدول الى يومنا هذا، وعلى إثرها تهمة مهنة التدقيق في قضايا سقوط العديد من الشركات ومكاتب تدقيق كبرى في أحداث عالمية معروفة، بسبب عجزها عن كشف الطرق المستحدثة للغش والتحايل المالي، ولا شك ان المتحايلين سيبذلون اقصى ما بإمكانهم لتطوير أساليب أخرى أحدث، خصوصا بإستخدام إمكانيات الذكاء الاصطناعي المتاحة حاليا بسهولة.

يصبوا هذا البحث إلى بيان فعالية هذه الاساليب الحديثة بتطبيق التعلم العميق من خلال الشبكات العصبية الاصطناعية التي هو جزء من الذكاء الاصطناعي وأيضا بتطبيق قانون بنفورد على البيانات المالية وحسابات نظام المعلومات المحاسبي قصد الحصول على النظرة الشاملة والرأي المؤكد فيما يخص خلوها من احتمالات الغش والتحايل المالي.

يجدر بالذكر ان التقنيات المتطورة كالذكاء الاصطناعي يمكن استعمالها كوسيلة لحل التعقيد، أما قانون بنفورد فيمكن استعماله كأسلوب إحصائي احتمالي، وهو مؤشر على وجود شذوذ في البيانات المحاسبية.

إن مؤشرات التوعك المالي التي تصيب المؤسسات هي شبهة تدل على أن هذه المؤسسة تسعى إلى إخفاء هذا التوعك المالي باستعمال الغش والاحتيال لتزين صورتها الخارجية على اساس هذه الفكرة.

إن كشف الأنماط الكمية والوصفية للبيانات المالية التي تترك بصمات في نمط التسجيلات داخل نظام المعلومات المالي يمكن كشفها بواسطة قانون بنفورد والشبكات العصبية الاصطناعية، هذه الشبهة تنتج عنها مشاكل اقتصادية وآفات اجتماعية مختلفة.

الإشكالية:

"**ما مدى فاعلية وأهمية الأساليب الحديثة للمراجعة التحليلية في كشف الغش والاحتيال المالي**"
تمخض عن هذه الإشكالية مجموعة من التساؤلات الفرعية:

– هل الشبكات العصبية الاصطناعية قادرة على فك التعقيد في عمليات الكشف عن الغش والاحتيال المالي؟

– هل قانون بنفورد يوفر لنا إمكانية الكشف عن احتمالات الغش والاحتيال المالي؟

– هل استغلال مكتبات لغات البرمجة تساعدنا في توفير بيئة مناسبة لتعزيز استعمال الأساليب الحديثة للمراجعة التحليلية في كشف الغش والاحتيال المالي؟

فرضيات الدراسة:

الفرضية الأولى : نتوقع أن الشبكات العصبية الاصطناعية جد مهمة وفعالة في كشف الغش والاحتيال المالي.

الفرضية الثانية : يوفر قانون بنفورد، أداة كشف قوية عن احتمالات الغش والاحتيال المالي.

الفرضية الثالثة : يساعد استغلال مكتبات لغات البرمجة في توفير بيئة مناسبة لتعزيز استعمال الأساليب الحديثة للمراجعة التحليلية في كشف الغش والاحتيال المالي.

مبررات إختيار الموضوع:

يواكب هذا الموضوع، تطورات الحوسبة السحابية واستعمال الخوارزميات في تحليل البيانات، والتحكم في هذا الموضوع يغطي فجوة علمية لابد منها للحاق بركب التوجه الجديد في تحليل البيانات المالية، والغرض الأساسي من دراسة هذا الموضوع هو تحسيس أصحاب المصلحة بضرورة التوجه نحو الأساليب الحديثة في الكشف عن الغش والإحتيال، نظرا لفعاليتها ونجاعتها.

أهمية الدراسة:

تمكن الأساليب الحديثة للمراجعة التحليلية، من دعم القدرات التقنية والفنية للمدققين ومنه الوصول الى النظرة الشاملة والمؤكدة في بيانات المالية ؛ فالتمكن من التطبيقات الحديثة في ميدان تحليل البيانات يتضمن إمكانيات هامة للتحليل عن طريق تقنيات تعلم الالة والذكاء الاصطناعي، فالتعلم العميق سيضيف الى مستقبل التدقيق والمراجعة، دقة كبيرة، وربحا للوقت، ويسمح للمدققين بالإهتمام أكثر بجودة الأدوات، مما سيدفع بتطوير التدقيق والمراجعة.

أهداف الدراسة:

- تهدف الدراسة في الجانب النظري الى بيان أهم الأساليب القديمة والحديثة منها لكشف الغش والاحتيال المالي.
- تهدف الدراسة في الجانب التطبيقي إلى استعمال أحد أحدث الخوارزميات، منها استعمال خوارزمية الشبكات العصبية الاصطناعية لترميز التلقائي وتطبيق قانون بنفورد على البيانات المالية التي تم تحميلها من موقع kaggle، للكشف عن شبهة وجود أو عدم وجود الغش والاحتيال.
- اكتشاف مكتبة Sklearn من لغة البرمجة Python بواسطة الارضية Colab Google لتحليل البيانات وتطبيق الذكاء الاصطناعي لدراسة البيانات المالية للتحقق من عدم وجود غش واحتيال.

حدود الدراسة:

تستهدف الدراسة الخبراء والممارسين المهتمين بالتحليل المالي الناشطين في الجنوب الشرقي الجزائري وتحليل بيانات مالية حقيقية لمؤسسة جزائرية لسنوات 2018، 2019، 2020، 2021 على التوالي.

منهج الدراسة وأدواتها:

تعتمد الدراسة على المنهج المتكامل الذي يجمع بين الوصف والتقييم، وهو يتضمن الأسلوب التطبيقي والميداني، مع إتباع طريقة التثليث في اكتشاف التطبيقات واختيار العينات وتنويع المصادر في جمع البيانات عن طريق المقابلة، وتحليل تفاعل المشاركين وتعليقاتهم من خلال متابعتهم لدروس مصورة في دورة تدريبية وتحليلها نوعياً، كما تعتمد على المسح المكتبي والشبكي للاستفادة من الكتب والمصادر العلمية لبناء الإطار النظري.

سنستعمل مكتبة Sklearn من لغة البرمجة Python بواسطة Colab Google الذي يعتبر أرضية متكاملة لتحليل البيانات، واستعمال هذه اللغات أصبح متاحا للوصول الى تحقيق الدقة والبساطة في عرض نتائج الدراسة بتطبيق تعلم الالة و التعليم العميق والتحليل بواسطة قانون بنفورد.

مرجعية الدراسات:

جميع الدراسات السابقة هي مقالات علمية منشورة في مجلات محكمة، واغلب المقالات تراوح بعدها الزمني بين سنة 1994 وسنة 2022، منها أربع مقالات أجنبية وخمس مقالات عربية.

صعوبات الدراسة:

قابلتنا خلال هذه الدراسة مجموعة من الصعوبات، تتمثل في :

- وجود قيود زمنية محددة لإتمام الدراسة في الوقت المناسب، وهذا يعتبر تحديا يتطلب تنظيما جيدا للوقت وترتيب الأولويات واتخاذ قرارات سريعة لضمان إتمام المهمة بفعالية في الوقت المحدد.
- صعوبة التواصل مع المبحوثين، حيث كانت الإجابة لطلب المقابلة بالرفض السلبي،
- نقص التدريب والمهارة في تطبيق فن المقابلة، واستعمال أدوات التحليل النوعي للبيانات،
- صعوبة تعلم برنامج وأدوات التحليل النوعي،
- صعوبة تعلم لغة البرمجة بايثون والتحكم في أرضية الحوسبة السحابية واستغلالها من أجل تطبيق خوارزميات تعلم الالة، وخوارزمية الشبكات الاصطناعية للتعلم العميق بالترميز التلقائي.

هيكل الدراسة:

ستتكون هذه الدراسة من فصلين، الفصل الأول يركز على الإطار المفاهيمي للغش والاحتيال المحاسبي وكشفهما، ويتكون من مبحثين، المبحث الأول يتناول الغش والاحتيال المحاسبي، ويشمل ثلاثة مطالب: ماهية الغش والاحتيال المحاسبي، لعبة الأرقام المالية، ومثلث الغش والاحتيال، المبحث الثاني يتعامل مع المراجعة التحليلية، ويتضمن أربعة مطالب تشتمل على الدراسات السابقة، ماهية المراجعة التحليلية، أساليب المراجعة التحليلية، وقانون بنفورد وأسلوب التعلم العميق.

أما الفصل الثاني، فهو عبارة عن دراسة تطبيقية وميدانية، ويتكون هو الآخر من مبحثين، المبحث الأول يتناول الدراسة التطبيقية، ويشمل ثلاثة مطالب: التحليل بواسطة قانون بنفورد، التحليل بواسطة خوارزمية العزل، والتحليل بواسطة خوارزمية شبكات الترميز التلقائي العميق ؛ أما المبحث الثاني فيتطرق إلى الدراسة الميدانية، ويشمل ثلاثة مطالب هي الإطار المنهجي للدراسة الميدانية، تحليل نتائج المقابلات، وتحليل الدورة التدريبية.

الفصل الأول :

الإطار المفاهيمي للغش والاحتيال المحاسبي وكشفهما

تمهيد : تسببت العديد من التطورات والتغيرات الاقتصادية العالمية خلال العشريات الأخيرة، ومن أهمها انفتاح الأسواق لتدفق رؤوس الأموال بين الدول من خلال الانضمام إلى المنظمة التجارة العالمية ونتج عنه ظهور العديد من المعاملات المالية والتجارية المعقدة، وقد استغلت بعض الشركات هذه الثغرات والبدائل الممكنة لتحقيق أهدافها وإخفاء حقيقتها، وذلك بتغيير تقرير قوائمها المالية لتخالف واقعها الاقتصادي، مما اظهر شكوك في مدى صحة المعلومات في القوائم المالية، وصعوبة اتخاذ القرارات الصحيحة من قبل المكلفين بها وذلك أثر على الجو العام الذي غلب عليه انعدام الثقة.

ان التأكد من صحة ومشروعية القوائم المالية وخلوها من التحريفات والغش والاحتيال تأتي من حاجة مستخدمي القوائم المالية لتأكد من حقيقية نتائج الشركة ومركزها المالي، لإتخاذ القرارات على أسس علمية مبنية على التأكد[1]، التي تمكن من تحديد وتحقيق الأهداف الاستراتيجية بعرض القوائم المالية بكل حياد وموضوعية وذلك من خلال ما يلي[2] :

1. توفير معلومات ملائمة لمتخذي القرارات حول نتائج الأعمال والمركز المالي وتدفقات النقد.
2. زيادة قيمة المعلومات المحاسبية، مما يزيد من أهمية دور المحاسبين والمراجعين في المؤسسة.
3. تدعيم المنطق الحيادي عند إعداد القوائم المالية عن طريق الاعتماد على أساليب محاسبية موضوعية تستند على معايير المحاسبية والمبادئ المقبولة قبولا عاما.
4. تقديم رأي فني محايد يستند إلى عمل موضوعي وملائم.

[1] – سالم مدحت عبد الرشيد (1998) ص 869، العلاقة بين الغش – التحريف – في القوائم المالية محل الفحص مع تشكيل مجالس إدارة الشركات المساهمة ومدى اعتمادها على وجود لجان للمراجعة. مجلة الدراسات والبحوث التجارية، كلية التجارة، جامعة الزقازيق.

[2] – عاطف محمد (1998) ص 269، مقومات العرض المحايد للقوائم المالية وأثرها على واجبات مراقب الحسابات المجلة العلمية للاقتصاد والتجارة، كلية التجارة، جامعة عين شمس.

المبحث الأول: الغش والاحتيال المحاسبي

المطلب الأول: ماهية الغش والاحتيال المحاسبي

1 – مفهوم الغش والاحتيال المحاسبي

فرق مجمع المحاسبين المعتمدين الأمريكي AICPA بين الغش والخطأ، وقد عرفوا الخطأ على انه هو التحريف أو الحذف أو الإهمال غير المتعمد ويشمل كل الأخطاء في معالجة بيانات والتقديرات المحاسبية الناتجة عن سوء الفهم أو عدم تطبيق المبادئ المحاسبية.

أما الغش فهو التحريف أو الحذف أو الإهمال المتعمد والمقصود بغرض خداع وتضليل مستخدمي القوائم المالية، وذلك بأشكال متعددة منها استخدام أساليب الخداع كالاحتيال أو التزييف والتزوير في السجلات المحاسبية أو المستندات أو حذف عمليات أو أحداث أو معلومات هامة وعدم الإفصاح عنها في القوائم المالية وكذا سوء التطبيق المتعمد للمبادئ المحاسبية المرتبطة بالقيم أو بالتبويب أو بطريقة العرض والإفصاح واختلاس الأصول ويتم ارتكابه ضد الشركة عن طريق العاملين بها.

ويعرف الاحتيال في القوائم المالية بأنه القدرة على زيادة أو تخفيض صافي الدخل المفصح عنه في القوائم المالية في المستقبل وذلك بغرض خلق انطباع مختلف عن الحقيقة لدى مستخدمي القوائم المالية، ويتم ذلك بطرق مختلفة سواء في "عمليات حقيقية كالتحكم في توقيت أو شروط بعض الصفقات واختيار السياسة أو طريقة محاسبية معينة أو تغييرها أو تبويب عناصر قائمة الدخل بشكل معين وتقيد عمليات وهمية مغشوشة ومزورة"[1].

وبذلك يمكن تحديد المقصود بالغش والاحتيال المحاسبي بأنه مجموعة الطرق والأساليب التي تستخدمها إدارة الشركة والتي تهدف إلى إعطاء صورة مضللة عن نتيجة أعمالها ومركزها المالي عن طريق اختيار أسس قياس ووسائل إفصاح وإخفاء بعض الأنشطة أو تعديلها بما يتلاءم مع أغراض وأهداف الإدارة.

2 – أهداف الغش والاحتيال المحاسبي

إن الغش والاحتيال المحاسبي ماهو إلا عملية تلاعب بالأرقام المحاسبية وذلك باستغلال الطرق الأساسية والطرق البديلة في عمليات القياس المحاسبي والتي أتاحتها المعايير المحاسبية وذلك لتغيير حقيقة وواقع القوائم المالية من الوضع الطبيعي والواجب أن يكون عليه شكل الإفصاح المحاسبي إلى وضع آخر مخالف لهذا الوضع وذلك لخدمة أهداف مُعدّي القوائم وأهداف الإدارة.

[1] – حماد طارق عبد العال (2005)، ص 402، التقارير المالية، الدار الجامعية، الإسكندرية.

ويقول Jameson أن الإدارة تلجأ إلى الغش والاحتيال في القوائم المالية لتحقيق عدة أهداف منها[1] :

1- تمهيد الدخل حيث أن الشركة تلجأ الى التقرير عن مستوى ثابت من النمو في الدخل وتستبعد التقرير عن تذبذب، ويتم ذلك عن طريق عمل مخصصات كبيرة ولكن غير لازمة بالنسبة للالتزامات أو بالنسبة لتقييم الأصول وذلك في السنوات التي تحقق أرباح جيدة مما يؤدى إلى تحسين الأرباح في السنوات السيئة، وعلى ذلك فإن تمهيد الدخل يساعد على إخفاء التغيرات في اتجاه الدخل وهو ما يساعد على إستقرار الدخل من سنة لأخرى الأمر الذي يساعد على تخفيض درجة المخاطر المحيطة بالشركة وهو ما يدفع المستثمرين المحتملين لشراء أسهم الشركة وكذلك يدفع المستثمرين الحاليين إلى الحفاظ على الأسهم.

2- الحصول على تمويل جديد أو الحصول على شروط ميسرة للتمويل الحالي.

3- إظهار الارتفاع في ربحية السهم وبالتالي تشجيع المستثمرين لشراء أسهم الشركة.

4- الحصول على قروض أكبر وتقليل تكاليف الاقتراض بتلميع صورة نتائج وأداء الشركة.

5- المحافظة على سعر السهم أو الرفع منه وذلك عن طريق خفض مستويات الاقتراض حيث تظهر الشركة بأنها تحقق مستوى جيد من الأرباح وبالتالي تظهر بأنها تتعرض لقدر ضئيل من المخاطر، وهذا يساعد الشركة على زيادة رأسمالها عن طريق إصدار أسهم جديدة ومقاومة محاولات السيطرة عليها من قبل منشآت أخرى.

6- القيام باتفاقيات القروض والتي تتضمن حد معين للقيمة التي تقترضها الشركة محسوبة على أساس أسهم رأس المال والاحتياطيات وبالتالي تقوم الشركة في هذا الحالة باختيار الطرق المحاسبية التي تعظم الأرباح وبالتالي الاحتياطيات واختيار عملية التمويل التي لا تؤدى إلى إظهار الالتزامات داخل الميزانية.

7- وجود مكافآت وحوافز للمديرين متعلقة بمستوى الأرباح أو بأسعار الأسهم، فإذا كانت هذه الحوافز تتعلق بسعر السهم يميل المديرون في هذه الحالة إلى عرض الحسابات بطريقة تحفز سوق الأسهم، أما إذا كانت الحوافز مرتبطة بالأرباح وكان هناك حد أدنى لهذه الأرباح حتى يمكن احتساب الحوافز كنسبة منها، وكذلك هناك حد أقصى للأرباح كقيمة لهذه الحوافز ففي هذه الحالة فإذا كان رقم الربح يقع بين هذين الحدين، يفضل المديرون اختيار السياسات المحاسبية التي تدفع بالربح إلى الحد الأقصى وإذا كان رقم الربح يقع أقل من الحد الأدنى، يختار المديرون الطرق المحاسبية التي تعظم المخصصات وبالتالي ففي السنة القادمة تستخدم هذه المخصصات في زيادة رقم الربح وإذا كان رقم الربح يقع أعلى من الحد.

8- في حالة تغيير المديرين فإن المدير الجديد يكون لديه الدافع لعمل مخصصات حتى يؤكد أن أي خسارة هي مسؤولية المدير السابق حيث إن المخصصات تؤثر على الأرباح.

[1] – Jameson M. (1998), practical Guide to Creative Accounting – Wiley & Sons, London

9- تجنب التكاليف السياسية، حيث تسعى بعض الشركات الكبيرة للغش والاحتيال المحاسبي لكي تخفض أرباحها حتى لا تكون ملفتة لنظر الجهات الحكومية.

10- لتحقيق خطة وموازنة الشركة.

11- لإبعاد توقعات السوق السلبية عن الشركة.

12- لإظهار مدى الالتزام بعقود التمويل.

13- التهرب الضريبي.

3 - أساليب الغش والاحتيال المحاسبي

تقوم الشركة بالغش والاحتيال المحاسبي لتغيير الانطباع حول أداء أعمالها وتزيد في قدرتها الكسبية الظاهرة للآخرين مما يؤدى إلى زيادة أسعار أسهمها وقدرتها في الحصول على تمويل إضافي.

يوجد إستراتيجيتان أساسيتان لكل أنواع الغش والاحتيال المحاسبي هما [1]:

أ- تضخيم دخل الفترة الحالية عن طريق تضخيم إيرادات أو مكاسب الفترة الحالية أو تخفيض مصروفات أو خسائر الفترة الحالية.

ويدخل ضمن الإستراتيجية الأولى أساليب الاعتراف المبكر بالإيراد، تسجيل إيراد زائف، نقل الإيراد الحالي إلى فترة لاحقة، رفع الدخل عن طرق مكاسب تتم لمرة واحدة، عدم تسجيل أو التخفيض غير الملائم للالتزامات وعدم تسجيل أو التخفيض غير الملائم لمصروفات أو خسائر الفترة الحالية.

ب- تخفيض دخل الفترة الحالية وبالتالي تضخيم نتائج الفترات المستقبلية عن طريق تخفيض إيرادات أو مكاسب الفترة الحالية أو عن طريق تضخيم مصاريف أو خسائر الفترة الحالية.

ويدخل ضمن الإستراتيجية الثانية الأساليب نقل المصروفات أو الخسائر الحالية إلى فترات سابقة أو فترات لاحقة، نقل المصروفات أو الخسائر المستقبلية إلى الفترة الحالية كنفقة خاصة، عدم تسجيل أو التخفيض غير الملائم لإيرادات أو مكاسب الفترة الحالية.

ويندرج تحت الغش والاحتيال المحاسبي العديد من الأنواع والأساليب والتي تعددت وتعقدت، ويمكن تحديد أهم أنواع وأساليب الغش والاحتيال المحاسبي فيما يلي:

[1] - Schilit, H. (2002) p. 26, Financial Shenanigans: How to Detect Accounting Gimmicks & Fraud in Financial Reports, McGraw Hill, New York.

1.3- الغش والاحتيال في قائمة الدخل:

يقصد بذلك التحايل عن طريق الاحتيال في العرض والافصاح وذلك عن طريق إعادة تصنيف عناصر قائمة الدخل بدلا من الاحتيال في تسجيل العمليات، حيث يمكن أن تقوم الشركة بإظهار بعض العناصر في غير مكانها الصحيح حيث يمكن أن تعالج بعض بنود المكاسب غير العادية على أنها إيرادات عادية أو معالجة مصروف التشغيل على أنه مصروف غير تشغيلي، ويترتب على هذه الممارسات مستويات ظهور الدخل التشغيلي أعلى من الحقيقة، ولكن دون أن يتأثر صافي الدخل النهائي[1].

2.3- التقرير الخاطئ عن الأصول والالتزامات:

تقوم بعض الشركات بالتقييم المبالغ فيه للأصول وخاصة الأصول غير الخاضعة للإهلاك كحسابات المدينين والاستثمارات وذلك لتخفيض المصروفات أو تأجيل الخسائر مثل رفع قيمة احتمال تحصيل حسابات المدينين وبالتالي ينخفض كل من مخصص الديون المشكوك في تحصيلها ومصروفات التشغيل، بالإضافة إلى التقييم المنخفض للالتزامات مثل المصروفات المستحقة والخسائر المرتبطة بالمشتقات، كل ذلك يؤدي إلى زيادة المكاسب التي يتم التقرير عنها[2].

3.3- الغش والاحتيال في قائمة التدفقات النقدية:

تشير التدفقات النقدية الموجبة والمتزايدة من أنشطة التشغيل إلى قدرة كسبية أعلى للشركة، لذلك تلجأ بعض الشركات إلى زيادة تدفقاتها النقدية من الأنشطة التشغيلية عن طريق تصنيف بعض النفقات التشغيلية على أنها استثمارية أو تمويلية، كما تقوم بتصنيف بعض التدفقات النقدية الداخلة من أنشطة الاستثمار أو التمويل على أنها تدفقات داخلة تشغيلية، وبالتالي تزيد من صافي التدفقات النقدية التشغيلية وإعطاء صورة أفضل عن أداء الشركة دون التأثير على الناتج النهائي للتدفقات النقدية للشركة [3].

---

[1] – Mulford C., and Comiskey, E.g. (2002) p. 13, The Financial Numbers Game : Detecting Creative Accounting practices, John Wiley & Sons, New York.

[2] – Mulford C., and Comiskey, e.g. (2002) p. 12.

[3] – حماد طارق عبد العال (2005) ص 422، التقارير المالية، الدار الجامعية، الإسكندرية.

4.3- الغش والاحتيال في المصروفات:

تقوم بعض الشركات باستخدام أساليب بغرض زيادة أرباحها عن طريق تخفيض المصروفات بدلا من زيادة الإيرادات، ومن هذه الأساليب[1]:

- تأجيل المصروفات لفترات لاحقة.
- زيادة العمر الإنتاجي للأصل لتقليل مصروفات الإهلاك.
- المغالاة في تقييم مخزون آخر الفترة.
- الاحتيال في تكوين واستخدام مخصصات الالتزامات المتوقعة.
- تخفيض قيمة الديون المشكوك في تحصيلها.
- عدم تسجيل الانخفاض الدائم في قيمة الأصول الثابتة وغير الملموسة.

5.3- الغش والاحتيال في الإيرادات:

تتبع كثير من الشركات أساليب من شأنها رفع قيمة الإيرادات الواردة بقوائمها المالية وبما يوحي بقدرتها، ومهما كان الأسلوب المتبع فالهدف هو إدراج إيرادات لا تخص الفترة ضمن قائمة الدخل مما يترتب عليه زيادة أرباح الفترة بشكل غير حقيقي، ومن هذه الأساليب[2]:

- الاحتيال في توقيت الاعتراف بالإيراد عن طريق الاعتراف المبكر بالإيراد بتسجيل مبيعات خاصة بفترة تالية ضمن إيرادات الفترة المحاسبية الحالية أو الاعتراف بعقود الإيجار على أنها عقود رأسمالية وليست تشغيلية مما يؤدى إلى الاعتراف بإيراد مبكر عن طريق المؤجر مما ينتج عنه صافي دخل أعلى في السنوات المبكرة.
- تسجيل بضاعة الأمانة كمبيعات.
- تضخيم المبيعات بإيرادات خدمات ما بعد البيع وفوائد التمويل.
- تسجيل إيرادات عن عمليات بيع وهمية بغرض تضخيم الإيرادات والأرباح في فترة محاسبية.
- تقديم أموال من الشركة للغير لاستخدامها في شراء منتجاتها.
- البيع لطرف ذو صلة بالبائع مما يؤدي إلى الزيادة المفتعلة للإيرادات.
- إعطاء العميل أسهم خيار لإغرائه لشراء منتجات الشركة.

---

[1] – حماد طارق عبد العال (2005) ص 422.

[2] – لطفي أمين السيد أحمد (2005) ص 66، مسؤوليات وإجراءات المراجع في التقرير عن الغش والممارسات المحاسبية الخاطئة، الدار الجامعية، الإسكندرية.

6.3- الغش والاحتيال عن طريق المعاملات غير النقدية والمعاملات بشروط خاصة:

تقوم بعض الشركات بعمليات تبادل غير نقدية (مقايضة) تقدم فيها سلع وخدمات مقابل الحصول على سلع وخدمات أخرى دون أن يتم سداد أو تحصيل نقدي بإجمالي قيمة السلع والخدمات محل التبادل فيما يعرف بالمعاملات غير النقدية، وتتطلب معايير المحاسبة أن يتم تسجيل هذه المعاملات بالقيمة العادلة للسلع والخدمات محل التبادل، فإذا لم تكن هذه السلع والخدمات متداولة في سوق معروف ومستقر فإنه يكون من الصعب تحديد القيمة العادلة لهذه السلع والخدمات، وهو ما قد يكون مجالا للتلاعب من قبل إدارات بعض الشركة للمغالاة في تقدير القيمة العادلة بغرض إظهار ارباح عالية من عمليات التبادل على غير الحقيقة أو لتحقيق منافع خاصة لهم[1].

كما تقوم بعض الشركة ببيع منتجاتها لبعض العملاء مقابل تعهدها بشراء سلع من هؤلاء العملاء بنفس القيمة أو بقيمة أكبر وهو ما يطلق عليها معاملات بشروط خاصة وعند البيع يتم الاعتراف بالإيراد فورا على الرغم من أن البيع كان معلقا على شرط قيام الشركة بالشراء من العميل وبالتالي لم يتحقق الإيراد وقت البيع وبذلك يتم تضخيم الإيرادات على غير الحقيقة[2].

7.3- الغش والاحتيال عن طريق عمليات الاندماج:

يتم الاندماج عن طريق قيام الشركة ما (الدامجة) بشراء أو الاستحواذ على حصة في حقوق الملكية في شركة أخرى (المندمجة)، وتتطلب معايير المحاسبة من الشركة الدامجة في ظل توافر شروط معينة أن تعد ميزانية مجمعة عند الاندماج تضم فيها أصولها والتزاماتها مع أصول والتزامات الشركة المندمجة، وإذا ما احتفظت الشركة المشتراة بكيانها القانوني يطلق عليها شركة تابعة بينما يطلق على الشركة المشترية مسمى شركة قابضة، [3] هذا ويجب على الشركة القابضة إعداد مجموعة من القوائم المالية المجمعة عن الفترات المحاسبية اللاحقة على تاريخ الاستحواذ، وتعرض هذه القوائم المالية المجمعة المراكز المالية ونتائج الأعمال للشركة القابضة وشركاتها التابعة كما لو كانوا جميعا شركة واحدة، وتقوم بعض الشركة بالاحتيال في المحاسبة عن عمليات الاندماج والقوائم المالية المجمعة وذلك من خلال أساليب متعددة منها[4] :

---

[1] – حماد طارق عبد العال (2005) ص 493، التقارير المالية، الدار الجامعية، الإسكندرية.

[2] – لطفي أمين السيد أحمد (2005) ص 82، مسؤوليات وإجراءات المراجع في التقرير عن الغش والممارسات المحاسبية الخاطئة، الدار الجامعية، الإسكندرية.

[3] – غالى جورج دانيال (2002) ص 5، طرق ومشاكل المحاسبة عن اندماج الشركات، الدار الجامعية، الإسكندرية.

[4] – Mulford C., and Comiskey, E.g. (2002) p. 16, The Financial Numbers Game : Detecting Creative Accounting practices, John Wiley & Sons, New York.

أ- الاحتيال في تقييم أصول والتزامات الشركة المندمجة، حيث يجب إعادة تقييم أصول والتزامات الشركة المندمجة بقيمتها العادلة في تاريخ الاندماج ويتحدد بناء على هذا التقييم المقابل الذي تسدده الشركة الدامجة للاستحواذ على الشركة المندمجة.

ب- الاحتيال في مخصصات الاندماج، حيث يتم تكوين مخصصات بقيمة المصروفات اللازمة لتحقيق التكامل الفني بين المنظمتين وقد يتم المغالاة في تقدير هذه المخصصات أو استخدامها في غرض غير الذي خصصت له.

ت- تطبيق طريقة خاطئة للمحاسبة عن عمليات الاندماج، حيث تقوم بعض الشركة بتطبيق طريقة دون توافر شروط تطبيقها لإظهار نتائج أفضل.

ج- دمج نتائج الأعمال بالقوائم المالية قبل تاريخ الاندماج الفعلي بهدف تحسن المركز المالي ونتائج الأعمال للشركة على غير الحقيقة.

8.3- الغش والاحتيال في الإفصاح:

يعتبر الإفصاح متممة للقوائم المالية، حيث يتم عرض السياسات المحاسبية التي اتبعتها إدارة الشركة في إعداد القوائم المالية وكذلك تحليلا للأرقام الإجمالية المعروضة بهذه القوائم بالإضافة إلى المعاملات ذات الطبيعة الخاصة وغيرها من الأحداث التي تؤثر على الشركة وقوائمها المالية ولا تكفي مجرد الأرقام المعروضة بهذه القوائم لبيانها، ولذلك تهتم المعايير المحاسبية بتحديد حد أدنى لمتطلبات الإفصاح بالقوائم المالية.

إن الهدف من الإفصاح بصفة عامة هو مساعدة المستثمرين في الأوراق المالية في تفهم العوائد والمخاطر المرتبطة بقرار الاستثمار في ورقة مالية معينة وبالتالي يساعد الإفصاح الكافي في ترشيد قرارات الاستثمار، ويلاحظ أن بعض الشركة لا تلتزم ببعض متطلبات الإفصاح وذلك لتتعمد إخفاء بعض الحقائق عن المستثمرين مثل معاملاتها مع الأطراف ذوى العلاقة والتي تتطلب معايير المحاسبة الإفصاح عنها، حيث تقوم الإدارة في بعض الشركة بتنفيذ معاملات بقيم غير عادلة ومغالى فيها بين الشركة وشركاتهم الخاصة أو شركات أقاربهم والاستيلاء من خلال تلك المعاملات على أموال الشركة وتحقيق منافع خاصة على حساب الشركة والمساهمين بها ولا يتم الإفصاح عن هذه المعاملات، كما قد تقوم الشركة بالاحتيال في إعلان نتائج الأعمال بالإصدارات الصحفية قبل نشر القوائم المالية مثل الإعلان عن مسميات الربح مختلفة عن المسميات المحددة في معايير المحاسبة مما يوحي بتحسن نتائج أعمالها على غير الحقيقة[1].

[1] – حماد طارق عبد العال (2004) ص 389، موسوعة معايير المراجعة – الجزء الأول: مسؤوليات المراجعة – تخطيط المراجعة، الدار الجامعية، الإسكندرية.

9.3- الغش والاحتيال عن طريق الالتزامات العرضية:

تدخل بعض الشركة في عقود يترتب عليها ظهور التزامات عرضية على الشركة ويقصد بالالتزامات العرضية هو أن تكون تلك الالتزامات محتملة، ولكن غير واجبة السداد في تاريخ معين وعند توافر الشروط المحددة بالعقود الخاصة بها تصبح التزامات فعلية واجبة السداد، ومن هذه العقود عقود الإيجار وعقود تغطية مخاطر تذبذب معدل الفائدة وسعر الصرف وتظهر هذه الالتزامات العرضية ضمن الحسابات النظامية خارج قائمة المركز المالي أو في الإيضاحات المتممة للقوائم المالية[1].

وقد تقوم الشركة بالاستثمار في منشآت غير مدمجة ذات غرض خاص، وهي منشآت تم تأسيسها لتنفيذ نشاط أو مجموعة محددة من العمليات بغرض محدد، ويتم من خلالها استلام وتحويل أصول مالية من وإلى الغير وينشأ عن هذه المعاملات التزامات فعلية والتزامات عرضية على الشركة ذات الغرض الخاص، وإذا قامت الشركة الأم بإدماج الشركة ذات الغرض الخاص بميزانيتها المجمعة فإن الميزانية المجمعة سوف تعكس جميع الالتزامات الفعلية والعرضية للشركة ذات الغرض الخاص، أما إذا لم تدمجها في ميزانيتها المجمعة فإن ميزانية الشركة الأم لن تعكس الالتزامات الفعلية والعرضية للشركة ذات الغرض الخاص برغم أنها تمثل جزء من التزامات الشركة الأم وهي المسئولة عنها، وتقوم الشركة بالاحتيال من خلال الأساليب التالية[2] :

- تحويل الأصول المالية غير الجيدة (المشكوك في تحصيلها) إلى الشركة ذات الغرض الخاص.
- تحويل بعض الالتزامات المالية إلى الشركة خاص لإخفائها من ميزانية الشركة الأم.
- استخدام الشركة ذات الغرض الخاص في تقاضى عمولات وتحقيق أرباح غير مشروعة.

[1] – لطفي أمين السيد أحمد (2005) ص 83، مسؤوليات وإجراءات المراجع في التقرير عن الغش والممارسات المحاسبية الخاطئة، الدار الجامعية، الإسكندرية.

[2] – Holtzman, M.P., Ventuti, E., & Fonfeder, R. (2003). Enron and Raptors, The CPA Journal, November.

المطلب الثاني: لعبة الأرقام المالية

1 – لعبة الأرقام المالية

يطلق أحيانا على الغش والاحتيال المحاسبي لعبة الأرقام المالية والذي قد يأخذ عدة صور، إلا أن الهدف الأساسي من هذه اللعبة يتمثل في تحسين الانطباع عن أداء الشركة وذلك عن طريق تغيير انطباع مستخدمي القوائم المالية عن أداء تلك الشركة، حيث تقوم الإدارة بممارسة لعبة الأرقام المالية وذلك لتحقيق النتائج المرغوبة.

وتتم ممارسة لعبة الأرقام المالية عن طريق اختيار الشركة للسياسات محاسبية معينة عند إعداد قوائمها المالية أو عن طريق كيفية تطبيق تلك السياسات المحاسبية، حيث تستخدم الشركة المرونة المتاحة لها في اختيار الطرق والسياسات التي تطبقها[1].

2 – الأشكال المختلفة للعبة الأرقام المالية

تأخذ لعبة الأرقام المالية العديد من الأشكال والمسميات والتي تعتمد على الأسلوب المتبع، وفيما يلي مختلف الأشكال للعبة الأرقام المالية[2]:

[1] – حماد طارق عبد العال (2005) ص 423، التقارير المالية، الدار الجامعية، الإسكندرية.

[2] – Mulford C., and Comiskey, E.g. (2002) p. 3, The Financial Numbers Game : Detecting Creative Accounting practices, John Wiley & Sons, New York.

الجدول رقم 1 : الأشكال المختلف للعبة الأرقام المالية

الشكل	التعريف
التقارير المالية المضللة Fraudulent Financial reporting	التحريف أو الحذف المقصود في القيم أو الافصاحات في القوائم المالية بهدف خداع وغش مستخدمي القوائم المالية.
إدارة الأرباح Earnings management	تتمثل في الاحتيال في الأرباح للوصول لمبلغ معين محدد مسبقاً تم وضعه بمعرفة الإدارة، أو عن طريق تنبؤات المحللين الماليين، أو لتحقيق دخل مستقر.
تمهيد الدخل Income Smoothing	يمثل شكل من أشكال إدارة الأرباح صمم لتخفيف حدة التغيرات في الأرباح، بحيث يتم العمل على تخفيض وتخزين الأرباح في السنوات الجيدة لاستخدامها في السنوات الأقل نشاطا.
المحاسبة المتعسفة Aggressive Accounting	تتمثل في الاختيار المقصود لمجموعة المبادئ المحاسبة المطبقة من أجل تحقيق نتائج مرغوبة، وبالتحديد مكاسب جارية مرتفعة، سواء كانت الممارسات المتبعة تتوافق مع المبادئ المحاسبية المتعارف عليها أو لا.
ممارسات المحاسبة الاحتيالية Creative accounting practices	تشمل أي وكل الخطوات والطرق المستخدمة في لعبة الأرقام المالية شاملة كل الأساليب السابقة.

المصدر: Mulford C., and Comiskey, E.g. (2002)

3 –كيفية أداء لعبة الأرقام المالية

تقوم إدارة الشركة بأداء لعبة الأرقام المالية بواسطة العديد من الطرق منها:

1.3– التحكم في توقيت تنفيذ العمليات: يمكن أن يؤدي التحكم في توقيت تنفيذ وحدوث بعض العمليات الحقيقية إلى تحقيق الانطباع المرغوب فيه عن الحسابات والقوائم المالية للشركة، فقد تؤجل الإدارة تنفيذ هذه العمليات أو تعجل بتنفيذها لتحقيق أهداف ومكاسب معينة[1].

2.3– العمليات المفتعلة والوهمية: تلعب العمليات المفتعلة والوهمية دورا كبيرا في الاحتيال في قيم قائمة المركز المالي وفي نقل الأرباح بين الفترات المحاسبية المختلفة ويتحقق ذلك عن طريق الدخول في عمليتين أو أكثر من العمليات المرتبطة مع طرف ثالث تتم عادة هذه العمليات عن طريق التمويل خارج الميزانية

[1] – حماد طارق عبد العال (2004) ص 319، موسوعة معايير المراجعة – الجزء الأول: مسؤوليات المراجعة – تخطيط المراجعة، الدار الجامعية، الإسكندرية.

حيث يتم المحاسبة عنها طبقا لشكلها القانوني وليس لجوهرها وحقيقتها الاقتصادية، مثال ذلك الدخول في اتفاق مع البنك لبيع أصل له ثم إعادة تأجير ذلك الأصل من البنك للاستفادة به في الجزء المتبقي من عمره الإنتاجي، ويتحدد سعر البيع في عملية البيع وإعادة التأجير على أساس قيمة أعلى أو أقل من القيمة الجارية للأصل حيث أن الفرق يتم تعويضه عن طريق زيادة أو خفض قيم التأجير[1].

3.3- التغيير في التقديرات المحاسبية: يتضمن إعداد بعض العمليات المحاسبية درجة كبيرة من التقدير والحكم الشخصي وهو ما يتيح للإدارة الاحتيال في هذه التقديرات بغرض الوصول إلى أهداف محددة، مثل تقدير العمر الافتراضي للأصل بهدف حساب الإهلاك[2].

4.3- التغيير في المبادئ المحاسبية: تستخدم الشركة المرونة المتاحة لها في اختيار الطرق والسياسات بين البدائل المحاسبية المختلفة التي تسمح بتطبيقها العديد من المعايير عند إعداد قوائمها المالية[3].

المطلب الثالث: مثلث الغش والاحتيال

1 – مثلث الغش والاحتيال وطرق الحد منه

العوامل التي تؤدي إلى حدوث عمليات الاحتيال في أي شركة وتسمى هذه العوامل بمثلث الغش (Fraud Triangle)، وقد أشار المعهد الأمريكي للمحاسبين القانونيين إلى هذه العناصر بعوامل مخاطر الاحتيال والتي تتضمن ثلاثة عناصر هي (Vona2008) [4]:

أ. الفرصة Opportunity: هي أن يمتلك الشخص ما القدرة على الوصول إلى البيانات للقيام بتعديلها أو تبديلها بقصد الغش والاحتيال، أو القدرة على التلاعب والثقة في إجراءات الرقابة وكذلك المسؤوليات والتفويض المخولة له، وهنالك علاقة مباشرة بين توافر الفرصة وارتكاب والقدرة على إخفاء عمليات الاحتيال[5].

ب. الضغوط Pressures: وهي أحداث داخل الشركة أو في حياة الأفراد الشخصية تدفعهم للقيام بعمليات

---

[1] – الشمري جاسم بن محمد (2000) ص 23، القياس المحاسبي لآثار الأنشطة خارج الميزانية ومشاكل الإفصاح عنها: دراسة تطبيقية على المصارف، رسالة دكتوراه، كلية التجارة بينها، جامعة الزقازيق.

[2] – Mulford C., and Comiskey, E.g. (2002) p. 9, The Financial Numbers Game : Detecting Creative Accounting practices, John Wiley & Sons, New York.

[3] – حماد طارق عبد العال (2005) ص 423، التقارير المالية، الدار الجامعية، الإسكندرية.

[4] – ناصر فراج مصطفى (2019) ص146، استخدام قانون بنفورد في الكشف عن ممارسات الغش والاحتيال وإدارة الأرباح، مجلة المحاسبة والمراجعة العدد الثاني.

[5] – McMillan, 2006

الاحتيال والغش، ومع هذه الضغوط تصبح حاجات الفرد أكثر أهمية من الأخلاق الشخصية أو المهنية أو أهداف وحاجات الشركة.

ج. التبرير Attitude: هو سماح الأفراد لأنفسهم للقيام بعمليات الغش والاحتيال مع تفاوت الأسباب، وذلك بوضع احتياجاتهم فوق احتياجات الآخرين [1].

وللحد من الغش والاحتيال المحاسبي في القوائم المالية يكون عن طريق:

1- فيما يتعلق بالتحكم في توقيت تنفيذ العمليات، فيمكن تضييق نطاق ذلك عن طريق إعادة التقييم المستمر للبنود داخل الحسابات ومن ثم فان المكاسب أو الخسائر الناتجة عن التغير في القيمة يتم تحديدها كل عام بمجرد حدوثها وليس عند الرغبة في التخلص من الأصل.

2- فيما يتعلق بالعمليات المصطنعة فيمكن معالجتها عن طريق تطبيق مفهوم "الجوهر فوق الشكل" أي أن الجوهر الاقتصادي للعملية وليس الشكل القانوني لها هو الذي يحدد الجوهر المحاسبي وبالتالي فان العمليات المتعلقة ببعضها البعض سوف يتم المحاسبة عنها على أساس أنها عملية واحدة.

3- إن إساءة استخدام عملية التقدير الشخصي يمكن علاجها بطريقتين، إحدى هذه الطرق هي تحديد القواعد التي تحكم أو تقلل من التقدير الشخصي، ويلعب المراجعون دورا في تحديد هذه التقديرات غير السليمة، أما الطريقة الأخرى فهي تطبيق مفهوم "الثبات والاتساق" أي أن الشركة التي تختار سياسة محاسبية تناسب سنة معينة لابد لها أن تستمر في تطبيقها في السنوات التالية.

4- تضييق نطاق الاختيار بين البدائل المحاسبية وتحديد الحالات التي تتطلب تطبيق ممارسة معينة، ولابد أن يكون هناك ايضا ثبات في ممارسة السياسة المحاسبية من سنة لأخرى حيث أن الشركة التي تختار ممارسة معينة تحقق لها النتائج المرغوبة في سنة ما لابد لها أن تستخدم نفس الممارسة في السنوات المستقبلية حتى لو أدت إلى نتائج غير مرغوب فيها.

[1] – Peterson and Zikmund, 2004

المبحث الثاني: المراجعة التحليلية

المطلب الأول: الدراسات السابقة

1. دراسات (Nigrini 1994 -2022):

قام Mark J. Nigrini بالعديد من الدراسات المرتبطة باستخدام قانون بنفورد، حيث أشارت دراسة Nigrini (1994) إلى فكرة استخدام قانون بنفورد (Benford law) للكشف عن الممارسات الاحتيالية من خلال فحص أول رقمين من بيانات كشوف المرتبات في إحدى المؤسسات، ولقد أظهرت الدراسة أن بيانات كشوف المرتبات تحيد بشكل كبير عن قانون بنفورد مما يعد دليلاً على حدوث تلاعب.

وفي دراسة لاحقة (1996) Nigrini، استخدم قانون Benford للكشف عن التهرب الضريبي، وقام بالتحقيق في عدد من الإقرارات الضريبية لدافعي الضرائب الأمريكيين ووجد أن معظمهم يميلون إلى التقليل من دخلهم الحقيقي الخاضع للضريبة ولوحظ أن دافعوا الضرائب من ذوي الدخل المنخفض هم الأكثر عرضة لإدراج أرقام مضلله في إقراراتهم الضريبية، وفي سياق مشابه اكتشف كلاً من (1997، Nigrini and Mittermaier) بيانات احتيالية في مدفوعات الضرائب وبيانات المحاسبة للعديد من الشركات.

على الجانب الآخر استخدم (2005، Nigrini) قانون بنفورد لتحديد إدارة الأرباح على نطاق واسع في الفترة المعاصرة لأزمة إنرون Enron crisis، وقد قام بشكل خاص بدراسة أرقام الإيرادات وبيانات ربحية السهم في أرقام القوائم المالية التي أعلنت عنها إنرون بين سنتي 2001 و2002، وقد كشفت النتائج العملية للدراسة أن نسبة حدوث الأصفار في أرقام الإيرادات في موضع الرقم الثاني ارتفعت في سنة 2002 كذلك في موضع الرقم الأخير، وبالتالي فإن فرضية حدوث تلاعب عام 2002 قد ثبت أنها صحيحة.

وفي آخر دراسة (2022، Nigrini) بعنوان "Law to reveal journal entry irregularities'Using Benford " استخدام قانون بنفورد لتحديد عدم الانتظام في قيود دفتر الأستاذ العام التي يمكن أن تشير إلى احتمال غش وتحايل من عدمه، فقدم تقنيات تحليل بيانات التدقيق التي يمكن للممارسين استخدامها لتحديد الانحرافات عن قانون بنفورد.

2. دراسة (Busta & Weinberg 1998) :

بعنوان" Using Benfords law and neural networks as a review procedure" من خلال هذه الدراسة قاما بالتحقق من مقدرة الشبكات العصبية الاصطناعية في درجة اكتشافها لمختلف التلاعبات في مجموعات البيانات المستمدة من توزيع بنفورد (Benford Distribution) واستعمل في تصميم الشبكات العصبية

الاصطناعية تطبيق NeuroSell 2، وذلك من خلال التفرقة بين البيانات المالية العادية والمتلاعب بها أو المزورة حيث أن الشبكة تحلل متغيرات المدخلات ثم تولد تقديرات لدرجة التشويش في مجموعات البيانات، تم جمعها من 800 مجموعات بيانات كما اختبرا ستة (06) شبكات عصبية اصطناعية، تم تصميمها لتحديد النموذج الأكثر فعالية، في كل تصميم مدخلات الشبكة يختلف جوهريا بـ 34 متغير قيمة العتبة لاستقرار الاختباري التجريبي خلال عملية التدريب انتج جودة بمقدار خطاء يعادل الـ 0,09، و بينت نتائج البحث أن الشبكات العصبية الاصطناعية قادرة على التصنيف الصحيح بنسبة 70,8% لبيانات الـ 800 مجموعة، من ناحية أخرى النتائج جد حساسة لمستوى التشويش في كل مجموعة، حيث بينت النتائج أنه إذا كانت البيانات "مغشوشة" عند مستوى 10% أو أكثر فإن الشبكة سوف تكتشف هذا عند 68 % من الوقت، وإذا كانت البيانات غير مغشوشة، الاختبار سوف يشير إلى أن البيانات "نظيفة" بمعدل 67%% من الوقت، لان إجراءات المراجعة التحليلية لا تستخدم بشكل منعزل. كما بينت الدراسة إلى أن إجراءات المراجعة التحليلية الموضحة في هذه الدراسة لها مزايا أكبر من إجراءات المراجعة التقليدية لان إجراءات المراجعة التحليلية التقليدية لها القدرة في اكتشاف الأخطاء الكبيرة في حين أن العديد من الأخطاء الصغيرة تكون أقل حظا في اكتشافها 1998.

3. دراسة (لخضر لعروس، يحي سعيدي 2013) : بعنوان "إمكانية استخدام قانون بنفورد في الكشف المبكر عن الأخطاء والغش في البيانات المحاسبية والمالية دراسة حالة حساب العملاء للجزائرية للمياه" تطرقت هذه الدراسة الى البحث عن الادوات الكشف حديثة أو تحديث الكلاسيكية، ونجد منها برامج التدقيق المتخصصة في التحليل والتقصي والكشف ومنها أيضا قانون بنفورد وإمكانية استخدامه في الكشف المبكر عن الأخطاء والغش في البيانات المحاسبية والمالية وقد تم اختبار قانون بنفورد على عينة من العمليات المحاسبية لحساب العملاء لفترة ستة (06) أشهر سنة 2015 لشركة الجزائرية للمياه – وحدة الأغواط، بهدف التوصل إلى معرفة إمكانية استخدامه في الكشف من عدمها، ومن خلال تحليل النتائج التي تم التوصل إليها والتي مفادها أن البيانات المحاسبية والمالية للجزائرية للمياه تتبع وتتوافق مع قانون بنفورد وان الفروقات الناتجة بين توزيع العينة وتوزيع قانون بنفورد ليست ذات دلالة إحصائية، ومن خلال نتائج الدراسة يمكن استخدامه في عمليات الكشف المبكر عن الأخطاء والغش في البيانات المحاسبية والمالية.

4. دراسات (كردودي 2015، 2016، 2021) : الدراسة الأولى بعنوان " دور المراجعة التحليلية في تحسين أداء عملية التدقيق في ظل استعمال تكنولوجيا المعلومات" تناقش هذه الدراسة موضوع المراجعة التحليلية في ظل استخدام تكنولوجيا المعلومات، وذلك بتطبيق الشبكات العصبية كدعامة للمراجعة التحليلية،

خاصة وان معيار المراجعة الدولي رقم (520) مطبق جزئيا حسب التشريع الجزائري، و ابرزا هذا البحث أهمية هذا المعيار في عملية التدقيق من حيث الكفاءة والفعالية في عملية التدقيق، و استملت هذه الدراسة سابقتها حيث تناولت متطلبات تطبيق المراجعة التحليلية في ظل تكنولوجيا المعلومات من اجل الرفع من كفاءة وفعالية أداء عملية التدقيق، وإهتمت هذه الدراسة بتقييم المراجعة التحليلية للقوائم المالية من عدة جوانب سواء من ناحية مستوى الإفصاح والكشف عن الأخطاء الجوهرية والأخطاء المحتملة في القوائم المالية، أو تخطيط عملية التدقيق من حيث الوقت والنطاق أو تخفيض تكاليف عملية التدقيق، أو التنبؤ بالأرصدة وتحليل النسب.

وفي دراسة أخرى، بعنوان "التنبؤ بالشبكات العصبية الاصطناعية كدعامة للمراجعة التحليلية في عملية التدقيق" هدفت هذه الدراسة إلى معرفة مدى مساهمة الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ باعتبارها اسلوب من اساليب المراجعة التحليلية الحديثة لأداء عملية التدقيق، وهذا ما تؤكده العديد من الدراسات التي تناولت استعمالات الشبكات العصبية الاصطناعية في المراجعة التحليلية اهمها التي تناولت التنبؤ بالأرصدة لاكتشاف الاخطاء الجوهرية من أجل ذلك كانت هذه الورقة البحثية كمحاولة لتطبيق تكنولوجيا جديدة، لأداء نموذج يعرفنا على مؤشرات التحقيق التي تولدها المراجعة التحليلية، من خلال تطبيق نموذج الشبكات للتنبؤ بحجم المبيعات وتحديد الانحرافات الموجودة فيها، حيث قمنا باستخدام البيانات الشهرية خلال خمس سنوات لمركب تكرير الملح لوطاية بسكرة خلال الفترة (2010-2014)، بينت النتائج أن أغلب الباحثون أشاروا إلى أن الشبكات العصبية الاصطناعية تملك إمكانية لتحسين المراجعة التحليلية، حيث ان تطبيقها كأداة للتنبؤ يبدو مفيدا لتحديد الأنماط التي تشير إلى تحقيقات محتملة من البيانات المالية غير مدققة في بيانات المؤسسة خلال السنة.

أما الدراسة الثالثة، فهي بعنوان "أهمية المراجعة التحليلية في ظل نظام الشبكات العصبية الاصطناعية في تحسين أداء عملية التدقيق" تناولت هذه الدراسة استخدامات الشبكات العصبية الاصطناعية للمراجعة التحليلية في مجالات التطبيق، أغلب الباحثون أشاروا إلى أن الشبكات العصبية الاصطناعية تملك إمكانية لتحسين إجراءات المراجعة التحليلية في مجالات مختلفة اهمها:

- اكتشاف الأخطاء الجوهرية،
- اكتشاف ممارسات التزوير التي تقوم بها الإدارة،
- دعم قرارات الاستمرارية،
- تحديد مشاكل الذائقة المالية،
- تقييم مخاطر الرقابة الداخلية.

5. دراسة (حسنين راغب طلب الشمري، حكيم حمود فليح الساعدي، ياسر نوري محمد العزاوي2017) : بعنوان "دور قانون بنفورد في تقدير المخاطر في المعاملات المالية – دراسة تطبيقية في جامعة بغداد" تسعى هذه الدراسة الى تبيان مجموعة من التقنيات الرقابية التي يستعملها مراقب الحسابات من اجل ان يؤدي عمله بمهنية كاملة، وقد هدف البحث الى تسليط الضوء على دور مراقب الحسابات في تقدير المخاطر ورقابة المعلومات، واهمية قانون بنفورد في تقدير مخاطر اكتشاف الاحتيال المالي في التدقيق، وقد توصل البحث الى مجموعة من الاستنتاجات اهمها، ان قانون بنفورد اداة رقابية تسهم في تقدير مخاطر الاكتشاف بشكل فعال، فضلاً عن دوره الاساس في اكتشاف الاحتيال.

6. دراسة (أسامه أحمد محمد أبو الخير 2019) : بعنوان "دور استخدام أساليب التنقيب في البيانات لتحسين تقديرات مراقب الحسابات في مدى وجود أخطاء جوهرية بالقوائم المالية" استهدفت هذه الدراسة التعرف على مدى تأثير استخدام أساليب التنقيب في البيانات على تحسين تقديرات مراقب الحسابات عند قيامه بمراجعة القوائم المالية، وقد تم إخبار مجموعة من الفروض ميدانياً على عينة من مراقبي الحسابات في بيئة الأعمال المصرية ولتحقيق أهداف هذه الدراسة تم تصميم إستمارة إستقصاء، وتوزيعها على مراقبي الحسابات، وقد تم توزيع (80) إستمارة حيث اعتمد منها (52) لأغراض التحليل والدراسة وبنسبة إسترداد (72,87%)، وتم إستخدام برنامج الحزمة الإحصائية للعلوم الإجتماعية SPSS للقيام بعملية التحليل الإحصائى ولقد قام الباحث بإجراء التحليل الوصفي للبيانات التي تم تجميعها للتعرف على الخصائص الأساسية لعينة البحث ومتغيرات الدراسة وقد استخدمت المتوسطات الحسابية وإختبار كاى تربيع Chi Square وإختبار One Sample T-test لاختبار الفروض، وتشير نتائج الدراسة إلى أن مراقبي الحسابات لديهم المعرفة الكافية بالمؤشرات الواردة في معيار المراجعة رقم (580)، كما توصلت الدراسة إلى ضرورة توسيع نطاق الإجراءات التحليلية Analytical Procedures لتتضمن أساليب التنقيب فى البيانات المناسبة لتحسين دقة التنبؤ بمدى وجود أخطاء جوهرية في القوائم المالية، وقد توصلت الدراسة أيضاً إلى أن إستخدام تطبيقات كل من تقنية الشبكات العصبية وتقنية الإنحدار اللوجستى تدعم الرأى المهنى لمراقب الحسابات حول تقييم فرض الإستمرارية.

7. دراسة (ناصر فراج مصطفى 2019) : بعنوان "إستخدام قانون بنفورد كائدات للمراجعين في الكشف المبكر عن ممارسات الغش و الإحتيال وإدارة الأرباح" هذه الدراسة تكشف تلاعب بمجموعة من البيانات الأساسية المستخرجة من قائمة المركز المالي وقائمة الدخل خلال السنوات الخمس من سنة 2013 إلى سنة 2017، وإلى أي مدي يوجد إنحراف قوي بينهم من الناحية الإحصائية عن توزيع Benford وذلك لعشرة متغيرات أساسية تم تقسيمها إلى متغيرات تتعلق بممارسات الغش والإحتيال وأخري تتعلق بممارسات

إدارة الأرباح، وهنا يلعب قانون بنفورد دوراً مهماً في توجيه الضوء نحو إحتمالية وجود ممارسات للغش او إدارة الأرباح في القوائم المالية المنشورة للبنوك محل الدراسة وهوما يساعد المراجعين في الكشف المبكر عن ممارسات الغش والإحتيال وإدارة الأرباح والحد منها، وقد خلصت نتائج الدراسة إلى:

- إحتمال القيام بممارسات الغش والإحتيال فيما يتعلق ببعض ارصدة المركز المالي مثل أرصدة النقدية والأرصدة لدى البنك المركزى، أرصدة لدى البنوك، قروض وتسهيلات للبنوك، وقروض وتسهيلات للعملاء حيث أن البيانات المتعلقة بتلك الأرصدة لا تتوزع وفق قانون بنفورد.
- بالنسبة للأرصدة المتعلقة بإذون الخزانه الأصول المالية بغرض المتاجرة، ودائع العملاء فإن أرصدة البيانات المتعلقة بتلك المتغيرات تتوزع وفق قانون بنفورد، الأمر الذي يستبعد القيام بممارسات الغش والإحتيال في البيانات التي تتعلق بتلك البيانات.
- بالنسبة للارصدة الخاصة بكل من عائد القروض والإيرادات المشابهة وتكلفة الودائع والتكاليف المشابهة فإن تلك البيانات لا تتبع توزيع بنفورد، الأمر الذي يدل على إحتمال القيام بممارسات إدارة الأرباح في تلك البيانات في حين لا يتحقق ذلك بالنسبة للبيانات الخاصة بمتغير صافي الأرباح الخاص بالفترة.

8. دراسة (Schreyer M.، Sattarov T.، Borth D. ، Dengel A.، Reimer B. 2018):

بعنوان " Detection of Anomalies in Large-Scale Accounting Data using Deep Autoencoder Networks " في الكشف عن الاخطاء في البيانات المحاسبية ذات الحجم الكبير بمساعده الشبكات العصبية حيث تملك شبكات الترميز التلقائي قدرات لكشف التسجيلات غير العادية في النظام المحاسبي وبالخصوص داخل نظام الموارد المؤسسة ERP.

تم تصنيف هذه البينات الشاذة في اليومية المحاسبية من مميزاتها.

– الصنف الاول المميزات العامة مثل المعلومات عن العميل، رقم السجل الفرعي والمبلغ.

– الصنف الثاني المميزات المحلية مثل طريقة دفع العميل، انواع التسجيل في دفتر الاستاذ.

ان اعاده بناء تسجيلات المحاسبية بواسطة شبكات الترميز التلقائي ولد سجلات مبنية على احتمالات الاخطاء داخل المميزات هذه السجلات التي اكتسبتها الشبكة من خلال التعلم العميق ويمكن ترجمة هذه الاخطاء المولدة من شبكة الترميز التلقائي على انها احتمالات غش او احتيال ممكنة لابد من التحقق منها وهذا ما يساعد المدققين في التركيز على العينات المشتبه فيها بالتدقيق واستثمار في وقت المخصص لبرنامج التدقيق.

تم تجريب هذه الطريقة على مجموعتين من السجلات (أ) و (ب) حيث بينت نتائج قدرت ب 32,93 بالنسبة لقاعدة البيانات (أ) و16,95 بالنسبة لقاعده البيانات (ب).

وبعد عرض هذه الطريقة على مجموعة من محافظي الحسابات والمحققين في عمليات الغش والاحتيال عززوا قدرتها على اكتشاف الانحرافات الجوهرية المتضمنة في البيانات اليومية المحاسبية.

9. دراسة (Schreyer M.، Sattarov T.، Schulze C 2019): بعنوان

"Detection of Accounting Anomalies in the Latent Space using Adversarial Autoencoder Neural Networks"، تطرح هذه الدراسة اختبار تقنية جديدة في تدقيق البيانات المالية من الغش والاحتيال، حيث ان غالبية التقنيات التقليدية مشتقة من سيناريوهات الغش والاحتيال المعروفة، على الرغم من نجاحها إلى حد ما، غير ان هذه التقنيات غير قابلة لتعميم وتجاوزتها السيناريوهات الغش والاحتيال المستحدثة ويجد المحتالون تدريجيًا طرقًا للتحايل عليها، على النقيض من ذلك، يوجد نهج أكثر تقدمًا لتفسير السلس لدرجة التعقد في البيانات المالية، تقترح هذه الدراسة الاستفادة من ميزاته بتطبيق شبكات التشفير التلقائي. الذي اثبت أن مثل هذه الشبكات العصبية الاصطناعية قادرة على تعلم المعنى الدلالي لمدخلات دفتر اليومية وتشفيرها في بعد مضغوط يعاد فك شفرته الى بعد نظري مساوي لبعد المدخلات ليبين لنا البيانات المولدة الشاذة والمنحرفة عن النمط الاصلي للمدخلات في التعلم العميق، مما يسمح لنا بقابلية الكشف عن الاخطاء، الغش والاحتيال المحاسبي هو تقييم غير خاضع للإشراف وعالي التكيف، ويوصي الباحثين بتعزيز هذا النهج الذي يفتح افاق غير متناهية في امكانيات تطبيقه.

أظهرت هذه الدراسة أنه يمكن تدريب الشبكات العصبية الخاصة بالتشفير التلقائي (AAE) لتعلم إعادة تمثيل دلالي ذات معنى لمدخلات دفتر اليومية المسجلة في نظام تخطيط موارد المؤسسات حقيقية، وبينت أن مثل هذه التمثيلات توفر نظرة شاملة للمدخلات.

أن النهج المقدم يمكّن المدقق من تدقيق مفصل بطريقة قابلة للتفسير وبالتالي تقليل "مخاطر أخذ العينات"، بالإضافة إلى ذلك، اقترحت الدراسة درجة تطرف جديدة تجمع بين التمثيل المضغوط للمدخلات وخطأ إعادة البناء، أظهر هذا الأسلوب أنه يمكن تقييم وتفسير للتسجيلات شاذة شديدة التكيف وغير خاضعة لطرق اكتشاف الانحرافات بواسطة طرق الإشراف.

تسعى ايضا هذه الدراسة لإجراء تحقيق أكثر تفصيلاً حول فك التشابك في الفضاء الكامن لمدخلات نظرًا للكم الهائل من إدخالات دفتر اليومية التي يتم تسجيلها سنويًا من قبل المنظمات، فإن فك تشفير يحسن شفافية المدخلات المراد تدقيقها ويمكن أن يوفر للمدققين وقتًا معتبرا.

10. التعليق على الدراسات السابقة:

من خلال استعراض الدراسات السابقة والتي تناولت موضوع المراجعة التحليلية والمتعلقة باستخدامات قانون بنفورد Benford law والتعلم العميق باستعمال شبكات الشفير التلقائي، التي تم اكتشافها باستعمال أرضية تطبيقات الذكاء الاصطناعي [1](ResearchRabbit) المخصصة للبحث العلمي، تبين للباحث الآتي:

- أن هناك عدد من الدراسات الأجنبية التي لفتت الانتباه إلى آليات تطبيق قانون بنفورد بشرح هذه الأداة وإمكانية استخدامها في الكشف عن الغش والاحتيال في البيانات المالية.
- أنه لا يوجد دراسات كافية لإيضاح أهمية هذه الأداة في الكشف المبكر عن الاخطاء والتلاعب في البيانات المالية تدرس تطبيق قانون بنفورد والشبكات الشفير التلقائي على ناشطات في الاقتصاد الوطني حتى يترسخ هذا الاسلوب بين الباحثين والممارسين لمهنة التدقيق والمراجعة.
- أنه لا يوجد في حدود علم الباحث أي دراسات جزائرية إستخدمت الشبكات التشفير التلقائي وقانون بنفورد Benford Law كأداة من قبل المحاسبين والمراجعين بصفة خاصة للكشف عن ممارسات التلاعب في البيانات المالية.
- نقص الدراسات التي تبين اهمية التنقيب في البيانات لخدمة المراجعة التحليلية، ولهذا الغرض تم القاء الضوء على استعمال لغة البرمجة Python بواسطة مكتبتها Sklearn المتخصصة في خوارزميات تعلم الالة والشبكات العصبية التي تملك امكانية واسعة تساعد الباحثين من دخول تكنولوجية تحليل البيانات بكتابة برامج بلغات برمجة عالية المستوى الشيء الذي اصبح متاح مع توفر الحوسبة السحابية والحوسبة الموازية مثل Google Colab.

على ضوء ما سبق يمكن القول أن البحث الحالي يخالف سابقيه من البحوث من حيث الفترة الزمنية والبيئة التي طبق فيها ؛ ويركز في فروضه وأهدافه على سد هذه الفجوة البحثية المتعلقة بإمكانية استخدام أسلوب يجمع بين استعمال قانون بنفورد Benford's law و التعلم العميق من خلال الشبكات التشفير التلقائي كأداة للمراجعة التحليلية الحديثة والكشف المبكر عن التحريفات الجوهرية وممارسات الغش والاحتيال المحتملة.

[1] - http://researchRabbit.ai

المطلب الثاني: ماهية المراجعة التحليلة

1 – مفهوم إجراءات المراجعة التحليلية

ان تعريف مفهوم إجراءات المراجعة التحليلية، عرف بعدة مصطلحات نذكر منها:[1]

مراجعة الكفاءة: ان مستوى كفاءة المؤسسة موضوع البحث ذو أهمية بالغة بالمقارنة مع المؤسسات الأخرى، أو من خلال مقارنته بالنتائج السابقة نشاط الشركة، وكذلك تقييم أداء الشركة لكل ومستوياتها الإدارية المختلفة.

المراجعة القياسية: وهي من المقاييس العامة لتوقع حالة الشركة موضوع التدقيق، حيث تقوم خطة التدقيق بناء على ذلك.

وقد استعملت العديد من المصطلحات لوصف المراجعة التحليلية في التدقيق مثل الإجراءات التحليلية، الاستعراض التحليلي، التدقيق التحليلي، إجراءات التدقيق التحليلية، إجراءات الفحص التحليلي لكنها مسميات تستخدم للدلالة على نفس المفهوم.

إن المراجعة التحليلية تستعمل بشكل موسع من قبل المدققين لفعليتها في كشف الأخطاء، لأن معظم الأخطاء تقريبا تكشف بشكل أولي باستعمال هذه الإجراءات[2]، وتشتمل على دراسة النسب والاتجاهات المهمة والبحث في التغيرات والعناصر غير العادية وبإمكانها أن تزود المدقق بنوع من الأدلة الثبوتية الكافية والمطلوبة، و تعتبر اختبار تدقيق جوهري للمعلومات المالية، يتم عن طريق دراسة ومقارنة العلاقات الواضحة والمتوقعة بين البيانات المالية وغير المالية، وذلك باستخدام أساليب وأدوات مختلفة، تبدأ بالإجراءات والمقارنات البسيطة المتمثلة بالاستفسار والمناقشة والبحث وإجراءات التحليلات البسيطة، إلى إجراءات متطورة ومعقدة تستخدم الأساليب الإحصائية والرياضية المتقدمة، وذلك بهدف الحصول على درجة ثقة من خلال توفير أدلة إثبات كافية ومناسبة لتحقيق أهداف المراجعة.

2 – أهداف المراجعة التحليلية

أن استخدام إجراءات المراجعة التحليلية من قبل المراجع يساعد في الحصول على أدلة تدقيق موثوقة؛ وتساعد المراجع في تخطيط؛ وهي ذات تأثير وفعالية أكثر من الاختبارات التفصيلية لتخفيض مخاطر الاكتشاف لتأكيدات خاصة للقوائم المالية؛ والقيام بالمراجعة التحليلية قرب نهاية عملية التدقيق كنظرة شاملة للقوائم المالية عند مراحل الفحص النهائي؛ حيث يتضح أن المراجعة التحليلية يمكن استخدامها لهدفين هما توجيه الاهتمام وتقليص الاختبار.

---

[1] – أحمد عبد الرحمن المخادمة، حاكم الرشيد، أهمية تطبيق إجراءات التحليلية في رفع كفاءة أداء عملية التدقيق –دراسة ميدانية– المجلة الأردنية في إدارة الأعمال، المجلد 3 العدد 4، ص 484–486.

[2] – تركي راجي الحمود، عدنان هشام السامرائي، دراسة مدى التزام مراقبي الحسابات في الجمهورية الليبية بتطبيق إجراءات التحليلية –دراسة ميدانية– التعاون الصناعي في الخليج العربي، العدد 73، 19 جويلية (1988)، ص 40.

كما بين تركي الحمود[1] أهداف المراجعة التحليلية تتلخص فيما يلي:

- فهم عمليات العمل وتحديد المجالات التي تمكن فيها المخاطر؛ تقييم مدى اختبار العمليات والأرصدة؛
- تحديد المجالات التي تستلزم تدقيق إضافي؛
- تثبيت وتعزيز نتائج التدقيق؛
- المراجعة الإجمالية الشاملة للمعلومات المالية؛

وتستخدم كإجراءات تقييم المخاطر لتحديد القضايا التي لها تأثير على القوائم المالية ومراجعة الحسابات، وتتمثل على سبيل المثال: المعاملات، الأحداث، المبالغ، النسب، والاتجاهات غير عادية.

كما أن هناك نوعان آخران من الأهداف الأساسية لاستخدام الإجراءات التحليلية[2]:

أولا، أنها تمثل المصدر الرئيسي لأدلة الإثبات على التأكيدات في البيانات المالية وهذا يتوافق مع الإجراءات التحليلية الجوهرية.

ثانيا، لإجراء تدقيق شامل للبيانات المالية في نهاية أو قرب نهاية عملية التدقيق.

وعليه فإن أهداف المراجعة التحليلية ترتكز على ثلاث أهداف رئيسية، ويمكن استعراضها في النقاط الموالية:

1. المراجعة التحليلية كإجراءات لتقييم المخاطر.
2. المراجعة التحليلية كإجراءات جوهرية.
3. المراجعة التحليلية كنظرة شاملة في نهاية التدقيق.

إن استخدام المراجعة التحليلية يحقق للمدقق فهم مجال عمل العميل والنشاط الذي يمارسه وتقدير قدرة الشركة محل المراجعة على الاستمرار وإكتشاف التحريفات الممكنة في القوائم المالية.

فالمدقق مطلوب منه أن يصدر تقريرا يتضمن رأيه حول مصداقية القوائم المالية، ولكن لا يوجد أي ضمان بأن رأي المدقق غير خاطئ بسبب أخطاء غير مكتشفة، إذن دائما هناك خطر، وهذا يقودنا إلى تعريف مخاطر التدقيق بأنها: " احتمال احتواء القوائم المالية المدققة على خطأ أو تحريف مادي ولم يكتشف، أو احتمال خروج المدقق بنتيجة غير مناسبة"[3].

---

[1] – المرجع السابق ص 258.

[2] – Néjib SFAYHI, (2007)، International Federal Accounting: (IFAC). Guide Pour L'utilisation des Normes Internationales d'Audit dans l'Audit des Petites et Moyennes Entreprises, traduction en français du « Guide to Using Internatinal Standards on Auditing in the Audit of Small- and Medium sized Entities », p 78.

[3] – على عبد القادر الذنيبات، تدقيق الحسابات في ضوء المعايير الدولية نظرية وتطبيق، عمان، دار وائل للنشر، ط 4، (2012) ، ص 141.

ويمكن تقسيم مخاطر الاكتشاف إلى نوعين يتعلقان بالمراجعة التحليلية والاختبارات التفصيلية ونلخص هذه المزايا فيما يلي:

1. التعرف على الهيكل الاقتصادي للعميل؛
2. تساعد على تحديد طبيعة وتوقيت ومدى إجراءات المراجعة الأخرى؛
3. تطبيق المراجعة التحليلية بكفاءة وفاعلية تعتبر أداة فعالة لتحقيق فاعلية عملية التدقيق.
4. معظم المراجعة التحليلية نتائجها يمكن أن تنتج مؤشرات أولية دون الكشف عن وجود أي أخطاء جوهرية؛
5. تخفيض مخاطر الاكتشاف لا سيما عندما تكون المراجعة التحليلية في مرحلة الاختبارات الجوهرية؛
6. تمنح نظرة شاملة للقوائم المالية عند مراحل الفحص النهائي لعملية التدقيق؛
7. تمكين المراجع من فهم نشاط العميل وتكوين فكرة مناسبة عنه؛
8. تمكين المدقق من تقويم قدرة العميل على الاستمرار؛
9. تساعد على تخفيض حجم الاختبارات التفصيلية واختبارات التدقيق الأخرى؛
10. تساعد على تحديد مجالات المخاطر المحتملة؛
11. تعزيز النتائج التي تم التوصل إليها خلال فحوصات التفاصيل؛
12. كاختبار جوهري للحصول على أدلة وقرائن الإثبات المتعلقة بمعقولية أرصدة الحسابات؛
13. تساعد على معرفة التغيرات الحادثة في المنتجات والأسواق والأسعار؛
14. تساعد في الكشف عن التقلبات الجوهرية أو العلاقات غير العادية في البيانات المحاسبية؛
15. تساعد على اكتشاف أية صعوبات مالية تعاني منها المؤسسة؛
16. تساعد على تقليل أخطاء التنبؤ وخفض تكلفة ووقت التدقيق؛
17. الاعتماد عليها لأغراض التخطيط والرقابة؛

3 – أهمية المراجعة التحليلية

اهتم الباحثين بالمراجعة التحليلية، وذلك بتطوير الأساليب الإحصائية المتقدمة من خلال إيجاد القيم المتوقعة للحساب موضوع وتكمن أهمية في التغيرات التي طرأت على الأسلوب والهدف من كونها عملية البحث عن الغش والأخطاء إلى هدف إبداء الرأي في مدى مصداقية القوائم المالية، بسبب أن نتيجة العينة تدعم القوائم المالية المحرفة جوهريا، ان اخراج نتيجة من العينة لا تؤيد توقع، ولهذا تم زيادة حجم العينة متجهة إلى التدقيق الشامل، ومن ثم زيادة تكاليف عملية التدقيق، ومنه يرجع بالسلبية في كفاءة النتائج.

إن أهمية نتائج تعتمد على تقدير الخطر والتي ربما تحدد العلاقات المتوقعة وفي الحقيقة أن الأخطاء المادية تكون موجودة[1] وتبقى كذلك، وترجع الأهمية نظرا لاستفادة العديد الأطراف منها.

4 – أنواع إجراءات المراجعة التحليلية

عند تتبع التقسيمات المختلفة لإجراءات المراجعة التحليلية نلاحظ أنه لا يوجد اتفاق موحد على هذه التقسيمات، فقد ورد ضمن معيار المراجعة الدولي رقم 520 خمسة أنواع رئيسية من إجراءات المراجعة التحليلية[2]:

- مقارنة بيانات العميل مع بيانات النشاط الذي يعمل فيه؛
- مقارنة بيانات العميل مع ما يقابلها من بيانات في الفترة السابقة؛
- مقارنة بيانات العميل مع النتائج المتوقعة من العميل؛
- مقارنة بيانات العميل مع النتائج المتوقعة من المراجع؛
- مقارنة بيانات العميل مع التوقعات باستخدام بيانات غير مالية؛

5 خطوات استخدام المراجعة التحليلية

لتحقيق الأهداف المراجعة التحليلية، ينبغي على الممارس اتباع قدر الامكان الخطوات التالية:

1.5 – الخطوة الأولى: الحصول على المعلومات.

الحصول على المعلومات يكون من البيانات المالية وغير المالية ويكون مصدرها من داخل الشركة موضوع الدراسة أو من خارجها، ومن اجل موثوقية هذه المعلومات يجب التأكد من مصادرها وطبيعتها[3]، حيث أن استخدام البيانات الصناعية والاقتصادية والبيئية تقدم إضافات غاية في الأهمية للإجراءات التحليلية[4].

2.5 – الخطوة الثانية: تكوين التوقعات.

ان الشكل الذي تظهر بها القوائم المالية، يؤثر على الاختلاف فيما بين القيم المتوقعة والقيم الفعلية المسجلة

---

[1] – أحمد حلمي جمعة، التدقيق الحديث للحسابات، دار صفاء للطباعة والنشر والتوزيع، عمان (1999). ص 260.

[2] – Alvin A Arens, and All, Op.Cit. p 209, International Federal Accounting (IFAC). ISA 520 Analytical Procedure.

[3] – الاتحاد الدولي للمحاسبين، إصدارات المعايير الدولية لممارسة أعمال التدقيق والتأكيد وأخلاقيات المهنة المجمع العربي للمحاسبين القانونيين 2008 ص 461.

[4] – السيد أحمد لطفي أمين. (2007). التطورات الحديثة في المراجعة الدار الجامعية، الإسكندرية، (2008)، ص 349.

في الدفاتر بسبب التحريفات الممكنة وهذه المرحلة تعد الأكثر أهمية في المراجعة التحليلية[1].

وفيما يلي أمثلة لمجموعة المصادر للمعلومات لتطوير التوقعات[2]:
المعلومات المالية لفترة أو فترات سابقة مع الأخذ بعين الاعتبار أي تغيرات معلومة؛ المبالغ المتوقعة مثل الموازنات والتنبؤات؛ استخدام المعلومات التي تتعلق بالصناعة التي تعمل فيها المؤسسة؛ تحليل العلاقات بين عناصر المعلومات المالية وبعضها البعض للفترة؛ العلاقات بين المعلومات المالية والمعلومات غير المالية المناسبة؛

3.5 – الخطوة الثالثة: تحديد الانحرافات غير العادية.

اكتشاف الفروق الجوهرية يعتبر ذو أهمية بالغة، يكشف الأخطاء أو التلاعبات التي تمثل التقلبات غير العادية، وفشل في بذل العناية المهنية، يعد فشل في الفحص، وتحدث هذه المرحلة من عملية المراجعة التحليلية عندما يقوم الممارس بمقارنة القيمة التي يتوقعها مع القيمة المسجلة[3].

وهنا لابد من التمييز بين الفروق الطفيفة التي تهمل وتكون ضمن حدود الثقة والفروق الكبيرة التي تتجاوز حدود الثقة وتخضع لاهتمام الممارس للتأكد من معقولية القيم المسجلة، والبحث عن أسباب هذه الفروق الكبيرة.

وقد ورد ضمن معيار المراجعة الدولي 520 عن تصميم وأداء إجراءات المراجعة تحليلية جوهرية على المدقق تحديد مقدار الفرق من المتوقع الذي يمكن قبوله بدون مزيد من البحث، ويتأثر هذا الأمر بشكل رئيسي بالأهمية النسبية والاتفاق على المستوى المطلوب من التأكيد[4].

4.5 الخطوة الرابعة: تقصي أسباب الانحرافات غير العادية (أسباب الفروق).

وجود تقلبات غير عادية وتحريفات هامة يستلزم تفسير أسبابه، التي تعود الى حدث اقتصادي أو نتيجة خطأ أو غش، يعتمد الممارس على مهارته وخبرته لتفسير الانحرافات غير العادية وتحديد أسبابها، فقد جاء

---

[1] – لطفي السيد. التحليلي المالي لأغراض مراجعة وتقييم الأداء والاستثمار في البورصة الدار الجامعية، (2005) ص 338.

[2] – AU Section 329 Source: SAS No. 56; SAS No. 96. Analytical Procedures Effective for audits of financial statements for periods beginning on or after January 1, 1989, P334.

[3] – عبد العال حمادة، طارق مرجع سابق، ص349.

[4] – الاتحاد الدولي للمحاسبين، إصدارات المعايير الدولية لممارسة أعمال التدقيق والتأكيد وأخلاقيات المهنة المجمع العربي للمحاسبين القانونيين، (2008) ص 462.

في معيار المراجعة الدولي رقم 520 في الفقرة 17: "عندما تكتشف المراجعة التحليلية وجود تقلبات مهمة، أو إظهار لعلاقات متضاربة مع المعلومات الوثيقة الأصلية، أو كشفها لانحرافات عن المبالغ المتنبئ بها، فإن على المراجع البحث والحصول على تفسيرات مناسبة وأدلة معززة وملائمة لتلك الحالات"[1].

5.5 – الخطوة الخامسة: تقييم وتوثيق المراجعة التحليلية:

في هذه المرحلة يقوم الممارس بتقييم الأثر المتوقع لتلك الفروق على ملائمة وصحة القوائم المالية على ضوء التفسيرات التي حصل عليها من الإدارة، وإذا كانت الإدارة غير قادرة على تقديم تفسير مقنع لأسبابها، أو أن الفحص وراء شرح وتفسير الإدارة فشل في دعم هذا التفسير، فإن على الممارس في هذه الحالة أن يفترض وجود احتمال كبير في أن هناك خطأ أو غش، وعليه في هذه الحالة أن يعيد تصميم إجراءات مراجعة أخرى ملائمة لتحديد ما إذا كانت هذه الأخطاء أو الغش موجودة فعلا[2].

وكخطوة أخيرة تتطلب توثيق كل ما يتعلق بالمراجعة التحليلية مثل بقية أعمال المراجعة، ويمكن أن تتضمن أوراق العمل المستخدمة في توثيق المراجعة التحليلية ما يلي:

- المعلومات المستخدمة ومصادرها؛
- أساليب الفحص التحليلي التي تم استخدامها؛
- الانحرافات الهامة التي تم اكتشافها ومدى أحقية كل انحراف للفحص والدراسة؛
- المستويات الإدارية التي تم الحصول منها على التفسيرات المتعلقة بالانحرافات الهامة؛
- النتائج التي تم التوصل إليها.

المطلب الثالث: أساليب المراجعة التحليلية

1 – أساليب المراجعة التحليلية

يمكن استخدام طرق وأساليب متنوعة لتنفيذ المراجعة التحليلية من أجل تحسين فعالية عملية التدقيق، وتتنوع هذه الأساليب من المقارنات البسيطة إلى أساليب إحصائية متطورة باستخدام التحليلات المركبة، أو نماذج حاسوبية كالشبكات العصبية، وتتفاضل هذه الأساليب حسب فعالية وتقنيات الأكثر بساطة هي الأكثر فعالية من حيث التكلفة.

إن تقنيات تحليل المعلومات الشاملة يتم من خلالها قياس وتحديد نتائج الانحرافات وتحديد درجة خطورتها،

[1]– الاتحاد الدولي للمحاسبين، إصدارات المعايير الدولية لممارسة أعمال التدقيق والتأكيد وأخلاقيات المهنة (2008)، ص 463.

[2] – شحاتة السيد شحاته وآخرون، مرجع سابق، ص 219.

ويمزج الممارس في هذه المرحلة ما بين المنهج الكمي والوصفي للبيانات والذي يعتمد على أدوات التحليل المختلفة لاختبار الفرضيات الموضوعة، كما يتم الاستعانة بالتقنيات الإحصائية الرياضية والقياسية والرسومات البيانية، إضافة إلى الأدوات الخاصة بالتدقيق كالمؤشرات، المعايير، والمرجعيات.

ونتيجة وصول المشاكل الإدارية في المؤسسات الضخمة الحديثة الى درجة عالية من التعقيد أصبحت الأساليب التقليدية التي تعتمد على التجربة والخطأ والخبرة الذاتية لمتخذ القرار غير فعالة ظهرت الحاجة لاستخدام الأساليب الكمية المتطورة، كما أن نتائج القرارات الخاطئة تتسبب في خسائر وخيمة.

ويمكن تبويب أساليب المراجعة التحليلية المستخدمة إلى ثلاث مستويات رئيسية وفقا لما يلي:

- إجراءات المراجعة التحليلية الوصفية غير الكمية؛
- إجراءات المراجعة التحليلية الكمية البسيطة؛
- إجراءات المراجعة التحليلية الكمية المتطورة؛

1.1 – إجراءات المراجعة التحليلية الوصفية غير الكمية:

وفقا لهذه الإجراءات يستخدم الممارس نظرته الفاحصة للقوائم المالية المبنية على خبرته الشخصية، للحكم على مدى معقولية أدلة الإثبات التي حصل عليها من خلال اطلاعه على طبيعة عمليات الشركة العميل، والتأثيرات تفاعلها مع الأوضاع الاقتصادية والصناعة التي تنتمي إليها الشركة، ويمتاز هذا النوع من الأساليب بانخفاض تكلفته وسهولة تطبيقه، ويشمل على ما يلي:

1. الاستفسار؛
2. التوقعات من نتائج التدقيق السابقة؛
3. مراجعة المعلومات الخارجية غير الكمية؛
4. مراجعة المعلومات الداخلية ذات الطبيعة غير الكمية؛

2.1 – إجراءات المراجعة التحليلية الكمية البسيطة:

هذا الأسلوب يتميز بالبساطة وسهولة معالجة المعلومات الكمية للحصول على دلائل توجيهية، وذلك باستخدام التحليل المالي ضمن الأساليب بغرض الكشف عن العلاقات المتداخلة بين عناصرها والتغيرات التي تلحقها على مدى زمني ومسبباتها، ان استخدام الأساليب وخاصة الحديثة منها في وجود علاقات نمطية بين البيانات يكشف استمرار هذا النمط، ويستخدم هذا النوع لتوقع الممارس معقولية وجود علاقات بين البيانات واستمرار وجود هذه العلاقات بشرط عدم وجود ظروف أخرى تدعوا إلى العكس، ويعتمد على معلومات كمية تاريخية، لتعطي دلالات معينة، ويشمل هذا النوع من الإجراءات:

1. التحليل الأفقي؛
2. التحليل الرأسي؛
3. تحليل النسب المالية؛
4. الاختبار التنبؤي؛
5. بتحليل انحرافات الموازنة؛

3.1 – إجراءات المراجعة التحليلية الكمية المتطورة:

يعاني العمل الميداني التطبيقي من نقص الأساليب الكمية المتطورة وتشير الدراسات لأهمية المراجعة التحليلية التي تعتمد على النماذج الإحصائية هذه الاساليب مثل تحليل الانحدار الخطي البسيط أو المتعدد، تحليل السلاسل الزمنية والشبكات العصبية الاصطناعية.

1.3.1 تحليل الانحدار: وهو الأسلوب الأكثر شيوعا بين في الميدان التطبيقي وهو عبارة عن دراسة العلاقات بين المتغيرات والتنبؤات، حيث يمكن له توقع البيانات المالية والتشغيلية بمساعدة البيانات الاقتصادية والبيئية، ويستعمل لتقييم مدى منطقية الرصيد المسجل بالدفاتر المحاسبية من خلال علاقة هذا الرصيد مع معلومات أخرى مناسبة، لتحديد بطريقة إحصائية القيمة المتوقعة لمصاريف ومقارنتها بالقيمة المسجلة، وهو أسلوب رياضي يختص بدارسة اعتماد متغير واحد يعرف بالمتغير التابع على متغير واحد أو أكثر تسمى بالمتغيرات المستقلة قصد التقدير و التنبؤ بالقيم المتوسطة للمتغير التابع بواسطة المتغيرات المستقل، بتحديد مقياس للثقة والدقة، وينقسم تحليل الانحدار إلى[1]:

– الانحدار الخطي البسيط: تعني دراسة العلاقة بين متغيرين أحدهما تابع والآخر مستقل، والبحث في القيم التي يأخذها كل منهما في الفترات الماضية، ومن ثم وضع نموذج رياضي يعبر عن علاقة الارتباط بينهما، والشرط الأساس لهذه الدراسة هو وجود علاقة منطقية ما بين المتغيرين، ومن خلال دراسة الارتباط بين العناصر، لتنبؤ بقيمة المتغير التابع فيها بدلالة قيمة معينة للمتغير المستقل، ومن ثم يقارن تنبؤاته مع القيمة الحقيقية، ولوصف الاتجاه العام لأي بند موضع التنبؤ وفقا لهذا النموذج تستخدم المعادلات الرياضية، يتم التعبير عنها باستخدام معادلة الخط المستقيم[2]:

$$Y = aX + b$$

حيث:

Y : المتغير التابع البند المراد التنبؤ بقيمته.

[1] – محمد عبد الرحمن إسماعيل، تحليل الإحدار الخطي، مركز البحوث، الإدارة العامة للطباعة والبحث والنشر بمعهد الإدارة العامة، الرياض 2001، ص 16.

[2] – نفس المرجع ،2001، ص 36.

X : المتغير المستقل الذي يسبب تغير قيمة Y بطريقة مباشرة أو غير مباشرة.

a، b: عاملات ثابتة أو ثوابت المعادلة.

ويمكننا استخراج قيمة الثوابت a،b من خلال المعادلتين الطبيعيتين أو من خلال طريقة المربعات الصغرى التي تجعل مربعات انحرافات القيم عن خط الانحدار أقل ما يمكن، ومجموع انحرافات القيم عن خط الانحدار تساوي الصفر [1]، ويكون استخراج a،b وفق المعادلتين:

$$b = \bar{Y} - a\bar{Y}$$

$$a = \sum_{i=1}^{n} \frac{\left(X_i - \bar{X}\right)\left(Y_i - \bar{Y}\right)}{\sum_{i=1}^{n}\left(X_i - \bar{X}\right)}$$

حيث: $\bar{y}، \bar{x}$ يمثلان الوسط الحسابي لقيم x ،y على التوالي

ولتحديد درجة العلاقة كميا بين المتغيرين التابع والمستقل يستخدم معامل الارتباط من خلال المعادلة:

$$R = \pm\sqrt{r^2}$$

$$r^2 = \frac{\sum(\hat{y}i - y)^2}{\sum\left(y_i - y\right)^2}$$

حيث: R يمثل معامل التحديد ويحسب وفق العلاقة التالية:

– الانحدار الخطي المتعدد يعتبر نموذج الانحدار الخطي المتعدد تعميما للمفاهيم والأساليب والصيغ المستخدمة في نموذج الانحدار البسيط، ويتمثل الفرق الوحيد بين نموذجي الانحدار البسيط والانحدار المتعدد في أن الأول يضم متغيرا مستقلا واحدا، في حين يضم الثاني متغيرين مستقلين او أكثر[1]، حيث يتضمن هذا النموذج إيجاد علاقة بين حسابات عدة (متغيرات مستقلة) مع حساب آخر (متغير تابع)، ويتم التعبير عن هذا الأسلوب بالمعادلة التالية:

حيث أن:

$$y_i = a + b_1x_{1i} + b_2x_{2i} + b_3x_{3i} + \ldots + b_mx_{mi} + u_i$$

y_i : قيمة المتغير التابع المراد التنبؤ به.

$b_1, b_2, b_3, \ldots, b_m, a$: معاملات ثابتة أو ثوابت المعادلات

$x_1 , x_2 , x_3 , \ldots, x_m$: قيمة المتغيرات المستقلة

u_i : الخطأ العشوائي الذي يتواجد عند تقدير القيم الثابتة

[1] – نفس المرجع، 2001، ص 46.

2.3.1 تحليل السلاسل الزمنية: في تحليل النموذج الانحدار البسيط، نعتمد على المتغير المستقل لتفسير المتغير التابع وتقدير قيم المتغير التابع عند مستويات معينة من قيم المتغير المستقل طبعا مع بقاء الظروف المحيطة بالمتغير التابع على حالها، وفي غياب معطيات كافية حول المتغير أو المتغيرات المفسرة نلجأ إلى تحديد أو تفسير قيم المتغير التابع بطرق أخرى منها السلاسل الزمنية والتي نلجأ إليها في عدة حالات من بينها:

نماذج في حالة غياب العلاقة السببية بين المتغيرات وكذا صعوبة قياس بعضها الآخر؛ في حالة عدم توفر المعطيات الكافية حول المتغيرات المستقلة، كونها تحتاج مجموعة كبيرة من المشاهدات؛ في حالة رفض نموذج القياس الاقتصادي إحصائيا لتنبؤ، كون هذه النماذج بسيطة التركيب وسهلة التفسير، وهذا يسمح للمسؤولين غير المختصين في الميدان الاستعانة بها؛ تعددت تعاريف السلسلة الزمنية بحسب طبيعة الغرض من الدراسة وبحسب الطبيعة والتخصص، ويمكن تعريف السلسلة الزمنية بأنها عبارة عن مجموعة من المشاهدات عن ظاهرة ما بوبت خلال فترات زمنية متتالية، بحيث يتشكل لنا توزيع ذو بعدين أولهما الزمن (الذي يمثل المتغير المستقل) والبعد الثاني لتوزيع يتمثل في قيم الظاهرة.

3.3.1 نموذج التخطيط المالي: طبقا لهذا النموذج يتم البدء باختيار أحد بنود القوائم المالية باعتبارها (المتغير الرئيسي المستقل) حيث يستخدم التنبؤ ببقية البنود، وبعد انتهاء كافة التنبؤات يتم إعداد قائمة الدخل التقديرية وقائمة المركز المالي التقديرية ومقارنتها مع القوائم الفعلية لتحديد مدى معقولية الظاهرة في هذه القوائم.

4.3.1 نموذج التدفق النقدي: يختلف هذا النموذج عن نموذج التخطيط المالي في أن المتغير المستقل لهذا النموذج هو النقدية، وكذلك لا يسعى إلى التنبؤ بعناصر القوائم المالية جميعها، بل يتم التنبؤ بالقيم الحقيقية للبنود المرتبطة بالنشاط العادي للمؤسسة، أما القيم الحقيقية لعناصر المصروفات والإيرادات غير العادية والأصول القابضة والقروض طويلة الأجل لا يتم التنبؤ بها، لذلك تعد قوائم مالية تقديرية للدخل المركزي المالي.[1]

المطلب الرابع: قانون بنفورد & التعلم العميق

1. قانون بنفورد: في عام 1881 لاحظ سيمون نيوكمب Simon Newcomb في قراءاته للصفحات الأولي من مجلد اللوغاريتمات أن أوراق الصفحات الارقام (1، 2، 3) تبدو عليها علامات كثرة الاستعمال اكثر من أوراق الصفحات (7، 8، 9) ولكن هذه الملاحظة لم تلقى أي تتبع أو تطبيق، وفي عام 1938 لاحظ

[1] – نجيب الجندي، نحو منهج متكامل لأداء المراجعة التحليلية الإدارة العامة، (العدد 45، جويلية)، ص 136 – 144.

فرانك بنفورد (Frank Benford) والذي لم يكن يعلم بملاحظة Newcomb نفس الظاهرة في كتاب اللوغاريتمات والذي يستخدم من قبل المهندسين والعلماء[1]، قام بنفورد لمحاوله اختبار هذه الظاهرة من الناحية الإحصائية على بيانات ميدانية، حيث قام بتحليل 2022 مجموعة ولقد اكتشف أن درجة ظهور الأرقام من 1-9 لا تختلف من حيث التوزيع النسبي، وقد قام بصياغة احتمال الحصول على الأرقام من 1-9 كالتالي:

الجدول رقم 2 : التوزيع الاحتمالي الأرقام في العدد حسب توزيع بنفورد

	احتمال التموضع في العدد			
الرقم	1st	2nd	3rd	4th
0		0.11968	0.10178	0.10018
1	0.30103	0.11389	0.10138	0.10014
2	0.17609	0.10882	0.10097	0.10010
3	0.12494	0.10433	0.10057	0.10006
4	0.09691	0.10031	0.10018	0.10002
5	0.07918	0.09668	0.09979	0.09998
6	0.06695	0.09337	0.09940	0.09994
7	0.05799	0.09035	0.09902	0.09990
8	0.05115	0.08757	0.09864	0.09986
9	0.04576	0.08500	0.09827	0.09982

المصدر: Mark J. Nigrini (Wiley, 2022)[2]، بتصرف

وقدم الصياغة التالية والذي يسمي بقانون بنفورد للرقم الأول (Benford Law First Digit):

$$p(x) = \log_{10}(x+1) - \log_{10}(x) = \log_{10}\left(1+\frac{1}{x}\right)$$

حيث أن:

P احتمال حدوث المشاهدات و x : تمثل الرقم الأول, من المجموعة {1..9}.

في عام (1961) درس أستاذ الرياضيات Roger Pinkham ظاهرة توزيع الأعداد في بعض الظواهر الطبيعية، وقد توصل إلى إثبات قانون بنفورد رياضياً، و قام Fox, R & Hill, T. (2016) بإثبات صحة

[1]– Grammatikosa, Tand Nikolaos (2015).

[2]– Mark J. Nigrini (Wiley, 2022) Forensic Analytics Methods and Techniques for Forensic Accounting Investigation

قانون بنفورد، لتفسير وتوقع ظاهرة الدلائل الرقمية في مختلف البيانات.

وعليه يمكن تطبيق قانون بنفورد كمقياس لمصداقية البيانات، حيث أنه عندما لا تتفق البيانات مع قانون بنفورد فهذا يعني بأن بعض البيانات تم التلاعب بها بطريقة أو بأخرى.

أما استعمال قانون بينفورد للكشف الغش والاحتيال تم تطبيقه بنجاح، على سبيل المثال في كشف غش الشيكات، وسرقة الكهرباء، والمحاسبة الجبائية، والغش في المدفوعات. [1]

وقد إستعمل Nigrini قانون بنفورد للرقمين الأولين: (Benford law First Two Digits)

حيث أن:

P احتمال حدوث المشاهدات و X1X2: تمثل الرقمين الأولين, من المجموعة {10..99}.

$$p\left(x_1x_2\right)=\log_{10}\left(1+\frac{1}{x_1x_2}\right) \qquad x_1x_2\in\left[10\ldots99\right]$$

أ. محددات استخدام قانون بنفورد:

لا ينطبق توزيع بنفورد على كافة مجموعات الأرقام، حيث أن بعض مجموعات الأرقام تتوافق مع قانون بنفورد والبعض الآخر لا يتوافق، وعند إختيار العينات يتوجب الأخذ بالإعتبار ما يلي[2]:

1. أن يكون حجم العينة كبير بما فيه الكفاية لإظهار نمط رتبة الرقم أكثر من 5000 عدد، ويفضل أن تكون البيانات تفصيلية أي على مستوى المعاملة التجارية وغير مجمعة.
2. أن تكون مجموعات الأرقام معبرة عن الظاهرة نفسها قيد الاختبار.
3. أن القانون لا يعمل عندما تكون هناك قيود على الأرقام مثل تحديد البيانات بمدى معين ومحدد مسبقا أو أن الأرقام نفسها تظهر بانتظام لسبب ما.
4. أن القانون لا يعمل على الأرقام المخصصة للإشارة إلى أشياء محددة مثل أرقام الهواتف وأرقام الحسابات لدى المصارف أو أرقام السيارات، لأن هذه الأرقام تعد للإشارة إلى أشياء محددة وتعمل بمثابة أسم لذلك الشيء.

[1]– Nigrini (Wiley, 2012) Benford's Law: Applications for forensic accounting, auditing, and fraud detection

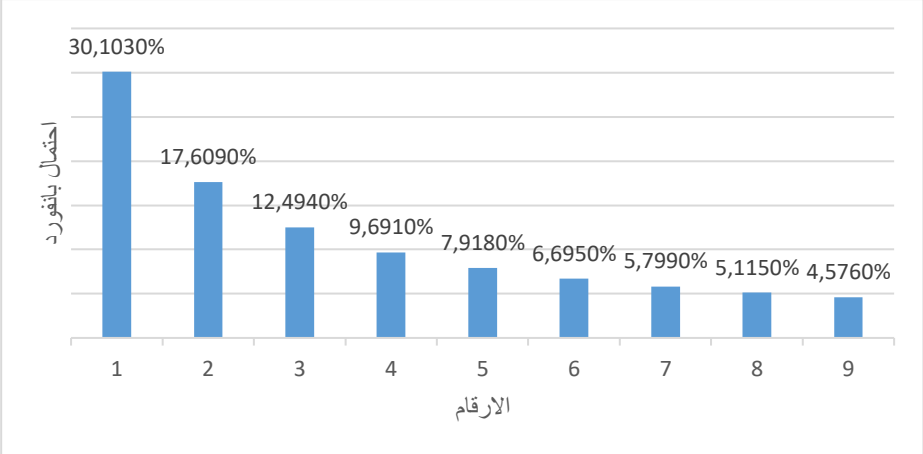
[2] – Lambert, (2006)، Krakar & Zgela, (2009).

ب. آليات تطبيق قانون بنفورد:

بعد حساب القيمة المحتملة لكل رقم يتم اختبار "Z" الاحصائي أو اختبار بيرسون "X^2" وMAD للمتوسط الانحراف المطلق بين القيمة المتوقعة لقانون بنفورد والقيمة الفعلية لظاهرة المدروسة لكشف الانحراف بين الاحتمالات.

ويتم وضع البيانات على رسم بياني تحتوي على الرسوم البيانية لكل احتمال للأرقام بالنسبة لقانون بنفورد مقارنة مع احتماله الفعلي في شكل مخطط barchart.

الشكل البياني رقم 1 : توزيع الرقم الأول حسب احتمال قانون بنفورد



المصدر: Mark J. Nigrini A17[1]

أضاف Nigrini الى هذا الأسلوب باستعمال قانون بنفورد للرقمين الأولين، باستخدام اختبار"Z" إحصاء لبيان ما إذا كانت النسبة الفعلية لأول رقمين محددين تختلف اختلافًا كبيرًا عن توقع بنفورد, تأخذ الصيغة بعين الاعتبار المقدار المطلق الانحراف، تظهر الصيغة المقتبسة من Fleiss (1981) .

المعادلة التالية:

$$Z = \frac{\left| AP - EP \right| - \left(\frac{1}{2N} \right)}{\sqrt{\frac{EP(1-EP)}{N}}}$$

حيث يشير EP إلى النسبة المتوقعة، AP النسبة الفعلية، و N عدد السجلات في مجموعة البيانات.

إذا تجاوزت قيم Z الإحصائية القيمة الحرجة 1.96، يتم رفض الفرضية الصفرية (H0A) عند 5٪ من مستوى خطاء، وهو المستوى الأكثر شيوعًا على النحو الذي اقترحه Nigrini، من الممكن أيضًا اعتماد قيم حرجة تبلغ 2.57 و 1.64 عند مستوى الخطاء 1٪ و 10٪ على التوالي.

[1] – Mark J. Nigrini A17 (John Wiley & Sons, 2022) Forensic Analytics Methods and Techniques for Forensic Accounting Investigation

باستخدام إختبار"X^2" لبيان ما إذا كانت النسبة الفعلية لأول رقمين محددين تختلف اختلافًا كبيرًا عن توقع بنفورد، تأخذ الصيغة المعادلة التالية:

حيث يشير P0 إلى النسبة المتوقعة، P النسبة الفعلية.

$$Chi-square = X^2 = \sum_{i=1}^{k} \frac{\left(P_i - P_{0i}\right)}{P_{.}}$$

ومثل الاختبارZ إحصائي وتوصية Nigrini، يستخدم Chi-square أيضًا 5٪ من مستوى الخطاء للتحقق من صحة قانون بنفورد، في هذه الحالة 15.507 و 112.022 كقيم حرجة لاختبارات الرقمين الأولين و الرقم الأول على التوالي، بمجرد تجاوزها يتم رفض فرضية العدم (H0A).

ويتم التقييم المتوسط الانحراف المطلق (Mean Absolute Deviation) MAD ويحسب بالمعادلة التالية:

حيث يشير EP إلى النسبة المتوقعة أما AP النسبة الفعلية

و K تمثل عدد الأرقام و التي تساوي (90 لأول رقمين).

$$MAD = \frac{\sum_{i=1}^{k} \left[AP_i - EP_i\right]}{K}$$

يتم تقييم التوافق النتائج مع الاحتمال بالنسبة لقانون بنفورد حسب ما يلي:

الجدول رقم 3 : القيم الحرجة لتوافق اختبار للمتوسط الانحراف المطلق

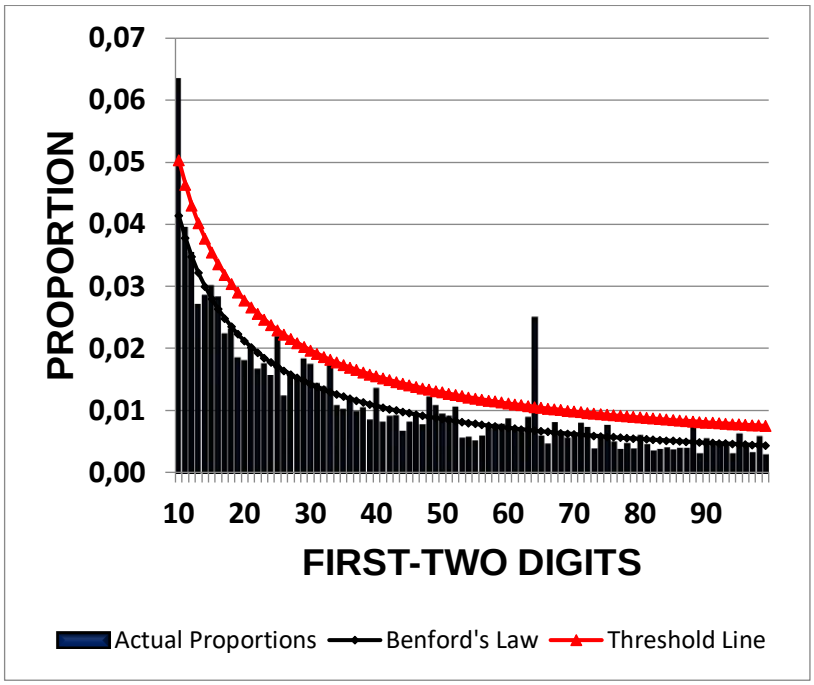
MAD لأول رقمين في المجال		تقييم النتيجة
من 0.0000	إلى 0.0012	المطابقة الوثيقة
أكثر من 0.0012	إلى 0.0018	التوافق المقبول
أكثر من 0.0018	إلى 0.0022	مقبول هامشيًا
	أكثر من 0.0022	عدم المطابقة

المصدر: Mark J. Nigrini P 114 [1] بتصرف

اما تحليل النتائج هو تقيم أكبر أربعة قيم لاختبارZ وكل القيم التي فاقة قيمتها قيمة Upper Bound وسماها Spikes هذه العينات هي الأكثر احتمال لشبهتها أن تكون قيم غير عادية أو تكون محل غش واحتيال.

[1] – Mark J. Nigrini P 114, (John Wiley & Sons, 2022) Forensic Analytics Methods and Techniques for Forensic Accounting Investigation

الشكل البياني رقم 2 : يبن استعمال العتبة في توزيع بنفورد في اكتشاف عن الانحرافات



Number of Records (N) and Mean Absolute Deviation:		
First-Two Digits Test	194 194	records
Mean Absolute Deviation MAD	0,00198	
Conformity Conclusion:	Marginally acceptable conformity	

Difference	AbsDiff	4 Largest Z
0,018	0,018	97,615
0,022	0,022	48,169
0,004	0,004	17,227
0,005	0,005	16,112

Spikes Calculation		
Bound2000	IdentifySpikes	# of Spikes
0,050	1	2

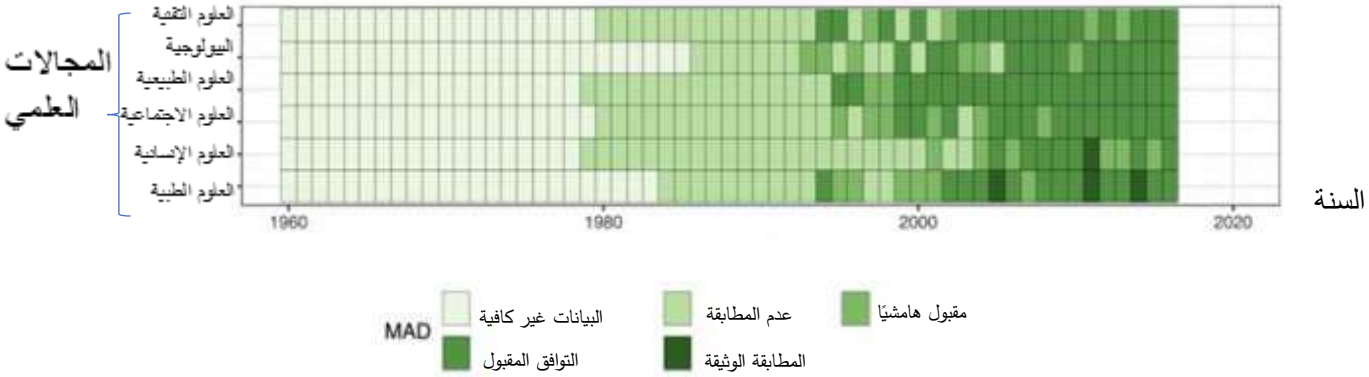
المصدر: من إعداد الطالب

ت. البعد المكاني والزماني لأسلوب قانون بنفورد:

يكتسب هذا الأسلوب قوة أكبر من خلال التحليل المتقدم لبيانات الظاهرة المدروسة بتقسيمها الى أبعاد زمنية ومكانية وتسليط الضوء على الأماكن والفترات التي لا تتوافق والقيم الحرجة لاختبارMAD المتوسط الانحراف المطلق[1].

[1] –Journal of Informetrics Volume 15, Issue 3, August 2021, Use of Benford's law on academic publishing networks. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1751157721000341?via%3Dihub

الشكل البياني رقم 3 : يبن استعمال البعد المكاني والزماني لأسلوب قانون بنفورد



المصدر : Journal of Informetrics، بتصرف

تظهر نتائج الاختبارات التي تم إجراؤها على أساس سنوي لكل مجال على حد تبين أنه خلال العشرين عامًا الأولى كانت كمية "بيانات غير كافية" وفقًا لذلك و بعد تسعينيات القرن الماضي نضج المجتمع العلمي السلوفيني كما أكده التوافق العام لتطور في جميع المجالات العلمية باستثناء العلوم الإنسانية، والتي تخلفت بسنوات قليلة ومن هذه النتائج، فإن قانون بنفورد يمكن استخدامه بشكل فعال على أساس سنوي لتحديد التناقضات المحتملة، والتي يمكن أن تعود إلى عدد من العوامل كالسلوك، الثقافات، نقص التمويل، والتقسيمات الأخرى ومنه يجب إجراء تحليل أكثر تفصيلاً لتلك الملاحظات التي تؤدي إلى تحريفات، ويشار إليها بالمشتبه فيها.

2 الشبكات العصبية الاصطناعية والتعلم العميق:

ان الشبكات العصبية الاصطناعية هي تقنية الأكثر مناسبة لطبيعة البيانات المالية لحجمها ودرجة التقيد فيها، ان التنبؤ باستعمال الخوارزميات الحديثة لشبكات العصبية الاصطناعية يمكن مقارنتها مع القيم الفعلية، وهي قادرة على تحديد ومحاكاة العلاقات غير الخطية في البيانات وكشف الأنماط شديدة التعقيد المخفية بين العمليات المالية مع عدم وضع أي افتراضات مسبقة عن خصائص توزيع البيانات، وهذا يعني أن الشبكات الصناعية العصبية نهج خالي من الافتراضات لتقريب ويتميز بالشمولية.

أ. تعريف الشبكات العصبية الاصطناعية: يرجع الفضل إلى دخول فكرة محاكات الشبكات العصبية البيولوجية إلى دائرة الأعمال العالمية على يد M.Culloch و Pitts سنة (1943)، الشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Network[1]، و يعتبر الـ Perceptron الذي اقترحه Rosenblatt سنة

[1] – Yifei Lu, Deep neural networks and fraud detection, October 2017.

(1958) هو أبسط شبكة عصبية للتصنيف خطيًا وهو خلية عصبية واحدة قابلة للتعديل الأوزان والتحفيز، أما شبكات العصبية الاصطناعية المخصصة لتعلم العميق فهي نموذج رياضي حاسوبي تتكون من مجموعة من العقد شديدة الترابط فيما بينها و تحاكي الشبكات العصبية الاصطناعية بنية الدماغ، العقل، التفكير، والتعلم البشري[1]، و تتكون من عدة طبقات، منها طبقة المدخلات والمخرجات، وبينهما نجد طبقة أو أكثر من الطبقات الخفية حسب درجة التعقيد و التصنيف الشبكة العصبية الاصطناعية، في حين أن خرائط التنظيم الذاتي Som Self Organisation Maps يتكون من طبقة مدخلات ومخرجات فقط[2].

وفي تعريف جاء به الباحثان (Coakley J. & Brown C.): أن الشبكات العصبية الاصطناعية ANN، تتكون من ترابط عنصري عالي للوحدات الحسابية تسمى عصبون Neural، تملك المدخلات المترابطة والتي تستقبل إشارات من وحدات الحسابية أخرى، مجموعة أوزان لكل مدخل اتصال، ودالة التحويل التي تحول مجموع أوزان مدخلات التحيز للحكم على قيم المخرجات من الوحدة الحسابية[3].

وتتكون الشبكات العصبية الاصطناعية من[4]:

ب. المدخلات (Inputs): التي تحتوي على عدد من العقد التي تمثل عدد المتغيرات المستقلة (المدخلات)، والتي يمكن أن تكون على صورة بيانات كمية أو وصفية أو تكون مخرجات لوحدات معالجة أخرى، أو تكون عن نصوص أو صور أو صوت أو أشكال أو ظواهر معينة.

ت. المخرجات (Outpus): هي المستوى الأخير في الشبكة العصبية الاصطناعية، والتي هي عبارة عن مخرجات الشبكة العصبية، والتي يمكن أن تكون الناتج او الحل للمشكلة محل الدراسة.

ث. المستوى الخفي (Hidden Level): هو المستوى الثاني والذي يلي مستوى المدخلات، وقد يكون في الشبكة أكثر من مستوى مخفي واحد، وهذا المستوى يرتبط مع مستوى المخرجات والشبكة التي تحتوي على مستوى مخفي واحد تسمى شبكة ذات الطبقة الواحدة (Single-Layer Network) أما الشبكة التي تحتوي على أكثر من مستوى مخفي واحد فتسمى شبكة متعددة الطبقات (Multi-Layer Network).

ج. الأوزان (Weights): يعبر الوزن في الشبكات العصبية الاصطناعية عن القوة النسبية أو القيمة الحسابية للبيانات المبدئية المدخلة أو الروابط المختلفة التي تنقل البيانات من طبقة إلى طبقة، وتعمل الأوزان على

---

[1] – Hossein, Khairil Anuar, & Rahmandoust, 2011, p1008.

[2] – Charalambos, &Efstathios, 2007, p999.

[3] – Coakley & Brown, 2000, p121.

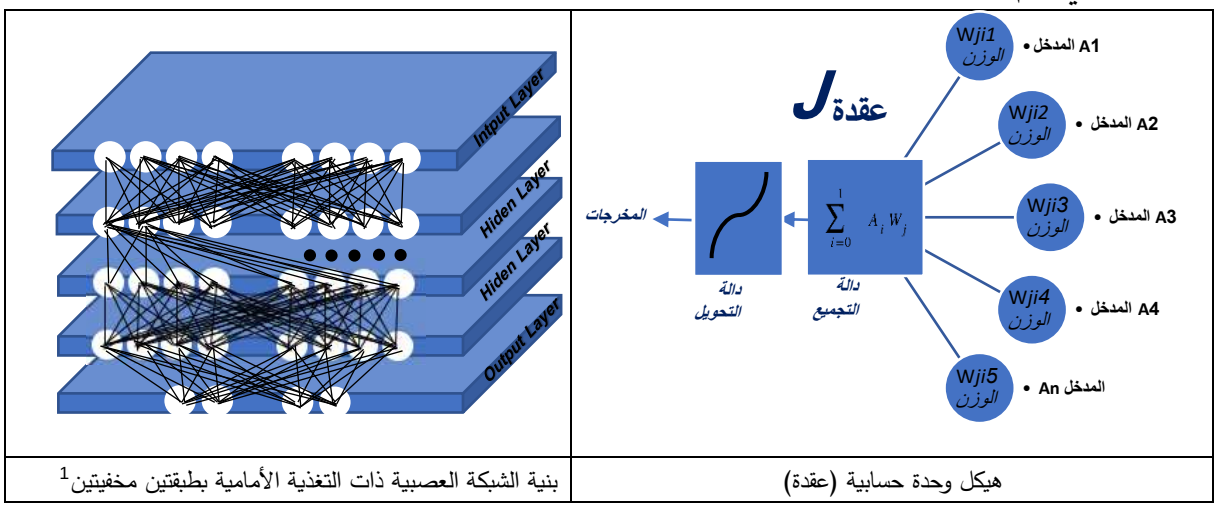
[4] – وائل والجرايحي، 2008، صفحة 119.

تحويل البيانات من طبقة إلى طبقة داخل الشبكة تؤثر على قيم المخرجات، ومن الممكن تعديل الأوزان من خلال خاصية التعلم في الشبكة والتي تعرف بدالة التجميع (Summation Function)، والتي تساعد على إيجاد المجموع المرجح (weighted Sum) لكل عناصر المدخلات التي تم إدخالها، وبذلك يتم الوصول إلى أفضل مجموع مرجح.

ح. الدالة التجميعية (Summation Function): تمثل المنشط الداخلي، وقد يطلق عليها بدالة التحفيز، وذلك لأن العصب يقوم باستقبال المدخلات من الأعصاب الأخرى أو من المصادر الخارجية، وبالتالي يتم استخدام المخرجات، تختص دالة التجميع بحساب الوزن المتوسط لكل المدخلات إلى عنصر المعالجة، بضرب قيمة كل عنصر إدخال في وزنه للحصول على المجموع.

خ. دالة التحويل (Transformation Function): أو بما يسمى دالة التنشيط Activation Function إن كل خلية عصبية لها مستوى استثارة (Activation Level)، يتم حساب هذا المستوى عن طريق دالة التجميع وهذا ما يسمي بالمحاكاة الداخلية، وقد يكون هناك قيمة خارجة من الخلية أو تنعدم من خلال تحديد هذا المستوى.

الشكل البياني رقم 4 : بنية الشبكة العصبية ذات التغذية الأمامية بطبقتين مخفيتين وهيكل وحدة حسابية



هيكل وحدة حسابية (عقدة)	بنية الشبكة العصبية ذات التغذية الأمامية بطبقتين مخفيتين[1]

المصدر: Coakley James R. and Brown Carol E. (2000) بتصرف

[1] – Coakley James R. and Brown Carol E. (2000)، Artificial Neural Networks in Accounting and Finance: Modeling Issues, International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management, 9, 119–144, P 121

د. خوارزميات التعلم في الشبكات العصبية الاصطناعية:

إن الخاصية المميزة والأساسية للشبكات العصبية هي المقدرة على التعلم من بيئتها وتحسين أدائها، تهدف هذه خوارزميات إلى تحديد قيمة الأوزان المرجحة من خلال تدريب الشبكة بإحدى الطرق الثلاثة التالية:

1.2 أساليب التعلم الالي بإشراف:

التعلم الالي الخاضع للإشراف أحد أكثر فروع التعلم الآلي استخدامًا، والذي يستخدم بيانات التدريب، المصنفة لمساعدة النماذج على إجراء تنبؤات دقيقة، تعمل بيانات التدريب هنا كمشرف ومعلم للآلات، يعتمد التعلم الخاضع للإشراف على توليد مخرجات من التجارب السابقة، في التعلم الخاضع للإشراف يتم تعيين متغير الإدخال (x) إلى متغير الإخراج (y) باستخدام دالة التعيين التي تم تعلمها بواسطة نموذج التعلم الآلي.

y = f(x) هنا يقوم بإنشاء نموذج دالي يربط المتغيرين بالهدف النهائي للتنبؤ بالتسمية الصحيحة لبيانات الإدخال و ينقسم الأسلوب الى نوعين هما التصنيف (Classification) والتوقع (Regression)، ومن أبرز الخوارزميات في هذا الأسلوب (K-Nearest Neighbor algorithm).

2.2 أساليب التعلم الالي بدون إشراف:

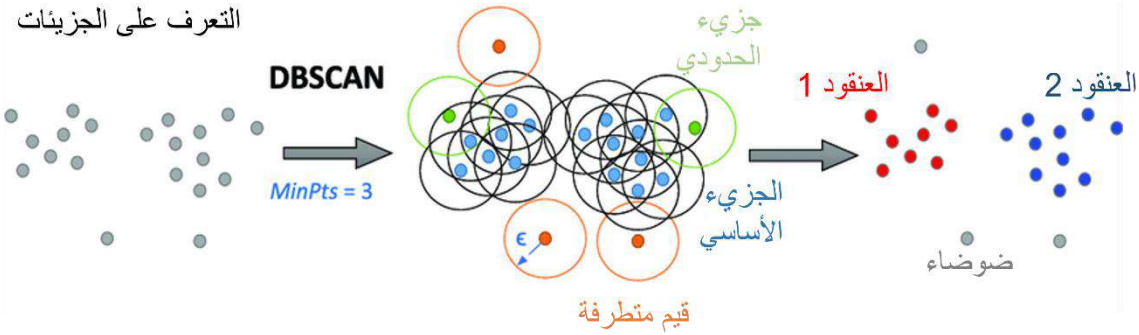
نلجأ لتعلم الآلي بدون اشراف في غياب تسمية للبيانات أو تصنيف لها، تتمثل المهمة في فرز المعلومات غير المجمعة بناءً على بعض أوجه التشابه والاختلاف دون أي توجيه، أي تقوم الألة باكتشاف الأنماط وهياكل مخفية في البيانات غير المسماة بمفردها، لأن الآلة لا تعرف ما الذي تبحث عنه، ولكن يمكنها فرز البيانات بشكل مستقل والعثور على أنماط مقنعة[1]، من اهم الخوارزميات في هذا الأسلوب في ميدان كشف الغش والاحتيال.

أ. **K-means Clustering**: هي طريقة أشعة، في الأصل من معالجة الإشارات، والتي تهدف إلى تقسيم n المشاهدات إلى مجموعات k حيث تنتمي كل ملاحظة إلى الكتلة مع أقرب متوسط (مراكز الكتلة أو النقطة الوسطى العنقودية)، ينتج عن هذا تقسيم مساحة البيانات إلى خلايا، يمكن استخدام حلول أفضل مثل k-medians و k-medoids .

[1]- ملادوزان ترجمة علاء طعيمه، لتعلم العميق من الأساسيات حتى بناء شبكة عصبية عميقة بلغة البايثون، ص32.

ب. DBSCAN – Density-Based Spatial Clustering: الخوارزمية في هذا الأسلوب تعثر على عينات ذات الكثافة العالية وتوسع عناقيد منها، وهي جيدة للبيانات التي تحتوي على مجموعات ذات كثافة مماثلة.

الشكل البياني رقم 5 : كشف العناقيد من الجزيئات بوسطة الخورزمية DBSCAN



المصدر : **Density-Based Spatial Clustering** بتصرف

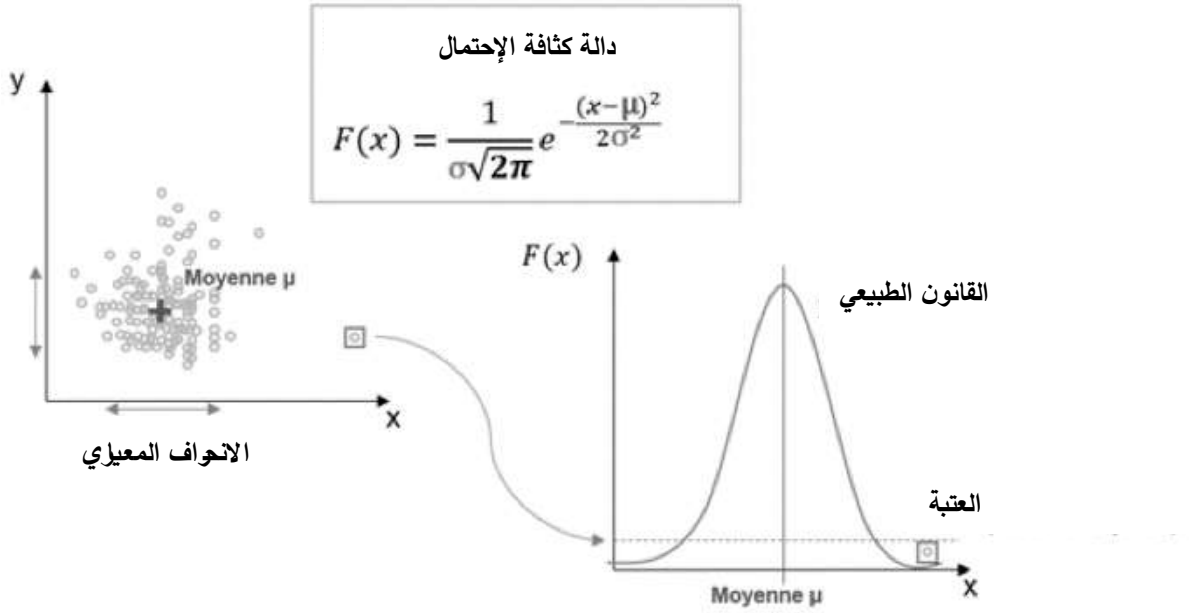
ت- Local Outlier Factor algorithm (LOF)[1]: (LOF) هي خوارزمية اقترحها(Markus M. Breunig و Hans-Peter Kriegel و Raymond T.) يشارك LOF بعض المفاهيم مع DBSCAN و OPTICS مثل مفاهيم "المسافة الأساسية" و "مسافة الوصول"، والتي يتم استخدامها لتقدير الكثافة المحلية.

ث- Isolation forest algorithm[2] : "الهدف الرئيسي من خوارزمية اكتشاف الانحراف هو تحديد البيانات غير النمطية التي لا تتوافق مع البيانات الأخرى، المشكلة ليست بسيطة لأننا لا نعرف بالضرورة ما الذي يميز القيم المتطرفة و من بين حالات الاستخدام قضايا الاحتيال في المعاملات المصرفية، و من خلال طرق Sigma 6، بعد حساب المتوسط والانحراف المعياري لبيانات لتحديد دالة "كثافة الاحتمال" ثم يتم استخدامها لحساب احتمال وجود عينة غير نمطية من البيانات، القاعدة هي كما يلي: عندما يكون هذا الاحتمال أقل من عتبة معينة، فإن العينة تعتبر غير طبيعية".

[1] – Breunig, M. M.; Kriegel, H.-P.; Ng, R. T.; Sander, J. (2000). LOF: Identifying Density-based Local Outliers, International Conference on Management of Data.

[2] – Isolation Forest algorithm (Liu et al. 2008).

الشكل البياني رقم 6 : لوصف اكتشف الانحراف **Isolation forest algorithm**



المصدر من موقع devoteam[1]، بتصرف

تجعل العتبة من الممكن عزل الحالات المتطرفة ويمكن أن تكون ثابتة أو قابلة للتكيف، يتم تحديث العتبة باستمرار وتتكيف في الوقت الفعلي مع البيانات.

هذه التقنيات فعالة للغاية، ولكن في السنوات الأخيرة كانت هناك طرق أخرى أكثر حداثة لتعلم التعرف على القيم المتطرفة في البيانات، تقوم الخوارزمية بعزل بشكل متكرر فهي تختار متغيرًا عشوائيًا وتضع حدًا قاطعًا عشوائيًا، ثم تقوم بتقييم ما إذا كان هذا يجعل من الممكن عزل ملاحظة معينة ويفضل استخدام هذا النوع من الخوارزمية في حالة المشكلات الرياضية واسعة النطاق (عدد كبير من الملاحظات والمتغيرات).

ج– Autoencoder neural network شبكات الترميز التلقائي[2]: التعلم العميق هو مجموعة فرعية من التعلم الآلي الذي يركز على استخدام الشبكات العصبية التي تحاكي العقل البشري لحل المشكلات المعقدة، واليوم أصبح أكثر شيوعًا بفضل التطورات في البرامج والأجهزة التي تسمح لنا بجمع ومعالجة كميات كبيرة من البيانات لأن الشبكات العصبية العميقة هي عبارة عن مجموعة من الخوارزميات التي

[1] – Site devoteam update 28/02/2023.
Link: https://france.devoteam.com/paroles-dexperts/algorithme-n3-comprendre-lisolation-forest-en-5-min

[2] – Schreyer M., Sattarov T ,.Borth D., Dengel A ,.and Reimer B.B (2018)Detection of Anomalies in Large-Scale Accounting Data using Deep Autoencoder Networks.

تتعلم من خلال طبقات مخفية كثيفة والتي تمكن الخوارزمية من إنشاء تسلسل هرمي للمفاهيم المعقدة من مفاهيم أبسط، وبالتالي تتطلب قدرة حاسوبية الكبيرة لمعالجة هذه الكمية من البيانات[1].

ينحصر تعلم الشبكة العصبية في التقدير الأمثل للأوزان من خلال التدريب على مجموعة البيانات للحصول على المتوقع الامثل، يبدأ التدريب بتهيئة أوزان صغيرة بشكل عشوائي، لضمان تعلم الشبكة بشكل طبيعي يجب تهيئة الأوزان بقيم مختلفة، اختيار الأوزان الكبيرة ينتج تشبع الشبكة، تتمثل الطريقة الفعالة لتهيئة الأوزان في انتقاء القيم عشوائيًا من توزيع منتظم ثم يتم التعلم من خلال تغذية بيانات الإدخال في الشبكة لإنتاج المخرجات. يتم قياس أداء الشبكة العصبية بواسطة الاختلاف بين المخرجات الفعلية والمخرجات المطلوبة، يمكن تقليلها عن طريق ضبط الأوزان، وهو تعلم غير خاضع للإشراف[2].

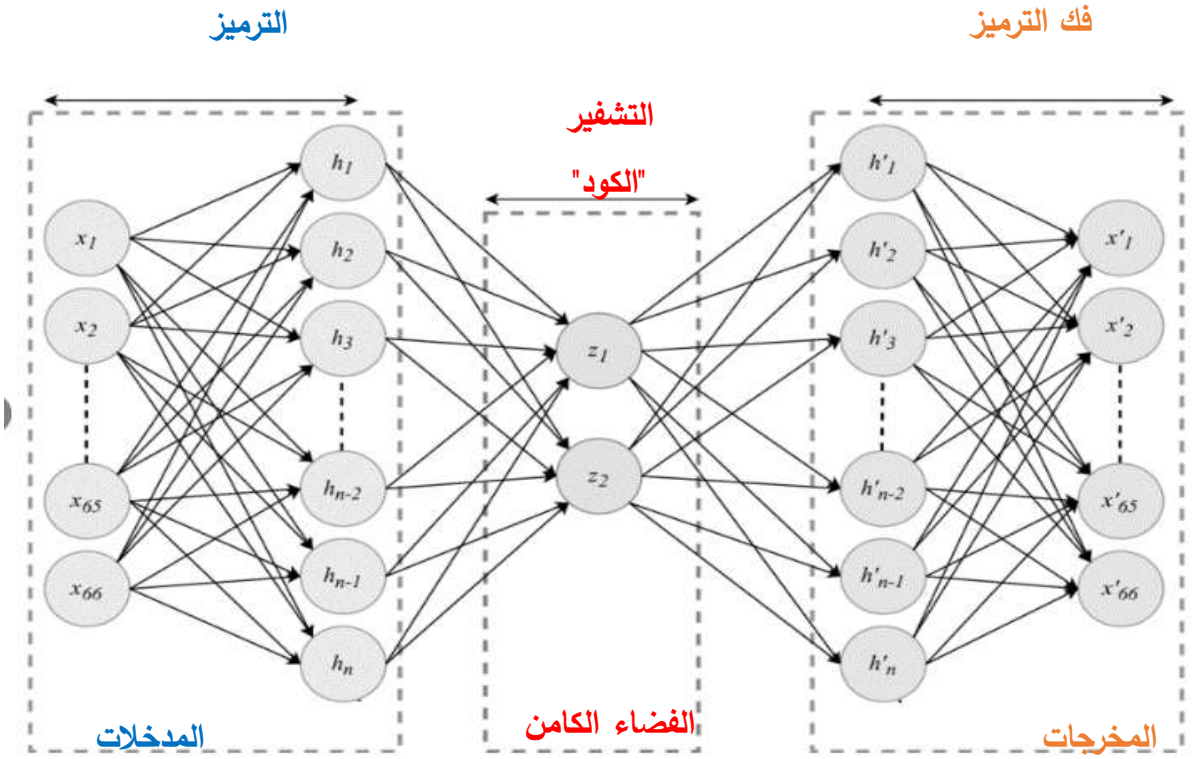
خوارزمية الانتشار العكسي (Back-propagation algorithm) تعد من أبسط الطرق وأكثرها استخدامًا لتدريب الشبكات العصبية غير الخاضعة للإشراف عند حساب الانحدار، تنتشر للخلف عبر الشبكة قصد تحديث الأوزان، وتتعلم الشبكة من أخطائها في كل تدريب بالتكرار، وتقوم بتقليل الأخطاء بضبط الأوزان بشكل متكرر.

يعد الترميز التلقائي نوعًا خاصًا من بنية التعلم العميق المستخدمة لتعلم أنماط في البيانات يعتمد فقط على السمات الوصفية، بتحويل البيانات الخام، بهدف إعادة بناء البيانات الأصلية بدقة أكبر، ويستخدم التعلم العميق لتقليل الأبعاد أو تقليل الضوضاء أو حتى التطبيقات التوليدية ويمكن تقسيم بنية الترميز التلقائي إلى قسمين الأول الترميز الذي يقوم بتعيين المدخلات في التمثيل المضغوط هو الفضاء الكامن، تسمى "الترميز" والقسم الثاني فك الترميز التي تحدد الكود لإعادة بناء المدخلات و هي بنية معقدة مثل الشبكات العصبية المتكررة عند التعامل مع البيانات المتسلسلة أو الشبكات العصبية التلافيفية عند التعامل مع الصور وشكل بنية الشبكة يشبه الفراشة، فهي شبكات عصبية متعددة الطبقات، يتم تقليل الأبعاد وتعلم المتغيرات الوصفية الأساسية، لإنتاج بعد جديد في وحدة فك الترميز الغرض منه هو إعادة بناء المدخلات.

[1] – ملادوزان ترجمة علاء طعيمه، لتعلم العميق من الأساسيات حتى بناء شبكة عصبية عميقة بلغة البايثون، ص12.

[2] – D. R. Musicant, J. M. Christensen, and J. F. Olson, Supervised learning by training on aggregate outputs in Data Mining, 2007.

الشكل البياني رقم 7 : بنية الشبكة العصبية الاصطناعية للترميز التلقائي



المصدر : NRIA, Nancy [1] بتصرف

يتوافق الجزء المدخلات مع الترميز، مع بيانات الإدخال في الطبقة الأولى، الفضاء الكامن في الوسط، أو البعد المضغوط، أما المخرجات الشبكة العصبية المتماثلة هي مفكك الترميز، لإعادة بناء المدخلات، هذا النوع من الشبكات الترميز التلقائي جزءًا من عائلة نماذج التعلم العميق الكبيرة، لذلك تم استخدامها على نطاق واسع لحل مشاكل لاكتشاف العيوب، وخاصة اكتشاف للغش والاحتيال.

3.2.1 أساليب التعلم الالي المعزز

يتأصل هذا الأسلوب المسمى التعلم المعزز من سيكولوجية تعلم الحيوانات وهو يدور حول تعلم السلوك الأمثل للحصول على أقصى قدر من المكافأة، عن طريق التجربة والخطأ، يكافأ المتعلم (الوكيل) على الأعمال الصالحة ويعاقب على الأخطاء، بدون اشراف يسعى المتعلم إلى سياسة فعالة لحل مهمة صنع القرار، ويعد التعلم المعزز خوارزمية قوية[2].

[1] – NRIA, Nancy, Apprentissage du mouvement humain à l'aide de capteurs portés: vers l'automatisation de l'évaluation ergonomique, July 2020

[2] – ملادوزان ترجمة علاء طعيمه، لتعلم العميق من الأساسيات حتى بناء شبكة عصبية عميقة بلغة البايثون، ص36.

خلاصة الفصل الأول:

حاولنا من خلال هذا الفصل تبيان الإطار النظري للمراجعة التحليلية من خلال تسليط الضوء على مفهومها وأنواع إجراءاتها، والعوامل المؤثرة في مدى الاعتماد عليها وخطوات تطبيقها، فقد عنيت هذه الدراسة بإلقاء الضوء على إجراءات المراجعة التحليلية في التعاملات المالية، ولفت نظر الممارسين الى أهميتها وضرورتها في رفع كفاءة وفاعلية الممارسة العلمية بما هو من أحدث الأساليب في الإجراءات المراجعة التحليلية.

كذلك حاولنا تبيان تكملة عرض احدث الدراسات في أساليب المراجعة التحليلية ميدانيا، ابتداء من أساليب التحليل المالي والتي تعتبر من الأساليب الأكثر شيوعا، إلى الأساليب المتطورة ممثلة في السلاسل الزمنية والشبكات العصبية الاصطناعية وركزنا على دراسة شبكات الترميز التلقائي هذا الأسلوب يستعمل في كشف الأنماط في صفات البيانات وهو أداة فحص و تحقيق بمميزات حديثة والتي سنعتمد على استعمالها وتحقق من نتائجها في الفصل الدراسة الميدانية ومن خلال هذا الفصل تم عرض مجموعة من المعادلات التي يمكن أن يتم استخدامها عند تطبيق إجراءات المراجعة التحليلية حسب معرفة بالعميل وبالصناعة.

وقد تم عرض أسلوب قانون بنفورد الإحصائي والذي يعد من أهم أساليب الرياضية الإحصائية للمراجعة التحليلية التي تستخدم تقدير قيم أرصدة الحسابات وتحديد ما إذا كانت هناك تحريفات في هذه القيم.

تحث الدراسات السابقة على دمج أكثر من أسلوب للحصول على نتائج أكثر ثقة ومصداقية.

الفصل الثاني :

الدراسة التطبيقية والميدانية

الفصل الثاني: الدراسة التطبيقية والميدانية

تمهيد : تهدف الدراسة التطبيقية إلى تبيان أهمية وفاعلية استخدام الأساليب الحديثة للمراجعة التحليلية في كشف الغش والاحتيال المالي، وكيف يمكن لهذه الأساليب أن تساهم في ضمان صحة وموثوقية البيانات المالية وتكشف عن أي أنشطة غير قانونية أو مشبوهة تتعلق بالغش والاحتيال المالي، مما يساهم في تعزيز الثقة في القوائم المالية وتحقيق مصداقية البيانات المالية للشركة.

ومن جهة أخرى، ارتأينا إستكمال الدراسة التطبيقية بدراسة ميدانية لتعزيزها، وذلك من خلال إجراء مقابلات مع الأكاديميين والباحثين والخبراء والممارسين الذين يتمتعون بخبرة واسعة في مجال كشف الغش والاحتيال المالي، وذلك بهدف الاستفادة من تجاربهم والاطلاع على أساليبهم العملية في هذا المجال لفهم الواقع التطبيقي والممارسات المتبعة من طرفهم، وأيضا لمعرفة مدى درايتهم بالأساليب الحديثة وإستخداماتها.

استعملنا في هذه الدراسة التطبيقية والميدانية طريقة التثليث (Triangulation) [1] والتي من خلالها نصبوا إلى دعم نتائج البحث وزيادة مصداقيتها، بطرق مختلفة، حيث يشير خميس إلى مفهوم التثليث على أنه "عملية مراجعة متقاطعة للمعلومات والاستنتاجات التي نحصل عليها باستخدام مصادر وطرائق واجراءات متعددة بهدف تحسين صدق البحث العلمي"[2]، ويعرفه جاك بأنه "استخدام مجموعة من طرائق البحث المتعددة في دراسة نفس الظاهرة"[3]، بينما يعرف اولسن مفهوم التثليث بأنه " دمج البيانات والطرق ووجهات النظر المختلفة لإلقاء الضوء حول موضوع واحد"[4]، ويضيف ويلسون بأنه " استخدام أكثر من طريقة محددة، بهدف الحصول على بيانات كاملة"[5].

[1] -Jick, T. D. (1979). Mixing qualitative and quantitative methods: Triangulation in action. Administrative science quarterly, 24(4), 602-611.

[2] - خميس محمد، (2013)، النظرية والبحث التربوي في تكنولوجيا التعليم، ط1 ، القاهرة، دار السحاب للنشر والتوزيع.

[3] -Jick, T. D. (1979). Mixing qualitative and quantitative methods: Triangulation in action. Administrative science quarterly, 24(4), 602-611.

[4] -Olsen, W. (2004). Triangulation in social research: qualitative and quantitative methods can really be mixed. Developments in sociology, 20, 103-118.

[5] -Wilson, V. (2014). Research methods: triangulation. Evidence Based Library and Information Practice, 11(1 (S)), 66-68.

المبحث الاول: الدراسة التطبيقية

لاختبار أسلوب قانون بنفورد وشبكات الترميز التلقائي العميق لكشف الغش والاحتيال المالي المطبقة على دفتر اليومية لمدة 4 سنوات من 2018 – 2021، يمكننا اتباع الخطوات التالية:

جمع البيانات: ان بيانات دفتر اليومية للأعوام الأربعة من 2018 – 2021 تم رفعها من موقع KAGGLE [1] التعليمي الذي يبث الاكواد والبيانات والمسابقات في ميدان تحليل البيانات والذكاء الاصطناعي وهي بيانات مالية مهيئة للأغراض التعليمية، أصل هذه البيانات من نظام معلومات محاسبية (AIS) لمعلومات إدخال دفتر اليومية في جداول قاعدة البيانات (SAP) تجمع هذه الأنظمة كميات هائلة من الأدلة الإلكترونية التي تسمح لنا بكشف الأنماط وتصنيف الانحرافات الموجودة بها ونميز سمتين سائدتين:

- تُظهر السمات مجموعة كبيرة ومتنوعة من قيم المميزة، بالخصوص معلومات المبلغ.
- تُظهر المعاملات تبعيات قوية بين قيم السمات المحددة، على سبيل المثال بين معلومات العميل ونوع الدفع ونوع الترحيل ودفاتر الأستاذ العامة.

نميز بين فئتين من السمات لمتطرفة في المدخلات دفتر اليومية، وهما السمات المتطرفة" العامة "و "المحلية" حيث استحدثتنا عمود جديد بمسمى «label» داخل جداول البيانات لنميز هذين السمتين « global » و « local » من باقي البيانات المنتظمة المعروفة بالسمة « regular ».

سيتم التعرف وتحديد السمات « local » من نتائج التحليل الاحصائي بتطبيق قانون بنفورد، أما التعرف وتحديد السمات « global » يتم من خلال نتائج تطبيق التحليل بوسطة استعمال خوارزمية العزل Isolation Forest algorithm، واستعملنا أيضا في الدراسة التطبيقية أسلوب التعلم العميق الذي توفره الشبكات العصبية الاصطناعية بتحليل البيانات بوسطة شبكات الترميز التلقائي، حيث التسجيلات المولدة من فك الترميز والتي تعاني من أخطاء عالية عند إعادة بناء الترميز وتعتبر هذه بيانات مشبوهة يجب التحقق منها وفحصها.

وصف البيانات: يبين الجدول أدناه رقم 4، الوصف الكلي الاحصائي للبيانات لكل الاعمدة، عدد الملاحظات، المتوسط، الانحراف المعياري، أصغر وأكبر قيمة وتوزيع الملاحظات بين 25%، 50%، 75%.

[1]- http://www.kaggle.com/datasets

الجدول رقم 4 : وصف للبيانات

	DMBTR	WRBTR
count	1.943350e+05	1.943350e+05
mean	3.393727e+06	1.222023e+06
std	1.313201e+08	8.147464e+07
min	0.000000e+00	0.000000e+00
25%	1.620001e+04	4.000000e+03
50%	1.399006e+05	8.120957e+04
75%	5.109858e+05	3.931301e+05
max	1.265854e+10	1.265854e+10

	BELNR	WAERS	BUKRS	KTOSL	PRCTR	BSCHL	HKONT	DMBTR	WRBTR	label
0	706900	C1	C1	C1	C1	A1	B1	204600.0	204600.0	local
1	706100	C1	C1	C2	C1	A1	B1	847540.0	847540.0	local
2	706900	C1	C1	C1	C1	A1	B1	204600.0	204600.0	local
3	706900	C1	C1	C1	C1	A1	B1	204600.0	204600.0	local
4	706900	C1	C1	C1	C1	A1	B1	204600.0	204600.0	local

المصدر: من إعداد الطالب بتطبيق Colab Google

البيانات محل الدراسة هو ملف csv يتكون من عشرة اعمدة.

الجدول رقم 5 : وصف لتركب البيانات

```
RangeIndex: 194335 entries,0 to 194334
Data columns (total 10 columns):
 #   Column  Non-Null Count   Dtype
---  ------  --------------   -----
 0   BELNR   194335 non-null  object
 1   WAERS   194335 non-null  object
 2   BUKRS   194335 non-null  object
 3   KTOSL   194335 non-null  object
 4   PRCTR   194335 non-null  object
 5   BSCHL   194335 non-null  object
 6   HKONT   194335 non-null  object
 7   DMBTR   194335 non-null  float64
 8   WRBTR   194335 non-null  float64
 9   label   194335 non-null  object
dtypes: float64(2), object(8)
memory usage: 14.8+ MB
```

BELNR: رقم الحساب المحاسبة،

TIME: تاريخ العملية،

WAERS: مفتاح العملة،

KTOSL: مفتاح حساب دفتر الأستاذ العام،

PRCTR: مركز الربح المسجل،

BSCHL: مفتاح الترحيل،

HKONT: حساب دفتر الأستاذ العام الذي تم ترحيله،

DMTR: المبلغ بالعملة المحلية،

WRTR: المبلغ بعملة الوثيقة،

label: السمة الانحراف.

المصدر: من إعداد الطالب بتطبيق Colab Google

المطلب الأول: تحليل بواسطة قانون بنفورد

طبقنا أسلوب التحليل بواسطة قانون بنفورد حسب طريقة nigrini لحساب القيمة الواقعية لنسب قانون بنفورد ومقارنتها بنسب المفترضة لهذا القانون حيث انه يحسب المتوسط الانحراف المطلق ويقيم العلاقة ومنه يستخرج القيم التي تفوق العتبة وهي القيم المشتبهة والتي لابد ان تخضع للفحص.

اسفرت نتائج تطبيق هذا الأسلوب لسنوات الأربعة على ما يلي:

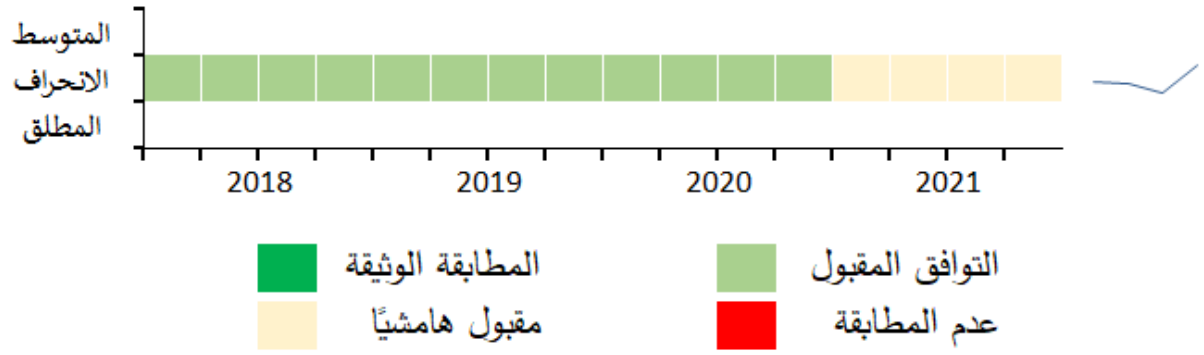
الجدول رقم 6 : لتطور المتوسط الانحراف المطلق لأربعة سنوات

السنة	عدد التسجيلات	MAD	Z اختبار max1	Z اختبار max2	Z اختبار max3	Z اختبار max4
2018	194 335	0,00170	127,87	19,94	17,03	15,01
2019	335 579	0,00167	124,44	24,45	18,11	17,27
2020	278 866	0,00151	87,17	26,35	17,67	13,88
2021	220 261	0,00198	97,62	48,17	17,23	16,11

المصدر: من إعداد الطالب

لنتمكن من الملاحظة البصرية للانحرافات قمنا بتمثيلها بيانيا حسب التمثيل الخريطة الحرارية.

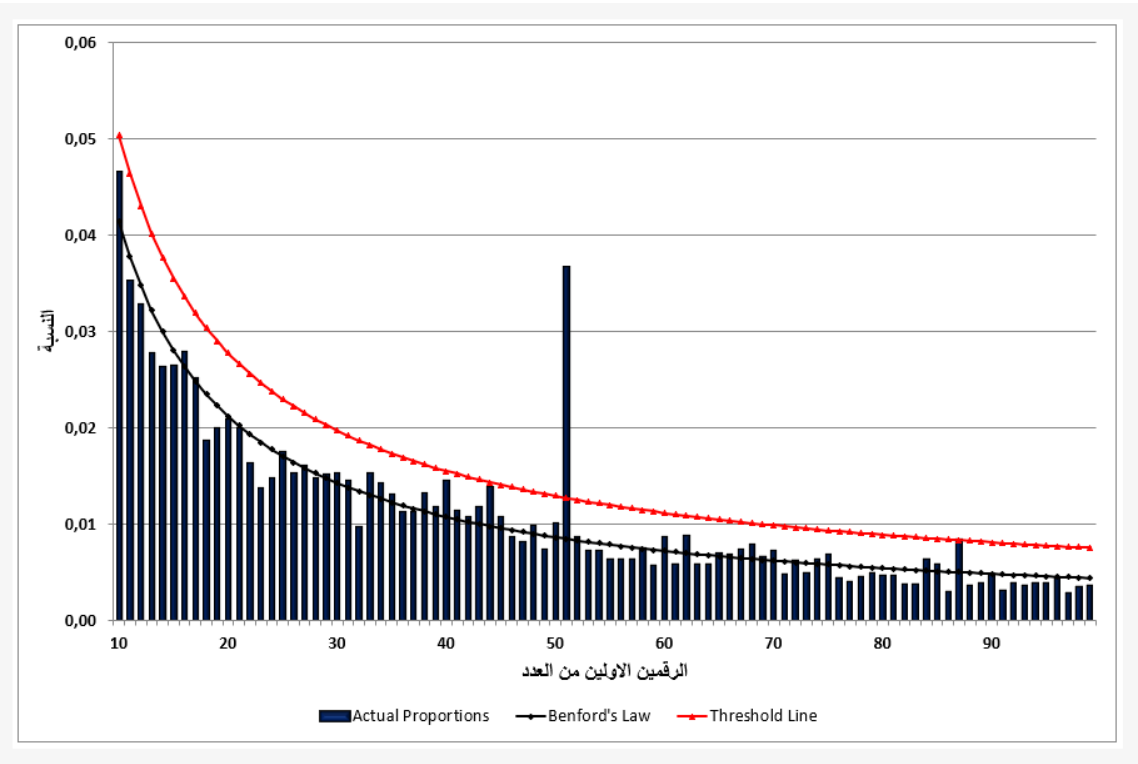
الشكل البياني رقم 8 : خريطة حرارية لتطور المتوسط الانحراف المطلق



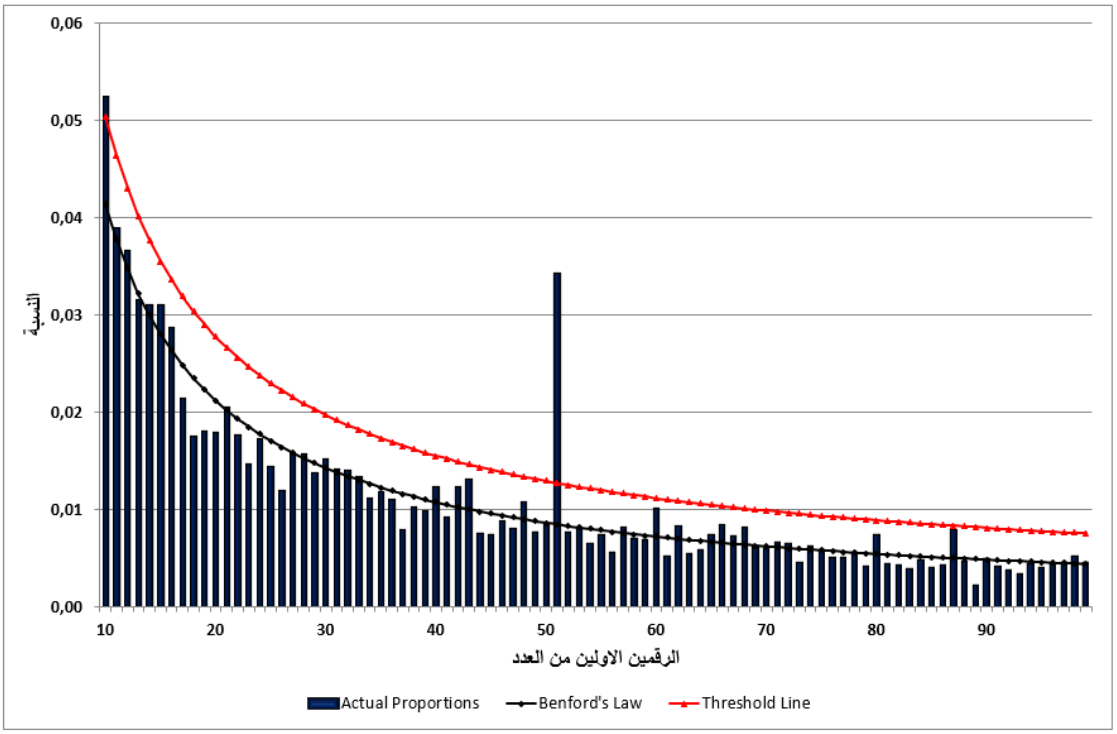
المصدر : من إعداد الطالب

وهذا ما تبينه المخططات البيانية لتطبيق قانون بنفورد على بيانات السنوات الاربعة.

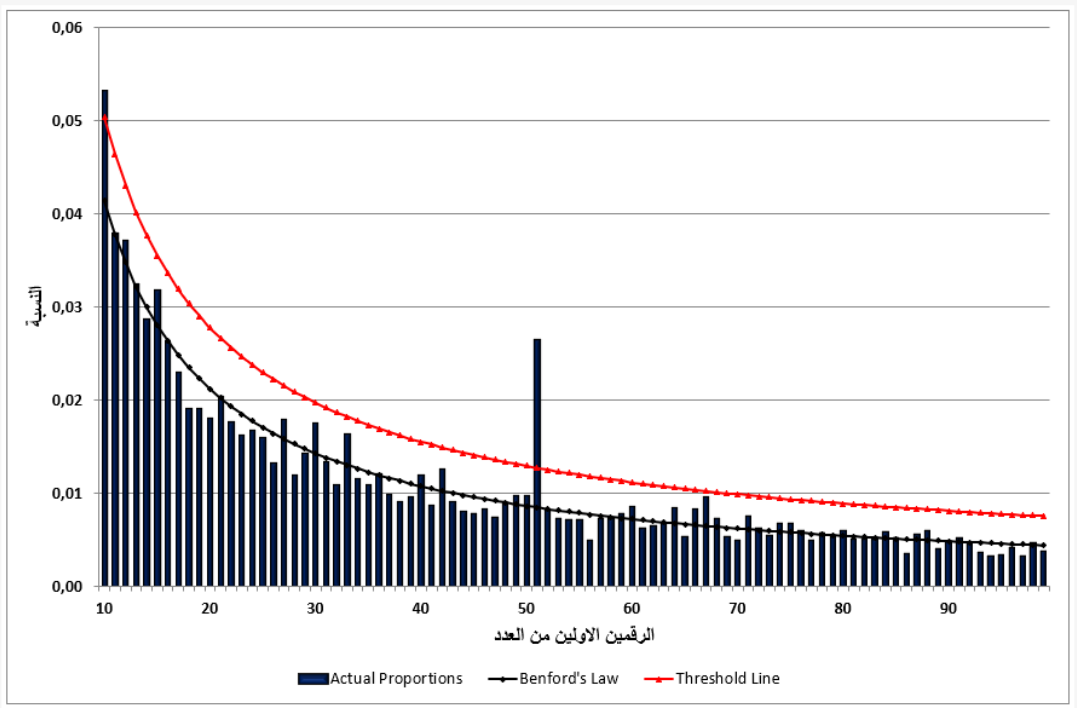
الشكل البياني رقم 9 : الانحراف لأول رقمين من بيانات السنة 2018



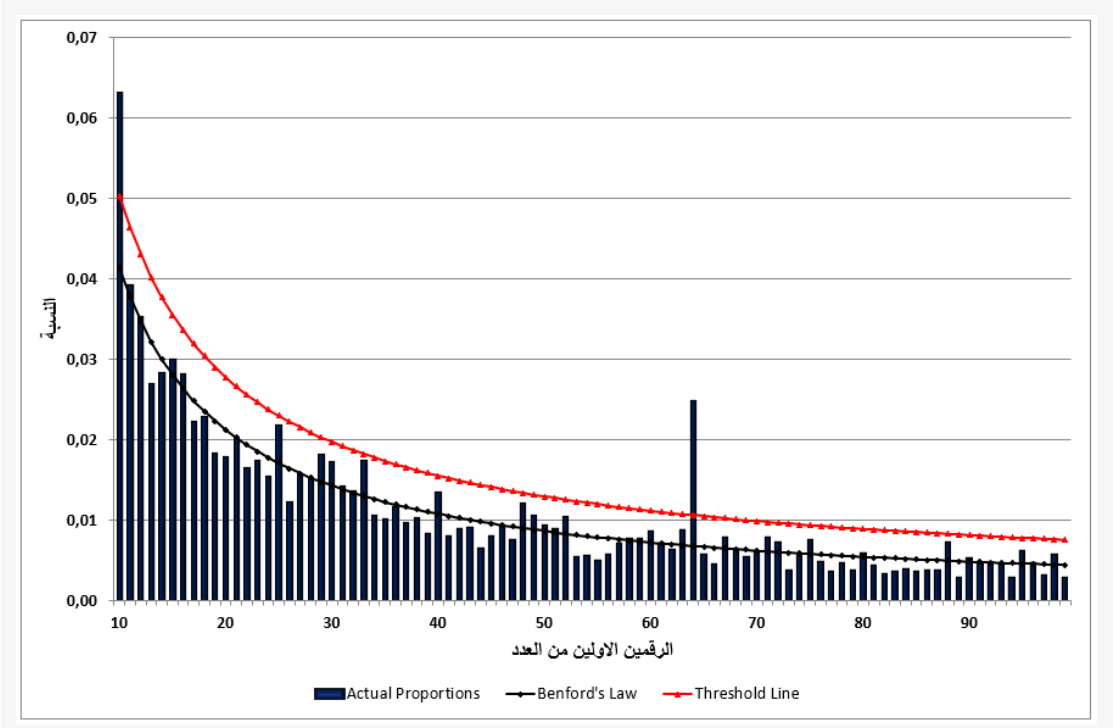
الشكل البياني رقم 10 : الانحراف لأول رقمين من بيانات السنة 2019



الشكل البياني رقم 11 : الانحراف لأول رقمين من بيانات السنة 2020



الشكل البياني رقم 12 : الانحراف لأول رقمين من بيانات السنة 2021



المصدر: من إعداد الطالب

تحليل قانون بنفورد يبين القيم التي تتعدى قيمتها العتبة وتعتبر قيم متطرفة لأول رقمين من العدد تضع في العمود « label » من جدول البيانات الكلية لتعرف عليها بسمة «local» وهو نوع من السمات في مجمل الانحرافات كما هو مبين في الجدول ادناه:

الجدول رقم 7 : نتائج التحليل بواسطة قانون بنفورد

السنة	عدد التسجيلات بسمة «local»	عدد الارتيابات في الملاحظات (Run)	عدد الملاحظات قيمتها (Spikes) فوق العتبة	القيم فوق العتبة المتطرفة لأول رقمين من العدد	
2018	7 682	34	2	51	87
2019	23 209	39	2	10	51
2020	14 842	42	2	10	51
2021	12 070	32	2	10	64

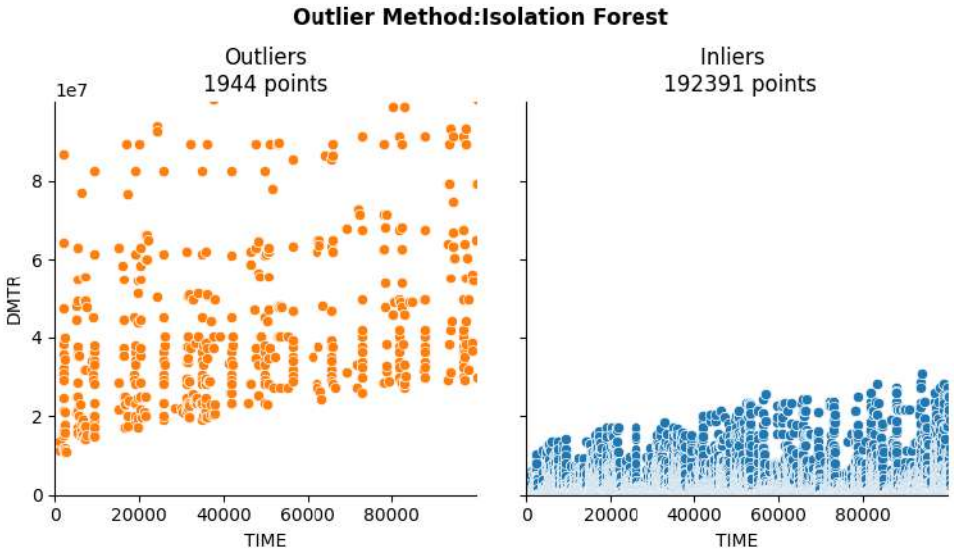
المصدر: من إعداد الطالب

المطلب الثاني: التحليل بواسطة خوارزمية العزل (Isolation Forest Algorithm)

سنختبر خوارزمية العزل، والسبب في استخدامنا لهذا الأسلوب غير الخاضع للإشراف، راجع لعدم توفر معلومات تاريخية لنوع الاحتيال الذي نحاول اكتشافه عند تطبق هذه الخوارزمية[1]، الفكرة الرئيسية وراء سبب قدرة الخوارزمية على تميز القيم المتطرفة أن الملاحظات الأكثر تطرفا سيكون لها مسارات أقصر، ويتم عزل هذه الملاحظات عن طريق عدد أقل من تقسيمات البيانات، ومن خلال حساب متوسط أطوال المسار لكل ملاحظة، يمكننا العثور على ملاحظات أكثر تميزا داخل مجموعة البيانات، ومن خلال التمثيل البياني في الشكل البياني الأول فضاء ثنائي الأبعاد نميز الملاحظات ذات اللون البرتقالي، وفي الشكل البياني الثاني نميز الملاحظات ذات اللون الأزرق، اللذان يبينان عزل السمتين من مجموعة البيانات ويمكن عزل وبسهولة الملاحظتين عن طريق الفحص البصري، هذا الاختيار هو محاولة للعثور على أنواع جديدة من القيم المتطرفة التي تميز مجمل البيانات التي لم يتم التقاطها ضمن البيانات التاريخية، ويعزز هذا البحث كشف الطريق الحديثة لتحديد هذه الأنماط الجديدة غير العادية وغير طبيعية.

[1] - SAS Institute Inc. 2018

الشكل البياني رقم 13 : عزل القيم المتطرفة عن الطبيعية



المصدر: من إعداد الطالب بتطبيق Colab Google

يقدم لنا التحليل بواسطة خوارزمية العزل نتيجة قيم متطرفة لكل ملاحظة بناءً على أطوال المسار لتلك الملاحظة داخل البيانات، الصيغة المستخدمة لحساب درجة الانحراف هي:

$$Anomaly_score = 2^{-\left(\frac{\text{متوسط طول مسار الملاحظة}}{\text{متوسط طول مسار كل الملاحظات}}\right)}$$

باستخدام هذه الصيغة سترجع الخوارزمية درجة الانحراف ويرمز لها في العمود anomaly_score باستخدام هذه النتيجة يمكننا تحديد الملاحظات النادرة و المحتمل ان تكون خطأ، غش او احتيالا ويرمز لها في العمود anomaly 1 للقيم الطبيعية -1 للقيم المتطرفة.

الجدول رقم 8 : وصف البيانات بعد نطبيق الخوارزمية (Isolation Forest Algorithm)

	ELNR	TIME	WERS	UKRS	KTOSL	PRTR	SHL	HKONT	DMTR	WRTR	label	anomaly_scores	anomaly
0	310110	1	2	5	9	2	42	14	181429.13	1575.0	regular	0.171170	1
1	310110	2	2	5	9	2	42	14	181429.13	1575.0	regular	0.171170	1
2	310110	3	2	5	9	2	42	14	28222.31	245.0	regular	0.176587	1
3	310110	4	2	5	9	2	42	14	28222.31	245.0	regular	0.176587	1
4	408100	5	2	1	55	3	50	14	28222.31	245.0	regular	0.176587	1

المصدر: من إعداد الطالب بتطبيق Colab Google

هذه القيم التي تملك درجة الانحراف سلبية (-1) ستعلم في العمود « label » من جدول البيانات الكلية لتعرف عليها بسمة « global » وهو نوع اخر من السمات في مجمل الانحرافات.

وهذا عرض لنتائج تحليل بواسطة خوارزمية العزل للسنوات الأربعة:

الجدول رقم 9 : عرض لنتائج تحليل بواسطة خوارزمية للسنوات الأربعة (Isolation Forest Algorithm)

الانحراف	2018	2019	2020	2021
السمة **Local**	7 682	23 209	14 842	12 070
السمة **Global**	1 944	3 356	2 789	2 203
السمة **Regular**	184 709	309 014	261 235	205 988
المجموع	194 335	335 579	278 866	220 261

المصدر: من إعداد الطالب

المطلب الثالث: التحليل بواسطة خوارزمية شبكات الترميز التلقائي العميق (Autoencoder Neural Network)

لاختبار الكشف عن الانحرافات في المعاملات المالية باستخدام شبكات الترميز التلقائي العميق Deep Autoencoder تم تطوير محتوى مختبر Google Colab من نتائج اعمال مؤتمر تكنولوجيا وحدة معالجة الرسومات، GTC, 2018 لاستغلال كميات هائلة من الأدلة الإلكترونية على مستوى أنظمة المعلومات المحاسبية (AIS) أو أنظمة تخطيط موارد المؤسسات العامة (ERP) من خلال فحص السمات الإدخالات في دفتر اليومية المسجلة في حسابات دفتر الأستاذ العام ودفتر الأستاذ الفرعي ويمكن ملاحظة سمتين سائدتين السمات المميزة للبيانات مثل معلومات العميل ودفاتر الأستاذ الفرعية المرحلة ومعلومات الكمية وتظهر المعاملات تبعية قوية بين سمات على سبيل المثال بين معلومات العميل ونوع الدفع ونوع الترحيل ودفاتر الأستاذ العامة, من هذه الملاحظة نميز بين فئتين من إدخالات دفتر اليومية بقيم متطرفة، وهما التطرف "الكلي" و "المحلي".

يصعب اكتشاف بعض الانحرافات لأن الجناة يخفونها بتقليد المعاملات العادية مم يجعل هذا النوع من التحريفات يشكل مخاطر احتيال عالية غير انها تظهر في التركيبات غير منتظمة لحسابات دفتر الأستاذ العام حيث ان البصمة في تسجيل البيانات لا تتبع النمط المعتاد.

من أجل اكتشاف مثل هذه الحالات المخفية، سنقوم بتدريب شبكات الترميز التلقائي العميقة على تعلم نموذج مضغوط برفع جودة التعلم وخفض الضياع بعد اكتمال عملية التدريب ستكون الشبكة قادرة على

إعادة بناء إدخالات دفتر اليومية العادية، بينما تفشل في القيام بذلك بالنسبة إدخالات دفتر اليومية ذات النمط غير العادي.

1. تهيئة الشبكة العصبية الترميز التلقائي:

بنية هذه الشبكة متناظرة في شكل فراشة بالإضافة إلى طبقة مخفية كثيفة، في مركزها الفضاء الكامن، ذات أبعاد أقل نحو المركز، تم اختيار هذا التصميم عن قصد لأن الهدف التدريبي لـ AENN هو إعادة بناء مدخلاته الاصلية بدون إشراف وهذا وصف تقني لهذه الشبكة.

الجدول رقم 10 : وصف مكونات الشبكة العصبية للترميز التلقائي AENN

encoder(	decoder(
(encoder_L1): Linear(in_features=6, out_features=512, bias=True)	(decoder_L1): Linear(in_features=3, out_features=4, bias=True)
(encoder_R1): LeakyReLU(negative_slope=0.4, inplace=True)	(decoder_R1): LeakyReLU(negative_slope=0.4, inplace=True)
(encoder_L2): Linear(in_features=512, out_features=256, bias=True)	(decoder_L2): Linear(in_features=4, out_features=8, bias=True)
(encoder_R2): LeakyReLU(negative_slope=0.4, inplace=True)	(decoder_R2): LeakyReLU(negative_slope=0.4, inplace=True)
(encoder_L3): Linear(in_features=256, out_features=128, bias=True)	(decoder_L3): Linear(in_features=8, out_features=16, bias=True)
(encoder_R3): LeakyReLU(negative_slope=0.4, inplace=True)	(decoder_R3): LeakyReLU(negative_slope=0.4, inplace=True)
(encoder_L4): Linear(in_features=128, out_features=64, bias=True)	(decoder_L4): Linear(in_features=16, out_features=32, bias=True)
(encoder_R4): LeakyReLU(negative_slope=0.4, inplace=True)	(decoder_R4): LeakyReLU(negative_slope=0.4, inplace=True)
(encoder_L5): Linear(in_features=64, out_features=32, bias=True)	(decoder_L5): Linear(in_features=32, out_features=64, bias=True)
(encoder_R5): LeakyReLU(negative_slope=0.4, inplace=True)	(decoder_R5): LeakyReLU(negative_slope=0.4, inplace=True)
(encoder_L6): Linear(in_features=32, out_features=16, bias=True)	(decoder_L6): Linear(in_features=64, out_features=128, bias=True)
(encoder_R6): LeakyReLU(negative_slope=0.4, inplace=True)	(decoder_R6): LeakyReLU(negative_slope=0.4, inplace=True)
(encoder_L7): Linear(in_features=16, out_features=8, bias=True)	(decoder_L7): Linear(in_features=128, out_features=256, bias=True)
(encoder_R7): LeakyReLU(negative_slope=0.4, inplace=True)	(decoder_R7): LeakyReLU(negative_slope=0.4, inplace=True)
(encoder_L8): Linear(in_features=8, out_features=4, bias=True)	(decoder_L8): Linear(in_features=256, out_features=512, bias=True)
(encoder_R8): LeakyReLU(negative_slope=0.4, inplace=True)	(decoder_R8): LeakyReLU(negative_slope=0.4, inplace=True)
(encoder_L9): Linear(in_features=4, out_features=3, bias=True)	(decoder_L9): Linear(in_features=512, out_features=6, bias=True)
(encoder_R9): LeakyReLU(negative_slope=0.4, inplace=True)	(decoder_R9): LeakyReLU(negative_slope=0.4, inplace=True)
(dropout): Dropout(p=0.0, inplace=True)	(dropout): Dropout(p=0.0, inplace=True)

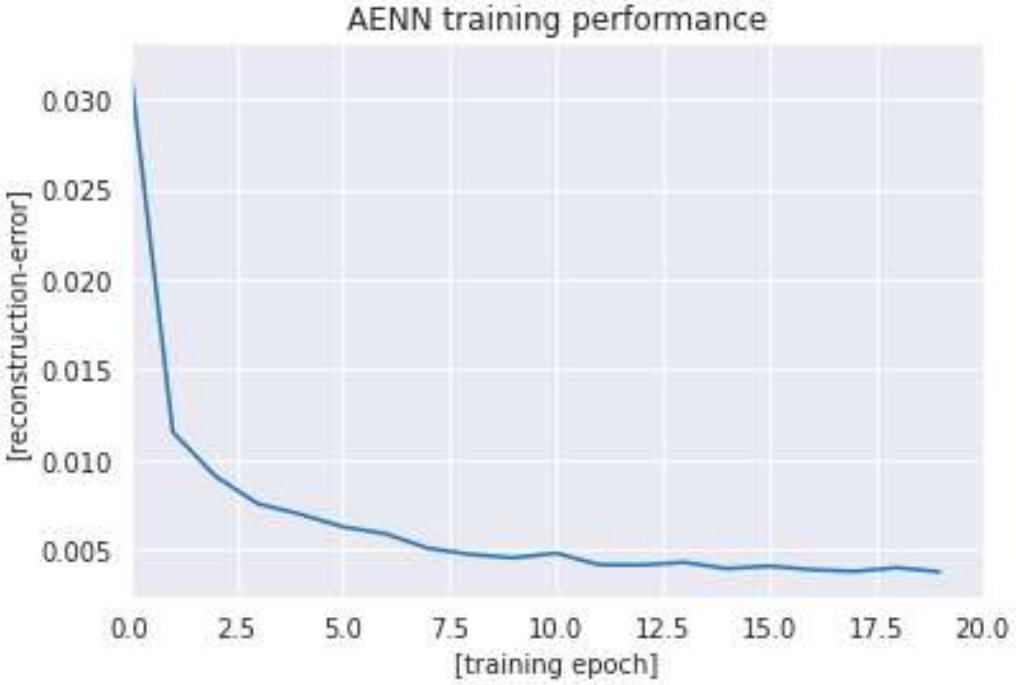
المصدر: من إعداد الطالب بتطبيق Colab Google

2. تدريب الشبكة العصبية للترميز التلقائي:

بعد أن قمنا بتهيئة الشبكة، لتدريب الشبكة قمنا بمعالجة مجموعة البيانات مسبقًا، وقمنا بتنفيذ AENN وحددنا خطأ إعادة البناء. لنبدأ الآن في تدريب نموذج مطابق لـ 20 فترات وحجم دفعة 128، نحتاج إلى تقليل الخسارة التدريب نموذجنا على تعلم مجموعة وحدة التشفير. **binary-cross-entropy error (BCE)** loss

وهذا مخطط لأداء تدريب الشبكة العصبية للترميز التلقائي العميق.

الشكل البياني رقم 14 : جودة التدريب الشبكة العصبية



المصدر: من إعداد الطالب بتطبيق Colab. Google

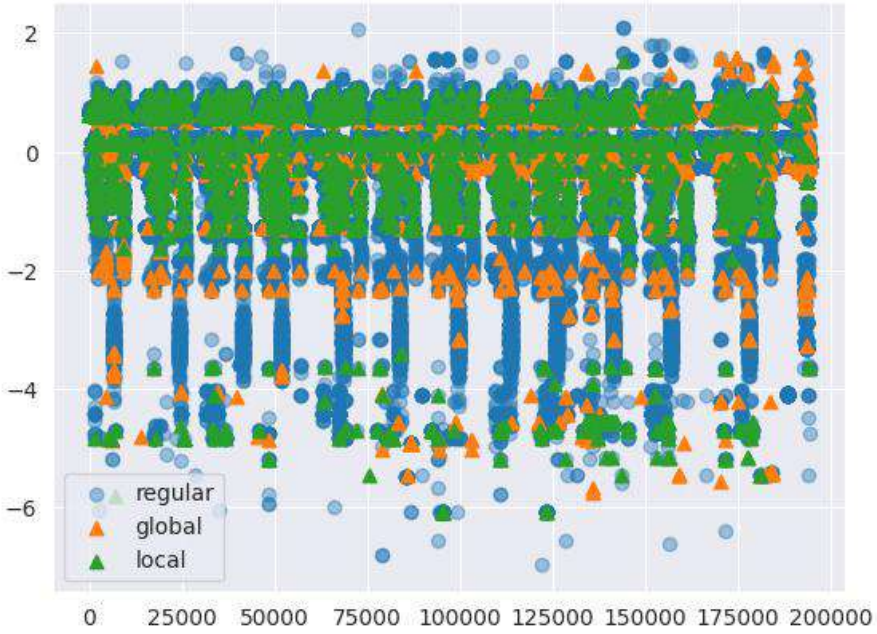
3. تقييم الشبكة العصبية للترميز التلقائي العميق:

سنستكشف كيف يمكننا استخدام النموذج المُدرَّب مسبقًا من 20 فترة لاكتشاف الحالات المشتبهة فيها داخل مجموعة إدخالات دفتر اليومية بالكامل، وتقييم قدرته على إعادة البناء على مجموعة البيانات بأكملها.

تكشف مقارنة الخسارة الإجمالية لإعادة البناء للنموذج المدرب مسبقًا الذي تم تدريبه لمدة 20 فترة مع النموذج الذي قمنا بتدريبه في البداية لمدة خمس فترات، إن النموذج المدرب مسبقًا ينتج عنه خطأ إعادة بناء أقل بشكل ملحوظ. لذلك يمكننا أن نستنتج أن النموذج المدرب مسبقًا يتفوق على نموذجنا الأولي في التقاط الخصائص الكامنة في إدخالات دفتر اليومية.

نقوم بجمع أخطاء إعادة البناء لكل إدخال دفتر يومية حيث يكشف التصور أن النموذج المدرب مسبقًا قادر على إعادة بناء غالبية إدخالات دفتر اليومية العادية، بينما يفشل في القيام بذلك، بالنسبة للأخطاء الشاذة نتيجة لذلك، يمكن استخدام خطأ إعادة بناء النموذج للتمييز بين الانحرافات "الكلية" والانحرافات "المحلية" من إدخالات دفتر اليومية العادية.

الشكل البياني رقم 15 : تركيبة البيانات الكلية للبيانات بعد تطبيق كل الخوارزميات



المصدر: من إعداد الطالب بتطبيق Colab Google

لمزيد من التحقيق في ملاحظتنا وتأكيد الافتراض الأولي، نفحص إدخالات دفتر اليومية التي تظهر خطأ إعادة بناء إنتروبيا ثنائي "مرتفع" 0.1 => هذه انحرافات في البيانات الأصلية ثم نفحص إدخالات دفتر اليومية التي تعرض خطأ إعادة بناء إنتروبيا ثنائي متوسط < 0.02 و0.1> هذه انحرافات في البيانات الأصلية أكثر شبهة ان تكون تخفي غش واحتيالا بحكم انها مشابهة للمعاملات العادية من حيث الكمي وتخالفه من حيث نمط السمات وهو نوع جديد من الانحرافات.

وهذا الجدول يعرض البيانات الأكثر شبهة في مدخلات دفتر اليومية التي تملك انحرافات أخطأ إعادة بناء إنتروبيا ثنائي متوسط بين القيمتين < 0.02 و0.1>.

الجدول رقم 11: وصف البيانات بعد نطبيق الشبكة العصبية للترميز التلقائي AENN

	BELNR	TIME	WAERS	BUKRS	KTOSL	PRCTR	BSCHL	HKONT	DMBTR	WRBTR	label
2253	381011	2254	2	1	42	2	35	16	773797.50	0.00	regular
5605	1111111	5606	1	14	50	3	111	17	85158.00	85158.00	regular
5606	1111111	5607	1	14	50	3	111	17	26398.98	26398.98	regular
5607	1111111	5608	1	14	50	3	111	17	0.00	0.00	regular
5608	1111111	5609	1	14	50	3	111	17	4166.65	4166.65	regular
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
194195	1111111	194196	1	4	50	3	110	17	267400.00	267400.00	regular
194196	1111111	194197	1	4	50	3	110	17	266000.00	266000.00	regular
194197	1111111	194198	1	4	50	3	110	17	310000.00	310000.00	regular
194323	1111111	194324	1	1	50	3	115	17	7783782.69	7783782.69	regular
194324	1111111	194325	1	1	50	3	115	17	22155265.37	22155265.37	global

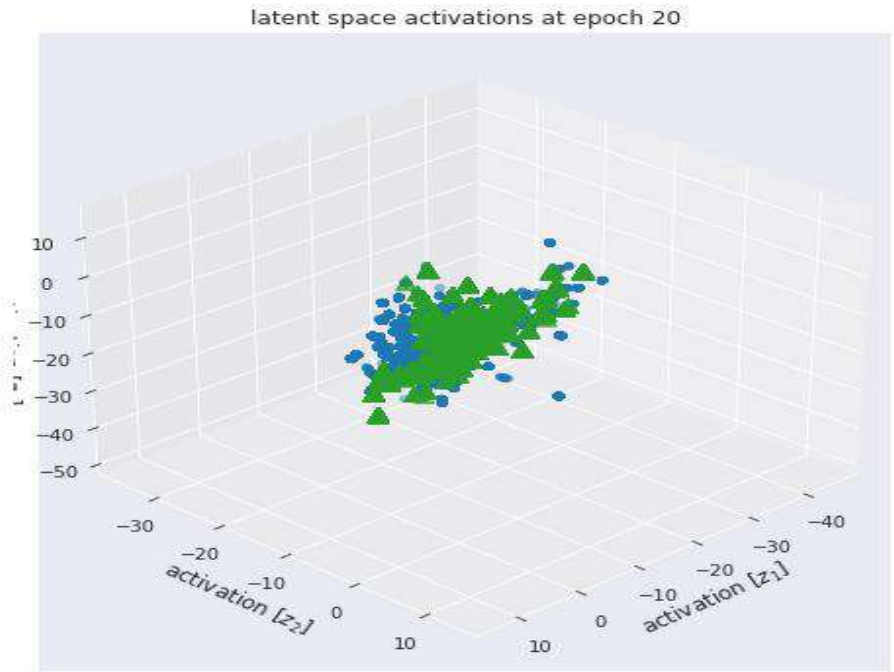
761 rows × 11 columns

المصدر: من إعداد الطالب بتطبيق Colab Google

الفضاء الكامن لشبكة العصبية الترميز التلقائي العميق:

ان هذا التمثيل الفضاء الكامن في شكل بعد ثلاثي غير مرئي وهو مجرد بحث يكون كتالي

الشكل البياني رقم 16 : الفضاء الكامن بتدريب لـ 20 فترة



المصدر: من إعداد الطالب بتطبيق Colab Google

وهذا عرض لنتائج تحليل السنوات الأربعة:

الجدول رقم 12 نتائج التحليل بواسطة الشبكة العصبية الترميز التلقائي العميق للسنوات الأربعة

الانحرافات	2018	2019	2020	2021
Local	7 682	23 209	14 842	12 070
Global	1 944	3 356	2 789	2 203
AENNr	761	512	374	100
Regular	184 709	309 014	261 235	205 988
المجموع	194 335	335 579	278 866	220 261

المصدر: من إعداد الطالب بتطبيق Colab. Google

وهذا عرض لنتائج توليفة بين نتائج التحليلات الأساليب الثلاثة السنوات الأربعة:

الجدول رقم 13 : نتائج توليفة بين نتائج التحليلات الأساليب الثلاثة للسنوات الأربعة

تقاطع نتائج الانحرافات	2018	2019	2020	2021
Global ∩ Local	10	105	105	144
AENNr ∩ Global ∩ Local	15	33	2	4
المجموع	25	138	107	148

المصدر: من إعداد الطالب

4. مناقشة النتائج:

نتائج التحليل بواسطة الشبكة العصبية الترميز التلقائي العميق للسنوات الأربعة تبين لنا ان الملاحظات التي أعادت بنائها الخوارزمية تملك سمات مشتركة مكتسبة من التحليلات السابقة هذه القيم المتطرفة، حسب فكرة حكمة الجمهور (Wisdom of the crowd) [1] وهو من أسس المطبقة في التعلم بالتجميع [2] (Ensemble learning) وتبين ان توليفة نتائج مجموعة من النماذج تحسن دقة نتائج الخوارزميات وعليه التقاطع بين نتائج التحليلات الأساليب الثلاثة التي طبقناها من قبل تمكننا من اكتشف مجموعة جزئية

[1]- Studying the “Wisdom of Crowds” at Scale, Camelia Simoiu, Chiraag Sumanth & Alok Mysore & Sharad Goel, Stanford University, University of California San Diego 2017.

2 - Ensemble learning of coarse-grained molecular dynamics force fields with a kernel approach, J. Chem. Phys. (2020).

لانحرافات أكثر تميزاً من الملاحظات الأخرى وتعتبر شبهة كونها خطأ، غش أو احتيال وتستوجب الأولوية في الفحص والتأكد من طبيعتها.

المبحث الثاني: الدراسة الميدانية

المطلب الأول: الإطار المنهجي للدراسة الميدانية

من أجل اسقاط الدراسة النظرية والتطبيقية على الواقع الميداني وأيضا حتى نتمكن من كشف حقيقة الواقع واسبابه لهذه الدراسة المتعلقة بأهمية وفعالية الأساليب الحديثة للمراجعة التحليلية لكشف الغش والاحتيال المالي، توجب اتباع منهجية ملائمة والانتقال من الكل إلى الجزء من أجل الإحاطة بجميع جوانب، لذلك قدمنا في هذا المبحث الأدوات العلمية المستخدمة في جمع وتحليل البيانات النوعية من ميدان الدراسة الذي من خلاله تمت الإجابة على مجموعة تساؤلات بواسطة المقابلات.

1. أدوات جمع البيانات:

إن التحليل والوصف لأي دراسة يتم بواسطة أدوات البحث العلمي لكل بحث علمي أدواته التي تساعد الباحث في بحثه وترتبط الأدوات بموضوع البحث، والمنهج المستخدم في الدراسة، ويتوقف نجاح الباحث في بحثه إلى حد كبير على قدرته في استخدام أدوات البحث العلمي، حيث هناك عدة طرق يمكن استخدامها لجمع البيانات وكلما كان تعدد في الأدوات العلمية للبحث كلما أضاف هذا معلومات عالية من التدقيق وهو ما يحتاجه موضوع البحث هذا، واعتمدت في هذه الدراسة الميدانية على **المقابلة**، وهي أن يلتقي الباحث مع أشخاص أو شخص ويطرح عليه مجموعة أسئلة بشكل مباشر من أجل تحقيق أهداف الدراسة، تلجأ إلى هذا النوع من الأدوات عندما تكون المعلومات شحيحة في قطاع ما كما هو الحال في دراستنا حيث ان بعض الدراسات السابقة وفي حدود علم الباحث تأكد عدم وجود أي دراسات جزائرية لاستخدامات الشبكات التشفير التلقائي وقانون بنفورد Benford Law كأداتين من قبل المحاسبين والمراجعين بصفة خاصة للكشف عن ممارسات التلاعب في البيانات المالية.

هناك نقص في الدراسات التي تبين اهمية التنقيب في البيانات لخدمة المراجعة التحليلية، ولهذا الغرض تم القاء الضوء على استعمال لغة البرمجة Python بواسطة مكتبتها المتخصصة في خوارزميات تعلم الالة والشبكات العصبية Sklearn التي تملك امكانية واسعة تساعد الباحثين من دخول تكنولوجية تحليل البيانات بكتابة برامج بلغات برمجة عالية المستوى الشيء الذي أصبح متاح مع توفر الحوسبة السحابية والحوسبة الموازية مثل Google Colab.

2. تحديد مجتمع الدراسة:

تناولت هذه الدراسة أهمية وفعلية الأساليب الحديثة للمراجعة التحليلية لكشف الغش والاحتيال المالي وهي دراسة جد واسعة لذلك تمت على أساس الانتقال من أربع مجموعات هي:

1- خبراء المالية ومحافظي المحاسبات بورقلة وحاسي مسعود.
2- الإدارة العمومية ممثلة في إطارات من المديرية الجهوية للجمارك بورقلة وإطارات من مكتب المراجعة والمنازعات لمدرية الرقابة الجبائية بورقلة ومفتشية الضرائب بحاسي مسعود.
3- الأساتذة الباحثين من جامعة قاصدي مرباح ورقلة وجامعة الجزائر 3.
4- إطارات الدراسة والتحليل الممارسين والمشاركين في الرقابة المالية من بنك الخليج بورقلة وشركة شلومبرجي وشركة أم. أي. سواكو بحاسي مسعود.

بلغ عدد المستجيبين (20) فرداً، الذين قاموا بتزويدنا بالبيانات النوعية اللازمة التي اعتمدنا عليها في هذا الفصل من خلال القيام بالمقابلات مع المجموعات الأربعة التي تعد ممثلة لأهم الفاعلين في تأكيد هذه الدراسة الذين تم انتقاؤهم حسب الأقدمية في الجنوب الشرقي وإمكانية برمجة المقابلة معهم.

وتم تدعيم دراستنا بتحليل درس في دورة تدريبية من اليوتوب Youtube [1] من قناة Machine Learnia[2]

هذا الدورة متخصصة في تعلم الالة وتقنياتها المتقدمة تم اختيارها لنوعية محتواها من المادة العلمية المتميزة حيث تم مشاهدتها من قبل 62000 متابع وأعجب بمحتواه 1700 متابع بوسم "انا أحب هذا المحتوى".

تفاعل المشاركون مباشرة مع هذا الدرس بـ 531 تعليقا، كانت هذه التعليقات إيجابية تبين اهتمام المشاركين في الدورة التدريبية لتعلم التقنيات المتقدمة في تعلم الالة والتحكم في تمرير المدخلات باستعمال مكتبة Sklearn كل حسب مستواه في المتابعة، الكل معجب بالقيمة المضافة التي قدمها لهم المدرب، وكانت التعليقات تصب في اتجاه بيان أهمية وفاعلية هذه الأساليب المتقدمة.

يتحدث الفيديو الـ 25 من سلسلة برمجة بايثون للتعلم الآلة عن "Ensemble learning"، وهي تقنية تتضمن تدريب عدة نماذج للتعلم الآلة ومن ثم الاعتماد على توقعاتها المجتمعة، تتضمن ثلاث تقنيات رئيسية هي Bagging و Boosting و Stacking، والخوارزميات التي تستند إلى هذا الاسلوب مثل Random Forest وتعتبر من أفضل الخوارزميات تعلم الآلة من حيث الدقة في النتائج.

[1] -20/03/2023, https://youtu.be/7C_YpudYtw8?list=PLO_fdPEVlfKqMDNmCFzQISI2H_nJcEDJq
[2]- 20/03/2023, https://youtu.be/@machinelearnia

3. الأدوات المستعملة في تحليل المقابلات:

بعد تحديد أسئلة المقابلة التي تخدم اهداف دراسة أهمية وفعالية الأساليب الحديثة للمراجعة التحليلية لكشف الغش والاحتيال المالي ومراجعتها من قبل أساتذة مختصين قمنا باستهداف مجتمع الدراسة بالاتصالات وبمقابلات القبلية مع الاشخاص وطلب تراخيص من الإدارات بطلب مساعدة لتسهيل من جامعة ورقلة وعليه تم تحديد المواعيد وتمت المقابلات مباشرة أو بواسطة الهاتف استعمل فيها التسجيل الصوتي قمنا بإفراغ هذه التسجيلات في ملفات وورد في إطار منظم داخل جداول مرقمة حسب المستجيب ولأجوبة.

لتحليل هذه البيانات النوعية استعمالنا تطبيق [1] MAXQDA 2022 متخصص في هذا النوع من البيانات.

4. طريقة التحليل:

البحث النوعي هو منهج علمي للملاحظة من أجل الحصول على بيانات غير رقمية، ويشير هذا النوع من البحث إلى المعاني والمفاهيم والتعريفات والخصائص والاستعارات والرموز ووصف الأشياء، وليس إلى إحصائها أو قياسها ويجيب هذا البحث عن الكيفية والأسباب الممكنة لحدوث ظاهرة معينة، بدلًا من الإجابة عن عدد مرات حدوثها توظف مداخل البحث النوعي في العلوم الطبيعية والاجتماعية.

ان التحليل البيانات النوعي يعتمد على ترميز البيانات [2] Coding، فالترميز هو عملية وضع العلامات وتنظيم البيانات النوعية الخاصة بالظاهرة المستهدفة بالدراسة محل التحليل لتحديد الموضوعات المختلفة والعلاقات فيما بينها بما يخدم اهداف البحث.

ومن أنواع الترميز المستعمل حسب النظرية المُجذِرة (Grounded theory) نجد[3]:

1- الترميز الناشئ Emergent coding
2- الترميز المنظم Structured coding
3- الترميز الوصفي Descriptive coding
4- الترميز المفتوح Open coding
5- الترميز المشاعر Emotion coding
6- الترميز In Vivo Coding

ومن هذه الأساسيات، قمنا بوضع خريطة الترميز لأجوبة المقابلات التي نراها مناسبة لكشف المواضيع وبيان العلاقات فيما بينها، وهذه خريطة الترميز المستعملة في تحليل المقابلات:

[1] - https://www.maxqda.com.
[2] - Braun and clarke 2006.
[3] - The Coding manual for qualitative Researchers (Johnny Saldana).

الجدول رقم 14 : الترميز المستعملة في تحليل المقابلات

الطرح	ـ العلمي ـ الثقافي ـ الشخصي	أفعال المستجيب	– إجابي – محايد – سلبي	التطبيقات	– لغة البرمجة – تطبيقات تحليل البيانات – حزم تطبيقات التدقيق
الاهتمام	– المقابلة – الأساليب التقليدية – الأساليب الحديثة – المخاطر			المفاهيم	– قوية – متداخلة – مبهمة – غير موجودة
الأساليب الفعالة	– النسب المئوية – الإحصاء الكمي والوصفي – السلاسل الزمنية – الخوارزميات			الإطار العام	– استخدام التكنولوجيا – القانون والتنظيم الداخلي – بيئة العمل – التأهيل العلمي

المصدر: من إعداد الطالب

بعد استراد المقابلات المفرغة على الملفات الوورد داخل التطبيق MAXQDA 2022 وبعد عدة قراءات متأنية قصد التمعن وفهم السياق المستجيب في المقابلات قمنا بترميز البيانات النوعية حسب الخريطة المقترحة سابقا في الجدول رقم 14.

المطلب الثاني : عرض وتحليل نتائج المقابلات

بعد تغطية الجوانب النظرية للبحث بالتزامن مع الجوانب التطبيقية، وللحصول على إجابة لإشكالية البحث عن مدى أهمية وفعالية الأساليب الحديثة للمراجعة التحليلية في كشف الغش والاحتيال المالي، توجب إجراء مقابلات مع مجتمع الدراسة، بحيث كان نوع المقابلات هو المقابلة المفتوحة النصف مهيكلة، التي من خلالها طرحت مجموعة من التساؤلات منها أسئلة مغلقة التي تكفي الإجابة عنها إما بنعم أو لا ومجموعة تكميلية من التساؤلات المفتوحة التوضيحية التي أتيحت الحرية للمجيبين في الإجابة على الأسئلة المقدمة بكل الطرق مع اخذ بعين الاعتبار الإماهة والانطباع من خلال لغة الجسد التي تمكنا من ملاحظتها.

1. نموذج الأسئلة المطروحة:

المعلومات المستجيب: مكان والزمان

- المستوى العلمي والتخصص
- سنوات الخبرة

الأسالة المقابلة:

1. حسب رأيكم هل الأساليب المشتقة من الرياضيات مطبقة في الميدان؟ الى أي حد؟ كيف؟
2. ما هي الفوائد المتوقعة من استخدام أساليب التحليلية المتطورة في الميدان لتحسين عملية كشف الغش والاحتيال المالي؟
3. من خلال تجاربكم هل استعملتم برنامج تحليل IDC, IDEA أو أي برنامج تحليل أخر ؟ أو أي برنامج يستعمل قانون بنفورد؟
4. هل استعملتم برنامج CASEWARE؟ هل هو متوفر في الجزائر؟
5. هل تستعملون أساليب لتعلم الآلي منها بإشراف أو بدون إشراف؟، حسب رأيكم هل هي مطبقة في الميدان؟
6. في الفترة الأخيرة تم انتشار مجموعة من البرامج وارضيات الذكاء الاصطناعي التي تعزز خوارزميات التعلم الآلي والتعلم العميق، حسب خبرتكم هل تساعد في كشف الغش المالي؟ في حالة الإسترسال : حسب رأيك ماهي اهم الاتجاهات والبرامج؟
7. مجموعة أسئلة اختيارية:

+ ما رأيكم في استعمل لغة البرمجة بايثون في التحليل المالي ودراسة الأنماط؟ هل يمكن ان تذكروا لنا بعض المكتبات المساعدة في التحليل؟

+ هل استعملتم الخوارزميات التالية K-means Clustering, DBSCAN – Density-Based Spatial Clustering

, Local Outlier Factor algorithm (LOF) وكيف يمكن استخدامه في كشف الاحتيال المالي؟

+ أسلوب العزل Isolation forest algorith يستعمل من قبل أكبر البنوك في التحليلات كشف الغش والاحتيال المالي هل تعاملتم مع هذه الخوارزمية؟ وهل تعززون استعمالها؟

8. هل أنتم مهتمون باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في كشف الاحتيال المالي من خلال اكتشاف الأنماط الكمية والوصفية للبيانات المالية؟

2. نموذج الاجابات المقدمة:

بعد طرح الاسئلة على المستجيب (ق.م.) خبير مالي وأستاذ باحث بجامعة قاصدي مرباح، كانت الإجابات واضحة كالتالي:

الجدول رقم 15 : نموذج الاجابات المقدمة

ج 1	الجزائر تتبع مدرسة التشريع في تنظيم العمل المحاسبي وشبه المحاسبي والمراجعة منظمة من خلال النصوص القانونية للمهنية هذه النصوص لا تتكلم عن الاساليب الرياضية وبالتالي تلقي المسؤولية على عاتق المحاسب والمدقق في استعمال هذه الاساليب عكس التشريعات الاخرى مثال التشريع الفرنسي يسمح باستعمال بعض الاساليب الإحصائية في حدود معينة وبمقادير خطأ معلومة. ونحن في انتظار مشروع قانون ينص صراحة على بعض من الاساليب بمقادير خطا محددة الانحراف مثلا بيتا والفا يكون معروف.
ج 2	من التطور الذي بلغته الرياضيات التطبيقية لابد عليه ان يغزو شقي المحاسبة من المسك والتدقيق وان هذه الاساليب لا تزال على مستوى التنظير لم تصل الى مستوى النضج النظري بحيث تعمم في الاستعمال التطبيقي، القواعد المحاسبية تخضع الى القبول العام ولم تطبق عليها مفاهيم رياضية. الأساليب الرياضية هي اساليب مساعدة والافراط منها يسبب تكميمها. أما في الميدان الممارسة لا تتعدى في تطبيقها الاحصاء الوصفي.
ج 3	بين معرفه بهذا البرنامج المتخصصة في تحليل المعلومات البرامج التي نستعملها في التحليل هو excel.
ج 4	ليس لنا بها علم عندنا بعض البرامج التي تساعد في تسيير المكاتب، هناك بعض المحاولات لكن الثقة في البرمجيات المتواجدة في الانترنت ليس لها قيمة مضافة كبيرة، في الميدان ليست مستغلة الا بنسبة 10 % منها.

ج 5	ليس لنا دراية بهذه الأساليب المعتمدة على الإشراف وعدم الاشراف والمعتمدة على تعلم الالي معتمدة على الذكاء الاصطناعي لان طبيعة النشاط المؤسسات لا تتطلب كل هذا الكم من البرمجيات المتطورة.
ج 6	هذه الأساليب تساعد في تطور الأعمال لكنها نظرية، وهي من بين الدراسات الأساليب موضوع المحاسبة الإبداعية وتبقى استشهادية للاستئناس، الاشكال انه لا توجد حرية كبيرة للمدقق بسبب نصوص قانونية تحميه، مما تجعله يتحفظ فيلجأ الى المعاينة والفحص الشامل. يمكن تطبيقها في المجال المالي كالبنوك وشركات التأمين لان لها فسحة أكبر منه في المجال المحاسبي والتدقيق.
ج 7-1	لغة البرمجة المستعملة هي اللغات المستعملة في صنع البرمجيات
ج 7-2	ليس لنا دراية بهذه الخوارزميات
ج 7-3	ليس لنا دراية بهذه الخوارزمية
ج 8	الذكاء الاصطناعي غزى كل الميادين من الطبيعي جدا انه سوف يساهم في هذا الميدان.

3. التحليل الهرمي لنتائج المقابلات باستخدام MAXQDA

1.3.تحليل الآراء السلبية والإيجابية

الآراء	التكرارات	النسبة	الملاحظة
السلبية	113	%56.5	الآراء السلبية هي التي حملت جهل كلي بموضوع السؤال أو إجابات بعيدة جدا عن مفردات السؤال أو رد مباشر بعدم العلم أو التعامل مع الأداة المقصودة، الملاحظ أنها نسبة مرتفعة جدا في عينة قصدية أفرادها مختارين بعناية من ذوي المستوى الأكاديمي العالي أو المنصب الوظيفي النوعي، أكثر الآراء السلبية انصبت حول مواضيع التحليل الحديث مثل أساليب التحليل العصرية، الخوارزميات، البرمجة، الذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية..
الإيجابية	87	%43.5	نسبة الآراء الإيجابية منخفضة نسبيا مقارنة بنسبة الآراء السلبية، ودرات في مجملها حول مواضيع التحليل الكلاسيكي أو اقتراحات المستجوبين حول موضوع المراجعة والتدقيق، الآراء الإيجابية الأخرى عبارة عن توقعات أو طموحات شخصية أو انطباعات عن واقع المحاسبة في الجزائر.
المجموع	200	%100	مجمل التحليل سيقع على نسبة 44% من الآراء الإيجابية

2.3.تحليل الآراء باعتبار الأساليب

الآراء	التكرارات	النسبة	الملاحظة
الكلاسيكية	45	%51.72	أغلبية الآراء اتجهت إلى أساليب التحليل الكلاسيكية والتي صبت في وسائل التحليل البسيطة المعتمدة على الرياضيات أو الطرق الكمية مثل الانحدار الخطي أو بعض التطبيقات والبرامج مثل إكسل، SPSS، Eviews.
الحديثة	29	%33.33	نسبة الآراء المهتمة بأساليب المراجعة الحديثة أخذت ثلث العينة التي حملت آراء إيجابية وهي نسبة جيدة، الأساليب الحديثة مثلما تصورها المستجوبون ركزت على الذكاء الاصطناعي ولغات البرمجة التحليلية.
مفهموم متداخل	13	%14.94	نسبة لابأس بها من الآراء تداخلت لديها المفاهيم بين الأساليب الكلاسيكية والحديثة، فئة كبيرة من الإداريين يرون أن أكسس وبرامج صممت في التسعينيات أنها حديثة، بالإضافة إلى عدم التفريق بين لغات البرمجة التصميمية ولغات البرمجة التحليلية لدى فئة أخرى.

المجموع	87	%100	مجمل التحليل سيقع على نسبة 33% من الآراء التي أصابت في وجهة نظرها على وسائل التحليل الحديث المستخدمة في المراجعة.

3.3.تحليل الآراء باعتبار القدرات

الآراء	التكرارات	النسبة	الملاحظة
قدرات شخصية	6	%20.68	اتجهت بعض الآراء بنسبة 20% إلى كونها انطباعات شخصية أكثر منها إجابة موضوعية للأسئلة حيث ركزت على الاعتقاد بأهمية أدوات التحليل الحديثة في ميدان المراجعة المحاسبية لكنها مرتبطة أكثر بميولات الأفراد وطموحاتهم أو الاجتهادات الشخصية التي تصب في الجانب الأكاديمي أكثر منه عملي ميداني.
قدرات المحيط العام	11	%37.93	نسبة من الآراء بلغت حوالي 37% أرجعت تحدي استخدام وسائل التحليل الحديثة إلى المحيط العام كبيئة الأعمال أو القوانين المنظمة لميدان المراجعة أو ظروف البلد ككل أو لثقافة العمال والمسؤولين الذين لم يندمجوا بعد مع موضوع أدوات التحليل الحديثة.
قدرات وسيلة التحليل	12	%41.37	بنسبة قريبة من النصف (41%) اتجهت أغلبية الآراء فيما يخص قدرات وسائل التحليل الحديثة أن الميزة الأساسية تكمن في قوة أدوات التحليل وفي مقدمة هذه الأدوات حسب المستجوبين الذكاء الاصطناعي، CHATGPT، الشبكات العصبية، التعلم الآلي مع تجاهل تام لموضوع الخوارزميات والبرمجيات الحديثة أو المكتبات المشهورة في الميدان مثلما طرحت في أسئلة المقابلات.
المجموع	29	%100	-

من خلال الأسئلة التي طرحنها في المقابلات وجها لوجه أو عبر الهاتف مع عناصر مجتمع الدراسة المستهدف، (ونظرا للإجابات المقدمة) نستنتج النتائج التالية:

من خلال المقابلة التي تمت مع المستجوبين، نستخلص ان هناك ثلاثة اراء او مداخلات مهمة اهمها التي ادلى بها (ق. م.) خبير مالي وأستاذ باحث بجامعة قاصدي مرباح، والتي مفادها انه لا يمكن تطبيق الاساليب الحديثة وذلك راجع لان القانون المطبق في التشريع الجزائري يحمل مسؤولية الأخطاء على عاتق المحللين اما بالنسبة للدول فرنكو جرمانية فإنها تضع مقدارا معينا لنسبة الاخطاء المقبولة والمتفق عليها كفرنسا مثلا، اما بالنسبة لمداخلة (ب. ع.) أستاذ باحث بجامعة قاصدي مرباح، التي ركز فيها على بيئة

الاعمال الجزائرية، اذ ان الشركات سواء كانت عمومية او خاصة فإنها لا تلزم المحللين بتطبيق الاساليب الحديثة وذلك راجع لعدم تطور البورصة في الجزائر كما ان طبيعة الشركات تتميز بالبساطة مما نتج عنها عدم اهتمام ذوي المصلحة لتفعيل هذه الأساليب، وفي مداخلة (ل. ن.) خبير مالي وأستاذ متعاقد بجامعة قاصدي مرباح، ركز على المطالبة من السلطات المعنية باستحداث قانون يحمي المحلل في حالة الابلاغ عن الشبهة والفساد وعدم الرجوع على المحلل بالمتابعة الجزائية، اما بقية المداخلات فإنها تصب في نطاق واحد والمتمثل في تطبيق الاساليب الرياضية البسيطة والكلاسيكية ولا تتعدى السلاسل الزمنية اما عن لغة البرمجة فان للجميع تداخل في المفاهيم بين لغة البرمجة المستعملة للتحليل ولغة البرمجة المستعملة لإنتاج التطبيقات.

فيما يخص تطبيق تحليل البيانات فالكل يجهله التطبيقات المساعدة في التحليل والتدقيق المذكورة في السؤال الثالث والرابع والتي لها علاقة مباشرة بتطبيق قانون بنفورد، الملحوظ ان مجموعة إطارات المديرية الجهوية للجمارك قدموا طرحا مختلفا وهو عدم الثقة في البرامج المنتشرة عبر الأنترانت كونها برامج مشبوهة قد تمثل خطر من نوع ما، وتطبيقهم لبرنامج يضمن تكامل الكلي Full Intégration بين المتعاملين في بئتهم الداخلية و التي تم تطويرها منذ سنة 1994 وهي تصل جيلها السابع، اما عن الخوارزميات المساعدة في التحليل البيانات المالية فكل المستجوبين لا علم لهم بها، وجميع الادارات متفقة على التنظيم المحكم الذي تفرضه عليهم الادارة العليا والتعليمات القيادية، من الناحية الفكرية يملك المستجوب فكرة انشاء برنامج خبير وبرنامج ذكي في ميدانه المحاسبي، اما الذكاء الاصطناعي فكل الأساتذة والمتخصصين أبدوا اهتماما بالشبكات العصبية والذكاء الاصطناعي وقدرته على احداث طفرة مستقبلا غير ان هذه الأساليب و حسب رأيهم لا يمكنها ان تتعدى الذكاء البشري لان هذا الاخير هو من استحداثها.

نجد من خلال الدراسة نوعية أن معظم المشاركين في المقابلات يعتمدون على الأساليب التقليدية الغالبة في تحليل البيانات المالية، ويقف معظم المشاركين أمام تداخل واضح في مفهوم لغات البرمجة المستعملة في إنشاء التطبيقات واستعمالها في تحليل البيانات المالية وعدم الدراية بوجود المكتبات المساعدة في هذا التحليل.

ويرى المشاركون بشكل حيادي أن الأساليب الحديثة ما هي إلا أفاق متوقعة لتفاعل ميدان تحليل البيانات المالية مع التكنولوجيا المعلومات وأساليب الرياضيات، الشيء الذي هو على عكس ذلك حيث ان هذه الأساليب الحديثة هي موثقة في دراسات بحثية وهي مطبقة في أطوار متقدمة جداً، حيث ان دقة النتائج تقلل من مخاطر الأخطاء وتساهم في رفع المسؤولية عن الممارسين.

نستنتج أيضا، أن بيئة الاعمال الحالية والتشريع المعمول به يكبح استعمال الأساليب المتقدمة، كما ان نقص التحفيز عند المعنيين بتطبيق هذه الأساليب الحديثة يضاعف هذا الكبح.

المطلب الثالث: تحليل الدورة التدريبية

من خلال تحليل تصرف المشاهدين المشاركين في الدورة التدريبية ومن خلال إعادة مشاهدة الدرس بكثرة تم ملاحظة التركيز الذروة في الدقائق التالية:

05:26 المتعلق محتوها بتقنية Bagging.

06:28 المتعلق محتوها بتقنية Boosting.

08:30 المتعلق محتوها بتقنية Stacking.

هذه الإعادة في المشاهدة تدل على اهتمام المشاركين بالمحتوى العلمي لدروس الدورة التكونية المصور. وحتى الدقيقة 22:07 المتعلق محتواها بشرح مكتبة Sklearn وأهم مكونتها التي تستعمل في تعلم الالة، ومن تصرف الجمهور المشارك في الدورة التكونية وعند تحليل تعليقاتهم تبين ان التفاعل بين المدرب والمشاركين ولد معرفة جديدة ووعي ذاتي لديهم بأهمية الموضوع، وبعد الاطلاع على المحتوى العلمي للدروس يمكن القول ان هذا الأسلوب مهم وفعال من حيث دقة النتائج وجودتها وهو طرح ناذر التداول في الأوساط البحثية لحداثته.

خلاصة الفصل الثاني:

بعد التمكن من تطبيق لثلاث أحدث أساليب المراجعة التحليلية والوصول الى توليف النتائج بينها بالتجميع الذي قدم نتائج أكثر دقة وبأقل قدر من الأخطاء، حاولنا من خلال الدراسة الميدانية التحري عن أهمية وفعالية الأساليب الحديثة للمراجعة التحليلية لكشف الغش والاحتيال المالي وواقع عدم استعمالها بالاعتماد على التحليل النوعي للمقابلات وفهم مواضيعها وعلاقتها والنسق الذي وردت فيه، حيث تتميز هذه الطريقة بتقبل التنوع في وجهات النظر وسمحت لنا بمسايرة الظاهرة المدروسة والوصول الى مستوى من الوعي.

تبين لنا أيضا، مجموعة من المعيقات التي لم ندركها الا بعد تحليل آراء الخبراء و الممارسين في الميدان، حيث استنتجنا أن هناك معوقات ترجع الى بيئة الاعمال في طبيعتها وحجمها حيث انها لا تملك العناصر التي تدفعها الى فرض هذه الأساليب الحديثة، من أهمها طبيعة الشركات، فهي شركات عائلية تسعى الى تضخيم الثروة و حجمها لا يتطلب استعمال هذه الأساليب الحديثة، اما باقي الشركات فهي عمومية وقد لا يسعى بعضها الى تحقيق الربح، وعليه فوجود البورصة بالشكل القوي والمفتوح الذي يتكون من راس مال خاص ذو اغلبية، سيدفع بذوي المصلحة للمطالبة بهذا النوع من الأساليب الحديثة للمراجعة التحليلية، والذي سينتج عنه استحداث للقوانين المدعمة الاساليب الحديثة بمقدار من الخطاء المعلوم.

اما العنصر البشري الذي يدخل في ممارسة هذه الأساليب عليه ان ينفتح على استعمال لغة البرمجة Python فبواسطة مكتبتها المتخصصة في خوارزميات تعلم الالة والشبكات العصبية Sklearn التي تملك امكانية واسعة تساعد الباحثين والممارسين من دخول تكنولوجية تحليل البيانات المالية لأنه حسب ما إستخلصناه من هذه الدراسة ومن تطبيقاتها ان هناك مبادئ ومفاهيم لتحليل عميق لا يمكن الوصول اليها الا بالممارسة والتدريب.

الخاتمة:

يمكن استخدام الأساليب الحديثة للمراجعة التحليلية في تحليل البيانات للكشف عن الأنماط المشبوهة التي يمكن ان تكون خطأً أو معاملات احتيالية، ويتطلب ذلك تحديث النماذج بشكل مستمر لمواكبة تطور أساليب الاحتيال.

تعالج الأساليب الحديثة للمراجعة التحليلية كالتعلم العميق وقانون بنفورد العديد من المشاكل التي يواجهها الباحثين والممارسين، مثل تقليل مخاطر الخطأ في الرأي أو الفشل في كشف الأخطاء، وذلك بفحص المجتمع الإحصائي بكامله بدلاً من المعاينة، كما يساعد في زيادة الكفاءة التأكيد بوقت وجهد أقل، مما يتيح للمحلل قضاء المزيد من الوقت في التواصل مع العملاء وفهم احتياجاتهم.

تستخدم الأساليب الحديثة للمراجعة التحليلية، تحليل البيانات الضخمة والتعلم العميق والتصنيف الآلي والتنبؤ، للتعرف على الأنماط والتحليل الإحصائي للمجتمع بأكمله بشكل أسرع وأكثر دقة، مما يسهل ويسرع عملية التحليل ويضمن التمثيل الصحيح للمجتمع الإحصائي بأكمله، ويعتبر ذلك تقدماً كبيراً في مجال تحليل البينات المالية ويساهم في زيادة الثقة في النتائج والقرارات المتخذة.

إستنتجنا من الدراستين التطبيقية والميدانية، أن الشبكات العصبية الاصطناعية قادرة على فك التعقيد والغموض في أنماط الكمية والوصفي للعمليات المالية للكشف عن الغش والاحتيال، كما أن تطبيق قانون بنفورد على البيانات المالية يوفر لنا أداة إحصائية لوغاريتمية قادرة على الكشف عن احتمالات الغش والاحتيال والتلاعب بالأرقام في المعاملات المالي، أما استغلال خوارزميات مكتبات لغات البرمجة تعزيز استعمال الأساليب الحديثة للمراجعة التحليلية وتزيد في دقة النتائج وتقلل من الأخطاء المحتملة.

من خلال الدراسة التطبيقية تم إثبات قبول الفرضيتين الأولى والثانية، اللتان تشيران إلى أن الشبكات العصبية الاصطناعية جد مهمة وفعالة في كشف الغش والاحتيال المالي، وأن قانون بنفورد، يشكل أداة كشف قوية عن احتمالات الغش والاحتيال المالي ؛ حيث أظهرت النتائج جودة ودقة عالية في كشف الغش والاحتيال المالي، مما يعني فاعلية استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية وقانون بنفورد والتوليف بين هذه الأساليب الحديثة للمراجعة التحليلية.

تم التأكيد على قبول الفرضية الثالثة، والتي مفادها أن استغلال مكتبات لغات البرمجة يساعد في توفير بيئة مناسبة لتعزيز استعمال الأساليب الحديثة للمراجعة التحليلية في كشف الغش والاحتيال المالي، وتم تحقيقها من خلال الدراسة الميدانية، فقد أظهر التحليل النوعي للمقابلات وتحليل الدورة التكوينية في تعلم الآلة أن استغلال مكتبات لغات البرمجة يوفر البيئة المناسبة لتعزيز استخدام الأساليب الحديثة للمراجعة التحليلية

الخاتمة :

في كشف الغش والاحتيال المالي، ويساعد ذلك في تحسين كفاءة عملية الكشف عن الغش والاحتيال المالي وتوفير بيئة ملائمة لتطوير الأساليب الحديثة.

باختصار، توصلت الدراسة التطبيقية الميدانية إلى تحقيق الفرضيات الثلاثة المذكورة، حيث أثبتت أن الشبكات العصبية الاصطناعية وقانون بنفورد واستغلال مكتبات لغات البرمجة فعالة وذات أهمية وتساهم جميعها في تعزيز القدرة على كشف الغش والاحتيال المالي.

بما أن الشركات المنتجة للتكنولوجيا أصبحت مصدراً من مصادر المعرفة التطبيقية التي أصلها من الدراسات النظرية، وصارت هي مسؤولة عن تطوير الأساليب الحديثة، هذه الشركات ومنافسيها تملك كم هائل من الثراء المعرفي لابد من التطلع الى خباياه وأسراره، لكي لا نبقى بعيدا عن هذه المعرفة في ضوء الاحداث المتسارعة لتطور الذكاء الاصطناعي، ولابد لنا من مجهودات متوالفة للوصول الى سد هذه الفجوة العلمية بوعي ذاتي من الباحثين والمهنين، حيث لا يكفي الحصول على شهادة جامعية فحسب بل علينا ان ننهج الطريقة الانجلوسكسونية بتدعيم المعارف النظرية بمهارات تطبيقية معترف بها من طرف الشركات المنتجة لهذه التكنولوجيا التطبيقية وعليه نوصي بـ:

- ضرورة التعلم والتمكن من استعمال خوارزميات تحليل البيانات وتعلم الالة.
- استكشاف المكتبات المتخصصة في تحليل البيانات وتعلم الالة.
- استكشاف المكتبات المتخصصة في الشبكات العصبية.
- محاولة تطبيق هذه المعارف في العمل الميداني بالقدر الممكن.
- متابعة بكل وعي الاحداث المتسارعة لتطور الذكاء الاصطناعي في مجال تحليل البيانات.

ألهمتنا الدراسة التي بين أيدينا بمجموعة من الافاق البحثية الممكنة التي لم يسعنا الوقت لتطرق إليها:

1- دراسة قانون بنفورد باستعمال التحليل الأرقام الثلاثة الأولى، لدراسة الاعداد غير العادية والتي هي طريقة أكثر دقة، تبين شبهة الاعداد المحتمل ان تكون خطأً، غشا أو احتيالا.
2- دراسة الأنماط في البيانات المالية من خلال تحليل الفضاء الكامن لشبكة العصبية الاصطناعية باستعمال الترميز التلقائي وهو من أحدث الدراسات في هذا المجال.
3- تبين لنا في اخر الدراسة نوع جديد من الخوارزميات لم نجد له ذكراً في الدراسات السابقة وهو التعلم بالتجميع، ويبدوا ان النتائج المستخلصة باستعمال هذا الأسلوب أكثر دقة وفعالية.
4- بعد تطبيق أساسيات النظرية المُجذِرة بواسطة MAXQDA، هناك طرق متطورة في التحليل البيانات النوعية بتركيب خريطة تحليلية Maxmaps بين المستندات، الترميزات والمواضيع، التركيب يمكن من استنتاج تحليلات نوعية أعمق.

المراجع:

قائمة الكتب العربية:

1 –خميس محمد، (2013)، النظرية والبحث التربوي في تكنولوجيا التعليم، ط1 ، القاهرة، دار السحاب للنشر والتوزيع

2– على عبد القادر الذنيبات، (2012)، تدقيق الحسابات في ضوء المعايير الدولية نظرية وتطبيق، عمان، دار وائل للنشر.

3– الاتحاد الدولي للمحاسبين، (2008)، إصدارات المعايير الدولية لممارسة أعمال التدقيق والتأكيد وأخلاقيات المهنة المجمع العربي للمحاسبين القانونيين.

4– السيد أحمد لطفي أمين، (2007)، التطورات الحديثة في المراجعة الدار الجامعية، الإسكندرية.

5– لطفي السيد، (2005)، التحليلي المالي لأغراض مراجعة وتقييم الأداء والاستثمار في البورصة الدار الجامعية.

6– لطفي أمين السيد أحمد (2005)، مسؤوليات وإجراءات المراجع في التقرير عن الغش والممارسات المحاسبية الخاطئة، الدار الجامعية، الإسكندرية.

7– حماد طارق عبد العال (2004) ، موسوعة معايير المراجعة الجزء الأول: مسؤوليات المراجعة، تخطيط المراجعة، الدار الجامعية، الإسكندرية.

8– ملادوزان ترجمة علاء طعيمه،(2002)، لتعلم العميق من الأساسيات حتى بناء شبكة عصبية عميقة بلغة البايثون.

9– غالى جورج دانيال (2002)، طرق ومشاكل المحاسبة عن اندماج الشركات، الدار الجامعية، الإسكندرية.

10– محمد عبد الرحمن إسماعيل، (2001)، تحليل الإحدار الخطي، مركز البحوث، الإدارة العامة للطباعة والبحث والنشر بمعهد الإدارة العامة، الرياض.

11– الشمري جاسم بن محمد، (2000)، القياس المحاسبي لآثار الأنشطة خارج الميزانية ومشاكل الإفصاح عنها: دراسة تطبيقية على المصارف، رسالة دكتوراه، كلية التجارة بينها، جامعة الزقازيق.

12 –أحمد حلمي جمعة، (1999)، التدقيق الحديث للحسابات، دار صفاء للطباعة والنشر والتوزيع، عمان.

قائمة المقالات:

1 – ناصر فراج مصطفى (2019)، استخدام قانون بنفورد في الكشف عن ممارسات الغش والاحتيال وإدارة الأرباح، مجلة المحاسبة والمراجعة العدد الثاني.

2 – نجيب الجندي (2015)، هج متكامل لأداء المراجعة التحليلية الإدارة العامة، (العدد 45، جويلية).

3 – أحمد عبد الرحمن المخادمة، (2013)، حاكم الرشيد، أهمية تطبيق إجراءات التحليلية في رفع كفاءة أداء عملية التدقيق دراسة ميدانية المجلة الأردنية في إدارة الأعمال، المجلد 3 العدد 4.

4 – سالم مدحت عبد الرشيد (1998)، العلاقة بين الغش التحريف في القوائم المالية محل الفحص مع تشكيل مجالس إدارة الشركات المساهمة ومدى اعتمادها على وجود لجان للمراجعة. مجلة الدراسات والبحوث التجارية، كلية التجارة، جامعة الزقازيق.

5 – عاطف محمد (1998)، مقومات العرض المحايد للقوائم المالية وأثرها على واجبات مراقب الحسابات المجلة العلمية للاقتصاد والتجارة، كلية التجارة، جامعة عين شمس.

6 – تركي راجي الحمود، (1988)، عدنان هشام السامرائي، دراسة مدى التزام مراقبي الحسابات في الجمهورية الليبية بتطبيق إجراءات التحليلية دراسة ميدانية التعاون الصناعي في الخليج العربي، العدد 73، 19 جويلية.

قائمة الكتب الأجنبية:

1 –Mark J. Nigrini (John Wiley & Sons, 2022) Forensic Analytics Methods and Techniques for Forensic Accounting Investigation.

2 –Wilson, V. (2014). Research methods: triangulation. Evidence Based Library and Information Practice.

3 –The Coding manual for qualitative Researchers (Johnny Saldana).

4 -Mark J. Nigrini (John Wiley & Sons, 2012) Benford's Law: Applications for forensic accounting, auditing, and fraud detection.

5 -Hossein, Khairil Anuar, & Rahmandoust, 2011, Artificial Neural Networks Applications in Management.

6 -Olsen, W. (2004). Triangulation in social research: qualitative and quantitative methods can really be mixed, Developments in sociology.

7 -Mulford C., and Comiskey, E.g. (2002), The Financial Numbers Game : Detecting Creative Accounting practices, John Wiley & Sons, New York.

8 -Schilit, H. (2002) p. 26, Financial Shenanigans: How to Detect Accounting Gimmicks & Fraud in Financial Reports, McGraw Hill, New York.

9 -Jameson M. (1998), practical Guide to Creative Accounting, Wiley & Sons, London.

10- Yifei Lu, Deep neural networks and fraud detection, 2017.

قائمة المقالات الاجنبية:

1 -NRIA, Nancy, Apprentissage du mouvement humain à l'aide de capteurs portés: vers l'automatisation de l'évaluation ergonomique, July 2020.

2 -Schreyer M., Sattarov T., Borth D., Dengel A., and Reimer B.B(2018) Detection of Anomalies in LargeScale Accounting Data using Deep Autoencoder Networks.

4 -Studying the “Wisdom of Crowds” at Scale, Camelia Simoiu, Chiraag Sumanth & Alok Mysore & Sharad Goel, Stanford University, University of California San Diego 2017.

5 -Isolation Forest algorithm (Liu et al. 2008).

6 -D. R. Musicant, J. M. Christensen, and J. F. Olson, Supervised learning by training on aggregate outputs in Data Mining, 2007.

7 -Néjib SFAYHI, (2007) ،International Federal Accounting: (IFAC). Guide Pour L'utilisation des Normes Internationales d'Audit dans l'Audit des Petites et Moyennes Entreprises, traduction en français du « Guide to Using Internatinal Standards on Auditing in the Audit of Small- and Medium sized Entities ».

8 -Holtzman, M.P., Ventuti, E., & Fonfeder, R. (2003). Enron and Raptors, The CPA Journal, November.

9 -Alvin A Arens, and All, Op.Cit. p 209, International Federal Accounting (IFAC). ISA 520 Analytical Procedure, 2002.

10 -Breunig, M. M.; Kriegel, H.P.; Ng, R. T.; Sander, J. (2000). LOF: Identifying Densitybased Local Outliers, International Conference on Management of Data.

11 -Coakley James R. and Brown Carol E. (2000) ،Artificial Neural Networks in Accounting and Finance: Modeling Issues, International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management, 9,

12 -AU Section 329 Source: SAS No. 56; SAS No. 96. Analytical Procedures Effective for audits of financial statements for periods beginning on or after January 1, 1989, P334.

13 -Jick, T. D. (1979). Mixing qualitative and quantitative methods: Triangulation in action. Administrative science quarterly, 24(4), 602611.

14 - Journal of Informetrics Volume 15, Issue 3, August 2021, Use of Benford's law on academic publishing networks.

مواقع الأنترانت* :

1. https://youtu.be/7C_YpudYtw8?list=PLO_fdPEVlfKqMDNmCFzQISI2H_nJcEDJq

2. https://france.devoteam.com/paroles-dexperts/algorithme-n3-comprendre-lisolation-forest-en-5-min

3. http://www.kaggle.com/datasets

4. https://www.youtube.com/@MachineLearnia

5. https://www.maxqda.com

6. http://ResearchRabbit.ai

*- تمت زيارة مواقع الانترنت في الفترة الممتدة ما بين 20 مارس 2023 وبين 15 ماي 2023.

الفهرس :

الإهداء II
الشكر III
الملخص IV
قائمة المحتويات V
قائمة الجداول VI
قائمة الأشكال البيانية VII
قائمة الملاحق VIII
قائمة الإختصارات والرموز IX
المقدمة ..... أ
الفصل الأول: الإطار المفاهيمي للغش والاحتيال المحاسبي وكشفهما 1
تمهيد 2
المبحث الأول: الغش والاحتيال المحاسبي 3
المطلب الأول: ماهية الغش والاحتيال المحاسبي 3
1 - مفهوم الغش والاحتيال المحاسبي 3
2 - أهداف الغش والاحتيال المحاسبي 3
3 - أساليب الغش والاحتيال المحاسبي 5
1.3- الغش والاحتيال في قائمة الدخل 6
2.3- التقرير الخاطئ عن الأصول والالتزامات 6
3.3- الغش والاحتيال في قائمة التدفقات النقدية 6
4.3- الغش والاحتيال في المصروفات 7
5.3- الغش والاحتيال في الإيرادات 7
6.3- الغش والاحتيال عن طريق المعاملات غير النقدية والمعاملات بشروط خاصة 8
7.3- الغش والاحتيال عن طريق عمليات الاندماج 8
8.3- الغش والاحتيال في الإفصاح 9
9.3- الغش والاحتيال عن طريق الالتزامات العرضية 10
المطلب الثاني: لعبة الأرقام المالية 11
1 - لعبة الأرقام المالية 11
2 - الأشكال المختلفة للعبة الأرقام المالية 11
3 -كيفية أداء لعبة الأرقام المالية 12
1.3- التحكم في توقيت تنفيذ العمليات. 12
2.3- العمليات المفتعلة والوهمية 12

3.3- التغيير في التقديرات المحاسبية.....13
4.3- التغيير في المبادئ المحاسبية.....13
المطلب الثالث: مثلث الغش والاحتيال 13
1 - مثلث الغش والاحتيال وطرق الحد منه 13
أ. الفرصة Opportunity 13
ب. الضغوط Pressures 14
ج. التبرير Attitude 14
المبحث الثاني: المراجعة التحليلية.....15
المطلب الأول: الدراسات السابقة 15
1- دراسات (Nigrini 1994 -2022).....15
2- دراسة (Busta & Weinberg 1998).....15
3- دراسة (لخضر لعروس، يحي سعيدي 2013) 16
4- دراسات (كردودي سهام 2015، 2016، 2021) 16
5- دراسة (حسنين راغب طلب الشمري، وآخرون2017).....18
6- دراسة (أسامه أحمد محمد أبو الخير 2019).....18
7- دراسة (ناصر فراج مصطفى 2019) 18
8- دراسة (Schreyer M.،Sattarov T. ،Borth D. ،Dengel A. ،Reimer B. 2018).....19
9- دراسة (Schreyer M.،Sattarov T. ،Schulze C 2019) 20
10- التعليق على الدراسات السابقة 21
المطلب الثاني: ماهية المراجعة التحليلة 22
1- مفهوم إجراءات المراجعة التحليلية 22
2- أهداف المراجعة التحليلية 22
3- أهمية المراجعة التحليلية.....24
4- أنواع إجراءات المراجعة التحليلية.....25
5- خطوات استخدام المراجعة التحليلية 25
1.5 - الخطوة الأولى: الحصول على المعلومات.....25
2.5 - الخطوة الثانية: تكوين التوقعات. 25
3.5 - الخطوة الثالثة: تحديد الانحرافات غير العادية. 26
4.5 الخطوة الرابعة: تقصي أسباب الانحرافات غير العادية (أسباب الفروق).....26
5.5 - الخطوة الخامسة: تقييم وتوثيق المراجعة التحليلية.....27
المطلب الثالث: أساليب المراجعة التحليلية 27

الفهرس :

1 - أساليب المراجعة التحليلية.....27
1.1 - إجراءات المراجعة التحليلية الوصفية غير الكمية.....28
2.1 - إجراءات المراجعة التحليلية الكمية البسيطة.....28
3.1 - إجراءات المراجعة التحليلية الكمية المتطورة.....29
1.3.1 تحليل الانحدار.....29
2.3.1 تحليل السلاسل الزمنية.....31
3.3.1 نموذج التخطيط المالي.....31
4.3.1 نموذج التدفق النقدي.....31
المطلب الرابع: قانون بنفورد & التعلم العميق.....31
1- قانون بنفورد.....31
أ. محددات استخدام قانون بنفورد.....33
ب. آليات تطبيق قانون بنفورد.....34
ت. البعد المكاني والزماني لأسلوب قانون بنفورد.....36
2- الشبكات العصبية الاصطناعية والتعلم العميق.....37
أ. تعريف الشبكات العصبية الاصطناعية.....37
ب. المدخلات (Inputs).....38
ت. المخرجات (Outpus).....38
ث. المستوى الخفي (Hidden Level).....38
ج. الأوزان (Weights).....38
ح. الدالة التجميعية (Summation Function).....39
خ. دالة التحويل (Transformation Function).....39
د. خوارزميات التعلم في الشبكات العصبية الاصطناعية.....40
1.2 أساليب التعلم الالي بإشراف.....40
2.2 أساليب التعلم الالي بدون إشراف.....40
أ. K-means Clustering.....40
ب. DBSCAN - Density-Based Spatial Clustering.....41
ت. (LOF) Local Outlier Factor algorithm.....41
ث. Isolation forest algorithm.....41
ج. Autoencoder neural network.....42
3.2 أساليب التعلم الالي المعزز.....44
خلاصة الفصل الأول.....46

الفهرس :

الفصل الثاني: الدراسة التطبيقية والميدانية 46

تمهيد 47

المبحث الاول: الدراسة التطبيقية 48

المطلب الأول: تحليل بواسطة قانون بنفورد 49

المطلب الثاني: التحليل بواسطة خوارزمية العزل 53

المطلب الثالث: التحليل بواسطة خوارزمية شبكات الترميز التلقائي العميق 55

1- تهيئة الشبكة العصبية الترميز التلقائي 56

2- تدريب الشبكة العصبية للترميز التلقائي 56

3- تقييم الشبكة العصبية للترميز التلقائي العميق 57

4- مناقشة النتائج 60

المبحث الثاني: الدراسة الميدانية 61

المطلب الأول: الإطار المنهجي للدراسة الميدانية 61

1- أدوات جمع البيانات 61

2- تحديد مجتمع الدراسة 62

3- الأدوات المستعملة في تحليل المقابلات 63

4- طريقة التحليل 63

المطلب الثاني : عرض وتحليل نتائج المقابلات 64

1- نموذج الأسئلة المطروحة 65

2- نموذج الاجابات المقدمة 66

3- التحليل الهرمي لنتائج المقابلات باستخدام MAXQDA 68

1.3.تحليل الآراء السلبية والإيجابية 68

2.3.تحليل الآراء باعتبار الأساليب 68

3.3.تحليل الآراء باعتبار القدرات 69

المطلب الثالث: تحليل الدورة التدريبية 71

خلاصة الفصل الثاني 72

الخاتمة 73

المراجع 75

الفهرس 79

الملاحق 83

ملحق برنامج بايثون لخوارزمية العزل.

```
#--------- Importing Libraries & Data
import pandas as pd
import seaborn as sns
from sklearn.ensemble import IsolationForest
df = pd.read_csv('fraud_dataset_vciii_2018bis_Final.csv')
df.info()
df.head()

#--------- Isolation Forst Algorithm
 anomaly_inputs = ['DMTR','TIME']
 model_IF = IsolationForest (contamination=0.01, random_state=42)
 model_IF.fit(df[anomaly_inputs])
 df ['anomaly_scores'] = model_IF.decision_function (df [anomaly_inputs])
 df ['anomaly'] = model_IF.predict(df [anomaly_inputs])
 df.loc[:, ['DMTR', 'TIME','anomaly_scores', 'anomaly'] ]

#--------- Function
def outlier_plot(data, outlier_method_name, x_var, y_var, xaxis_limits=[0,1], yaxis_limits=[0,1]):
    print(f'Outlier Method: {outlier_method_name}')
    method = f'{outlier_method_name}_anomaly'
    print (f"Number of anomalous values {len (data [data['anomaly'] ==-1])}")
    print (f"Number of non anomalous values {len (data [data ['anomaly'] == 1])}")
    print(f'Total Number of Values: {len(data)}')
    g= sns.FacetGrid (data, col='anomaly', height=4, hue='anomaly', hue_order=[1,-1])
    g.map(sns.scatterplot, x_var, y_var)
    g.fig.suptitle(f'Outlier Method:{outlier_method_name}', y=1.10, fontweight ='bold')
    g.set(xlim=xaxis_limits, ylim=yaxis_limits)
    axes= g.axes.flatten()
    axes[0].set_title(f"Outliers\n{len (data [data['anomaly'] ==-1])} points")
    axes[1].set_title(f"Inliers \n {len(data [data['anomaly'] == 1])} points")
    return g
#--------- print
#outlier_plot(df, "Isolation Forest", "TIME","DMBTR",  [0, 0.8], [3,1.5])
outlier_plot(df, "Isolation Forest", "TIME","DMTR",  [0, 99999], [0,99999999])

df.head()

#--------- Building an Isolation Forest Model Using Multiple Features
anomaly_inputs = ['DMTR','ELNR','WRTR','TIME','WERS','UKRS','KTOSL','PRTR','SHL','HKONT']
model_IF= IsolationForest (contamination= 0.01, random_state=42)
model_IF.fit(df [anomaly_inputs])
df ['anomaly scores'] = model_IF.decision_function (df [anomaly_inputs])
df ['anomaly'] = model_IF.predict(df [anomaly_inputs])
outlier_plot(df, 'Isolation Forest', "TIME","DMBTR", [0, 99999], [0,99999999]);

palette = ['#ff7f0e', '#1f77b4']
sns.pairplot(df, vars=anomaly_inputs, hue='anomaly', palette=palette)
```